



UNIVERZITET U BEOGRADU  
FAKULTET ORGANIZACIONIH NAUKA

mr Nebojša N. Nikolić

**KVANTIFIKOVANJE VEROVATNOĆE  
DIFOLTA PREDUZEĆA U SRBIJI I  
RAZVOJ INTERNOG KREDITNOG  
REJTINGA ZA POTREBE BANKE**

Doktorska disertacija

Beograd, 2014

UNIVERSITY OF BELGRADE  
FACULTY OF ORGANIZATIONAL SCIENCES

M.Sc. Nebojša N. Nikolić

**PROBABILITY OF DEFAULT  
ESTIMATION FOR CORPORATE  
SEGMENT IN SERBIA AND  
DEVELOPMENT OF INTERNAL CREDIT  
RATING FOR THE BANK'S NEEDS**

Doctoral Dissertation

Belgrade, 2014

## REZIME

Predmet istraživanja ove doktorske disertacije je razvoj novog metodološkog okvira, kao i praktična implementacija internog kreditnog rejtinga modela za segment velikih i srednjih preduzeća u Srbiji. Osnovni cilj jeste kvantifikacija kreditnog rizika preduzeća u Srbiji, koja je omogućena korišćenjem novo-razvijenog modela kreditnog skoringa, kao i procena boniteta preduzeća, na osnovu uspostavljenog internog kreditnog rejting modela.

Podaci na kojima se bazira istraživanje, predstavljaju sedmogodišnje podatke iz finansijskih izveštaja, odnosno bilansa stanja i bilansa uspeha preduzeća u Srbiji za periode posmatranja od 2006. do 2012. godine. Korišćenjem ovih podataka omogućava se kvantifikacija verovatnoće difolta preduzeća u Srbiji, uzimajući u obzir specifičnosti ovog tržišta i poslovnog ambijenta.

Na bazi uspostavljene originalne metodologije, od strane autora, u ovoj doktorskoj disertaciji pokrivena su tri velike oblasti. Kao prvo, urađena je analiza velikog broja finansijskih racija, kao i pronalaženje najprediktivnijeg finansijskog racija u Republici Srbiji, na osnovu raspoloživih višegodišnjih podataka. Primenjena je i odgovarajuća transformacija finansijskih racija i korišćenje u svrhu razvoja modela kreditnog skoringa. Kao glavni rezultat istraživanja razvijen je i predložen novi model kreditnog skoringa koji kvantifikuje verovatnoću difolta preduzeća. Ovaj novi model pokazuje veću prediktivnu moć od modela koji su razvijani i korišćeni za inostrana tržišta poput Altmanovog Z-skor modela. Kao konačni rezultat, predstavljen je i uspostavljen interni kreditni rejting model, primenom originalnog pristupa kojim se uobličavaju i koriste rezultati prethodno razvijenog modela kreditnog skoringa. Konačni modeli kao i njihovi rezultati su prošli proces validacije predložen od strane relevantne akademske literature i novih Bazelskih standarda. Izračunati su ponderi kreditnog rizika na osnovu principa Bazela II i III i kroz retrospektivu je pokazano je da su svi rezultati proistekli iz istraživanja dokazali polazne hipoteze ove doktorske disertacije.

**Ključne reči:** Kreditni skoring; Interni kreditni rejting; Finansijski racio; Kreditni rizik; Algoritam; Migracione matrice; Bazel II i III.

**Naučna oblast:** Finansijski menadžment

**UDK brojevi:** 336.77/.78

## ABSTRACT

The main subject of interest of this doctoral thesis is development of new methodological framework and empirical implementation of internal credit rating model for medium and large companies in Serbia. The main goal is credit risk quantification of Serbian companies by employing newly developed credit scoring model, as well as, the assessment of credit quality of companies by utilizing developed internal credit rating model.

The data, which has been used as the basis of this research, is given in form of seven years history of financial statements, in form of balance sheet and income statement, of Serbian companies for the periods from 2006., up to 2012. year. The utilization of this data enables to quantify probability of default of Serbian companies by taking into consideration specific properties of this market and business environment.

Based on new and the originally established methodology by the author this doctoral dissertation covers three large areas. The first is represented by the analysis of large number of financial ratios, as well as, a search for the most predictive financial ratio in the Republic of Serbia, based on available data history. Corresponding data transformation of financial ratios has been utilized with a purpose of credit scoring model development. As main result, the new credit-scoring model that quantifies the default probability, has been developed and proposed. This new model has a greater predictive power compared to models, such as Altman Z-score model, which have been developed and used on the foreign markets. As the final result, the internal credit rating model has been proposed and established by applying original approach, which shapes and uses the results gathered from previously developed credit scoring model. The final models and its results have been governed through the validation process which has been proposed by relevant academic literature and new Basel Capital Accord standards. The credit risk weights based on Basel II and III principles have been calculated and it has been demonstrated that all results presented in this research have confirmed the starting hypothesis of this doctoral dissertation.

**Key words:** Credit scoring; Internal credit rating; Financial ratio; Credit risk; Algorithm; Migration matrices; Basel II and III.

**Scientific field:** Financial management

**UDK numbers:** 336.77/.78

657.2

# SADRŽAJ

1. UVOD.....	1
1.1. Osnovni pojmovi i principi upravljanja kreditnim rizikom.....	4
1.2. Predmet, cilj i početne hipoteze doktorske disertacije.....	9
1.3. Pregled literature .....	16
2. ANALIZA FINANSIJSKIH RACIJA.....	20
2.1. Struktura podataka.....	20
2.2. Formiranje razvojnog, validacionog i test uzorka .....	25
2.3. Pregled strukture finansijskih podataka i konstrukcija finansijskih racija .....	28
2.4. Tipovi varijabli, tretiranje nedostajućih podataka i ekstremnih vrednosti u finansijskim racijima .....	35
2.5. Statistička i empirijska analiza finansijskih racija.....	39
2.6. Transformacija finansijskih racija .....	45
2.6.1. Formiranje i grupisanje atributa u varijablama.....	47
2.6.2. Algoritam za optimizaciju atributa finansijskih racija.....	50
2.6.3. Ručna korekcija granica i pregrupisanje atributa.....	52
2.6.4. WoE pristup .....	54
2.6.5. Procena prediktivne moći finansijskih racija.....	56
2.6.6. Empirijski rezultati transformacije varijabli .....	56
2.7. Klaster analiza .....	62
2.7.1. Mere međuzavisnosti finansijskih racija.....	65
2.7.2. Algoritam za klasterovanje finansijskih racija.....	70
2.7.3. Empirijski rezultati – klaster analiza .....	72
3. KVANTITATIVNA PROCENA VEROVATNOĆE DIFOLTA PREDUZEĆA U SRBIJI.....	79
3.1. Modeli kreditnog skoringa .....	80
3.2. Logika skoring modela i modelovanja verovatnoće difolta .....	83
3.3. Logistička regresija i modelovanje verovatnoće difolta.....	86
3.4. Izrada skor-kartice finalnog modela.....	92
3.4.1. Skaliranje skor-kartice .....	95
3.5. Validacija modela kreditnog skoringa i procena prediktivne moći .....	97
3.5.1. KS test statistika .....	98
3.5.2. Waldov test .....	100
3.5.3. Matrica pogrešnog klasifikovanja.....	100
3.5.4. ROC kriva.....	102

3.5.5. CAP kriva .....	105
3.5.6. Gini koeficijent .....	107
3.6. Tehnike modelovanja verovatnoće difolta korišćenjem logističke regresije.....	108
3.6.1. Metoda pune snage .....	111
3.7. Empirijski rezultati – kvantitativna procena verovatnoće difolta.....	114
<b>4. RAZVOJ INTERNOG KREDITNOG REJTINGA PREDUZEĆA U SRBIJI.....</b>	<b>136</b>
4.1. Interni i eksterni kreditni rejting .....	137
4.2. Migracione matrice.....	143
4.2.1. Metrike konzistentnosti i stabilnosti .....	150
4.3. Regulatorni okvir za procenu kreditnog rizika .....	156
4.3.1. Kreditni rizik i očekivani gubitak .....	158
4.3.2. Kreditni rizik i neočekivani gubitak .....	159
4.3.3. Bazelski pristup merenju kreditnog rizika .....	163
4.4. Validacija internog kreditnog rejtinga.....	176
4.5. Nova metodologija formiranja klasa internog kreditnog rejtinga za potrebe banke korišćenjem matrica migracije .....	181
4.5.1. Postavljanje početnih granica rejting klasa.....	182
4.5.2. Novi kriterijumi konzistentnosti za uspostavljanje klasa kreditnog rejtinga ....	187
4.6. Empirijski rezultati - Simulacije rejting klasa i izgradnja internog kreditnog rejtinga za potrebe banke .....	191
<b>5. ZAKLJUČAK.....</b>	<b>213</b>
<b>6. PRILOZI.....</b>	<b>218</b>
6.1. Prilog – spisak i opis finansijskih pozicija koja su korišćena u konstrukciji finansijskih racija.....	218
6.2. Prilog – pregled statističke analize finansijskih racija.....	220
6.3. Prilog – pregled varijabli po atributima i WoE vrednostima.....	245
6.4. Prilog – pregled prediktivne moći po varijablama .....	256
6.5. Prilog – pregled rezultata klaster analize varijabli .....	262
6.6. Prilog – pregled najprediktivnijih modela kreditnog skoringa od 5 do 14 varijabli.....	269
6.7. Prilog – originalni autorski kôd korišćen u doktorskoj disertaciji.....	279
6.7.1. Programski kôd - metoda pune snage .....	279
6.7.2. Programski kôd – simulacija klasa internog kreditnog rejtinga.....	285

<b>7. LITERATURA</b> .....	291
Pregled Tabela.....	301
Pregled Slika .....	305
Biografija.....	308
Izjava o autorstvu .....	310
Izjava o istovetnosti štampane i elektronske verzije doktorskog rada.....	311
Izjava o korišćenju .....	312

Mentor: **Prof. dr Nevenka Žarkić-Joksimović**

Redovni profesor

Univerzitet u Beogradu

Fakultet organizacionih nauka

Članovi komisije: **Prof. dr Vesna Manojlović**

Vanredni profesor

Univerzitet u Beogradu

Fakultet organizacionih nauka

**Prof. dr Branko Urošević**

Redovni profesor

Univerzitet u Beogradu

Ekonomski fakultet

Datum odbrane doktorske disertacije: \_\_\_\_\_



## **Zahvalnost**

*Zahvaljujem se prof. dr. Vesni Manojlović za nesebičnu podršku i strpljenje, za stručnu i uvek prisutnu pomoć u toku izrade ove doktorske disertacije. Takođe, zahvaljujem se i prof. dr. Borisu Delibašiću na izuzetnoj pomoći i motivaciji u toku mog celokupnog naučno istraživačkog rada.*

*Ovu disertaciju posvećujem mojoj dragoj porodici, majci Mirjani, ocu Nikoli, kao i sestri Tamari, koji su mi tokom proteklih godina bili neizmeran izvor snage, vere i ljubavi.*

*Nebojša Nikolić*

## 1. UVOD

Kvantifikacija rizika predstavlja jedno od osnovnih izazova savremenog bankarstva i finansija. Pojavna forma rizika je vidljiva kao potencijalni gubitak, odnosno negativan efekat na vrednost portfolia banke. Osnovni cilj kvantifikacije rizika, vezan je za procenu potencijalnog gubitka koji nastaje kao posledica prirode posla koji banka obavlja. S obzirom na to da segment poslovanja vezan za plasiranje kredita, predstavlja najveće ulaganje i izvor prihoda banke, od izuzetne važnosti je da se proceni sposobnost dužnika da izmiri svoje obaveze, čime može značajno da se utiče na smanjenje bankarskih gubitaka i neuspešnih plasmana.

Razvoj informaciono komunikacionih tehnologija i naprednih softverskih alata, kao i mogućnost njihove multidisciplinarnе primene, omogućili su upotrebu i primenu kvantitativnih metoda za rešavanje problema u gotovo svim oblastima finansija. Segment finansija koji se odnosi na upravljanje finansijskim rizicima, a ujedno i rizicima u bankarstvu, posebno se oslanja na direktnu implementaciju matematičko-statističkih metoda i modela, kao i poslovnu primenu njihovih rezultata. Ove metode se, u finansijskim institucijama i bankama, koriste u sve većoj meri za: procenu rizičnosti potencijalnih klijenata, procenu verovatnoće neizmirenja obaveza trenutnih dužnika, dizajniranje finansijskih proizvoda, analizu ponašanja postojećih klijenata, podršku u odlučivanju prilikom odobravanja kredita, određivanje optimalne strukture kapitala, kao i izračunavanje regulatornih kapitalnih zahteva.

Na žalost, ta dobra praksa u Srbiji nije iskorišćena u dovoljnoj meri. Finansijski i privredni ambijent u Srbiji je u velikoj meri specifičan i metode i modeli koji se koriste u praksi banaka u svetu, ne daju adekvatne i dovoljno pouzdane rezultate. Česta bankarska praksa je da se u proceni kreditnog rizika više koriste mišljenja i ocene eksperata, čime se samo uvećava rizik od grešaka u proceni i odlučivanju, koji može da dovede do suboptimalnih odluka.

Korišćenjem kvantitativnih metoda za potrebe procene verovatnoće difolta, kao i razvojem i implementacijom internog kreditnog rejtinga za segment preduzeća u Srbiji, daje se predlog rešenja u vezi problema koji nastaju pri korišćenju čisto ekspertskih odluka i mišljenja. Na ovaj način znatno se pospešuje procena i optimalno upravljanje

kreditnim rizikom. Imajući u vidu da su u istraživanju korišćeni realni podaci o bilansima stanja i uspeha preduzeća u Republici Srbiji od 2006. do 2012. godine, dovodi do još većeg izazova u modelovanju, koji proističe iz specifičnosti poslovnog i makroekonomskog ambijenta u kome posluju preduzeća. Za sve navedene poteškoće i probleme do kojih se dolazi u toku modelovanja ova disertacija će da predstavi novo i optimalno rešenje za njihovo prevazilaženje.

Kako bi se adekvatno odgovorilo zahtevima modeliranja i praktične primene naučnih metoda, izrađeni su pomoćni programi koji su iziskivali pisanje autorskog programskog koda. Kao razvojna okruženja za matematičko programiranje, autor je koristio programske jezike SAS<sup>1</sup> i MATLAB<sup>2</sup>.

U početnom delu disertacije su proučavane osobine ponašanja finansijskih racija nad preduzećima koja su u statusu neizmirivanja finansijskih obaveza prema bankama dužim od 90 dana (tzv. difolt preduzeća). Kako bi se zakonitosti u podacima adekvatno uočile i analizirale, upotrebljeni su robusni statistički testovi kao i adekvatan matematički aparat. Daljom upotrebom kvantitativnih matematičkih modela i teorijskih koncepata, nad skupom raspoloživih finansijskih podataka i podataka o neizmirivanjima obaveza, kroz ovo istraživanje se dolazi do optimalnog modela kreditnog skoringa kao i uspostave internog kreditnog rejtinga.

U ovoj doktorskoj disertaciji autor se, rukovodio principima Bazel II (BCBS, 2006) i Bazel III (BCBS, 2010) standarda. Takođe, sve novo-razvijene metodologije, kriterijumi i algoritmi za razvoj modela kreditnog skoringa i uspostavljanje internog kreditnog rejtinga za preduzeća u Srbiji, potvrđeni su kroz empirijske rezultate, koji su plod originalnog softverskog kôda autora ovog istraživanja<sup>3</sup>.

U **prvom poglavlju**, dati su osnovni pojmovi i principi upravljanja rizicima na kojima se zasniva ova doktorska disertacija. Naglašen je predmet i cilj ove doktorske teze i dat je pregled literature i dosadašnjih dostignuća u oblastima razvoja prediktivnih modela i oblasti upravljanja kreditnim rizikom.

---

<sup>1</sup> SAS Institute Inc. ([www.sas.com](http://www.sas.com))

<sup>2</sup> The MathWorks, Inc. ([www.mathworks.com](http://www.mathworks.com))

<sup>3</sup> Originalni autorski kod je dat kroz priloge i relevantna poglavlja ove doktorske disertacije

Kroz **drugo poglavlje**, „*Analiza finansijskih racija*“, objašnjena je struktura podataka i način formiranja razvojnog i validacionog test uzorka. Dati su i objašnjeni tipovi varijabli, prikazana je struktura finansijskih podataka, način konstrukcije finansijskih racija i analizirani su slučajevi nedostajućih podataka i ekstremnih vrednosti. Analizirani su i konstruisani finansijski raciji sa statističkog i empirijskog aspekta. Poseban osvrt dat je na načine transformacije finansijskih racija i njihovo svođenje u oblik pogodan za modelovanje, a uveden je i algoritam za optimizaciju i pregrupisanje atributa u okviru varijabli. Data je procena kvantifikovane prediktivne moći finansijskih racija i predstavljeni su empirijski rezultati transformacije varijabli korišćenjem kroz WoE (*eng. weight of evidence*) pristupa. Na kraju ovog poglavlja objašnjena je upotrebna podobnog algoritma za klasterovanje finansijskih racija i njihovo grupisanje u statističke grupe na osnovu kvantifikovane međuzavisnosti. Sva navedena razmatranja u poglavlju su kompletno ispraćena empirijskim rezultatima nad realnim finansijskim podacima.

U **trećem poglavlju**, „*Kvantitativna procena verovatnoće difolta preduzeća u Srbiji*“, razrađen je specifičan način razvoja modela kreditnog scoringa, uz objašnjenje logike scoring modela i logičke regresije koja se koristi kao matematičko statistički alat. Autorski naučni doprinos koji se posebno ističe je *metoda pune snage* kojom se uz oko 14 miliona simulacija svih mogućih kombinacija modela i to nad skupom finalno odabranih finansijskih racija, dolazi do najprediktivnijeg modela kreditnog scoringa. Posebno je razrađena i empirijski potvrđena validacija konačno dobijenog modela. Utvrđena je i procenjena njegova prediktivna moć kroz testove, kao što su: KS test, Gini koeficijent, Waldov test, ROC i CAP krive itd. Dobijeni model se upoređuje i sa modelima iz akademske prakse i daje se uporedna analiza performansi. Sva navedena razmatranja u trećem poglavlju su kompletirana empirijskim rezultatima, na osnovu podataka finansijskih racija preduzeća u Srbiji.

**Četvrto poglavlje**, „*Razvoj internog kreditnog rejtinga preduzeća u Srbiji*“ analizira i pravi razliku između internih kreditnih rejtinga banaka i eksternih kreditnih rejtinga koje obezbeđuju EKR<sup>4</sup>. Daje se pregled strukture i načina formiranja migracionih matrica i pojašnjavaju se Bazel II i Bazel III okviri za procenu kreditnog rizika. Pored

---

<sup>4</sup> Eksterna kreditna rejting agencija

načina na koji se vrši validacija internog kreditnog rejtinga, predstavljena je nova metodologija formiranja klasa internog kreditnog rejtinga za potrebe banke koja koristi, kao ulaz, rezultate prethodno razvijenog modela za kreditni scoring. Korišćenjem migracionih matrica i postavljanjem novih kriterijumima konzistentnosti kroz simulacioni proces od 100,000 simulacija, dolazi se do uspostavljanja konačnog internog kreditnog rejtinga. Prikazani su i empirijski rezultati kontrolisane simulacije rejting klasa, na osnovu kojih je izgrađena konačna konstalacija internog kreditnog rejtinga. Na kraju poglavlja daje se procena i uporedna analiza parametara kreditnog rizika u formi pondera rizika (*eng.* risk weights - RW) koja su formirana u skladu sa Bazel II i Bazel III standarda, a koji proističu iz uspostavljenog internog kreditnog rejtinga.

Na kraju, **zaključak**, u kome su, pored naučnih doprinosa i ostvarenih rezultata u ovoj doktorskoj tezi, date i smernice za buduća istraživanja.

### **1.1. Osnovni pojmovi i principi upravljanja kreditnim rizikom**

Izloženost finansijskim rizicima, a pre svega kreditnom riziku, je vezana za strukturu kapitala i na pretežnu delatnost koju banka obavlja, a to je: uzimanje i davanje i uzimanje u zajam novca i kapitala. Nastankom kreditno depozitnih poslova, javila se i potreba da se poverioci banke zaštite i osiguraju od mogućnosti gubitka svojih depozita usled neredovnog izmirenja obaveza od strane dužnika banke. **Difolt** (*eng.* default) predstavlja status dužnika banke koji označava nemogućnost dužnika da izmiruje svoje ugovorene obaveze prema poveriocu, odnosno banci (NBS, 2011). **Verovatnoća difolta dužnika** (*eng.* probability of default – PD) predstavlja verovatnoću da će dužnik (druga ugovorna strana) ući u status neizmirenja obaveza u periodu od godinu dana (NBS, 2011).

Kako bi se ovakve situacije izbegle, odnosno kreditni rizik ublažio, banke teže da upravljaju kreditnim rizikom tako što vrše selekciju preduzeća i kredite odobravaju samo onim preduzećima koja ispunjavaju odgovarajuće unapred definisane kriterijume rizičnosti. Takođe, smanjivanje verovatnoće nastanka loših i nenaplativih potraživanja banke postižu i uzimanjem u zalog imovine dužnika ili ugovaranjem neke druge vrste obezbeđenja kredita. Ova i mnoge druge tehnike predstavljaju sastavni deo upravljanja

rizicima i postizanje njihovog osnovnog cilja, a to je zaštita deponenata, očuvanje kapitala, poslovne i finansijske stabilnosti banke.

Najčešće primenjivan način za selekciju dužnika i merenje izloženosti kreditnom riziku je kreditna, odnosno fundamentalna finansijsko-ekonomska analiza. Ova vrsta analize podrazumeva analizu svih dostupnih finansijskih i poslovnih informacija o dužniku na osnovu unapred određenih kriterijuma. Osnovni rezultat ove analize predstavlja utvrđivanje nivoa kreditnog kvaliteta (kreditnog rejtinga) dužnika. Kreditna analiza u savremenom bankarstvu predstavlja samo jedan od koraka u procesu odlučivanja u plasmanu kredita. Nažalost, fundamentalna finansijsko-ekonomska analiza može da bude dug, a sa aspekta raspoloživih kadrova, ograničen proces, tako da banke pokušavaju da ovu analizu ograniče na najrizičnija preduzeća dužnike, kao i na ona preduzeća prema kojima banke imaju najveće izloženosti.

Savremen način za selekcije dužnika i merenje izloženosti prema kreditnom riziku se u velikoj meri zasniva na ubrzanju i automatizaciji procesa odobravanja kredita. U procesu automatizovanog odlučivanja koriste se najsavremenije tehnike merenja kreditnog rizika i procena faktora kreditnog rizika, koje su u zasnovane na statističko matematičkim modelima, odnosno modelima kreditnog skoringa. Kredit skoring modeli imaju veoma važnu ulogu u savremenoj praksi upravljanja rizicima u bankarstvu. Njihov doprinos je ključan u segmentu odobravanja kredita, gde je neophodno da se efikasno i tačno kvantifikuje nivo kreditnog rizika klijenta. Cilj kreditnog skoring modela je da predvidi nivo kreditnog rizika kod klijenata i to na osnovu istorijskih tj. prethodno arhiviranih, podataka koje banka ima o sličnim klijentima. Nivo kreditnog rizika klijenta vezan je za verovatnoću da klijent neće da bude u mogućnosti da uredno servisira svoje rate kredita u narednih godinu dana. Glavni zadatak modela za kreditni skoring je da odredi bonitet klijenta, odnosno da obezbedi rangiranje klijenata prema verovatnoći ulaska u status nemogućnosti urednog servisiranja bankarskog duga. Drugim rečima, diskriminacijska sposobnost je ključan indikator prediktivne moći modela. Što je veća sposobnost diskriminacije modela, to su tačnija predviđanja potencijalnog ulaska u difolt klijenta. Modeli kreditnog skoringa značajno ubrzavaju i automatizuju proces odobravanja kredita, pri čemu se krediti odobravaju samo klijentima koji imaju prihvatljiv nivo rizika za banku.

**Kreditni rejting dužnika** mora da odražava rizik dužnika, odnosno da iskaže verovatnoću potencijalnih kreditnih gubitaka koji nastaju neizmirivanjem ugovorenih obaveza prema banci. Kreditni rejting se sastoji iz klasa kreditnog rejtinga, a svaki klijent prema kome je banka izložena se svrstava u odgovarajuću rejting klasu (Bank of Japan, 2005). Svaka klasa kreditnog rejtinga se formira uzimajući u obzir prosečnu verovatnoću difolta preduzeća dužnika, koja su klasifikovana u istu rejting kategoriju. Po pravilu, u najvišim klasama kreditnog rejtinga uvek se nalaze preduzeća dužnici koja se pokazuju kao najbolji u izmirenju ugovorenih finansijskih obaveza, odnosno ona koja imaju najmanju verovatnoću difolta. Kako se od viših klasa prelazi ka nižim, verovatnoća difolta raste, što je jedna od osnovnih osobina klasa u okviru svakog kreditnog rejtinga. Poslednju klasu u kreditnom rejtingu dužnika, čine oni klijenti koji su trenutno u difoltu. Iz ovoga se može da se zaključiti, da za implementaciju internih kreditnih rejtinga, *procena verovatnoće difolta dužnika* predstavlja glavnu gradivnu jedinicu svake rejting kategorije (Anderson, 2007). Među postojećim pristupima za merenje *kreditnog rizika*, ključni ulazni podatak za svaki od njih je postojanje i korišćenje *kreditnog rejtinga dužnika* (Carey & Hrycay, 2001).

Procena verovatnoće difolta dužnika ili grupe dužnika predstavlja centralni koncept na kome je zasnovan *pristup internih kreditnih rejtinga*<sup>5</sup> kroz Bazel II principe. Od banke koja namerava da uspostavi interne kredite rejtinge, zahteva se sposobnost interne procene verovatnoće difolta, korišćenjem modela kreditnog scoring. Time se praksa upravljanja kreditnim rizikom oslanja na kvantitativnu procenu *verovatnoće difolta* preduzeća, na bazi relevantnih istorijskih podataka i dobro kalibrisanih modela kreditnog scoringa nad raspoloživim podacima (Medema, Koning, & Lensink, 2009). Bez razvoja i postojanja odgovarajućih modela kreditnog scoringa, implementacija i primena Bazel II, a time i Bazel III principa ne bi bila moguća.

Ulazak u difolt status klijenata predstavlja relativno redak slučaj u vremenima kada je ekonomski razvoj usponu. Nasuprot tome, u vremenima izražene ekonomske krize dolazi do povećanja problematičnih i nenaplativih plasmana, a time i do povećanja preduzeća koja ulaze u status difolta. S obzirom na tu činjenicu, zahteva se velika

---

<sup>5</sup> Postoje dva pristupa kada se govori o rezvoju internih kreditnih rejtinga: Osnovni pristup (*eng.* Foundation approach - FIRB) i Napredni pristup (*eng.* Advanced approach - AIRB).

količina istorijskih podataka za razvoj internog modela, što znači dovoljno velika vremenska serija istorijskih podataka<sup>6</sup>.

Prema (Hayden, 2003) uočena su dva široko korišćena pristupa za procenu verovatnoće difolta: a) ekspertski modeli, b) matematičko-statistički modeli.

Ekspertski modeli su zasnovani na mišljenju i iskustvu eksperata i sastoje se od formalnih pravila postavljenih na bazi kvalitativnih kriterijuma. Predstavljaju najjednostavniji način da se „najbolja praksa“ i iskustvo kreditnih analitičara i menadžera uključi u set formalno predefinisanih i automatizovanih pravila u odlučivanju.

Modeli kreditnog skoringa bazirani na matematičko-statističkim modelima čiji su parametri rezultat algoritama optimizacije koji se primenjuju nad istorijskim podacima dobrih i loših klijenata. Detaljni prikaz matematičko-statističkih modela kreditnog skoringa, sa osvrtom na kapitalne zahteve za kreditni rizik je dat kroz studiju (Crook, Edelman, & Thomas, 2007). Savremena praksa upravljanja rizicima promovise upotrebu modela kreditnog skoringa za različite tipove aktive u portfoliju banke (BCBS, 2006).

**Pri radu banke sa stanovništvom** (*eng.* retail banking) koriste se aplikacioni i bihevioralni modeli (*eng.* behavioural models) kreditnog skoringa za potrebe automatizacije odobravanja kredita stanovništvu (Sustersic, Mramor, & Zupan, 2009), (Kennedy, Namee, Delany, O'Sullivan, & Watson, 2013). Automatizovanim procesom odobravanja kredita smanjuju se troškovi zaposlenih, ubrzava se i pojednostavljuje proces odobravanja kredita i uspostavlja se centralizovana kontrola monitoringa i odobravanja kreditnih plasmana (Blochlinger & Leippold, 2006). Ipak, odobravanje plasmana stanovništvu koje se bazira na fundamentalnoj analizi i proceni kreditnog zahteva od strane zaposlenog analitičara ostavljeno je samo za nestandardne kreditne zahteve kao i one sa velikim iznosima.

Izveštaj Udruženja banaka Srbije, odnosno kreditnog biroa iz 2013. godine pokazuje da je 68% kreditnih plasmana dato preduzećima (ASB, 2013). Kako bi se procenilo

---

<sup>6</sup> Regulator može da dozvoli i 3 godine u prelaznom periodu, sa standardnog pristupa na napredni pristup merenja rizika.



finansijsko stanje nekog preduzeća, finansijska racija se koriste u procesu fundamentalne analize. Upotreba modela kreditnog skoringa za automatsko odobravanje kredita u **korporativnom bankarstvu** (*eng.* corporate banking) koristi se samo za manje kreditne iznose i za standardne tipove kreditnih proizvoda. Mnogo češće, glavni rezultat modela za kreditni skoring tj. verovatnoća difolta, se koristi kao parametar za ocenu kreditnog rizika konkretnog preduzeća. Kvantifikovana verovatnoća difolta za nekog klijenta, daje numeričku ocenu nivoa kreditnog rizika, što predstavlja važnu informaciju u procesu odlučivanja kreditnog odbora banke o odobravanju konkretnog plasmana. Prema istraživanju (Pluto & Tasche, 2010) kvantifikovana verovatnoća difolta je prepoznata kao jedan od najvažnijih i najviše korišćenih parametara za merenje kreditnog rizika u Bazel II eri. Upotreba kvantifikovane verovatnoće difolta kroz Bazel II principe koristi se i za: izračunavanje očekivanog i neočekivanog gubitka, određivanje internog kreditnog rejtinga preduzeća, rezervacije za gubitke, kao i cenu rizika prilikom određivanja kamatnih stopa (Altman & Sabato, 2007) i (Ruthenberg & Landskroner, 2008).

Bazel II principi predlažu segmentaciju portfolija korporativnih klijenata, koja se bazira na prihodima od prodaje (BCBS, 2006). Mnoge banke su već usvojile i primenile ovaj tip segmentacije korporativnih klijenata za potrebe modelovanja kreditnog rizika. Međutim, sudeći po akademskoj literaturi, prema (Altman & Sabato, 2007), pokazano je da ovakav vid segmentacije ne dovodi do značajnih koristi u praksi. Takođe, studija (Bijak & Thomas, 2012), je pokazala da segmentacija ne doprinosi uvek ni prediktivnoj moći i performansama modela. Rukovodeći se ovim zaključcima navedenih istraživanja, ova doktorska disertacija će da tretira sva srednja i velika preduzeća kao jedan celoviti segment. Cilj koji se želi postići je da razvijen model može da se koristi nad celom populacijom preduzeća u Srbiji bez obzira da li su svrstana u srednja ili velika. Što se malih preduzeća i preduzetnika tiče, ona obično nemaju razvijeno dvojno knjigovodstvo, odnosno ne izrađuju i bilans stanja i bilans uspeha, već izrađuju samo bilans uspeha pomoću prostog knjigovodstva. S tim u vezi, mala preduzeća po strukturi svojih finansijskih izveštaja zahtevaju tretman posebnim modelom i nisu pogodna za modelovanje i mešanje u modele kojima se tretiraju srednja i velika preduzeća iz čisto strukturnih i metodoloških razlika u načinu sastavljanja finansijskih izveštaja.

## 1.2. Predmet, cilj i početne hipoteze doktorske disertacije

Predmet doktorske disertacije je razvoj metodološkog okvira i praktična implementacija internog kreditnog rejtinga za segment *velikih i srednjih preduzeća* kao i kvantifikacija verovatnoće difolta ovih preduzeća.

Metodološke faze izrade internog kreditnog rejting obuhvataju:

- aktivnosti prikupljanja i struktuiranja podataka
- izbor faktora rizika (nezavisnih varijabli) koji utiču na verovatnoću difolta
- upotrebu matematičko-statističkih metoda za kvantifikaciju verovatnoće difolta
- metodologiju formiranje klasa internog kreditnog rejtinga na osnovu kvantifikovanih verovatnoća difolta

Kako bi se rešavanju ovog problema pristupilo na adekvatan način, postavljene su sledeće *polazne hipoteze* na kojima će da se bazira istraživanje:

- Metode za procenu verovatnoće difolta koje na razvijenim finansijskim tržištima daju najbolje rezultate nisu adekvatne za primenu na specifičnom finansijskom tržištu poput tržišta Srbije.
- Specifičnost velikih i srednjih preduzeća u Srbiji zahteva poseban tretman i upotrebu relevantnih finansijskih podataka prilikom razvoja internog kreditnog rejtinga i procene kvantitativne verovatnoće difolta.
- Primenom statističkih klaster metoda moguće je pronaći najbolju kombinaciju finansijskih racija iz bilansa stanja i bilansa uspeha preduzeća u Srbiji, koja bi bila superiorna u odnosu na kombinacije finansijskih racija koja su se pokazala kao najbolja na inostranim tržištima.
- Logistička regresija predstavlja statističku metodu pomoću koje je moguće razviti modele sa visokom prediktivnom moći nad finansijskim podacima preduzeća u Srbiji, a za potrebe kvantitativne procene verovatnoće difolta.
- Model za procenu verovatnoće difolta koji se predlaže u disertaciji može da prikaže bolje rezultate od Altmanovog Z-skor modela, koji se koristi kao standard za procenu difolta preduzeća.

- Kvantitativna procena verovatnoće difolta može da se uspešno iskoristi kao osnovna ulazna informacija, koja ima primarnu ulogu u procesu razvoja i izgradnje internog kreditnog rejtinga preduzeća u Srbiji.
- Uz adekvatnu implementaciju kvantitativnog modela za procenu verovatnoće difolta preduzeća u Srbiji može da se doprinese boljoj proceni rizičnosti, smanjenju potencijalnih gubitaka banke i ubrzanju procesa davanja kredita preduzećima.
- Primenom multidisciplinarnog pristupa i metodologije, razvijene od strane autora, za razvoj internog kreditnog rejtinga dobiće se praktično primenjiv model koji je moguće unaprediti poslovanje banke, a koji je usaglašen sa Bazel II i Bazel III principima.

Naučne metode istraživanja, koje su primenjene u ovoj disertaciji, proizašle su iz specifičnosti problema vezanog za razvoj i implementaciju internog kreditnog rejtinga i karakteriše ih multidisciplinarnost.

Neophodan uslov za započinjanje procesa razvoja kreditnog rejtinga nad segmentom preduzeća, je prikupljanje i strukturiranje podataka o difoltu i relevantnim podacima iz bilansa koji će da se koristiti za njegovo modeliranje. Relevantni podaci su dati u formi nezavisnih varijabli koje odražavaju sve neophodne informacije o prethodnom ponašanju svakog pojedinačnog preduzeća dužnika. Za potrebe i slučaj segmenta preduzeća najčešće se koriste finansijska racija, odnosno kombinacije pozicija iz bilansa stanja i bilansa uspeha<sup>7</sup> (Chen & T., 1981).

Za potrebe istraživanja i izradu ove doktorske disertacije tretiran je veliki broj nezavisnih varijabli u vidu finansijskih racija iz bilansa stanja i bilansa uspeha, formiran na osnovu realnih raspoloživih bilansa na poslednji dan u posmatranoj godini. Osnovni metodološki izazov za proces pripreme za primenu kvantitativnih metoda je problem selekcije i odabir najužeg skupa relevantnih varijabli, na osnovu kojih može da se razvije model koji bi mogao da predvidi ulazak u status difolta preduzeća od interesa.

---

<sup>7</sup> Varijable će biti razmatrane i statistički podeljene u nekoliko grupa, s obzirom na koji se tip racija odnose: likvidnost, profitabilnost, rast itd.

Za potrebe izbora najbolje kombinacije varijabli, procene parametara finalnog modela za procenu verovatnoće difolta i uspostavljanje internog kreditnog rejtinga korišćene su sledeće metode naučnog istraživanja:

- Deskriptivna statistika – za potrebe razumevanja ponašanja finansijskih racija u odnosu na procenat difolta preduzeća i za potrebe predstavljanja dobijenih finalnih rezultata analize.
- Statistički testovi i metode poput Hi-kvadrat testa, Kolmogorov-Smironov testa upotrebljeni su za ispitivanje statističke značajnosti finansijskih racija u odnosu na prisustvo procenta difolta u njima.
- Klaster algoritmi i metode su korišćeni, kako bi se grupisala finansijska racija po sličnosti, a kasnije i kako bi se grupisale procenjene verovatnoće difolta u adekvatne klase internog kreditnog rejtinga.
- Voldov (*eng. Wald*) test statistika – koja utvrđuje statističku značajnost varijabli dobijenog modela nakon korišćenja logističke regresije.
- Pirsonov koeficijent korelacije između finansijskih racija kao i izrada korelacionih matrica, kako bi se uočilo i predupredilo postojanje multikolinearnosti između finansijskih racija.
- Logit-linearna metoda - kojom se analiziraju logit verovatnoće difolta (*eng. odds ratios*) dobijenih na osnovu procenjenih koeficijenata logističke regresije.
- Metod maksimalne verodostojnosti (*eng. maximum likelihood method*) – iskorišćen je za ocenu parametara, odnosno beta koeficijenata, prilikom primene logističke regresije
- Njutn Rafson metod – kao metoda numeričke analize primenjena je kao algoritam kroz gotovu SAS funkciju, koja maksimizira uspostavljenju funkciju cilja, metodom maksimalne verodostojnosti, kako bi se konvergiralo optimalnim beta koeficijentima logističke regresije.
- Metode provere adekvatnosti i validacije razvijenog modela – podrazumevaju izračunavanje Akaike i Švarcov informacionih kriterijuma kao statistike,

pomoću kojih se utvrđuje kvalitet logističke regresije u odnosu na broj razmatranih varijabli.

- Test racija verodostojnosti (*eng. likelihood ratio test*) – korišćen je za potrebe poređenja modela koji su rezultat logističke regresije nad različitim kombinacijama ulaznih varijabli (finansijskih racija)
- Primenjena je i razvijena nova *metoda pune snage* kako bi se dobio skup svih mogućih modela na osnovu raspoloživih finansijskih racija.
- GINI, AUROC i IV (*eng. information value*) metode i statistike – upotrebljena je kao osnov za merenje prediktivne moći izbora odgovarajuće kombinacije ulaznih varijabli u logističku regresiju.
- ROC (*eng. Receiver Operator Characteristic*) metoda – kao centralna metoda za validaciju razvijenih modela. Grafik koji je rezultat primene ove metode daje uporedno poređenje performansi dobijenih modela.
- Testovi za validaciju internog kreditnog rejtinga koji uključuju binomni test, normalni test, procenu koncentracije formiranih rejting klasa.
- Nove metrike za kvantifikaciju konzistentnosti matrica migracije koje nastaju prilikom određivanja internog kreditnog rejtinga.
- Metod za konstrukciju migracionih matrica, je realizovan u SAS programskom jeziku, a delo je autora ove disertacije, korišćen je kao osnov za ocenu performansi i kao kriterijum stabilnosti internog kreditnog rejtinga, koji se uspostavlja na osnovu izabranog modela za procenu verovatnoće difolta preduzeća.

Selekcija varijabli predstavlja korak, u procesu razvoja metodologije za procenu internog kreditnog rejtinga i procenu verovatnoće difolta, koji ima za cilj prepoznavanje najboljeg i najužeg skupa ulaznih finansijskih varijabli za kvantitativni model koji će da se razvija. Selekcija varijabli je izrazito važna kada se raspoložuje velikim brojem varijabli (Ghosh & Tapas, 2001). Prilikom modeliranja nije važna samo primena odabrane kvantitativne metode, već i razvoj modela nad relevantnim i kvalitetnim podacima u formi pogodno transformisanih ulaznih varijabli. Za potrebe selekcije ulaznih varijabli primenjivaće se statističke i empirijske metode koje su se pokazale kao

najbolje u praksi: analiza zakonitosti ponašanja varijabli u odnosu na ciljnu varijablu, hijerarhijsko klasterovanje, izračunavanje statističke značajnosti varijabli pomoću mere „informaciona vrednost“ (*eng.* information value).

Za potrebe dobijanja što boljih rezultata i što bolje prediktivne moći, pristupiće se transformaciji finansijskih varijabli u oblik pogodan za razvoj statističkog modela. Za potrebe transformacije biće primenjena WoE<sup>8</sup> (*eng.* Weight of Evidence) metoda (Siddiqi, 2006) i (Dedu & Ganea, 2009). Upotrebna vrednost ove metode leži u tome da se njenim uključivanjem u razvoj modela zaobilazi problem tretiranja ekstremnih opservacija i nedostajućih podataka. Posebna pažnja, nakon transformacije finansijskih podataka u formu ulaznih varijabli, biće usmerena na procenu korelacija, kao i rano odstranjivanje problema postojanja multikolinearnosti ulaznih varijabli.

Logistička regresija (LR) iskoristiće se kao matematičko-statistički metod za estimaciju koeficijenata modela za kreditni scoring, kao u istraživanju (Allison, 1999). Ova statistička metoda kao rezultat daje kvantifikovanu verovatnoću difolta, a optimizacioni algoritam, koeficijente modela određuje uzimajući u obzir vrednosti nezavisnih varijabli tj. finansijskih racija u odnosu na ciljnu varijablu, gde ciljna varijabla predstavlja istorijski utvrđene difolt status preduzeća. Celokupni razvoj i implementacija će se zasnivati na poštovanju principa Bazela II i na upotrebi realnih i raspoloživih podataka u vidu formiranih racija iz bilansa stanja i bilansa uspeha preduzeća u Srbiji.

Razvoj i uspostavljanje internog kreditnog rejtinga podrazumeva, kao neophodan ulazni parametar kvantifikovanu verovatnoću difolta (Bielecki & Rutkowski, 2002). Kako sugerišu (Ozdemir & Miu, 2009), da bi se obezbedila stabilnost i validnost internog kreditnog rejtinga, model za kreditni scoring kojim se procenjuje verovatnoću difolta, mora prethodno da bude validiran. Validacija prediktivne moći logističke regresije, odnosno kvantifikovane verovatnoće difolta, biće sprovedena korišćenjem odgovarajućih metoda koje su propisane Bazel II principima (BCBS, 2005), kao i upotrebom ostalih metoda preporučenim u akademskoj literaturi.

---

<sup>8</sup> WoE pristupom se svaka varijabla transformiše, tako što se varijabla podeli na proizvoljan broj atributa. Jedan od ciljeva kojim se rukovodi prilikom formiranja atributa je da se granica svakog atributa postavi tako da se maksimizira razlika između zastupljenosti difoltera po atributima u okviru varijable. Vrednosti varijabli u u kojoj su definisani atributi se zamenjuju novom vrednošću, odnosno iznosom WoE vrednošću, definisanom za svaki atribut unutar svake varijable.

Mera prediktivne moći *ROC* (eng. *Receiver operating characteristic*) predstavlja pokazatelj koji će se iskoristiti za validaciju i procenu valjanosti modela kreditnog skoringa dobijenog pomoću logističke regresije (Gonen, 2007), kao i za međusobno poređenje više dobijenih modela i izbor najboljeg među njima (Ghosh & Tapas, 2001). Mera prediktivne moći *AUROC* (eng. *Area under the receiver operating curve*) je vrednost koja će da se upotrebi kako bi se ocenio kvalitet logističke regresije (Faraggi & Reiser, 2002). Statistika data u vidu *GINI* koeficijenta i koeficijenta informacione vrednosti (Atkinson, 1981) i (Kramer & Guttler, 2008), biće korišćena za zaključivanje kako o prediktivnosti pojedinačnih varijabli, tako i o kvalitetu prethodno razvijenog modela za procenu verovatnoće difolta, korišćenjem logističke regresije. Za sam kvalitet logističke regresije iskoristiće se Akaike i Švarcov (Schwartz) informacioni kriterijum (Wang Z. , 2000), kao i Voldov (Wald) hi-kvadrat kriterijum za ocenu značajnosti procenjenih parametara (Hosmer & Lemeshow, 2000).

Uspostavljanje kvantitativnog internog kreditnog rejtinga i formiranje predefinisane broja klasa biće zasnovano na segmentaciji (podeli) skale verovatnoće difolta koja seže od 0 do 1. Minimalni broj klasa koji mora da postoji na osnovu Bazela II principa je 7, dok je ostavljena mogućnost bankama da se odluče za veći broj klasa ukoliko za tim ima potrebe (BCBS, 2006). Klase kvantitativnog internog kreditnog rejtinga će biti uspostavljane na osnovu grupisanja dobijenih verovatnoća difolta tako da svaka klasa, počevši od najbolje, ima sve veću prosečnu verovatnoću difolta. Dakle, potrebno je da se ima u vidu da prosečna verovatnoća difolta po klasama internog kreditnog rejtinga bude monotono rastuća počevši od najbolje klase sa najmanjom verovatnoćom difolta (Blochwitz, Hohl, Tasche, & Wehn, 2004).

Prosečna verovatnoća difolta<sup>9</sup> preduzeća po odgovarajućoj klasi internog kreditnog rejtinga, biće dodeljena kao verovatnoća difolta svake od tih klasa. Za potrebe grupisanja i formiranja klasa internog kreditnog rejtinga koristiće se statističke metode klasterovanja, kao i druge pomoćne metode (Nickell, Perraudin, & Varotto, 2007). S obzirom na to da različiti algoritmi klasterovanja mogu uspostaviti različite klase internog kreditnog rejtinga, potrebno je da se izabere model koji po kriterijumima stabilnosti i održanja monotonosti verovatnoće difolta (Trueck & Rachev, 2009) se

---

<sup>9</sup> dobijena na osnovu razvijenog kvantitativnog modela za procenu verovatnoće difolta

pokazuje kao najbolji. Za potrebe izbora optimalnog internog kreditnog rejtinga biće formirane *migracione matrice* (eng. *migration matrices*). Migracione matrice predstavljaju matrice koje prikazuju verovatnoće migracije klijenata, odnosno preliivanja, iz jedne u ostale klase internog kreditnog rejtinga između dva uzastopna vremenska perioda<sup>10</sup> (Engelmann, Hyden, & Tasche, 2003). Zapravo, migraciona matrica opisuje dinamiku promene broja klijenata po klasama razvijenog internog kreditnog rejtinga kroz periode posmatranja. Cilj formiranja migracionih matrica je, da se na osnovu njihove analize, utvrdi koliko je dobra granularnost i stabilnost pojedinih klasa kreditnog rejtinga u odnosu na protok vremena. Kao glavni kriterijumi konzistentnosti matrica migracije i proveru zadovoljavajuće granularnosti i stabilnosti, razmatraće se procenat preliivanja iz jedne klase u ostale klase internog kreditnog rejtinga<sup>11</sup>. Kriterijumi za međusobno poređenje migracionih matrica dati su u ovom istraživanju, a predloženi i detaljno razrađeni u akademskoj literaturi poput (Altman & Rijken, 2006) i (Jafry & Schuermann, 2004). Zapravo, cilj ovakvog tipa validacije je da se kroz iterativni proces doprinese proceni, da li sistem internog kreditnog rangiranja adekvatno diferencira verovatnoće difolta po klasama rejtinga i da li parametri (beta koeficijenti) procenjeni logističkom regresijom, na odgovarajući način anticipiraju verovatnoću difolta (Medema, Koning, & Lensink, 2009).

Cilj navedenog metodološkog okvira razvijen u ovoj doktorskoj disertaciji je razvoj i praktična implementacija internog kreditnog rejtinga preduzeća u Srbiji.

---

<sup>10</sup> npr. daje se procenat preliivanja klijenata iz najbolje klase kreditnog rejtinga u prvu lošiju klasu i to za period od godinu dana. Tranziciona matrica sadrži informacije o preliivanjima iz bilo koje klase u bilo koju drugu klasu kreditnog rejtinga

<sup>11</sup> Glavna dijagonala tranzicione matrice trebala bi da ima najveće vrednosti što znači da najveći broj firmi iz godine u godinu ostaje u istoj kategoriji (Moody's KMV, 2005)



### 1.3. Pregled literature

Na osnovu detaljnog pregleda literature, može da se zaključi da su najviše korišćene metode za izradu kreditnih scoring modela za segment preduzeća: diskriminaciona analiza (DA) i logistička regresija (LR). U ovom istraživanju fokus je stavljen na matematičko-statistički modele.

Pionirski radovi vezani za procenu verovatnoće difolta preduzeća dati su od strane (Beaver, 1967) i (Altman E. , 1968). Navedeni autori su razvili modele za predikciju difolta preduzeća, koristeći finansijska racija kao nezavisne varijable. Istraživanje (Beaver, 1967) bilo je zasnovano na posmatranju odabranih individualnih racija i poslužilo je kako bi se pravilno klasifikovale firme u grupe dobrih i loših klijenata.

Najpoznatiji model kreditnog scoringa je Z-score model. Baziran na diskriminacionoj analizi, razvijen je od strane (Altman E. , 1968), na malom uzorku firmi i grupi odabranih finansijskih racija koja su poslužila kao nezavisne varijable u modelu. Smisao ovog modela je bila da na osnovu finansijskih racija, uz veliku pouzdanost, predvidi verovatnoća difolta klijenta u narednoj godini. Model koji je Altman razvio, analizirajući 22 potencijalno bitne varijable, sastojao se od krajnje odabranog skupa od 5 finansijskih racija. Altmanov Z-skor model se i danas uzima kao reper za poređenje u odnosu na novo razvijene modele, a iskoristiće se u ovoj disertaciji za uporednu analizu rezultat u odnosu na model kreditnog scoringa koji će da se razvije i predstavi u ovoj disertaciji. Unapređenje ovog čuvenog Z-score modela usledilo je kroz istraživanje (Altman, Haldeman, & Narayanan, 1977), a kroz ovo istraživanje je predloženo i prikazano unapređenje Altmanovog Z-skor modela i to kalibracijom koeficijenata ovog modela nad raspoloživim i formiranim setom podataka iz Srbije.

Po prvi put, logistička regresija je primenjena za pravljenje modela kreditnog scoringa u radu (Ohlson, 1980). Rezultati tog istraživanja su pokazali da logistička regresija pored DA može uspešno da bude primenjena i za izgradnju modela za procenu verovatnoće difolta. Glavna ideja ovog autora je bila da se logistička regresija iskoristi kako bi se predvidelo ponašanje zavisne varijable binarnog tipa (difolt status klijenta) na bazi kontinuiranih nezavisnih varijabli (finansijskih racija). Kroz ovo istraživanje naglašene su glavne prednosti LR u odnosu DA metode za modeliranje, u smislu da prvo navedena ima manje restriktivne uslove za primenu. Kod LR linearnost varijabli, uslovi

normalnosti podataka, kao i nepostojanje međusobne nezavisnih varijabli nisu neophodni uslovi za primenu LR. Ovakve karakteristike omogućavaju da LR pruža više fleksibilnosti pri radu sa podacima iz realnog života.

Na osnovu zaključaka, autora istraživanja (Agarwal, Chomsisengphet, & Liu, 2005), rezultat logističke regresije je raspon vrednosti od 0 do 1, koji zapravo predstavlja procenju verovatnoću difolta svakog klijenta iz datog uzorka i to na osnovu ulaznih varijabli u model. Takođe, logistička regresija, za razliku od linearne regresije, koristi metod maksimalne verodostojnosti za procenu beti ( $\beta$  parametara). Prvobitno objavljeni rezultati LR su bili manje prediktivne moći u poređenju sa DA studijama. Kako je vreme prolazilo, pokazalo se kroz ostale studije da LR predstavlja zaista moćan matematičko-statistički alat za modelovanje kreditnog rizika, odnosno verovatnoće difolta.

Nastavak akademske literature i primene logističke regresije za izgradnju prediktivnih modela za predviđanje difolta preduzeća sledi uz radove (Zavgren, 1983), (Keasey & Watson, 1987), (Platt & Platt, 1990) (Johnsen & Melicher, 1994), (Dimitras, Zanakis, & Zopounidis, 1996).

U poslednjoj deceniji došlo je do progresivnog razvoja modela za kreditni scoring. Predviđanje ulaska preduzeća u difolt status nastavlja da se procenjuje na osnovu nezavisnih varijabli datih u formi finansijskih racija (Laitinen & Laitinen, 2000), (Westgaard & Wijst, 2001), (Lizal, 2002), (Altman & Sabato, 2007), (Kumar & Ravi, 2007), (Fantazzini & Figini, 2009) i (Chen M.-Y. , 2011). Prvobitni modeli su razvijeni na podacima vodećih svetskih ekonomija. Tek kasnije razvijanje modela rađeno je korišćenjem podataka i ekonomija u razvoju.

Studija (Zekic-Susac, Sarlija, & Bencic, 2004) poredila je rezultate LR sa rezultatima drugih matematičko-statističkih metoad i to nad podacima dostavljanih od hrvatskih banaka. Dalji razvoj modela ekonomija u razvoju dat je kroz istraživanje (Hermanto & Gunawidjaja, 2010) gde su testirane performanse LR modela nad podacima malih i srednjih preduzeća u Indoneziji u periodu od 2005.-2007. godine. Zatim, studija (Fidrmuc & Hainz, 2010) u Slovačkoj koja je sprovedena nad oko 700 kredita malih i srednjih preduzeća na podacima 2000.-2005. godine ukazala je da su racija likvidnosti i profitabilnosti, veoma važne determinante u predviđanju difolta malih i srednjih

preduzeća. Zanimljivo istraživanje (Jain, Gupta, & Sanjiv, 2011), ispitalo je vezu između ulazaka u difolt malih i srednjih preduzeća sa nekim od najviše korišćenih finansijskih racija u kreditnoj analizi i to korišćenjem LR. Kao podaci za ovo istraživanje korišćeni su podaci oko 3000 indijskih kompanija u periodu 2007.-2009. godine. Nedavna studija (Louzada, Ferreira-Silva, & Diniz, 2012) pokušala je da istraži performanse LR modela nad uzorkovanim kreditnim podacima, uzetih od banaka iz Brazila. Još jedno skorašnje istraživanje, urađeno je nad Južno-Korejskim podacima, gde su, autori (Sohn & Kim, 2012), pokušali da otkriju koji najprediktivniju bihevioralnu scoring šemu, za segment malih i srednjih preduzeća, koja se bave tehnološkim razvojem. U ovoj studiji takođe je izvršeno i poređenje bihevioralne kredit scoring šeme nad do tada korišćenom aplikativnom kredit scoring šemom. Najzad, najskorija studija koja je delo istraživanja (Blanco, Pino-Mejias, Lara, & Rayo, 2013) poredila je rezultate sa ostalim neparаметarskim tehnikama modelovanja i to na uzorku od oko 5500 kompanija iz Perua.

Nedavne studije (Moon & Sohn, 2010) i (Blanco, Pino-Mejias, Lara, & Rayo, 2013) su pokazale da se za kreditni scoring preduzeća, pored finansijskih racija, mogu da se koriste i razni drugi modaliteti varijabli, koji mogu da doprinesu povećanju prediktivne moći modela, a koji je zasnovan na varijablama finansijskih racija. Ovakve nove nezavisne varijable mogu da se formiraju na osnovu informacija iz okruženja u kome preduzeće posluje, zatim na osnovu makro-ekonomskih parametara zemlje u kojoj se posluje, kao i ostalim nefinansijskim podacima preduzeća.

Postojanje sofisticiranijih modela za klasifikaciju, nalaže da ih je moguće primeniti i na modele za kreditni scoring. Najpoznatije od ovih metoda, koje se koriste za primenu u rešavanju problema kreditnog scoringa su: neuronske mreže (Lee, Han, & Kwon, 1996), (Leshno & Spector, 1996), (Derelioglu & Gurgun, 2011), mašine vektorske podrške (Kim & Ahn, 2012) i zaključivanje na osnovu slučajeva (Vukovic, Delibasic, Uzelac, & Suknovic, 2012). Bez obzira na navedene metode popularnost i korišćenje LR u finansijskoj industriji se nastavlja i to najviše zbog lakoće praktične primene, lakoće interpretacije rezultata kao i činjenice da u akademskoj literaturi mnogi od ovih modela po performansama ne mogu da prevaziđu logističku regresiju.

Početak primene Bazela II i Bazel III principa koji uvodi nov način za izračunavanje adekvatnosti kapitala i rizikom ponderisane aktive (*eng.* risk weighted assets), uslovio je sve veću praktičnu primenu logističke regresije za procenu verovatnoće difolta. Istraživanja u ovoj oblasti su takođe, primenom Bazela II principa, usmerena na segment srednjih i velikih preduzeća gde (Udell, 2004), (Altman & Sabato, 2007) i (Altman, Sabato, & Wilson, 2008) u svojim studijama procenjuju potencijalne efekte primene logističke regresije za izgradnju modela za kreditni scoring.

Na osnovu dosadašnjeg pregleda literature, nijedan akademski rad nije posvetio pažnju razvoju modela za kreditni scoring nad segmentom srednjih i velikih preduzeća u Srbiji. S tim u vezi, ova doktorska disertacija predstavlja pionirski korak uvođenja modernih metodoloških koncepata i pronalaženju najprediktivnijeg modela za kreditni scoring na našem podnevlju.

## 2. ANALIZA FINANSIJSKIH RACIJA

### 2.1. Struktura podataka

Osnova svakog razvoja modela za kreditni scoring su podaci. Veoma često u bankarskoj praksi, kaže se da se oko 90% vremena, namenjeno razvoju modela, potroši na prikupljanje, strukturiranje, čišćenje i proveru podataka koji ulaze u model kreditnog scoringa. Podaci su neophodna komponenta u razvoju modela, jer služe za pronalaženje takve matematičke veze, karakteristika i kreditnog ponašanja preduzeća, koja može da se primeni za ocenjivanje boniteta preduzeća, drugim rečima, procenu i kvantifikovanje verovatnoće difolta. Dobro pripremljeni, strukturirani i provereni podaci čine razvojni uzorak na kome počiva kvantifikovanje verovatnoće difolta, tj. model kreditnog scoringa.

Neophodan preduslov iz izradu modela kreditnog scoringa je istorija podataka. Istorija odnosno obim podataka, mora da bude dovoljnog obima. Neophodno je da podaci sadrže dovoljno informacija o karakteristikama preduzeća, stručno rečeno kreiranih varijabli o preduzećima, kako bi se pomoću njih mogla uraditi dovoljno kvalitetna estimacija parametara modela kreditnog scoringa odnosno procena kreditnog rizika. Cilj razvoja svakog modela za kreditni scoring je jasno statističko odvajanje i prepoznavanje grupe dobrih (*eng. goods*) i loših<sup>12</sup> (*eng. bads*) preduzeća. Da bi model imao zadovoljavajuću prediktivnu moć, koja je osnovni preduslov njegove primene u praksi, neophodna je zastupljenost dovoljnog broja i dobrih i loših preduzeća u razvojnom uzorku nad kojim se razvija model kreditnog scoringa.

Imajući u vidu da je zastupljenost dobrih klijenata višestruko veća, u razvojnom uzorku je neophodno obezbediti i dovoljnu statističku zastupljenost loših preduzeća. Međutim, u akademskoj literaturi, ne postoji tačno predefinisani način da se odredi minimalan broj loših preduzeća, koji bi bio dovoljan za razvoj modela. Kroz istraživanje (Peduzzi, Concato, Kemper, Holford, & Feinstein, 1996), (Banasik, Crook, & Thomas, 2003), (Crone & Finlay, 2012) i (Louzada, Ferreira-Silva, & Diniz, 2012) pokazano je da je kvalitet razvijenog scoringa, direktno zavisi od broja loših klijenata i prediktivnosti

---

<sup>12</sup> Pod *lošim* preduzećima podrazumevaju se ona koja će nakon dobijanja kreditnog proizvoda, od strane banke, da uđu u status difolt u narednih godinu dana, dok *dobra* preduzeća neće.

varijabli koje ulaze u model, kao i da tačan odnos ova dva faktora zavisi od konkretnih podataka. S tim u vezi, mnogi akademski autori predlažu empirijsko-iskustvene preporuke najbolje prakse (*eng.* best practice). Često se kod varijabli s velikom prediktivnošću, ne preporučuje razvoj skoringa ako u razvojnoj populaciji klijenata nema bar 150 loših preduzeća (Credit Suisse, 2004). Ukoliko navedeni uslov nije zadovoljen, estimacija vrednosti parametara u modelu, može biti dovedena u pitanje, a razvijeni model praktično neupotrebljiv. Kreditni skoring model za segment preduzeća koji se razvija nad razvojnim uzorkom sa malim brojem loših preduzeća, ne bi smeo da bude korišćen kao glavno sredstvo odlučivanja u bankarskoj praksi.

Još jedan od specifičnih uslova, koji su vezani za podatke, a na koje bi trebalo da se obrati pažnja kod modela za segment preduzeća, je da bi razvojni uzorak trebalo da obuhvati sve praktične situacije koje se očekuju i u primeni modela u praksi<sup>13</sup>.

Podaci za razvoj modela treba da pokriju dovoljno dug istorijski period podataka. Razlog za to je što bi model za kreditni skoring trebalo da bude primenjiv u što većem opsegu mogućih situacija koje nastaju u praksi. Dužinom perioda iz koga sežu podaci, mora da bude obezbeđeno da su u razvojnom uzorku koji se struktuiraju statistički dovoljno zastupljena sva ekonomska kretanja koja mogu da imaju uticaja na kreditno ponašanje klijenata. Drugim rečima, razvojni podaci moraju da obuhvate jedan ekonomski ciklus (*eng.* economic cycle). Dužina ovog perioda, sudeći po relevantnoj ekonomskoj literaturi i preporukama (BCBS, 2006), procenjuje se na oko pet do sedam godina opsega podataka.

U ovoj doktorskoj disertaciji korišćeni su podaci iz finansijskih izveštaja preduzeća u Srbiji kao i njihovim kašnjenja u izmirivanjima finansijskih obaveza. Podaci za razvoj modela kreditnog skoringa se sastoje od petogodišnje serije završnih bilansa stanja i bilansa uspeha preduzeća u Srbiji i to u periodu posmatranja od 2007. do 2011. godine. Kako je cilj razvoja modela to da se predvidi verovatnoća difolta preduzeća, u analizu

---

<sup>13</sup> Na primer, ako podaci nad kojima je model razvijan ne sadrže podatke o preduzećima iz nekog regiona, takav model se ne sme da se primenjuje, osim ukoliko ne postoji dovoljno jako obrazloženje da primena modela na tom regionu nije pogrešna.

su uključena samo preduzeća koja su imala materijalno značajnu izloženost<sup>14</sup> po kreditnim proizvodima, što je ukupno za posmatrani petogodišnji period 6906 preduzeća koja su uzeta za uzorak. Veličina uzorka, kao i vremenski raspon uzorka zadovoljavaju kriterijume koji su predviđeni Bazel II principima kao u dokumentu (BCBS, 2006).

Kako bi se predvidela verovatnoća difolta, uzorak je trebalo da se adekvatno struktuiru. Struktura podataka je zamišljena i implementirana tako da finansijski podaci predstavljaju kolone kao nezavisne varijable u modeliranju, zatim, ciljna varijabla takođe predstavlja kolonu i predstavlja zavisnu varijablu, dok redovi ovakve strukture podataka predstavljaju firme. Informacije iz finansijskih izveštaja su na ovaj način uparene sa informacijom o kašnjenjima u plaćanjima svakog preduzeća u uzorku. Kako bi se uparili finansijski podaci svake firme u uzorku sa kašnjenjem u otplati kredita, koja bi dovela do statusa difolta, posmatran je period od 12 meseci u odnosu na datum finansijskog podatka iz završnog bilansa u posmatranoj godini. Difolt status se pojavljuje onda, kada je preduzeće kasnilo duže od 90 dana u posmatраних 12 meseci u odnosu na datum finansijskog podatka završnog bilansa, a to kašnjenje je bilo materijalno značajno<sup>15</sup>. Ovako postavljena definicija difolt statusa je u skladu sa Bazel II principima, odnosno dokumentom (BCBS, 2006).

Ciljna varijabla u uzorku određuje da li je u posmatranoj godini došlo do statusa difolta posmatranog preduzeća. Ciljna varijabla je binarnog tipa [0,1] gde je: 1 - difolt status, 0 - redovno izmirenje obaveza po kreditnim proizvodima. Prema istraživanju (Kennedy, Namee, Delany, O'Sullivan, & Watson, 2013) difolt status kod klijenta može da bude definisan po načinu nastanka, kao i to da li je nastao na kraju posmatranog perioda od 12 meseci (pristup „trenutnog statusa“ *eng.* current status) ili u toku posmatranog perioda od 12 meseci (pristup „najgoreg statusa“ *eng.* worst case status). Autori ovog istraživanja su pokazali da pristup „najgoreg statusa“ daje bolje rezultate u slučajevima kada je vremenski prozor u kome se posmatra mogućnost ulaska u difolt postavljen na

---

<sup>14</sup> kao materijalno značajnu izloženost koristio se kriterijum da preduzeće ima minimum €500 izloženosti po kreditnom proizvodu.

<sup>15</sup> materijalna značajnost kašnjenja se utvđuje ukoliko je kašnjenje veće od 1% ukupne kreditne izloženosti na dan posmatranja.

12 meseci. Pristup „najgoreg statusa“ kod definisanja ciljne varijable, odnosno ulaska preduzeća u difolt korišćen je i u ovoj doktorskoj disertaciji. Bazel II principi (BCBS, 2006) ne insistiraju eksplicitno na korišćenju jednog od ova dva pristupa, tako da ostavljaju bankama da usvoje jednu od ova dva principa za postavljanje definicije difolta tj. ciljne varijable. Vremenska serija podataka, nad kojom će da se razvija interni kreditni rejting i modelirati verovatnoća difolta, kao što autori (Bloomfield, Hodge, Hopkins, & Rennekamp, 2010) preporučuju, se i u ovom istraživanju sastoji od nekoliko uzastopnih godina posmatranja finansijskih podataka i podataka o difolt statusima preduzeća kroz vreme.

Definisanje difolt varijable za potrebe istraživanja, zasniva se na izboru kriterijuma koji daju „stabilne“ difoltere. Na primer, ukoliko se za difolt status proglasi svako ko kasni 30 dana, empirijski je utvrđeno da su preduzeća sa ovim brojem dana kašnjenja veoma nestabilna populacija, jer većina njih kasnije ipak izmiri svoje obaveze, dok samo mali broj i dalje ostane u difolt statusu. Bazelski komitet je u (BCBS, 2006), za „tačku bez povratka“ kod difoltera proglasio kašnjenje duže od 90 dana. Razlog za to je što je utvrđeno da se skoro 70% klijenata kod kojih se utvrdi kašnjenje duže od 90 dana, ne oporavi od kašnjenja, odnosno predstavlja stabilne difoltere (Siddiqi, 2006). Preporučuje se, da se pre razvoja scoringa, na odgovarajućoj populaciji ispita ponašanje klijenata kroz određeno vreme, sa stanovišta nameravane definicije difolta. Ukoliko se utvrdi nedovoljna stabilnost populacije (znatno manje od 70% klijenata s vremenom ostaje u difoltu), definiciju difolta trebalo bi pojačavati (npr. povećanjem broja dana kašnjenja ili visine materijalno značajnog iznosa kao kriterijuma za proglašenje difolta) dok se ne pronade granica kašnjenja koja obezbeđuje stabilnost ciljne varijable.

Struktura podataka je zamišljena i sastavljena tako da su u njoj sadržane sva preduzeća po svim godinama posmatranja. To znači da svako preduzeće, koje posluje i uzima bankarske kredite kroz godine posmatranja, može da se nađe više puta u razvojnom uzorku, ali sa različitim podacima o finansijskoj snazi preduzeća, koja se ogleda kroz finansijska racija. Svako pojavljivanje preduzeća u uzorku, po godinama posmatranja, praćeno je različitim finansijskim pokazateljima tog preduzeća. Zapravo, glavna gradivna jedinica (red) u razvojnoj strukturi podataka je „godina\_firma“. Još jednom je važno da se naglasi da isto preduzeće, može da se u razvojnom uzorku pojavi više puta. Na primer, ako preduzeće ima završne finansijske izveštaje od 31.12.2006 do



31.12.2009 naćice se ćetiri puta (kao odgovarajući red) u razvojom uzorku. Svako ovo pojavljivanje u razvojom uzorku će da nosiće razlićite finansijske pokazatelje u zavisnosti od godine na koju se red u razvojnem uzorku „godina\_firma“ odnosi. Uparene informacije o difoltu firmi tj. ciljna varijabla će da budu definisane za period od 12 meseci u odnosu na datum posmatranja završnih finansijskih izveštaja, što predstavlja period od 31.12.2007 do 31.12.2010.

**Tabela 1. Generićki pregled strukture podataka**

<b>ID</b>	<b>Ulazni podaci</b>	<b>Ciljna varijabla</b>
2007_xxx	31.12.2006 finansijske pokazatelji	31.12.2007 difolt status
2008_xxx	31.12.2007 finansijske pokazatelji	31.12.2008 difolt status
2009_xxx	31.12.2008 finansijske pokazatelji	31.12.2009 difolt status
2010_xxx	31.12.2009 finansijske pokazatelji	31.12.2010 difolt status
2011_xxx	31.12.2010 finansijske pokazatelji	31.12.2011 difolt status
2012_xxx	31.12.2011 finansijske pokazatelji	31.12.2012 difolt status

Ovakva struktura podataka za modele kreditnog skoringa preduzeća je jedinstvena, a kreirana je i primenjena od strane autora ove disertacije. Ideja da se u ovom istraživanju primeni koncept podatka „godina\_firma“ ima za rezultat strukturu podataka koja je pogodna za razvoj modela kreditnog skoringa. Jedna od ideja bila je da se na ovaj način pokuša da se ukljući petogodišnji ekonomski ciklus, kao i njegovi efekti na finansijske pokazatelje preduzeća i učestalosti difolta preduzeća. Na ovaj način razvojni uzorak mođe da se smatra da je „uzorak-kroz-ciklus“ (*eng. thought-the-cycle sample*) o kome govori (Siddiqi, 2006).

Zaključak prethodno elaboriranog pristupa struktuiranja razvojnog uzorka podataka je da se za posmatrano preduzeće „xxx“ finansijski pokazatelji uzimaju iz bilansa na 31.12.  $T-1$  godine, zatim se prate i broje dani kašnjenja u otplati kredita u toku godine  $T$ , da bi se definisala ciljna varijabla i oćitala na 31.12.  $T$  godine.

## 2.2. Formiranje razvojnog, validacionog i test uzorka

Da bi se nastavilo sa pripremom podataka za potrebe modelovanja, neophodno je da se razvojni uzorak podeli<sup>16</sup> u dva disjunktna pod-uzorka, trening uzorak i validacioni uzorak (Banasik, Crook, & Thomas, 2003). Ideja koja stoji iza ovog koncepta particionisanja je da se veći deo razvojnog uzorka izdvoji za potrebe estimacije parametara model, što je svrha trening uzorka. A takođe, da se manji deo razvojnog uzorka tj. validacioni uzorak ostavi sa strane, kako bi estimirani parametri modela, mogli da budu validirani nad nezavisnom delu uzorka ostavljenom po strani. Važno je da ni jedan podatak iz validacionog uzorka ne učestvuje u estimiranju parametara modela. Zapravo, dok trening uzorak služi za nalaženje parametara modela za kreditni scoring, validacioni deo služi za kontrolu primenjivosti estimiranog modela nad podacima na kojima on nije razvijan.

Dobra praksa je, da se za potrebe particionisanja upotrebi stratifikacioni algoritam koji će da izvrši podelu razvojnog uzorka preduzeća u odnosu 80:20 u korist uzorka za trening, ali može da se primeni i drugi odnos (npr. 70:30).

Kako bi kvalitet modela za kreditni scoring bio što bolji, potrebno je da se obezbedi da zastupljenost podataka u trening i validacionom uzorku bude statistički ravnomerna, odnosno da se ova dva pod-uzorka ne razlikuju previše, bar po učestalosti atributa finansijskih pokazatelja varijabli. Princip koji mora da bude zadovoljen prilikom particionisanja razvojnog uzorka je, da se trening i validacioni uzorak ne razlikuju po ciljnoj varijabli. Dakle, pri razdvajanju razvojnog uzorka trebalo bi da se osigura podjednaka zastupljenost preduzeća sa statusom difolta u oba uzorka. To se obezbeđuje tako što se stratifikacija izvrši bar prema ciljnoj varijabli.

Pored ciljne varijable, stratifikaciju podataka poželjno je obezbediti i za neke druge varijable, koje mogu da budu ključne za razvoj scoringa. Prema istraživanju (Crone & Finlay, 2012) preporučljivo je da se održi približna stopa difolta<sup>17</sup> po godinama prilikom particionisanja.

---

<sup>16</sup> U literaturi kreditnog scoringa ovaj postupak se naziva particionisanje uzorka (*eng.* data partitioning).

<sup>17</sup> Stopa difolta se definiše kao učešće broja preduzeća koja su difoltirala u posmatranoj godini, u odnosu na ukupni broj preduzeća.

Na osnovu navedene preporuke, u ovoj doktorskoj disertaciji, urađeno je stratifikovano particionisanje po ciljnoj varijabli u odnosu 80:20, u korist trening uzorka. Druga varijabla po kojoj je rađena stratifikacija je „godina posmatranja“<sup>18</sup>, kako bi se postigla podjednaka stopa difolta, prilikom particionisanja i po godinama posmatranja na trening i validacionom uzorku. Rezultati stratificiranog particionisanja su dati u Tabeli 2.

**Tabela 2. Pregled podele razvojnog uzorka na uzorke za trening i validaciju (80:20)**

Godina posmatranja	Trening uzorak (1)		Validacioni uzorak (2)		Razvojni uzorak (1+2)	
	Broj preduzeća	% difolta	Broj preduzeća	% difolta	Broj preduzeća	% difolta
2007	486	15.02%	198	15.15%	684	15.06%
2008	860	8.26%	381	6.56%	1241	7.74%
2009	1068	11.33%	458	10.48%	1526	11.07%
2010	1188	9.60%	484	9.50%	1672	9.57%
2011	1232	8.12%	551	10.16%	1783	8.75%
<b>TOTAL</b>	<b>4834</b>	<b>9.91%</b>	<b>2072</b>	<b>9.89%</b>	<b>6906</b>	<b>9.90%</b>

Na osnovu Tabele 2., može da se zaključi da je prosečna stopa difolta preduzeća u razvojnem uzorku za petogodišnji period oko 9.90%. Uzorak koji je ostavljen za trening modela sadrži ukupno 4834 preduzeća, kroz petogodišnji period ili 80% razvojnog uzorka. Validacioni uzorak se sastoji od 2072 preduzeća ili 20% razvojnog uzorka kroz petogodišnji period. Kao što je i preporuka akademske literature u nastavku doktorske disertacije, model za kvantifikovanje verovatnoće difolta preduzeća tj. kreditni scoring model će da se modelira nad trening uzorkom, dok će njegova moć predikcije da se proveriti nad validacionim uzorkom. Na osnovu poređenja stopi difolta po godinama iz Tabele 2., može jasno da se vidi da je razvojni uzorak veoma dobro particionisan i po godinama.

<sup>18</sup> Ovo zapravo predstavlja godinu u odnosu na koju se posmatra kreditno ponašanje konkretnog preduzeća u kojoj može da dođe do ulaska u difolt status (kašnjenje >90 dana). Na primer, ukoliko su finansijski izveštaji nekog preduzeća dati na 31.12.2009, godina posmatranja je 2010. Zaključimo da je godina posmatranja uvek godina ispred u odnosu na dan zavšnog finansijskog izveštaja.

**Tabela 3. Uvid u strukturu razvojnog uzorka i naknadno formirana finansijska racija**

MBR_GOD	CSH/CURAST	ACCREC/CURAST	WC/LIAB	...	SHRTBDBT/LIAB	AST_GRTH	CURAST/EQT	FAST/LIAB
2009_20353724	0.00088503	0.53958484	0.01776941	...	0.82795611	1.88700503	55.36302895	0.00061415
2011_17083716	0.01479790	0.60580880	0.22145468	...	0.19801940	1.44221950	4.23835583	0.20683327
2010_06762433	0.00612892	0.44175381	0.75534854	...	0.05292536	1.08895023	2.04801404	0.10842699
2010_08816107	0.02548734	0.38332802	0.63532392	...	0.25001092	1.33246621	1.61194688	0.51503491
2008_20191244	0.00799579	0.25155181	0.06471426	...	0.03901528	6.52844241	6.36637642	0.60630927
2009_20191244	0.03721245	0.64923422	0.02608943	...	0.01849895	3.68939160	30.80625296	0.28502926
2010_20191244	0.02971913	0.67160482	-777777777	...	0.00371318	1.54287343	38.56627649	0.19391364
2011_20191244	0.00570392	0.75984489	-777777777	...	0.05605176	1.21328077	38.57079127	0.18611015
2009_20130008	0.00615404	0.35492140	0.33473420	...	0.01536349	1.05556944	1.03009800	0.97363231
2009_06041710	0.02134781	0.22028494	0.16749393	...	0.07123244	0.49351210	6.32799084	0.01700285
:	:	:	:	:	:	:	:	:
2010_06041710	0.03703329	0.61070132	0.06169738	...	0.05195852	1.65110160	13.80800140	0.01519263
2011_06041710	0.04556916	0.60302866	0.03488992	...	0.06019233	0.84050290	15.03896920	0.03392396
2007_08047677	0.00405354	0.21598853	-777777777	...	0.00000000	-999999999	0.31087021	2.09790127
2009_20028157	0.04079823	0.77164819	1.27147030	...	0.45628043	2.25221838	1.64334645	0.14040896
2010_20028157	0.01538493	0.57956798	1.27706198	...	0.67821875	1.30665985	1.63451023	0.11605379
2008_20018046	0.00194790	0.41250880	0.30341581	...	0.04853251	0.93693687	10.45644172	0.03498447
2009_20018046	0.00714110	0.58018879	0.04612674	...	0.17601320	1.89950369	20.52035887	0.04789956
2010_20018046	0.01622307	0.34975919	0.01963649	...	0.10878071	0.45489604	7.00337298	0.16261391
2011_20018046	0.02954559	0.30470925	-777777777	...	0.05064241	1.47726932	4.29175249	0.36234937
2011_17300369	0.00160050	0.58347972	0.24827015	...	0.40317708	1.09479914	2.75008052	0.11709385
2010_06555225	0.03586837	0.66271889	0.09670608	...	0.20748874	1.01349095	16.46378830	0.21853885
2011_06555225	0.01416534	0.50525095	-777777777	...	0.44574731	1.15998288	13.36979592	0.14985413
2009_20042834	0.00582477	0.25731641	0.35597467	...	0.35873620	0.95362422	3.55375499	0.12307852
2010_20042834	0.02825743	0.62812501	0.19020010	...	0.19533073	1.33537113	4.51220817	0.15836014
2011_20042834	0.05163987	0.48186969	-777777777	...	0.33665017	0.61022839	-999999999	0.10942378

Stratifikovanim particionisanjem pored navedenih prednosti, izbegava se i preterana prilagodjenost ili prenaucenost (*eng. overfitting*) modela kreditnog skoringa trening podacima. Drugim recima, umanjuje se mogucnost izbora modela koji ce pogresno da rangira preduzeća i dodeli posmatranom preduzeću pogresnu procenu verovatnoće difolta kod primene tog modela u praksi. Prenaučenost modela se tipično karakteriše visokim vrednostima beta koeficijenata (parametara modela), visokim standardnim greškama varijabli u modelu, visokim koeficijentom determinacije<sup>19</sup>, a takođe i beta koeficijentima, čiji je smer delovanja na verovatnoću difolta suprotan zdravoj ekonomskoj logici varijable<sup>20</sup>.

Najbolji način za testiranje modela van trening i validacionog uzorka je ostavljanje sa strane dela podataka koji predstavljaju *testni uzorak* (*eng. test sample*). Za razliku od

<sup>19</sup> Kod logističke regresije, u odnosu na linearnu regresiju, mnogo ređe se uzima koeficijent determinacije ( $R^2$ ) kao reper za valjanost modela. Naravno, uvek treba bi trebalo da se proveri vrednost ovog parametra, kako bi se osujetila eventualna prenaucenost modela.

<sup>20</sup> Na primer, ako se posmatra racio leveridža, zdrava ekonomska logika bi trebalo da bude da sa povećanjem ovog finansijskog racija raste i kreditni rizik preduzeća (verovatnoća difolta raste). Kod prenaucenosti, znak beta koeficijenta koji stoji uz ovaj racio mogao bi da bude invertovanog znaka od gore navedene logike.

razvojnog uzorka u kome su agregirano prikazani podaci za godine posmatranje od 2007. do 2011., u test uzorku je ostavljena poslednja raspoloživa godina posmatranja i to 2012. U sledećoj tabeli dat je pregled test uzorka.

**Tabela 4. Pregled test uzorka**

Godina posmatranja	Test uzorak (3)	
	Broj preduzeća	% difolta
2012	1728	6.48%

Na osnovu uvida u test uzorak može da se zaključi da je stopa difolta od 6.48% najniža zabeležana po godinama i u odnosu na razvojni i na validacioni uzorak. Uzrok sniženja stope difolta možemo da nađemo kao činjenicu da je došlo do ublažavanja i smanjenja efekata ekonomske krize i da je došlo do blagog oporavka privrede.

Predstavljeni trening, validacioni i test uzorak činiće osnovu svih ostalih analiza i modela koji će da budu razvijeni u ovoj disertaciji. Sa aspekta raspoloživosti podataka i broja preduzeća u difolt statusu možemo da zaključimo da postoje predispozicije, u statističkom smislu, za razvoj statistički kvalitetnog modela kreditnog scoringa.

### **2.3. Pregled strukture finansijskih podataka i konstrukcija finansijskih racija**

U akademskoj literaturi ne postoji teorija koja jasno definiše koje to finansijske pokazatelje i finansijska racija bi trebalo uvek koristiti u modelu kreditnog scoringa preduzeća. Većina zemalja u svetu, kako onih razvijenih tako i onih u razvoju, ima često različite računovodstvene standarde, različite ekonomske uslove u kojima preduzeća posluju, drugačije načine finansiranja poslovanja preduzeća<sup>21</sup>, kao i različite sisteme oporezivanja preduzeća. Sve ovo utiče na to da jedan isti finansijski racio može da ima različitu prediktivnu moć u različitim zemljama. Na primer, neke banke u razvijenim zemljama imaju stav da racija likvidnosti preduzeća nisu od velike važnosti za predviđanje potencijalnog difolta preduzeća u narednih 12 meseci u odnosu na period

<sup>21</sup> U zemljama u razvoju karakteristično je finansiranje putem bankarskih kredita, dok preduzeća u razvijenim zemljama imaju tendenciju emitovanja hartija od vrednosti na primarnim tržištima kapitala. Finansiranje poslovanja u razvijenim zemljama se takođe odlikuje znatno nižim kamatnim stopama na bankarske proizvode.

posmatranja. Sa druge strane, banke zemalja u razvoju, koje su pogođene svetskom finansijskom krizom, finansijska racija likvidnosti smatraju ključnim prilikom fundamentalne analize preduzeća.

Najčešći tipovi racija koja se koriste za potrebe skoringa podeljeni su u osam grupa s obzirom na to na koji se tip racija odnose, i to:

1. Aktivnost (*eng. activity*)
2. Tokovi gotovine (*eng. cash flow*)
3. Rast (*eng. growth*)
4. Leveridž (*eng. leverage*)
5. Likvidnost (*eng. liquidity*)
6. Profitabilnost (*eng. profitability*)
7. Veličina (*eng. size*)
8. Sposobnost izmirivanja dugovanja (*eng. repayment capacity*)

Prema istraživanju (Chen M.-Y. , 2011), pokazalo se da je česta praksa kod razvoja modela za kreditni skoring, to da se definiše kratka tj. preliminarna lista najčešće korišćenih finansijskih racija za potrebe modelovanja. Ovakav način postavljanja finansijskih racija za potrebe modelovanja svojstven je i istraživanjima poput (Gentry, Newbold, & Whitford, 1985) i (Plattner, 2002). U ovoj disertaciji nije se koristio pristup preuzimanja liste najčešće korišćenih finansijskih racija, već je primenjen pristup „odozdo-na-gore“ (*eng. bottom-up approach*). Zapravo, pristupilo se kreiranju dugačke liste finansijskih racija za potrebe kvantifikovanja verovatnoće difolta preduzeća u Srbiji. Ukupno je kreirano i kroz istraživanje iskorišćeno 438 različitih finansijskih racija. Na osnovu raspoložive akademske literature, zaključeno je da do sada, neka od ovih finansijskih racija, nisu korišćena ni u fundamentalnoj analizi niti u modelima kreditnog skoringa u Srbiji i regionu. Utvrđeno je takođe da nije bilo akademskih istraživanja o prediktivnoj moći finansijskih racija nad podacima preduzeća u Srbiji.

Kreiranje dugačke liste finansijskih racija i njihovo izračunavanje, odnosno strukturiranje nezavisnih varijabli u modelu kreditnog skoringa, rukovođeno je principima i preporukama vodeće organizacije za sertifikovanje finansijskih analitičara

CFA<sup>®</sup> instituta<sup>22</sup>. Prilikom konstrukcije finansijskih racija, cilj je bio da se obuhvati širok spekter karakteristika koje opisuju poslovanje preduzeća i to: kvalitet operativnih prihoda, neto profita, finansiranja poslovanja, kapaciteta otplaćivanja obaveza i dodatnog zaduživanja, likvidnost, aktivnost, rast kao i tokove gotovine (*eng. cash-flow*) (Joksimović, 2009).

U prvom koraku, kreirane su tri glavne grupe i podgrupe finansijskih pozicija u finansijskim izveštajima preduzeća u Srbiji.

#### 1) Pozicije iz bilansa stanja:

a) **Strana aktive:** ukupna aktiva (AST), korigovana ukupna aktiva (AAST= ukupna aktiva – nematerijalna ulaganja), gotovina i gotovinski ekvivalenti (CSH), utržive hartije od vrednosti (MSEC), potraživanja od kupaca (ACCREC), zalihe (INV), obrtna (ili kratkoročna) imovina (CURAST), fiksna sredstva (FIXA), odložena poreska sredstva (DEFT) i dugoročna finansijska sredstva (LTFA).

b) **Strana pasive (obaveze i kapital):** ukupne obaveze (LIAB), korigovane ukupne obaveze (ALIAB = ukupne obaveze – gotovina i gotovinski ekvivalenti), potraživanja od dobavljača (ACCPAY), kratkoročne obaveze (CURLIAB), dugoročni dug (LTDBT), dugoročni bankarski dug (LTBDBT), ukupni dug (TDBT), ukupni kapital (EQT), osnovni kapital (CEQT), zadržana dobit (RTERNG), odložene poreske obaveze (DTL).

Kombinacijom pozicija iz aktive, obaveza i kapitala izračunate su sintetičke pozicije kao što su: obrtni kapital (WC), radna (operativna) aktiva (OA=ukupna aktiva – visoko likvidne pozicije u aktivi), radne (operativne) obaveze (OL = ukupne obaveze – gotovinske pozicije iz pasive koje služe za finansiranje preduzeća), neto operativna aktiva (NOA=OA-OL), gotovina i utržive hartije od vrednosti (CSH\_MSEC).

#### 2) Pozicije iz bilansa uspeha:

a) **Prihodna strana:** Prihodi od prodaje (SLS), bruto profit (GROSPRF), korigovani bruto profit (GROSPRFADJ), poslovni prihodi (NETSLS), prihodi pre, kamata, taksi i poreza (ili poslovni rezultat) (EBIT), prihodi pre kamata, taksi, poreza,

---

<sup>22</sup> <http://www.cfainstitute.org/>

depresijacije i amortizacije (EBITDA), finansijski prihodi (FININC), prihodi pre poreza iz redovnog poslovanja (EBT), prihodi pre poreza koji uključuju vanredne prihode i rashode (EBTADJ) i neto profit (NETPRF) (Joksimović & Arsić, 2008).

b) **Rashodna strana:** troškovi prodane robe (COGS), troškovi zarada i drugi lični troškovi (PSCST), troškovi amortizacije i rezervisanja (DEP), ukupni poslovni rashodi (NETEXP), korigovani poslovni rashodi (NETEXPADJ = poslovni rashodi - troškovi amortizacije i rezervisanja), finansijski rashodi<sup>23</sup> (FINEXP).

### 3) Aproximacija novčanih tokova:

Pozicije iz bilansa uspeha kao što su neto profit (NETPRF) mogu da budu izmanipulisane od strane menadžementa. Razlog tome je što su računovodstveni standardi zasnovani na vremenskim razgraničenjima<sup>24</sup> (*eng.* accrual accounting) što preduzećima sa slabim korporativnim upravljanjem (*eng.* corporate governance) ostavlja mogućnost manipulacije finansijskim izveštajima. Indikatori novčanih tokova u preduzeću mogu biti izvedeni iz bilansa stanja i bilansa uspeha. Metoda preporučena od strane (CFA Institute, 2013) dovodi do aproksimacija novčanih tokova na koje ne utiču eventualne manipulacije prihoda i rashoda, koje u finansijskim izveštajima preduzeća. Kao najrelevantnije aproksimacije tokova gotovine izdvajaju se: operativni novčani tokovi (CFO, *eng.* cash flow from operations), slobodni novčani tokovi prema preduzeću (FCFF *eng.* free cash flow to firm) i slobodni novčani tokovi prema kapitalu (akcionarima) (FCFE *eng.* free cash flow to equity).

**CFO - operativni novčani tokovi**, u teoriji finansijske analize je poznato da mogu da se dobiju na dva načina *direktnim* ili *indirektnim* metodom. Rezultat koji se dobija za nivo operativnih novčanih tokova je za oba metoda isti, ali se polazi od različitih osnovica za proračun. *Direktni metod* se sastoji od prevođenja bilansa uspeha, koji se u

---

<sup>23</sup> Veoma zanimljiva i važna pozicija u bilansu stanja, na koju se u bankarskoj praksi oslanja fundamentalna analiza. Naime, ova pozicija uključuje kako kamate koje bi preduzeće trebalo da plati bankama, tako i kursne razlike, koje zbog računovodstvenih standarda mogu da se knjiže na ovu poziciju ili na odložena poreska sredstva i obaveze.

<sup>24</sup> Računovodstvo koja je bazirano na vremenskim razgraničenjima prepoznaje da su prihodi nastali kada su zarađeni (*eng.* earned), a da su rashodi nastali kada su prijavljeni (*eng.* incurred) i to bez obzira na stvarno vreme odigravanja odnosno gotovinske transakcije. Računovodstvo bazirano na vremenskim razgraničenjima, zahteva korišćenje procena koje mogu da budu *strateški* izmanipulisane i prilagođene potrebama menadžementa kompanije, kako bi se prikazao željeni rezultat.



računovodstvenoj praksi formira na osnovu vremenskih razgraničenja, u bilans uspeha zasnovan na tokovima gotovine (*eng.* cash-basis income statement). Započinje se prepravkama prihoda od prodaje u novčane prihode od kupaca, a zatim se oduzimaju novčani odlivi po osnovu kupovine od dobavljača, troškovi materijala i drugi operativni troškovi, zatim troškovi kamata, poreza itd. Važno je napomenuti da su od interesa su samo stavke bilansa uspeha, čije su promene klasifikovane kao *operativne aktivnosti*<sup>25</sup>. Glavna karakteristika *direknog* metoda je što se počinje od vrha bilansa uspeha, odnosno stavke prihoda, od prodaje koja se zatim koriguje, kako bi se izveli operativni novčani tokovi. Indirektni pristup podrazumeva početak od poslednje stavke bilansa uspeha, neto profita. Ova stavka se zatim koriguje kako bi se uzeli u obzir (vratili nazad u neto profit) nenovčani troškovi, odnosno izvršile i korekcije tj. promena stavki u *bilansu stanja* koji rezultiraju nenovčanim transakcijama, a koje su posledica okvira vremenskih razgraničenja<sup>26</sup>. Glavna prednost *indirektnog* metoda je u tome što se dobija jasan uvid u razliku između neto profita i operativnog novčanog toka (CFA Institute, 2012).

**FCFF - slobodni novčani tokovi prema preduzeću**, računaju se tako što se počinje od operativnih poslovnih prihoda pre troškova kamata i poreza (EBIT), od koga se oduzima porez na prihod po važećoj poreskoj stopi [ $EBIT \times (1 - \text{poreska\_stopa})$ ]. Na ovu osnovicu se zatim vraćaju (dodaju) nenovčani troškovi u vidu depresijacije/amortizacije, nakon čega se oduzimaju povećanja, odnosno dodaju smanjenja, vezana za investicije u osnovna sredstva i investicije u obrtni kapital (*eng.* working capital) (CFA Institute, 2013).

**FCFE - slobodni novčani tokovi prema kapitalu (akcionarima)**, se računaju tako što se počinje od neto profita koji preduzeće ostvaruje. Na ovu osnovicu se zatim vraćaju (dodaju) nenovčani troškovi u vidu depresijacije/amortizacije, nakon čega se oduzimaju povećanja, odnosno dodaju smanjenja, vezana za investicije u osnovna sredstva i

---

<sup>25</sup> U zavisnosti od računovodstvenih standarda npr. GAAP ili IFRS, razlikuje se i tretman određenih promena u aktivima kao i njihov prikaz u bilansu stanja. Na primer, troškovi kamata i dividende mogu biti klasifikovane kao *operativne* ili kao *investicione* aktivnosti po IFRS standardima, dok su po GAAP-u dividende klasifikovane aktivnosti *finansiranja*, a troškovi kamate kao *operativni* trošak.

<sup>26</sup> svako povećanje odgovarajuće stavke operativne stavke aktive, smatra se za operativni novčani odliv, odnosno upotrebu gotovine, dok se povećanje operativnih stavki u pasivi tretira kao novčani priliv, odnosno izvor gotovine.

investicije u radni kapital, i na kraju se dodaje (oduzima) iznos za koji je poraslo (smanjeno) zaduživanje preduzeća u odnosu na prethodni bilans stanja<sup>27</sup> (*eng.* working capital) (CFA Institute, 2013).

Navedeni pokazatelji tokovi gotovine preduzeća su ključ održanja likvidnosti svakog preduzeća. Preduzeće koje ne može da generiše dovoljno novčanih tokova za potrebe poslovanja, približava se, vremenom, tački bankrotstva. U studiji (Gupta, Wilson, Gregoriou, & Healy, 2012) potvrđeno je da prisustvo informacija o novčanim tokovima preduzeća, poboljšava prediktivnu moć modela za kreditni scoring. Prednost od uključivanja tokova gotovine u razvoj modela, takođe je naglašena i kroz istraživanje (Aziz, Emanuel, & Lawson, 2007).

Konstrukcija finansijskih racija u doktorksoj disertaciji je zasnovana na kombinovanju svih mogućih kombinacija bez ponavljanja, prethodno navedenih osnovnih i izvedenih pozicija iz finansijskih izveštaja preduzeća. Naravno, u obzir je uzeto da svaki konstruisani finansijski racio ima validnu ekonomsku logiku, odnosno upotrebljene finansijske pozicije u raciju ne daju razuman ekonomski smisao. Ovakav pristup je rezultirao mnogim novim kombinacijama, iz kojih su potekla finansijska racija koja do sada nisu korišćena i analizirana kroz akademsku praksu i stručnu literaturu.

**Prvi korak** - formirana su finansijska racija, zadržavajući njihovu poslovnu i ekonomsku logiku kao primarni cilj, isključivo kombinacijom pozicija iz bilansa stanja. U nastavku je opisan primer kako je to urađeno kod racija koja su imala *gotovinu i gotovinske ekvivalente* (CSH) u imeniocu racija. Neka od ovakvih finansijskih racija koja su konstruisana su: CSH/ACCREC, CSH/ACCPAY, CSH/CURAST, CSH/CURLIAB, CSH/LTDBT, CSH /CEQT, CSH/LIAB itd. Ova procedura je ponovljena mnogo puta, ali je umesto CSH u imeniocu, došlo do zamene nekom drugom pozicijom iz bilansa stanja.

**Drugi korak** - navedena logika je primenjena pozicije koje pripadaju samo bilansu uspeha. Na primer, u imeniocu se nalaze *troškovi prodane robe* (COGS) dok se kroz

---

<sup>27</sup> Porast zaduživanja u FCFE finansijskom pokazatelju utiče na porast ovog pokazatelja slobodne gotovine, jer preduzeća, odnosno akcionari (vlasnici) (*eng.* shareholders) mogu da raspolažu ovim novčanim sredstvima i zbog toga ulaze u osnovicu za računanje slobodnih novčanih sredstava kapitala.

brojilac menjaju ostale stavke iz bilansa uspeha, čime se dobijaju racija poput: COGS/SLS, COGS/NETSLS, COGS/GROSPRFT, COGS/EBIT itd.

**Treći korak** - ukrštanje i kombinovanje pozicija iz bilansa stanja i iz bilansa uspeha je takođe izvršeno. Održavajući ekonomsku logiku racija, kombinovale su se različite stavke kroz imenilac i brojilac racija. Na primer, racija koja u imeniocu imaju stavku poslovnih prihoda (NETSLS) su: NETSLS/AST, NETSLS/LIAB, NETSLS/ALIAB, NETSLS/CEQT, NETSLS/EQT itd.

**Četvrti korak** – najkomplikovanija racija nastaju u ovom koraku. Koristi se više pozicija i u imeniocu i u brojiocu. Zapravo, imenilac i brojilac se sada sastoje od agregiranih stavki iz bilansa stanja, bilansa uspeha kao i izvedenih stavki tokova gotovine. U ovoj fazi nastala su sledeća racija: odbrambeni racio, racio vremenskih razgraničenja, ukupni bankarski dug prema kapitalnom raciju, period plaćanja dobavljačima, period prikupljanja potraživanja, ciklus kovnerzije gotovine; FCFE/AST, FCFE/LIAB, FCFE/EQT, FCFE/TDBT itd.

**Peti korak** – zasniva se na konstrukciji varijabli rasta onih racija i stavki iz finansijskih izveštaja, čija ekonomska logika ukazuje na to da mogu da doprinesu prediktivnoj moći modela. Na primer, rast prinosa na aktivu ili rast ROA (*eng.* ROA growth = return on assets growth), kao i rast svih ostalih pokazatelja dobija se kao:  $\text{rast} = V_T/V_{T-1}$  gde je V vrednost racija ili posmatrane stavke finansijskog izveštaja u tekućoj godini (T) u odnosu na godinu pre (T-1). Kod vrednosti pokazatelja rasta većih od jedan, ukazuje se na rast u odnosu na prethodnu godinu, dok vrednosti manje od jedan, ukazuju da je došlo do pada. Ukoliko je vrednost pokazatelja rasta jednaka jedan, stanje u odnosu na prethodnu godinu je ostalo nepromenjeno.

## 2.4. Tipovi varijabli, tretiranje nedostajućih podataka i ekstremnih vrednosti u finansijskim racijima

Varijabla predstavlja parametar u vidu podatka koja opisuje određenu karakteristiku pojma koji se analizira. Kada je reč o preduzećima, varijabla može da bude: finansijski racio, starost firme, broj dana kašnjenja firme, obrazovanje direktora firme itd. Varijable za izradu modela kreditnog scoringa bi trebalo da budu formirane tako, da do izražaja dođe informacija koja može da doprinese detekciji potencijalnog difolta.

Tip varijable se određuje razmatranjem porekla podataka od kojih je varijabla oformljena, načina i formata u kojem su podaci prikupljeni i osobina tih podataka. Varijable dobijene iz podataka o finansijskim racijima su najčešće *numeričke* (eng. *numeric*). Zatim mogu da budu *datumske* kao na primer, datum osnivanja preduzeća i *kategorijske* (eng. *categorical*). Numeričke varijable mogu dalje da se podele na *diskretne*<sup>28</sup> npr. broj dana kašnjenja, i *kontinualne* ili *intervalske* kao što su finansijska racija. Kategorijske varijable mogu dalje da se podele na dva tipa i to *nominalne* (eng. *nominal*) i *ordinalne* (eng. *ordinal*). Kod prvih redosled atributa nema nikakvu logičku ulogu (npr. kod varijable „industrija u kojoj preduzeće posluje“ može da ima attribute „proizvodnja“, „trgovina na malo“, „energetika“, itd.), dok je kod drugih redosled atributa bitan (npr. kod varijable „obrazovanje direktora preduzeća“ atribut „fakultet“ može imati veću težinu nego atribut „osnovna škola“) ali se ne može da definiše rastojanje između pojedinih atributa<sup>29</sup>.

Ukoliko varijabla ima samo dve moguće vrednosti, deklariše se kao **binarna** (eng. *binary*), bez obzira da li su te vrednosti numeričke ili kategorijske. Primeri takvih varijabli su „klijent banke“ (atributi: „da“ – klijent od ranije poznat banci i „ne“ – nov klijent).

Nepravilan izbor tipa varijable može da unazadi kvalitet razvijenog scoringa.

Po završetku difinisanja tipova varijabli, potrebno je da se osigura da su sve moguće vrednosti po varijablamaa ispravno protumačene. Na primer, trebalo da bi se obezbedi

---

<sup>28</sup> preporučuje se da se varijabla tretira kao diskretna ako se u njoj ne pojavljuje više od petnaest različitih vrednosti

<sup>29</sup> ukoliko to jeste moguće, vrlo verovatno je reč o varijabli koju je bolje predstaviti u numeričkom obliku.

da „0“ u podacima predstavlja upravo nulu, a ne nedostajući podatak<sup>30</sup> (*eng. missing data*). U ovoj fazi obrade podataka posebnu pažnju treba obratiti i na mogućnost da i neki drugi podaci, npr. „-1“, „-99“ ili „-999“, imaju posebno značenje („*specijalne vrednosti*“) ako su informacije prikupljane kroz loše dizajniran softver za pohranjivanje podataka, u kome nije bio dobro definisan način da se pribeleže izuzeci/specijalni slučajevi/nedostajuće vrednosti.

Pod specijalnim vrednostima u razvoju skoringa podrazumevaju se vrednosti u varijablama koje odudaraju od ostalih. Na primer, u varijabli koja sadrži broj dana kašnjenja preduzeća po otplati rata kredita, javlja se situacija kod preduzeća koji nikada nisu imala kredit, pa o kašnjenjima po tom osnovu ne može ni da se govori<sup>31</sup>.

Kod kategorijskih varijabli, bilo koji atribut je dozvoljen, tako da specijalne vrednosti mogu jednostavno da se odvoje od ostalih, davanjem oznaka ili imena koje ne nosi nijedan drugi atribut.

Ukoliko u posmatranoj numeričkoj varijabli nema nedostajućih podataka (praznih polja u podacima), ovaj atribut se može da se iskoristi za specijalne vrednosti<sup>32</sup>. Ako bi u numeričkoj varijabli trebalo da se odvoji više specijalnih situacija, princip sa upotrebom samo nedostajućeg podatka neće biti primenjiv. Specijalni slučajevi su dosta česti prilikom konstrukcije finansijskih racija (pogotovo onih komplikovanijih) i svaki od njih je, u ovom istraživanju, pokriven odgovarajućim specijalnim vrednostima.

U Tabeli 5. dat je pregled specijalnih vrednosti koja su osmišljena i korišćena u ovoj disertaciji. Vrednosti specijalnih slučajeva, u vidu brojeva, treba odabrati tako da se u rukovanju podacima i razvoju modela, mogu lako primetiti i odvojiti u posebne attribute. Praksa je da se za specijalne vrednosti uvedu vrlo karakteristični brojevi<sup>33</sup>, što bi trebalo da signalizira da se ne radi o regularnim vrednostima.

---

<sup>30</sup> što se može desiti ako je aplikacija za prikupljanje podataka podešena tako da nedostajuća vrednost obeležava odsustvo podatka.

<sup>31</sup> pogrešno je staviti 0 za taj slučaj, jer se na taj način preduzeće koji nema kreditni proizvod s preduzećima koji su imali kredite, ali nikada nisu imali kašnjenja u otplati.

<sup>32</sup> Na primer, kod varijabli koje prebrojavaju kašnjenja, sa nedostajućim podatkom (praznim poljem) se mogu označiti oni klijenti koji uopšte nemaju proizvod koji je predmet varijable

<sup>33</sup> ogromni i sa svim ciframa jednakim, što nije za očekivati od slučajne vrednosti

Kao što je napomenuto u Tabeli 5. primena specijalnih vrednosti se događa samo u slučajevima kada i brojilac i imenilac u finansijskom raciju mogu da imaju negativne vrednosti. U slučajevima kada ili samo brojilac, ili samo imenilac mogu da imaju negativnu vrednost, specijalne vrednosti se ne primenjuju već racio može da bude negativan. Zaključak je da u slučajevima primene specijalnih vrednosti, vrednost finansijskog racija može da bude samo veća od nule ili da ima specijalnu vrednost. Što se tiče specijalne vrednosti koju predstavlja nedostajući podatak, njena specifičnost se ogleda u tome, da ukoliko je postojala kao red u jednoj varijabli, morala je da postoji i u svim ostalim varijablama, jer označava nepostojanje bilansa za neko preduzeće. Svaki ovako uočen slučaj je izbačen iz razvojnog uzorka, jer u praksi svako preduzeće, po zakonu, moralo bi da ima finansijske izveštaje. Nedostajuća vrednost je isključivo plod greške prilikom pohranjivanja podataka u bazu.

**Tabela 5. Pregled specijalnih vrednosti u varijablama i njihovo tumačenje**

<b>Specijalna vrednost</b>	<b>Tumačenje</b>
Nedostajući podatak (eng. missing value)	Ne postoji bilans za dato preduzeće
-999999999	Deljenje nulom u racio varijabli. Slučaj kada je brojilac jednak nuli.
-888888888	Primena u slučaju kada i brojilac i imenilac u finansijskom raciju mogu imati negativne vrednosti. Ova specijalna vrednost se javlja u slučaju da i imenilac i brojilac imaju negativne vrednosti. S obzirom na to da stavke iz bilansa stanja uvek moraju biti pozitivnog znaka, finansijska racija sastavljena od stavki samo iz bilansa uspeha često imaju ove specijalne vrednosti.
-777777777	Primena u slučaju kada i brojilac i imenilac u finansijskom raciju mogu imati negativne vrednosti. Ova specijalna vrednost se javlja u slučaju da brojilac ima negativnu vrednost, a imenilac ima pozitivnu vrednost. S obzirom na to da stavke iz bilansa stanja uvek moraju biti pozitivnog znaka, finansijska racija sastavljena od stavki samo iz bilansa uspeha često imaju ove specijalne vrednosti.
-666666666	Primena u slučaju kada i brojilac i imenilac u finansijskom raciju mogu imati negativne vrednosti. Ova specijalna vrednost se javlja u slučaju da brojilac ima pozitivnu vrednost, a imenilac ima negativnu vrednost. S obzirom na to da stavke iz bilansa stanja uvek moraju biti pozitivnog znaka, finansijska racija sastavljena od stavki samo iz bilansa uspeha često imaju ove specijalne vrednosti.

Veoma bitna analiza za dalji razvoj i kvalitet modela je analiza ekstremnih vrednosti u podacima. Problem ekstremnih vrednosti može da se javi kao greška, koja nastaje u

ranim fazama kreiranja finalnog skupa podataka. Analiza ekstremnih vrednosti u ranim fazama formiranja razvojnog uzorka, često otkriva greške u podacima koje moraju da se isprave i dovedu u ciljno stanje<sup>34</sup>. Dakle, u ranim fazama prikupljanja podataka, ekstremne vrednosti služe kao kontrola ispravnosti. Međutim, problem ekstremnih vrednosti finansijskih racija koje nisu posledica „tehničkih“ grešaka, su uglavnom posledica velike oscilacije u vrednostima imenilaca i brojilaca u razlomku iz koga se racio izvodi. Postoje dva slučaja u kojima dolazi do ekstremnih vrednosti.

- *Prvi*, kada se u imeniocu racija nalazi broj čija je vrednost bliska nuli, na recimo četvrtu decimalu, a kada je u brojiocu racija broj koji je veći od 1 ili manji od -1. Ovaj slučaj dovodi do visokih pozitivnih ili negativnih ekstremnih vrednosti racija.
- *Drugi*, kada je vrednost u brojiocu veoma mala, ili vrednost imenioca koja je višestruko veća nego vrednost u brojiocu. Ovo dovodi vrednosti bliskih nuli u odnosu na prosečnu vrednost u okviru varijable.

Ukoliko se u skoringu koriste „sirove“ varijable<sup>35</sup>, preveliki broj ekstremnih vrednosti uticao bi kao šum u odnosu na ostale ispravne podatke, a time na kvalitet konvergencije ka optimalnim koeficijentima regresije i prediktivnost same regresije bi oslabili. Zbog ovoga je potrebno eliminisati ili smanjiti broj ekstremnih vrednosti na prihvatljiv nivo ili ih na neki način transformisati, vodeći računa da se što manje umanju prediktivna moć posmatrane varijable. Jedan od načina na koji se zaobilazi problem ekstremnih vrednosti u logističkoj regresiji je formiranje atributa (podintervala) u finansijskim racijama i korišćenje WoE pristupa<sup>36</sup>. Generalno, WoE pristup se ne koristi samo u ove svrhe, već se koristi i kao okvir za lakšu interpretaciju rezultata modela za kreditni skoring.

---

<sup>34</sup> Popularna izreka kaže: „Najbolji model je loš, ako se parametrizuje nad prljavim podacima“ (eng. „Garbage in, garbage out“)

<sup>35</sup> Misli se na varijable nad kojima nije primenjen nikakav oblik transformacije, već se koriste u izvornom obliku

<sup>36</sup> Detaljno objašnjenje formiranja atributa dato je u Poglavlju 2.6.1, a WoE pristupa u Poglavlju 2.6.4.

## 2.5. Statistička i empirijska analiza finansijskih racija

Uočavanje zakonitosti ponašanja finansijskih racija u odnosu na ciljnu varijablu, predstavlja empirijsku analizu povezanosti i ponašanja racio varijable, u odnosu na ciljnu varijablu difolta. Osnovni cilj ovakvog tipa analize je da se uoči da li postoji jasna povezanost koju je moguće interpretirati u poslovnom smislu, u odnosu na difolt varijablu. Ukoliko je ova veza lako vidljiva i objašnjiva varijablu je potrebno zadržati u daljoj analizi. Kroz dalje analize, može takođe da se pokaže da varijable koje intuitivno imaju jasnu vezu sa difolt varijablom, kao i interpretaciju u smislu poslovne logike varijable, najčešće pokazuju zadovoljavajuće nivoe prediktivne moći. Sa druge strane, lako se mogu da se uoče varijable u kojima postoji neka nelogičnost, veliki broj ekstremnih podataka ili nedostajućih podataka. U procesu razvoja modela, ova faza omogućava i rano otkrivanje propusta koji su napravljeni prilikom obrade podataka i konstrukcije finansijskih racija.

Deskriptivna statistika svih 438 varijabli je izvršena, kako bi se dobio još detaljniji uvid u strukturu finansijskih racija na *razvojnom uzorku*. Analizirane su aritmetička sredina, medijana, standardna devijacija, minimum, maksimum kao i 95<sup>ti</sup> i 99<sup>ti</sup> percentil. Celokupna deskriptivna statistika za periode posmatranja od 2007.-2011. je urađena izuzimajući iz analize specijalne vrednosti i negativnih vrednosti racija kako bi se došlo do što smislenijih vrednosti.

**Tabela 6. Deskriptivna statistika ROA i TBDBT/AST racija na razvojnom uzorku**

Finansijski racio	Broj specijalnih i negativnih vrednosti	Broj pozitivnih vrednosti	Aritmetička sredina	Medijana	Standardna devijacija	Min	95ti percentil	99ti percentil	Max
ROA	684	6,222	0.066	0.033	0.084	0.000	0.233	0.390	0.74
TBDBT/AST	10	6,896	0.260	0.225	0.189	0.000	0.625	0.840	1.00

Kao što može da se iz Tabele 6., zaključiti, broj specijalnih i negativnih vrednosti kod ROA iznosi 684, dok kod TBDBT/AST iznosi zanemarljivih 10. Ovo je logično, imajući u vidu da preduzeća mnogo češće mogu da imaju negativan neto profit, kojim se dolazi do negativnog predznaka ROA. Iz iste tabele, može takođe da se zaključiti da prosečna pozitivna vrednost ROA iznosi 6.6%, dok je preduzeće sa maksimalnom vrednošću ovog racija imalo ROA=74%. Sa druge strane, pokazalo se da prosečni iznos bankarskog duga svih preduzeća u uzorku, u odnosu na njihovu aktivu (TBDBT/AST)



iznosi 26%, dok samo 5% preduzeća ima vrednost ovog racija veću od 62.5%, a 1% preduzeća ima vrednost ovog racija veću od 84%<sup>37</sup>. Zbog izuzetno velikog broja od 438 varijabli u razvojnom uzorku koje su analizirane, u Poglavlju 6.2, tačnije u Tabeli 71. su prikazani rezultati analize deskriptivne statistike svih razmatranih finansijskih racija. Sve kolone iz Tabele 71. imaju potpuno isto značenje kao u prethodno prikazanoj tabeli, s tim što je kao prva kolona u Tabeli 71., dodat redni broj varijable.

Analiza odabranih finansijskih racija u vidu deskriptivne statistike izvršena je i na *uzorcima za trening i validaciju*. Analizirane su takođe: aritmetička sredina, medijana, standardna devijacija, minimum, maksimum kao i 95<sup>ti</sup> i 99<sup>ti</sup> percentil i to za iste periode posmatranja od 2007.-2011. Specijalne i negativne vrednosti finansijskih racija su zanemarene kako bi se došlo do što smislenijih vrednosti. Kolona „Uzorak“ sa „T“ označava uzorak za trening a sa „V“ uzorak za validaciju.

**Tabela 7. Deskriptivna statistika ROA i TBDBT/AST racija na trening i validacionom uzorku**

Varijabla	Uzorak	Veličina uzorka	Aritmetička sredina	Medijana	Standardna devijacija	Min	95ti pc.	99ti pc.	Max
TBDBT/AST	T	4825	0.260	0.228	0.188	0.000	0.621	0.840	1.0
	V	2071	0.260	0.218	0.190	0.000	0.638	0.810	1.0
ROA	T	4332	0.065	0.034	0.083	0.000	0.236	0.383	0.7
	V	1890	0.066	0.033	0.085	0.000	0.231	0.414	0.6

Tabela 7. jasno pokazuje da je izvršena podela trening u odnosu na validacioni uzorak u odnosu 70:30. Aritmetičke sredine na uzorcima za ROA i TBDBT/AST su gotovo identične, dok su i medijane veoma bliske. Slična situacija je i kod standardnih devijacija ova dva finansijska racija kao i kod percentila, ali i maksimalnih vrednosti. Dakle, zaključujemo nedvosmisleno, da ova dva uzorka imaju veoma slične karakteristike, posmatrano kroz glavne komponente deskriptivne statistike. Uvid u ostale odabrane varijable i njihovu deskriptivu statistiku sa identičnim rasporedom kolona na validacionom i trening uzorku, može da se vidi u Poglavlju 6.2, u Tabeli 72.

Pored mera deskriptivne statistike, kao dodatni alat za potrebe dalje statističke analize, poželjno je da se koristi tabelarni i grafički uvid, kao opis međuzavisnosti različito segmentiranih nivoa finansijskog racija, u odnosu na difolt status. U ovom postupku svaka racio varijabla se posmatra zasebno. Prvi korak je sortiranje vrednosti racio

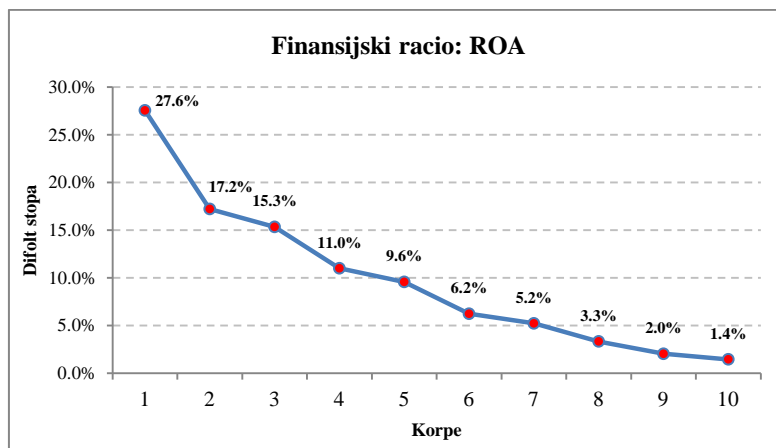
<sup>37</sup> Takav zaključak sledi na osnovu kolona 95<sup>ti</sup> i 99<sup>ti</sup> percentil.

varijabli u rastućem redosledu, zatim uočavanje minimalne i maksimalne vrednosti raspona varijable. U poslednjem koraku, uočeni raspon se deli na predefinisani broj korpi/binova (*eng. bins*), tako da se u svakoj korpi nalazi podjednak broj klijenata (Hand & Niall, 2000). Kako bi se na što lakši način pristupilo analizi velikog broja varijabli, u te svrhe je napisan je SAS program, koji koristi PROC FREQ funkciju kao osnovu i uz posebno dodati deo kôda tretira specijalne vrednosti u varijabli. Zapravo, izrađeni kôd ima za cilj da iterativno ponovi navedeni postupak za svaku od postojećih varijabli u raspoloživom setu ulaznih podataka i zbog toga je ceo postupak stavljen programsku petlju koja tretira svaki finansijski racio iz ulaznog seta podataka. Broj binova od koga se pošlo u ovoj analizi je 10. Primer rezultata, nakon izvršenja navedenog kôda, prikazan je u Tabeli 8. Odabrani finansijski racio, kao pokazni primer, je *prinos na aktivu* (ROA), koji predstavlja jedan od najčešće korišćenih racija u finansijskoj analizi (Joksimović, 2009). Poslovna logika ovog racija treba da pokaže da što je veća vrednost ovog racija preduzeće je finansijski zdravije, specijalne tj. negativne ili niske vrednosti ovog racija ukazuju na loše poslovanje preduzeća. Od presudne važnosti je da se ispita da li ovaj racio na formiranom *training uzorku* od 6,906 bilansa preduzeća za godine od 2007. do 2011. odražava ovakvu poslovnu logiku.

**Tabela 8. Grupisanje vrednosti finansijskog racija ROA po binovima u odnosu na difolt status**

Finansijski racio: ROA												
Korpe		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Broj preduzeća	Dobri	502	572	585	615	624	647	654	667	676	680	6,222
	%	72.4%	82.8%	84.7%	89.0%	90.4%	93.8%	94.8%	96.7%	98.0%	98.6%	90.1%
	Difolt	191	119	106	76	66	43	36	23	14	10	684
	%	27.6%	17.2%	15.3%	11.0%	9.6%	6.2%	5.2%	3.3%	2.0%	1.5%	9.9%
	Ukupno	693	691	691	691	690	690	690	690	690	690	6,906
Racio granice	Min	-1.0E+09	5.6E-06	0.003	0.008	0.016	0.026	0.042	0.066	0.099	0.165	
	Max	0.000	0.003	0.008	0.016	0.026	0.042	0.066	0.099	0.164	0.737	

Može da se zaključi da u korpu 1. upadaju najrizičnija preduzeća, od 693 preduzeća raspoređenih u ovu korpu čak 27.6% njih je ušlo u difolt status 12 meseci nakon dana posmatranog zvaničnog finansijskog izveštaja. Sa druge strane u poslednjoj korpi 10., observirana stopa difolta je daleko manja i iznosi svega 1.5%, što ukazuje da ovaj racio na posmatranom uzorku u potpunosti podražava poslovnu i teorijsku logiku finansijskog racija.



**Slika 1. Grafički prikaz stope difolta po korpama finansijskog racija ROA**

U poslednja dva reda Tabele 8., mogu da se vide granice odnosno raspon svake od korpi. Tako na primer, u prvu korpu spadaju specijalne vrednosti iz Tabele 5. kao i sva preduzeća čiji su bilansi ukazivali na negativan ROA racio<sup>38</sup>. Slika 1. daje grafički prikaz iz koga se još jasnije može uočiti stopa difolta preduzeća po korpama.

Osobina krive linije prikazuje *linearno opadajući trend* stope difolta pri porastu ROA. Trendovi koji se najčešće javljaju su: linearno opadajući, linearno rastući i konveksni ili konkavni trend. U postupcima analize u akademskoj literaturi (Finlay, 2010), zaključeno je da varijable sa odsustvom uočljivog trenda („cik-cak“ trend) imaju veoma nisku prediktivnu moć i da mogu da se isključe iz analize. Postojanje trenda je veoma važna osobina svakog finansijskog racija. Ukazuje na empirijsku povezanost između posmatrane varijable i opservirane stope difolta preduzeća. Postojanje lako uočljivog trenda u ponašanju varijabli pokazalo se da unapređuje prediktivnu moć varijable, a time i modela.

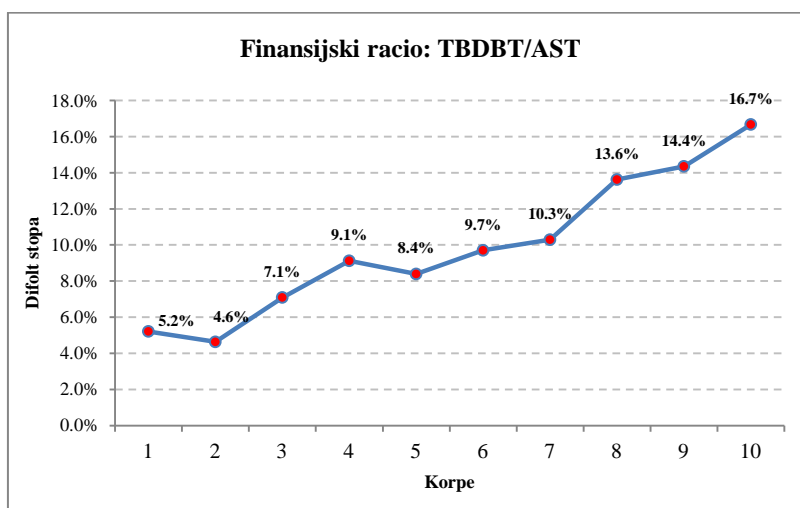
Kao pokazatelj *linearno rastućeg trenda* navodimo varijablu koja pripada grupi racija zaduženosti preduzeća. Finansijski racio TBDBT/AST predstavlja odnos ukupnog duga preduzeća sa ukupnom aktivom preduzeća.

<sup>38</sup> Ovo je situacija u kojoj je firma napravila neto gubitak, tako da ima negativan profit

**Tabela 9. Grupisanje vrednosti finansijskog racija TBDBT/AST po binovima u odnosu na difolt status**

Finansijski racio: TBDBT/AST												
Korpe		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Broj preduzeća	Dobri	655	659	642	628	633	624	619	596	591	575	6,222
	%	94.8%	95.4%	92.9%	90.9%	91.6%	90.3%	89.7%	86.4%	85.7%	83.3%	90.1%
	Difolt	36	32	49	63	58	67	71	94	99	115	684
	%	5.2%	4.6%	7.1%	9.1%	8.4%	9.7%	10.3%	13.6%	14.4%	16.7%	9.9%
	Ukupno	691	691	691	691	691	691	690	690	690	690	6,906
Racio granice	Min	-1.0E+09	0.048	0.090	0.132	0.175	0.225	0.277	0.338	0.408	0.522	
	Max	0.048	0.090	0.132	0.175	0.225	0.277	0.338	0.408	0.522	1.000	

Kod ovakvih racija logika je da sa porastom ukupne zaduženosti u odnosu na aktivu, dolazi do uvećanja kreditnog rizika, što bi uzročno trebalo da bude ispraćeno povećenom stopom difolta. Može da se zaključi da u korpu 1. ulaze manje rizična preduzeća, od 691 preduzeća raspoređenih u ovu korpu 5.3.6% njih je ušlo u difolt status 12 meseci nakon dana posmatranog zvaničnog finansijskog izveštaja. Sa druge strane u poslednjoj korpi 10., opservirana stopa difolta je daleko veća i iznosi 16.7%, što ukazuje da ovaj racio, na posmatranom uzorku, u potpunosti podražava poslovnu i teorijsku logiku racija zaduženosti.



**Slika 2. Grafički prikaz stope difolta po korpama finansijskog racija TBDBT/AST**

Ono što je zanimljivo uočiti na primeru ovog racija, je da korpa 2. (4.6% difolt stopa) ima neznatno manju stopu difolta od korpe 1. (5.2% difolt). Ovo je često slučaj u praksi i posledica je nedovoljnog broja preduzeća po korpama, što sada nije slučaj, ili to da postoji velika sličnost između dve stope difolta susednih korpi. Razlika iznosi svega 0.6% što ukazuje na veoma sličan nivo kreditnog rizika u ove dve korpe. Isti zaključak o sličnosti

kreditnog rizika mogao bi da se izvede posmatranjem korpi 4. i 6., korpi 9. i 10., i korpi 8. i 9. Oba finansijska racija koja su prikazana kao primer, ukazuju da se deljenjem varijabli na korpe jasno vrši distinkcija između dobrih i loših klijenata u smislu kreditnog rizika iskazanog kroz stopu difolta. Razlika koja postoji je u rasponu distinkcije koji se postiže, naime ROA razdvaja preduzeća sa stopama difolta sa rasponom od 1.5% do 27.6%, dok TBDBT/AST razdvaja preduzeća sa stopama difolta sa rasponom od 4.6% do 16.7%. Nedvosmislen zaključak, na osnovu prikazanih tabela i stepena distinkcije difolt i dobrih klijenata po predefinisanim korpama, je da ROA ima bolje razdvajanje dobrih od loših klijenata po korpama, a time i veću prediktivnu moć od TBDBT/AST. Za odabrani skup varijabli u Poglavlju 6.2, date su odgovarajuće tabele i grafici počevši od Tabele 73. i Slike 40. Ono što se takođe može primeti u ovoj analizi je česta pojava da prva i poslednja korpa finansijskog racija u sebi sadrže ekstremne vrednosti.

## 2.6. Transformacija finansijskih racija

Veoma važno pitanje koje se postavlja, nakon statističko empirijske analize originalnih vrednosti finansijskih racija, odnosi se na činjenicu kolika je zapravo kvantifikovana mera prediktivne moći svakog finansijskog racija, od čega ona zavisi i da li se može poboljšati. Drugim rečima, postavlja se pitanje da li je moguće dodatno poboljšati moć razdvajanja dobrih i loših klijenata. Odgovor na ovo pitanje, koji nudi akademska literatura je da je na osnovu istraživanja i rezultata (Altman & Sabato, 2007) pokazano da *transformacija* i *standardizacija* finansijskih racija može da doprinese poboljšanju prediktivne moći modela kreditnog scoringa. Kao standardne transformacije koje se najčešće koriste u akademskoj literaturi su  $\log()$ , eksponencijalna, standardna normalna, kao i kvadratna transformacija (Altman & Sabato, 2007), (Platt & Platt, 1990). Ono što treba imati u vidu prilikom primene nekih transformacija varijabli, je što pored povećanja prediktivne moći može i da se izgubi na intepretabilnoj moći same varijable. Kao posledica može da se dođe u situaciju otežanog objašnjenja trenda varijable, poslovne i ekonomske logike same varijabli, što može dovesti do nejasnoća prilikom obrazloženja izbora varijabli i njihove ekonomske logike izvršnom odboru i menadžmentu banke.

U ovoj doktorskoj disertaciji je primenjena pogodna transformacija svih varijabli u formi finansijskih racija koja su konstruisana nad trening podacima datim u Poglavlju 2.1. Primenjena transformacija se naziva WoE (*eng.* weight of evidence), a preporučena je od strane (Siddiqi, 2006), zasniva na definisanju optimalnog broja atributa tj. korpi, u smislu raspona vrednosti unutar varijabli, kao i optimalnog raspona unutar svake korpe. Uvođenje atributa po finansijskim racijima, ima za cilj da maksimizuje moć razdvajanja finansijskog racija na dobra i difolt preduzeća. Ovom transformacijom se pokušava podizanje prediktivne moći finansijskog racija, uz očuvanje interpretabilnosti i njene poslovne logike. Kod kontinualnih varijabli, kakva su i finansijska racija, na ovaj način je omogućen još i pojednostavljeni uvid u ponašanje i ekonomsku logiku varijable (Hand & Niall, 2000). Na primer, finansijska racija profitabilnosti imaju trend koji ukazuje na niske stope difolta za visoke vrednosti ovog racija i obrnuto. Atributi koji se postave nad ovim racijom treba da očuvaju istu logiku i da ta logika bude jasno grafički vidljiva. Svaki atribut biće formiran tako da uzima u obzir očitano stopu difolta po

posmatranom atributu. Cilj optimalnog grupisanja i određivanja optimalnog raspona svakog atributa biće da se maksimiziraju atributivne razlika između atributa, a da se minimiziraju različitosti unutar atributa, u odnosu na stopu difolta. Ukoliko su dva susedna atributa veoma slična po očitanoj stopi difolta, odnosno imaju sličan nivo kreditnog rizika, po pravilu treba da budu spojena u jedan atribut. Broj atributa po finansijskom raciju, treba da bude takav da ih ima u dovoljnom broju, ali ne previše, jer postoji mogućnost nepotrebnog povećanja kompleksnosti. Sa druge strane, mali broj atributa bi umanjio informacioni značaj varijable i degradirao njenu prediktivnu moć (Siddiqi, 2006). Prema najboljoj praksi i u skladu sa dobijenim rezultatima određivanja i grupisanja atributa u ovoj disertaciji, ne više od 7 atributa će biti formirano po svakom finansijskom raciju.

Važno je takođe napomenuti da se korišćenjem WoE pristupa neposredno rešava problem nedostajućih podataka i specijalnih vrednosti. Naime, specijalne vrednosti, ukoliko ih ima dovoljan broj, mogu da se grupišu u zasebne attribute. Sa druge strane ukoliko ih nema brojačno dovoljno, mogu da se utope u susedne attribute ili one koji su im najbliži sa aspekta očitanoj stopi difolta. Alternativno rešenje, za tretman nedostajućih podataka i specijalnih vrednosti, koje se često primenjuje u akademskoj literaturi, ali ređe u praksi, bi bilo zamena (*eng.* imputation) nedostajućih vrednosti srednjim vrednostima po posmatranoj varijabli ili simulacijom slučajnih vrednosti iz empirijske raspodele posmatrane varijable. Ovo alternativno rešenje neće se primeniti u ovoj disertaciji, zbog prisutnosti velikog broja raspoloživih varijabli za razvoj modela kreditnog skoringa, tako da je smanjenje njihovog broja, a ne njihovo „spašavanje“ po svaku cenu. Činjenica je takođe i da postoje finansijska racija čije je učešće nedostajućih podataka u vidu specijalnih vrednosti relativno visoko, a važno je napomenuti da je ovakve varijable moguće popisati i isključiti iz daljeg razmatranja.

Inicijalno se odustalo od tradicionalnih transformacija kao što je  $\log()$ , jer ovakva vrsta transformacija postavlja ograničenja, u smislu da finansijske racija moraju da imaju samo pozitivne vrednosti. Standardna normalna transformacija varijabli postavlja sve varijable na istu skalu koja prati raspodelu  $N(0,1)$  čime se u poslovnoj primeni gubi mogućnost intuitivnog tumačenja racija u poslovnoj primeni. Još jedan nedostatak tradicionalnih metoda transformacije je to što specijalne vrednosti iz Tabele 5., nije moguće tretirati na poseban način, s obzirom na to da predstavljaju specijalne

numeričke vrednosti. Kao najbolje rešenje i preporuka najbolje prakse i akademske literature, prišlo se na primeni naprednog pristupa transformaciji varijabli predstavljenog u Poglavlju 2.1. Dakle, povećanje prediktivne moći, odnosno razdvajanja dobrih od loših klijenata, u okviru varijable je moguće postići, najjednostavnije prekomponovanjem granice i veličine korpi na optimalan način. Svaka varijabla koja nema inicijalno uočeni trend, mogla bi da se transformiše i da se uspostavi trend transformisane varijable, kojim bi se povećala moć razdvajanja dobrih i difolt preduzeća.

### 2.6.1. Formiranje i grupisanje atributa u varijablama

Kreditni scoring model kao rezultat daje numeričku vrednost, odnosno kvantifikovanu meru rizika, koja se naziva *kreditni skor*. Kreditni skor predstavlja sumu proizvoda koeficijenata<sup>39</sup> (parametara) modela sa odgovarajućim ulaznim varijablama. Za odabir strukture odnosa koeficijenata modela i ulaznih varijabli, kao i međusovnu matematičku povezanost varijabli, mogu se izabrati različite strukture modela, koje su opisane kroz Poglavlja 1.3 i 3.1. Estimacija parametara modela obavlja se korišćenjem odgovarajućih metoda optimizacije, koje imaju za cilj izračunavanje optimalnih vrednosti koeficijenata ulaznih varijabli u model. Važno je napomenuti, da samo neke strukture matematičko-statističkih metoda i modela, za rezultat daju kreditni skor koji je moguće prevesti u verovatnoću difolta<sup>40</sup> (PD).

U praksi banke rezultat scoring modela mora da bude intuitivan za razumevanje<sup>41</sup> i jednostavan za proces implementacije u produkcionom sistemu banke. U stručnoj literaturi i bankarskoj praksi očekuje se standardan izlaz iz kreditnog scoringa u vidu skor kartice ili skorkarda (*eng. scorecard*). Skor kartica zapravo predstavlja struktuirani prikaz rezultata kreditnog skora i to po varijablama i njenim atributima<sup>42</sup>. Potrebno je po

---

<sup>39</sup> koji su prethodno optimizovani

<sup>40</sup> Jedna od ovih matematičko-statističkih metoda je i logistička regresija

<sup>41</sup> Pre svega neophodno je da rezultati budu jasni Izvršnom odboru banke, koji donosi odluku o implementaciji razvijenog scoring modela. Takođe, treba imati u vidu da rezultati scoringa moraju da budu jasni i menadžmentu među kojima ne sede stručnjaci za razvijanje modela, već ljudi koji su protekli iz bankarske prakse. Ako Izvršnom odboru nije jasno kako funkcioniše model za kreditni scoring, i najbolji model koji je razvijen, neće biti odobren i ostaće mrtvo slovo na papiru.

<sup>42</sup> Atribut varijable predstavlja podgrupu odnosno podinterval svake varijable



svakoj varijabli oformiti atribute, tako da mogu da reprezentuju ekonomsku logiku cele varijable. Ako je varijabla numerička, kao kod finansijskih racija, trebalo bi najpre da se oforme atributi koristeći deljenje varijabli na podintervale. Podintervale treba birati tako da u njima bude dovoljno opservacija dovoljno za izvođenje statističkih zaključaka. Pri tome treba voditi računa o sledećem:

- konačne grupe atributa treba da budu logički opravdane (ne treba stavljati nesrodne attribute u istu grupu ukoliko je reč o nominalnim varijablama).
- učestalost difolta treba da bude što različitija po grupama atributa, a što sličnija po atributima unutar grupe.
- grupe atributa varijabli razvojnog uzorka treba da sadrže dovoljan broj opservacija sa statusom difolta u ciljnoj varijabli. Ako ovo nije slučaj, model koji se dobija može biti neadekvatan. Akademska istraživanja poput (Peduzzi, Concato, Kemper, Holford, & Feinstein, 1996) ne preporučuju rad na razvoju modela ako u svakoj grupi nema bar 10 opservacija sa statusom difolta i bar 10 opservacija sa statusom nedifolta u ciljnoj varijabli, odnosno ako su statusi difolta i nedifolta dovoljno statistički zastupljeni u grupama atributa varijable. U kredit scoring praksi, ovo pravilo se naziva „pravilo 10<sub>k</sub>“ (eng. 10<sub>k</sub> rule). Primena ovog pravila, navedeno istraživanje je pokazalo da se osigurava adekvatan proces modeovanja u daljim koracima izgradnje modela.
- praksa je pokazala da broj konačnih atributa (podintervala) je najbolje da bude od 3 do maksimalno 10, dok učestalost opservacija koje pripadaju određenom atributu u varijabli ne treba da bude niža od 1%.
- raspodela učestalosti opservacija po oformljenim atributima varijable treba da bude konstantna i stabilna kroz posmatrane godine.

Dobra praksa je da se konstrukcija atributa vrši nad podacima iz trening uzoraka, čime se ostavlja mogućnost da se na uzorku za validaciju ispita ponašanje uspostavljenih atributa. Uobičajeno je da se kod konstrukcije atributa krene od većeg broja atributa, tako što se varijabla podeli na sitnije podintervale (attribute). Ako se pokaže da je broj atributa u varijabli preveliki ili veći od željenog broja, može se pristupiti grupisanju atributa. Treba imati u vidu, da podela varijabli na attribute, kao i postavljanje granica

svakog atributa kao i njihovog ukupnog broja po varijabli, ima izuzetan uticaj na prediktivnu moć i intuitivnost varijable<sup>43</sup>. Da bi grupisanje neke varijable što više doprinelo kvalitetu rezultata treba odabrati optimalan broj atributa, tako da maksimizuju prediktivnu moć posmatrane varijable. Ukoliko se ostavi preveliki broj atributa u varijabli, može dovesti do prenaučenosti modela u kasnijim fazama razvoja (Siddiqi, 2006). U ovoj disertaciji primenjen je specijalno prilagođen algoritam za rešavanje ove vrste problema, koji će biti opisan u Poglavlju 2.1.2.

Kreiranje atributa u okviru finansijskih racija olakšava razumevanje i očitavanje nivoa kreditnog rizika koji određena firma sa sobom nosi. Prema (Hand & Niall, 2000) podela numeričkih varijabli na attribute olakšava uvid u ponašanje finansijskog racija u odnosu na ciljnu varijablu difolta i ekonomsku interpretaciju samog racija.

Atributi se formiraju tako što se uzima u obzir i posmatra ciljna varijabla tj. učešće opservacija sa statusom difolta po atributima. Cilj grupisanja u attribute je da se maksimizuje razlika između atributa, a minimizuje razlika unutar kreiranih atributa u smislu očitane stope difolta (Hand & Niall, 2000). Što je kvalitetnija diferencijacija atributa nezavisne varijable po ciljnoj varijabli, korisnija će biti informacija koja se obezbeđuje kroz datu varijablu u scoring modelu, čime se maksimizuje prediktivna moć samog modela.

Ako je stopa difolta svakog atributa, posmatranog finansijskog racija, bliska proseku stope difolta razvojnog uzorka<sup>44</sup> varijabla će biti neprediktivna. Pravilan pristup prilikom svođenja atributa na optimalni broj, je da se udruže atributi sa sličanim nivoom kreditnog rizika<sup>45</sup>.

---

<sup>43</sup> Ukoliko se određena varijabla (finansijski racio) podeli na samo 2 podintervala (atributa), npr. za varijablu leveridža se definišu podintervali od 0-30%, >30% varijabla leveridža će u ovom slučaju nositi manje informacija u skor kartici nego da se podeli na sitnije podintervale, npr. 5 podintervala i to od 0-5%, 5-15%, 15-30%, 30-60% i >60%. U prvom slučaju, smo napravili varijablu binarnog tipa koja sadrži samo dve informacije, tj. da li je preduzeće sa leveridžom manjim ili većim od 30%, dok smo u drugom slučaju ponudili širi spektar svrstavanja u 5 podintervala (atributa) mogućeg leveridža.

<sup>44</sup> slučaj kada nema razdvajanja između dobrih i loših opservacija (preduzeća) po atributu posmatranog finansijskog racija

<sup>45</sup> izražen kroz stopu difolta po atributu posmatrane varijable

U ovom istraživanju, atributi finansijskih racija su formirani, a zatim grupisani na način, da očuvaju konzistentnost ekonomske logike samog racija. Na primer, racija profitabilnosti obično odražavaju manje stope difolta preduzeća pri visokim vrednostima ovog racija<sup>46</sup>, tako da oformljeni atributi nad visokim vrednostima ovog racija takođe ukazuju na niske stope difolta kod preduzeća. Šta više, uspostavljanje atributa u varijablama efektivno je iskorišćeno i za rešavanje problema prisustva specijalnih kao i ekstremnih vrednosti u podacima.

Specijalne vrednosti po finansijskim racijama odvojene su u posebne attribute u slučajevima kad je „pravilo 10<sub>k</sub>“ bilo zadovoljeno. Ako to nije bio slučaj, specijalne vrednosti su utopljene u drugi atribut u okviru varijable, najčešće onaj sa najviše opservacija ili onaj koji je po nivou kreditnog rizika bio najbližiji.

Ekstremne vrednosti su tretirane na sličan način, ali obično su udružene u prvi ili poslednji atribut varijable, uzimajući u obzir smer ekstremne vrednosti. Po preporukama iz akademske literature i prakse, ni jedna varijabla u istraživanju nije imala više od 7 atributa, uključujući i attribute kojima odvajaju specijalne vrednosti.

### **2.6.2. Algoritam za optimizaciju atributa finansijskih racija**

U ovoj doktorskoj disertaciji proces transformacije varijabli, odnosno deljenja nezavisnih varijabli na odgovarajuće attribute, izveden u upotrebu pristupa „odozdo na dole“ (*eng.* bottom-up approach) korišćenjem optimizacionog algoritma. Cilj optimizacionog algoritma je da se maksimizuje prediktivna moć svake varijable i da se ne izgubi njena ekonomska logika. Početna faza kroz koju algoritam uvodi varijablu u proces transformacije, je sortiranja date varijable po njenim vrednostima u rastućem redosledu.

U *prvoj fazi* algoritama, kreiraju se 64 podintervala (podgrupe) podjednake veličine. Za formirane 64 podgrupe koriste se 3 različita podalgoritma. Svaki od ova tri podalgoritma kao rezultat daje svoje rešenje podele od 64 podintervala, po svakom finansijskom raciju. Svaki od podalgoritma ima različite rutine granulacije susednih podintervala u krupnije grupe, tako da se po završetku svakog podalgoritma dobijaju 3 različita načina na koji atributi određene varijable mogu da se grupišu.

---

<sup>46</sup> Visoko profitabilna preduzeća

- *Prvi podalgoritam*, vrši podelu na 64 podintervala tako što ostvaruje jednak broj dobrih (nedifolt) opservacija po svakom podintervalu, nakon čega se ovi intervali međusobno združuju u veće podintervale.
- *Drugi podalgoritam*, vrši podelu na 64 podintervala tako što ostvaruje jednak broj difolt opservacija po svakom podintervalu.
- *Treći podalgoritam*, vrši podelu na 64 podintervala tako što ostvaruje jednak ukupan broj opservacija (i dobrih i loših) po svakom podintervalu.

U *drugoј fazi* algoritma, svaki od tri navedena podalgoritma nastavlja da radi zasebno. Cilj je da svaki od njih izvrši grupisanje 64 podintervala na krupnije grupe (atribute) dok se ne dostigne željani broj atributa po varijabli. U ovoj fazi, inicijalno 64 podintervala se posmatraju kao celina koja treba da bude podeljena u dve grupe, što naravno zavisi od izbora adekvatnog separatora<sup>47</sup> koji će da podeli varijablu na dva atributa. Izbor separatora, po svakom podalgoritmu posebno se formira, tako što treba da maksimizuje razliku između stope difolta između novokreirana 2 atributa. Ovo se postiže rešenjem problema maksimizacije vrednosti  $-2\ln(p_{vrednost})$  izračunatom pomoću Hi-kvadrat statistike, koja za  $k$  grupa ima  $df=(k-1)$  stepeni slobode i izračunava se kao:

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^k \left[ \frac{(difolt_i - (difolt_i + dobar_i) \times difolt\_stopa)^2}{(difolt_i + dobar_i) \times difolt\_stopa} \right] \quad (1)$$

gde  $difolt_i$  i  $dobar_i$  u formuli označava broj loših i broj dobrih preduzeća po atributu  $i$ , i  $difolt\_stopa$  predstavlja stopu difolta cele populacije. Pri izboru i postavljanju prvog separatora po sva tri podalgoritma, svaki od dva novonastala atributa se ponovo tretira *drugom fazom* algoritma. Princip je i dalje, da se izabere sledeći separator (izabranog novonastalog atributa) koji ga dalje deli na dva dela maksimizacijom vrednosti  $-\ln(p_{vrednost})$  izvedenom iz hi-kvadrat statistike. Algoritam se zaustavlja kada se dostigne željeni broj atributa. Važno je još jednom napomenuti da se rutina druge faza algoritma odigrava pod svakim podalgoritmom posebno. Na kraju, svaka varijabla dobija 3 različite konstalacije atributa, proistekle iz 3 podalgoritma. Ona koja proizvodi najveću

---

<sup>47</sup> Separator se bira kao jedna od granica 64 prethodno utvrđena podintervala

prediktivnu moć posmatranog finansijkog racija izabira se kao konačna konstalacija atributa.

Opisani algoritam, iskorišćen u ovoj doktorskoj disertaciji predstavlja modifikaciju CHAID algoritma (*eng.* Chi-squared Automatic Interaction Detection) za stablo odlučivanja (Kass, 1980), kojim se tako upravlja kako bi se automatski vodilo računa o primeni „10<sub>k</sub> pravila“.

### **2.6.3. Ručna korekcija granica i pregrupisanje atributa**

S obzirom na to da je nemoguće napraviti algoritam koji bi uzeo u proces optimizacije i kvalitativni kriterijum kao što je očuvanje ekonomske logike varijable (koju je teško ili nemoguće matemtički definisati), ponekad rešenje koje algoritam ponudi je statistički optimalno, ali nije idealno sa aspekta poslovne logike. Postoje i slučajevi kada statistički optimalno rešenje uopšte nije prihvatljivo rešenje sa aspekta ekonomske logike, kao i situacije u kojima su atributi veoma precizno i tačno statistički određeni, ali je došlo do blagog ili znatnog narušavanja ekonomske logike. Ovo zahteva da se pojedine granice „ručno“ tretiraju (*eng.* manual adjustment) i ako je potrebno, spoje se sa susednim, jer je često slučaj da algoritam napravi onoliko atributa koliko je definisano pri početku rada algoritma, ali da ekonomska logika sugerise da je optimalan broj atributa manji. Ukoliko nad nekim varijablama ni posle „ručne“ korekcije ne odražava ekonomska logika koja se očekuje, ovakve varijable je potrebno izbaciti iz daljeg procesa razvoja modela. Ovakva vrsta manualnih korekcija je takođe preporučena u akademskoj literaturi od strane (Bijak & Thomas, 2012).

Neki od osnovnih kriterijuma kojima se treba rukovoditi i kojih se treba pridržavati prilikom „ručne“ korekcije, preporučeni su od strane (Anderson, 2007) i to su:

- *Jednostavnost* – potrebno je predstaviti varijablu korišćenjem što manje atributa. Veliki broj atributa povećava kompleksnost i mogućnost prenaučivosti modela. Glavni zadatak je imati prave varijable u modelu, a ne one sa najvećim brojem atributa.
- *Minimizacija gubitka informacija* – Premali broj atributa može da dovede do gubitka informacija koje varijabla u sebi sadrži.

- *Logičnost grupisanja atributa* – atribut koji je rezultat grupisanja dva ili više atributa treba da (i) odražava sličan nivo kreditnog rizika sitnijih atributa koji ga čine (ii) da između sitnijih atributa koji čine veći atribut mora da postoji logična ekonomska veza.
- *Logične granice atributa* – Kod kontinualnih varijabli uspostavljena granica atributa mora da bude logična i da odražava ekonomski smisao.
- *Oslanjanje na ekonomsku logiku varijable* – Razlika u kreditnom riziku između atributa varijable mora da bude intuitivna i da odražava ekonomsku logiku date varijable. Kod finansijskih racija ova logika se uglavnom ogleda kao održanje trenda rastuće ili opadajuće monotonoski, konveksnog ili konkavnog trenda stope difolta kod atributa.
- *Dovoljno statistike po atributima* – Ako je broj opservacija po atributima varijable mali, smanjuje se mogućnost izvlačenja zaključaka iz atributa o ekonomskoj logici varijable, a takođe povećava se mogućnost prenaučivosti modela. U slučajevima nedovoljnog broja opservacija po atributima (“malo statistike”), neophodno ih je grupisati u veće.
- *Relevantnost* – Statistički gledano značajnost razlike između atributa može da se meri hi-kvadrat statistikom, pri čemu se kao granica značajnosti razlike između atributa posmatra *p*-vrednost (*eng. p*-value) statistike.
- *Stabilnost tokom vremena*<sup>48</sup> —Varijable i atributi treba da budu stabilni tokom vremena u smislu nepromenljivosti relativne raspodele opservacija po atributima. Ukoliko dođe do narušavanja stabilnosti, data varijabla mora pretrpeti korektivne akcije pregrupisanja ili promene granica atributa.

Ako je broj loših (difolt) preduzeća nad kojima se model razvija nizak, statistička informacija (koja je tada manje kvalitetna) u grupisanju atributa, uopšteno govoreći treba da ima manji uticaj nego logička. U principu, u slučajevima kad je broj difoltera nizak kod grupisanja atributa u varijablama, treba nastojati da konačan broj grupa bude

---

<sup>48</sup> Još jedan od kriterijuma za proveru stabilnosti je da se pokaže da li su atributi ostali stabilni, smislu nepromenljivosti relativne raspodele opservacija po atributima, kada su se ustpostavili nad trening uzorkom, a zatim primenili na validacioni uzorak.

što manji (manji od pet). Važno je napomenuti da se „ručne“ korekcije grupa i pregrupisavanja atributa posebno koriste za tretman specijalnih vrednosti. Specijalne vrednosti, ukoliko ih ima statistički dovoljno sa aspekta '10k' pravila, mogu da se grupišu u zasebne attribute varijable. Takvi atributi je neophodno da se posmatraju izolovano kod interpretacije poslovne logike varijable, jer može doći do prividnog narušavanja poslovne logike. Razlog je što atribut formiran od specijalnih vrednosti može da odudara u odnosu na susedni atribut koji je sastavljen od regularnih vrednosti finansijskih racija. Odličan primer ovakve situacije, dat u Prilogu 6.3., Tabela 91., je finansijski racio CSH/LTDBT koji pokazuje odnos gotovine i gotovinskih ekvivalenata u odnosu na dugoročnu zaduženost preduzeća. Naime, prvi uspostavljeni atribut ovog racija, u kome se nalaze isključivo specijalne vrednosti, znatno odstupa od celokupnog trenda varijable, odnosno prvog susednog atributa. Ovakav slučaj je potpuno prihvatljiv i posledica je ručne korekcije odnosno izdvajanja specijalnih vrednosti u zaseban atribut. Sa druge strane, ukoliko specijalnih vrednosti, sa aspekta '10k' pravila, nema brojačno dovoljno, ove vrednosti mogu da se utope u najbliži susedni atribut iz razloga što ih statistički nema u dovoljnom broju, dok atribut u koji se utapaju ne mogu značajno da poremete.

#### **2.6.4. WoE pristup**

Pristup kojim se nastavlja proces transformacije vrednosti finansijskih racija, naziva se *težina dokaza* ili skraćeno *WoE* (eng. Weight of Evidence). Ideja ovog pristupa je da se svakom atributu varijable dodeli numerička vrednost kojom se kvantifikuje veza/povezanost posmatranog atributa sa difolt statusom. Na ovaj način se omogućava merenje i kvantifikovanje informacione sadržine, odnosno kreditnog rizika, svakog atributa u varijabli, a time i same varijable. Numerička vrednost koju WoE pristup dodeljuje (u daljem tekstu *WoE vrednost*) izračunava se po svakom atributu varijable. Logika koja stoji iza ovog pristupa je da se kvantifikuje razlika između proporcije dobrih i loših (difolt) opservacija po atributima svakog finansijskog racija (Thomas, Consumer Credit Models: Pricing, Profit, and Portfolios, 2009). WoE pristup predstavlja univarijantnu procenu i poređenje relativnog kreditnog rizika po atributima varijable (Bijak & Thomas, 2012). Racio dobrih i difolt opservacija naziva se *šansa* (eng. odds) u kreditnom scoringu. *Šansa* u razvoju uzorka predstavlja proporciju

dobrih prema proporciji difolt opservacija u razvojnom uzorku. Pretpostavimo da postoji  $N$  atributa u posmatranoj varijabli. WoE vrednost atributa  $i$  se izračunava kao:

$$WoE = \ln\left(\frac{dobar_i}{\sum_{i=1}^n dobar_i}\right) - \ln\left(\frac{los_i}{\sum_{i=1}^n los_i}\right) \quad (2)$$

formula nalaže da se WoE vrednost po atributu u okviru varijable izračunava tako što se za svaki atribut logaritmuje ratio procenata  $dobar_i$  (dobrih klijenata po atributu) i  $los_i$  (procenata loših klijenata atributu), čime se dobijaju vrednosti WoE po atributu za izabranu varijablu. Zapravo, WoE transformacija vrednosti varijabli se sastoji u tome što svaka opservacija umesto vrednosti koju inicijalno ima dobija vrednost na nivou atributa. Ovo je način aproksimacije različitih numeričkih vrednosti svake opservacije u okviru varijable, koje pripadaju istoj grupi (atributu), sa novom numeričkom WoE vrednošću atributa kome opservacija pripada.

Što je izračunata WoE vrednost udaljenija od nule to je veća informaciona sadržina samog atributa. Atributi kod kojih je stopa difolta veća od presečnog difolta u razvojnom uzorku proizvode daju negativnu WoE vrednost. Pozitivne vrednosti WoE se mogu naći kod atributa gde je stopa difolta niža nego što je to presečnog difolta u razvojnom uzorku.

Primenom WoE vrednosti, kao i podelom varijable na attribute, eliminiše se problem nedostajućih podataka, specijalnih i ekstremnih vrednosti. Razlog je to što se umesto ovih vrednosti transformišu, odnosno dodeljuje im se, za taj atribut kome pripadaju, izračunata WoE vrednost. Primenom WoE pristupa takođe se olakšava interpretacija rezultata modela kreditnog skoringa. Nakon primene WoE transformacije nad trening i validacionim uzorkom, dobijaju se nove numeričke vrednosti, koje po svakoj varijabli zamenjuju originalne vrednosti opservacija (finansijskih racija). Postojeće onoliko različitih vrednosti u trening i validacionom uzorku, koliko svaka varijabla ima ustpostavljenih atributa. Za dalji proces razvoja modela koristiće se isključivo atributivna podela na varijable kojima je dodeljena numerička WoE vrednost, čime je transformacija finansijskih racija završena.



### 2.6.5. Procena prediktivne moći finansijskih racija

Prediktivna moć varijable može se kvantifikovati izračunavanjem *informacione vrednosti* (eng. information value) varijable. Informaciona vrednost (IV) se može izračunati samo za varijable koje su prethodno podeljene na atribute. Ukoliko je varijabla podeljena na  $N$  atributa, gde za svaki atribut postoji izračunata WoE vrednost, kao i odnos dobrih i loših klijenata po atributu, informaciona vrednost varijable dobija se izrazom:

$$IV = \sum_{i=1}^n \left( \frac{dobri_i}{\sum_{i=1}^n dobri_i} - \frac{loši_i}{\sum_{i=1}^n loši_i} \right) \times WoE_i \quad (3)$$

Prema preporukama (Anderson, 2007), postavljena je sledeća skala kojom se može oceniti prediktivna vrednost posmatrane varijable:

- $IV < 0.05$ : ne-prediktivna varijabla,
- $0.05 \leq IV < 0.1$ : nisko prediktivna varijabla
- $0.1 \leq IV < 0.25$ : srednje prediktivna varijabla
- $IV > 0.25$ : visoko prediktivna varijabla

U ovoj disertaciji, IV predstavlja jedan od centralnih parametara na kojim će se bazirati odluka o tome koja varijabla treba da uđe u model a koja ne treba. Dakle, korišćenjem IV izmeriće se prediktivna vrednost svakog finansijskog racija koji je konstruisan. Ovo predstavlja pionirski poduhvat, koji je još jedan od doprinosa ove disertacije. Po prvi put će finansijska racija preduzeća u Srbiji biti ocenjena njihova prediktivna moć. Ovaj rezultat biće iskorišćen, kako bi se formirao najuži skup finansijskih racija od kojih bi mogao da bude sastavljen model.

### 2.6.6. Empirijski rezultati transformacije varijabli

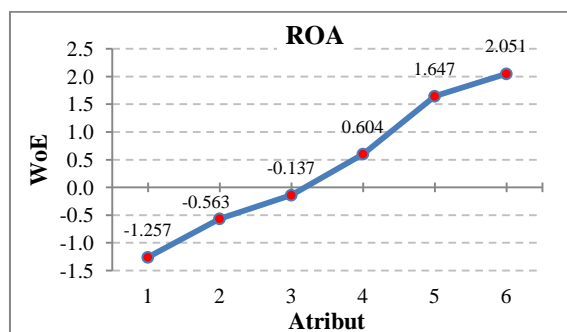
Transformacija finansijskih racija korišćenjem WoE pristupa objašnjenog u Poglavlju 2.1.4 predstavlja veoma pogodnu transformaciju finansijskih racija za očuvanje njihove poslovne logike. Iako predstavlja transformaciju vrednosti finansijskih racija gde se predefinisani raspon varijable zamenjuje WoE vrednošću, ovakav način transformacije predstavlja i osnovu za izračunavanje prediktivne moći varijable. Kao pokazni primer u nastavku, iskoristiće se ROE i TBDBT/AST koji predstavljaju dva krucijalna finansijska racija sa aspekta računovodstvene analize.

Algoritam za optimizaciju atributa finansijskih racija objašnjen u Poglavlju 2.1.2, je primenjen nad trening uzorkom i svakoj varijabli, nakon završetka algoritma, dodeljuje optimalan broj atributa. Svaki atribut određen je optimalnim rasponom vrednosti koji maksimizuje prediktivnu moć varijable u smislu Hi kvadrat statistike i informacionog racija varijable.

**Tabela 10. ROA - prikaz optimalnog broja atributa, njihovog raspona i WoE vrednosti**

ROA finansijski racio – trening uzorak						
Atribut	Interval vrednosti varijable		WoE	Broj preduzeća		
	min	max		Difolt	Dobri	Ukupno
1	-999999999	-777777777	-1.257	140	362	502
2	0.000	0.008	-0.563	156	808	964
3	0.008	0.021	-0.137	81	642	723
4	0.021	0.079	0.604	82	1364	1446
5	0.079	0.127	1.647	10	472	482
6	0.127	0.737	2.051	10	707	717

Kao što se iz Tabele 10. može zaključiti, prvi atribut čine grupisane specijalne vrednosti čiji je  $WoE = -1.257$ , a kome odgovara stopa difolta od  $140/502 = 27.9\%$ , što je daleko veće od prosečne stope difolta na trening uzorku koja iznosi  $9.91\%$ . Negativne vrednosti  $WoE$  zamenjuju sve vrednosti od 1. do 3. atributa varijable, jer je stopa difolta opservirana u njima veća od prosečne stope na trening uzorku. Najveća  $WoE = 2.051$  vrednost odgovara atributu 6. u koji ulaze preduzeća čiji je  $ROA > 12.7\%$ . Za ovaj atribut stopa difolta iznosi  $10/717 = 1.4\%$  što je daleko ispod proseka ( $< 9.91\%$ ).



**Slika 3. ROA – grafički prikaz WoE vrednosti po atributima**

Slika 3. prikazuje grafički odnos  $WoE$  vrednosti po atributima ROA varijable. Odmah se može zaključiti da poređenjem sa grafikom na Slici 1. možemo uočiti da je trend odnosno poslovna logika ROA varijable potpuno očuvana. Dok je na grafikonu sa Slici 1. prikazan trend predefinisanih 10 korpi u odnosu na stopu difolta, Slika 3. prikazuje

trend 6 atributa<sup>49</sup> u odnosu na WoE vrednosti. Značanje je potpuno ekvivalentno, odnosno WoE vrednosti su visoke tamo gde su difolt stope najniže i obrnuto, tamo gde su WoE vrednosti izraženo negativne, stope difolta su visoke. WoE vrednosti predstavljaju svojevrsnu skor skalu gde se pozitivne vrednosti odnose na dobre klijente dok se negativne vrednosti odnose na loše klijente. Još jednom, zaključak je da su najbolji klijenti u atributu 6. oni za koje je  $ROA > 12.7\%$  kojima odgovara  $WoE = 2.051$  dok su najlošiji klijenti oni za koje je ROA imaju specijalnu ili negativnu<sup>50</sup> vrednost. Ono što se takođe može izračunati formule (3) je prediktivna moć ROA izražena kroz  $IV = 0.8649$ . Ova vrednost informacionog racija ukazuje na visoku prediktivnu moć ROA varijable. Još jedna potvrda visoke prediktivne moći je vrednost Hi-kvadrat statistike ROA sa ( $df=5$ ) od 311.8, što je veće od odgovarajuće granične vrednosti ove statistike od 11.07 sa intervalom poverenja od 95%, i njenu  $-2\ln(p_{vrednost}) = 297.2$ .

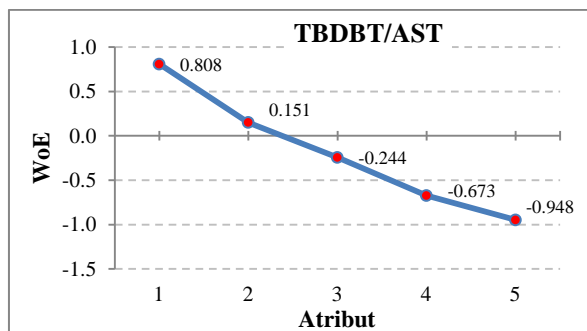
**Tabela 11. TBDBT/AST - prikaz optimalnog broja atributa, njihovog raspona i WoE vrednosti**

TBDBT/AST finansijski racio – trening uzorak						
Atribut	Interval vrednosti varijable		WoE	Broj preduzeća		
	min	max		Difolt	Dobri	Ukupno
1	-999999999	0.092	0.808	46	938	984
2	0.092	0.303	0.151	184	1945	2129
3	0.303	0.479	-0.244	138	983	1121
4	0.515	1.000	-0.673	88	408	496
5	0.479	0.513	-0.948	23	81	104

Kao što se iz Tabele 11. može zaključiti, prvi atribut čine grupisane specijalne vrednosti kao i vrednosti sve do 0.092 ovog racija čiji je  $WoE = 0.808$ , a kome odgovara stopa difolta od  $460/984 = 4.67\%$ , što je približno duplo manje od prosečne stope difolta na trening uzorku (9.91%).

<sup>49</sup> Atributi su zapravo isto što i korpe, s tim što su u ovoj doktorskoj disertaciji rezultat algoritma koji optimizuje atribute kako bi se maksimizovala prediktivna moć varijable

<sup>50</sup> Ovakva preduzeća su obeležena specijalnom vrednosti -77777777.



**Slika 4. TBDBT/AST – grafički prikaz WoE vrednosti po atributima**

Pozitivne vrednosti WoE zamenjuju sve vrednosti od 1. do 3., atributa varijable, jer je stopa difolta opservirana u njima manje od prosečne stope na trening uzorku. Najmanja  $WoE = -0.948$  vrednost odgovara atributu 5. u koji ulaze preduzeća čiji je  $TBDBT/AST > 47.9\%$ , odnosno preduzeća sa visokim nivoom leveridža. Za ovaj atribut stopa difolta iznosi  $23/104 = 22.11\%$  što je iznad proseka ( $> 9.91\%$ ).

Slika 4. prikazuje grafički odnos WoE vrednosti po atributima TBDBT/AST varijable. Može se zaključiti da poređenjem sa Slici 2. možemo uočiti da je trend odnosno poslovna logika TBDBT/AST varijable potpuno očuvana. Dok je na Slici 2. prikazan trend predefinisanih 10 korpi u odnosu na stopu difolta, Slika 4. prikazuje trend 5 atributa u odnosu na WoE vrednosti. Visoke WoE vrednosti zahvataju attribute u kojima su difolt stope najniže i obrnuto, tamo gde su WoE vrednosti izrazito negativne stope difolta su visoke, a prediktivna moć TBDBT/AST izražena kroz  $IV = 0.2096$ . Ova vrednost informacionog racija ukazuje na srednje prediktivnu moć. Vrednost Hi-kvadrat statistike sa ( $df=4$ ) iznosi 83.52, što je statistički značajno nad intervalom poverenja od 95%, odnosno veće od granične vrednosti ove statistike od 9.49. U poređenju sa ROA finansijskim raciom imamo nižu prediktivnu moć, što prouzrokuje i manju vrednost pokazatelja  $-2\ln(p_{vrednost}) = 76.01$ .

Prethodno dva prodiskutovana finansijska racija predstavljaju samo mali deo ukupno analiziranih. Na primer, svih 438 racija je prošlo kroz algoritam i svakom od njih je određen optimalan broj atributa kao i njihove odgovarajuće granice. Zbog obimnosti materijala, za odabranu listu racija prikazani su rezultati grupisanja atributa i izračunatih WoE vrednosti u Prilogu 6.3.

**Tabela 12. Pregled informacione vrednosti (IV) najprediktivnijih racija preduzeća u Srbiji**

Rbr.	Varijabla	IV	Grupa racija
1	EBTADJ/LIAB	0.9231	Sposobnost izmirivanja dugovanja
2	NETPRF/ALIAB	0.9080	Sposobnost izmirivanja dugovanja
3	CURLIAB/NETSLS	0.9062	Aktivnost
4	NETPRF/LIAB	0.8991	Sposobnost izmirivanja dugovanja
5	EBTADJ/ALIAB	0.8985	Sposobnost izmirivanja dugovanja
6	CURLIAB/NETPRF	0.8837	Aktivnost
7	ROA	0.8649	Profitabilnost
8	NETPRF/AAST	0.8625	Profitabilnost
9	EBTADJ/AAST	0.8615	Profitabilnost
10	EBTADJ/AST	0.8558	Profitabilnost
11	NETSLS/ALIAB	0.8540	Sposobnost izmirivanja dugovanja
12	NETSLS/LIAB	0.8508	Sposobnost izmirivanja dugovanja
13	NETPRF/FINEXP	0.8450	Sposobnost izmirivanja dugovanja
14	TBDBT/NETPRF	0.8286	Sposobnost izmirivanja dugovanja
15	EBITDA/FINEXP	0.8210	Sposobnost izmirivanja dugovanja

Možemo zaključiti da različita finansijska racija imaju različitu prediktivnu moć nad istim trening uzorkom. Sve varijable koje imaju visoku prediktivnu moć su od posebnog interesa, jer mogu biti potencijalni kandidati za ulazak u model kreditnog skoringa. U Prilogu 6.4. dat je širok pregled prediktivnih moći svih 438 finansijskih racija iz tzv. široke liste varijabli. U Tabeli 12. dat je pregled 15 finansijskih racija koja su se pokazala najprediktivnijim sa stanovišta predviđanja difolta preduzeća u Srbiji.

Nakon analize Tabele 12. ono što na prvi pogled jasno je da su sva racija visoko prediktivna ( $IV > 0.25$ ). Najviše je prediktivnih racija iz grupe *sposobnosti izmirivanja dugovanja*, zatim *profitabilnosti* i na kraju *aktivnosti*. Najprediktivniji racio je EBTADJ/LIAB što ne treba da iznenadi, jer on zapravo govori o tome koliko obaveza preduzeće može da izmiri iz prihoda pre poreza, koji su korigovani za iznos vanrednih prihoda i rashoda. Ekonomski smisao ove varijable je da što je kapacitet izmirivanja obaveza veći, to je kreditni rizik posmatranog preduzeća manji.

Pored korisnih informacija iz Tabele 12. u isto vreme pokazuje i manjkavost dobijenih rezultata. Očigledno je da su pojedina racija iz tabele veoma slična u smislu ekonomske logike, pa čak i samog naziva. Na primer, EBTADJ/AAST ( $IV = 0.8615$ ) je racio gotovo identičan raciju EBTADJ/AST ( $IV = 0.8558$ ), razlika je samo u imeniocu prvog racija

(AAST), jer je za razliku od imenioca drugog racija (AST) korigovan za iznos pozicije gotovine i gotovinskih ekvivalenata koja pripada aktivni. Zapravo pored minorne razlike u IV od 0.0057, između ova dva racija, može se zaključiti da se u ovom slučaju radi o gotovo identičnoj informaciji. Ukoliko bi se ovakva dva slična finansijska racija našla u modelu kreditnog scoringa, postoji velika verovatoća da model ne bi bio konzistentan i da bi verovatno bio kontaminiran visokom međuzavisnošću između ova dva racija. Drugim rečima, ove dve varijable bi ukazivale na potpuno isti kanal informacija i na gotovo identični način bi ga opisivale. Kako bi se Tabela 12. očistila od ovakvih slučajeva veoma sličnih varijabli u ekonomskom i statističkom smislu, neophodno je pristupiti procesu klasterovanja i smanjenja broja varijabli u modelu, koje je objašnjeno u nastavku. Tek nakon ovog koraka, mogla bi se utvrditi koja su zaista to neredundantna finansijska racija sa najboljom prediktivnom moći. Na osnovu početnih 438 racija nakon ove faze ostalo je 350 finansijskih racija čija je prediktivna moć  $IV > 0.05$ , a i ekonomska logika validna. Dakle, najširi skup varijabli je sužen odbacivanjem neregularnih ili slabo prediktivnih finansijskih racija.

Jedno od najskorijih istraživanja na temu prediktivnosti finansijskih racija, rađeno je Rusiji od strane (Fedorova, Gilenko, & Dovzhenko, 2013). Cilj istraživanja je bio da se ispituju preporuke Vlade Ruske Federacije, koja je propisala listu od 13 finansijskih racija koje bi trebalo koristiti u cilju predviđanja difolta proizvodnih preduzeća u Ruskoj Federaciji. Na desetogodišnjim istorijskim podacima navedeni autori su pokušali da utvrde njihovu prediktivnu moć, odnosno da li su navedena finansijska racija sposobna da predvide potencijalni ulazak u difolt. Analiza je pokazala da se samo jedan finansijski racio od predloženih 13, pokazao kao prediktivan, a kao zaključak istraživanja navedenih autora preporučuje se revizija i proširenje liste predloženih finansijskih racija. Istraživanja po pitanju prediktivne moći finansijskih racija u Srbiji do sada nije bilo, tako da rezultati ove disertacije predstavljaju prvi poduhvat ove vrste pogotovo uzimajući u obzir obim podataka i veliki broj finansijskih racija koji je ispitan.

## 2.7. Klaster analiza

Primarni cilj klaster analize je grupisanje varijabli u skupine (klasterne) koje donose sličnu informaciju, kao i to da se iz takvih grupa izdvoje reprezentativne varijable. Uklanjanje suvišnih varijabli ima opravdanje i sa metodološkog stanovišta – više sličnih varijabli u istom modelu čini model nestabilnim, tako da se postupkom sužavanja izbora varijabli dobija i na kvalitetu modela, odnosno smanjuje se mogućnost da u isti model uđu veoma slične varijable (Moody's KMV, 2005). Prisustvo finansijskih varijabli u modelu u većem broju od optimalnog, kao i nemogućnost da se njihov broj redukuje po zaključcima može dovesti i do problema pristrasnosti (*eng. bias*) i prenaučivosti (*eng. overfitting*). Reč je zapravo o slučajevima kada se dobiju prividno dobri rezultati na trening uzorku, ali loši rezultati nakon primene na validacionom, test uzorku, a time i u kasnijoj primeni u produkcionom sistemu banke u praksi.

Klasterovanje varijabli se može obaviti po dva principa:

1. udružuju se *varijable koje su po logici slične* – ovo je čest slučaj u bankarskoj praksi, pri čemu se grupisanje varijabli u klasterne vrši koristeći čisto ekonomsku logiku.
2. udružuju se *varijable koje su slične po statističkim ili matematičkim parametrima* – uz upotrebu nekog od svrsishodnih algoritama za statističko klasterovanje varijabli, dolazi se do optimalnog broja klastera koji imaju uređene skupine varijabli po statističkoj povezanosti.

Najbolja praksa je da oba pomenuta principa treba da budu ispunjena istovremeno. Drugim rečima, ako su varijable slične po jednom od dva principa, treba da su slične i po drugom. Prvi princip podrazumeva angažovanje poznavanja ekonomske logike varijabli čime se u proces grupisanja i selekcije vodi računa o praktičnim aspektima klasterovanja<sup>51</sup>. Princip koji je proistekao iz ove doktorske disertacije objedinjuje grupisanje varijabli po oba principa, statističke i logičke sličnosti. Uvodni korak grupisanja varijabli u klasterne se prepušta statističko-matematičkoj proceduri klasterovanja, da bi se zatim izvršio optimalni izbor varijable koja prezentuje klaster i

---

<sup>51</sup> U praksi ovo znači da ako je neka varijabla bitno lakša za implementaciju od druge njoj slične varijable, prva treba da ima prednost, ako po ostalim statističkim parametrima nije znatno inferiornija.

po statističkim parametrima i po ekonomskoj logici. Na osnovu širokog uvida u akademsku literaturu, primena klastering algoritama za odabir varijabli nije još našla svoje mesto u modelima kreditnog scoringa, tako da objedinjavanje ova dva principa predstavlja jedan od doprinosa ovog istraživanja.

Veliki broj varijabli u modelu, može da iskomplikuje proces određivanja veze između nezavisnih varijabli i ciljne varijable u modelu. Modeli koji se baziraju na velikom broju redundantnih varijabli mogu da destabilizuju procene parametara modela, otežaju interpretaciju uloge varijabli u modelu i da povećaju vreme rada matematičkog algoritma za optimizaciju parametara u modelu. Klasterovanje varijabli uz pravilnu primenu može poslužiti kao veoma koristan alat za redukciju varijabli u modelu. Uz pomoć algoritama za klasterovanje može se doći do redukovanog broja varijabli, uz pomoć kojih se može izgraditi pouzdan model kreditnog scoringa. Kroz proces klasterovanja eliminišu se visoke korelacije i redundantnost varijabli, a omogućava se i otkrivanje strukturne međuzavisnosti nezavisnih varijabli u trening uzorku.

U slučajevima kada se isti gradivni podaci koriste kao ulazna struktura podataka za izgradnju varijabli<sup>52</sup>, stvaraju se značajan broj nezavisnih varijabli sa visokim koeficijentom korelacije. Prisustvo velikog broja visoko korelaisanih varijabli jedan je od glavnih uzroka kasnije multikolinearnosti u kreditnom scoring modelu, čiji je krajnji rezultat prenaučenos modela.

Zbog navedenog, glavni doprinos klaster analize je statističko objedinjavanje varijabli u klaster grupe, koje su izvedene iz podataka, a da nisu unapred predefinisane. Ovakve stastički objedinjene grupe su formirane tako da su varijable u okviru klaster grupa u statističkom (ili čak i ekonomskom) smislu slične, a ujedno su dovoljno različite u odnosu na druge grupe klastera.

Klaster algoritam deli nezavisne varijable u diskunktne ili hijerarhijske grupe. Rezultat klaster algoritma može da se opiše kao linearna kombinacije varijabli u klasteru koja predstavlja prvu glavnu komponentu (*eng.* principal component) tog klastera. Prva glavna komponenta predstavlja ponderisani prosek varijabli, čija postavka objašnjava

---

<sup>52</sup> Kao što je to slučaj kod finansijskih racija, jer se stavke iz bilansa stanja i bilansa uspeha koriste za njihovu konstrukciju.



što je moguće više varijanse u podacima. Predstavljanje strukture podataka koje treba klasterovati može biti u više formi. Najčešće strukture su:

- matrica sličnosti ili matrica kvadrata rastojanja, gde su i redovi i kolone objekti koje treba klasterovati. Korelaciona ili kovarijansna matrica je dobar primer ove strukture.
- koordinatna matrica (*eng.* coordinate matrix) u kojoj su redovi opservacije a kolone varijable. Primer ovoga je razvojni uzorak nekog skoringa. Zapravo, klastering algoritam koordinatnu matricu tretira kao osnovu za formiranje matricu sličnosti, koja se neposredno koristi u algoritmu za klasterovanje.

Kao kod analize glavnih komponenti, može se kao ulaz koristiti korelaciona ili kovarijansna matrica. Ako se koristi korelaciona matrica, sve varijable se tretiraju kao jednako važne, jer su polja glavne dijagonale korelacione matrice jedinične vrednosti. Kovarijansna matrica, na glavnoj dijagonali nosi informaciju o varijansi posmatrane varijable, tako da će u analizi glavnih komponenti varijable sa većom varijansom imati veći značaj pri klaster analizi. Cilj algoritma za klasterovanje je maksimizacija objašnjivosti varijanse konstruisanim klasterima, odnosno teži se da se suma varijansi po svim klasterima i njihovim komponentama što više približi varijansi uzorka koji se posmatra. Pravilna primena klaster analize u svrhu redukcije varijabli, može uspešno da zameni veliki broj varijabli sa skupom odgovarajućih klastera ili njihovih komponenti uz relativno mali gubitak informacija.

Klaster komponente koje proizilaze iz algoritma opisanog u Poglavlju 2.7, nisu ortogonalne čak i kada klaster komponente predstavljaju prvu glavnu komponentu, već su kose. U običnoj analizi glavnih komponenti, sve glavne komponente se izračunaju iz istih varijabli i prva glavna komponenta je ortogonalna sa drugom glavnom komponentom, kao i sa ostalim glavnim komponentama. Klastering grupe su disjunktne tipa, gde svaka grupa sadrži različite varijable<sup>53</sup>. Prva glavna komponenta jednog klastera, može biti u korelaciji sa prvom glavnom komponentom drugih klastera. Dakle, korišćeni algoritam kao rezultat daje kosu analizu glavnih komponenti.

---

<sup>53</sup> Nijedna varijabla ne može pripadati samo jednoj klaster grupi, što znači da je svaka varijabla raspoređena u odgovarajuću klaster grupu.

### 2.7.1. Mere međuzavisnosti finansijskih racija

Analiza finansijskih racija u prethodnim poglavljima zasnivala se na tabelarnom i grafičko prikazu svakog racija ponaosob. Prednosti koje ovakva analiza nosi, ogledaju se u tome što je na individualnom nivou svake varijable moguće utvrditi njenu vezu sa difolt statusom po različitim nivoima (atributima) varijable, odnosno nivoom kreditnog rizika po svakom od njih. Ovakve vrste analiza su veoma korisne u početnim fazama analiziranja varijabli, međutim informacija koja nedostaje je uvid u međuzavisnost varijabli jednih sa drugima. Pored toga što je korisno oceniti prediktivnu moć svake varijable, isto toliko je korisno oceniti, odnosno kvantifikovati nivo povezanosti dve ili više sličnih varijabli. Pored toga što dva finansijska racija mogu biti na prvi pogled slična, npr. CSH/AST i CSH/AAST, ali je glavno pitanje koje se postavlja, koliki je zaista nivo njihove međuzavisnosti. Broj međuzavisnosti između svake od varijabli u uzorku može da se izračuna kao  $K \times (K-1) / 2$ , gde je K broj varijabli u posmatranom uzorku. Imajući u vidu da postoji 438, varijabli broj, međuzavisnosti koji može nastati, izračunat navedenom formulom je 109,278. Pored izračunavanja direktne međuzavisnosti između varijabli, veoma je važno odrediti i prepoznati grupe sličnih varijabli odnosno *klastera*. Svaki uočeni klaster u podacima, nosi određeni kanal informacija. Tako na primer, ako se osvrnemo na definicije tipova finansijskih racija znamo da su *leveridž grupom* označene varijable koje objašnjavaju stepen zaduženosti preduzeća. Naravno, pod ovom grupom finansijskih racija moguće su varijacije na temu, odnosno različiti tipovi porekla zaduženosti u odnosu na ukupnu aktivnu preduzeća, na primer, dok u imeniocu racija stoji iznos ukupne aktive preduzeća, u brojiocu racija mogu da se nalaze kratkoročni bankarski dug, dugoročne obaveze, kratkoročne obaveze, tj. sve što ukazuje na zaduženost. Cilj koji se želi postići kod grupisanja varijabli je da se put grupisanja varijabli višestruko ubrza. Naime, umesto ručnog udruživanja varijabli u klaster, korišćenjem gotovih klaster algoritama na veoma brz način, velike količine podataka date kroz varijable mogu da se grupišu na statistički način. Nakon grupisanja analitičkim uvidom u formirane klaster moguće je proveriti da li formirani statistički klasteri odgovaraju tipovima finansijskih racija određenih poslovnom logikom odnosno finansijskom teorijom. S obzirom na broj klastera koji se želi postići u statističkoj analizi, česta je praksa da, prilikom izbora većeg broja klastera, dođe do grupisanja klastera u pod-klaster glavni poslovnih

tipova varijabli što može dodatno da olakša analizu. Iz dobijenih klastera, kako bi se smanjila dimenzija problema, odnosno raspoloživih varijabli, moguće je na osnovu analize svakog klastera, odabrati najboljeg predstavnika i na taj način maksimizirati zadržavanje informacija uz uprošćenje i pojednostavljenje strukture razvojnog uzorka. Kao glavni način za kvantifikaciju međuzavisnosti u varijablama u ovoj disertaciji koristiće se statistički pokazatelj *Pirsonov koeficijent korelacije* (R). Koeficijent korelacije R, je u direktnoj zavisnosti od *kovarijanse*. *Kovarijanse populacije*,  $Cov(X_1, X_2) = \sigma_{X_1 X_2}$  predstavlja direktnu vezu i osnovnu kvantitativnu meru međuzavisnosti između dve posmatrane varijable  $X_1$  i  $X_2$ . Ukoliko se kvantifikuje međuzavisnost varijable sa samom sobom npr.  $X_1$  sa  $X_1$ , u tom slučaju dolazimo do definicije *varijanse populacije*, odnosno imamo  $Cov(X_1, X_1) = \sigma_{X_1 X_1} = Var(X_1, X_1) = Var(X_1)$ . Definicija kovarijanse populacije data je sledećim izrazom:

$$\sigma_{X_1 X_2} = CoV(X_1, X_2) = E(X_1 X_2) - E(X_1)E(X_2) \quad (4)$$

gde je  $E(\cdot)$  predstavlja matematičko očekivanje. U matričnom obliku, moguće je predstaviti međuzavisnosti (kovarijanse) između svake od varijabli:

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_{X_1 X_1} & \cdots & \sigma_{X_1 X_k} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{X_1 X_k} & \cdots & \sigma_{X_k X_k} \end{bmatrix} \quad (5)$$

gde polja na glavnoj dijagonali matrice  $\Sigma$  predstavljaju varijanse populacije svake od varijabli, dok su na sporednim dijagonalama date kovarijanse populacije. Važno je napomenuti da je matrica simetrična u odnosu na glavnu dijagonalu, odnosno da je član  $Cov(X_i, X_j) = Cov(X_j, X_i)$ , (Martinez & Martinez, 2002).

Ukoliko je kovarijansu potrebno oceniti na uzorku, to može da primenom formule koja određuje *kovarijansu uzorka*:

$$s_{x_1 x_2} = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_{1,i} - \bar{x}_1)(x_{2,i} - \bar{x}_2) \quad (6)$$

gde je  $n$ , broj opservacija u uzorku, a  $K$  varijabli, dok su  $\bar{x}_1$  i  $\bar{x}_2$  srednje vrednosti posmatranih varijabli. U matričnom obliku *kovarijanse uzorka*  $S$ , predstavljena je kao:

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} s_{X_1X_1} & \cdots & s_{X_1X_k} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ s_{X_1X_k} & \cdots & s_{X_kX_k} \end{bmatrix} \quad (7)$$

gde polja na glavnoj dijagonali matrice  $\mathbf{S}$  predstavljaju varijanse uzorka svake od varijabli, dok su na sporednim dijagonalama date kovarijanse uzorka. Takođe, važi simetričnost matrice u odnosu na glavnu dijagonalu, dok je raspon koji kovariansa kao mera međuzavisnosti može da uzme u intervalu od  $(-\infty, +\infty)$ .

*Koeficijent korelacije*  $\rho$ , je mera međuzavisnosti dve varijable  $X_1$  i  $X_2$  koja se direktno zavisi od kovarijanse između ove dve varijable.

$$\rho_{x_1x_2} = \frac{Cov(X_1, X_2)}{\sqrt{Var(X_1)Var(X_2)}} \quad (8)$$

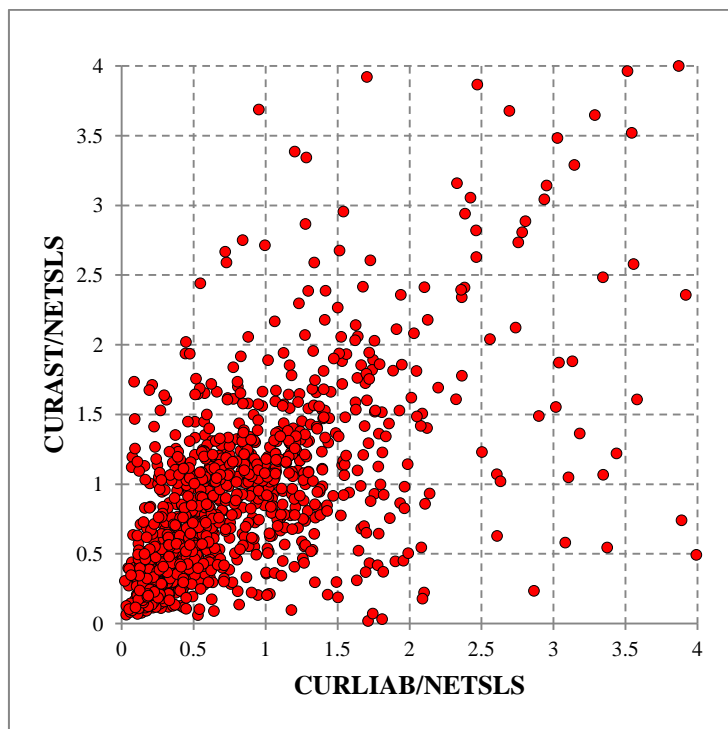
Velika prednost koeficijenta korelacije je što je nezavistan od skale nad kojim su postavljene varijable. Drugim rečima, koeficijent korelacije predstavlja standardizovanu kovarijansu, a standardizovanje kvadratnim korenom proizvoda dve varijanse, kao što je pokazano u izrazu (8). S obzirom na to da je koeficijent korelacije standardizovana kovarijanse, može da uzme interval od  $[-1, +1]$ , odnosno savršeno negativna i savršeno pozitivna korelacija. Vrednost *empirijskog koeficijenta korelacije*  $R$ , iz posmatranog uzorka može da se izračuna pomoću sledećeg izraza:

$$R_{x_1x_2} = \frac{s_{X_1X_2}}{s_{X_1X_1}s_{X_2X_2}} \quad (9)$$

odnosno u matricnoj formi empirijski utvrđen koeficijent korelacije nad posmatranim uzorkom može da se prikaže kao:

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} R_{X_1X_1} & \cdots & R_{X_1X_k} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ R_{X_1X_k} & \cdots & R_{X_kX_k} \end{bmatrix} \quad (10)$$

Kada je *empirijski koeficijent korelacije*  $R=0$  kažemo da dve varijable nisu korelisane. U praksi koeficijent korelacije će retko dostići granične vrednosti od -1 i 1.



Slika 5. Međuzavisnost varijabli CURLIAB/NETSLS i CURAST/NETSLS za koje je koeficijent korelacije  $R=0.748$

Slika 5. jasno pokazuje primer pozitivne međuzavisnosti varijabli koja se može i grafički prikazati kao što je i urađeno na pomenutoj slici. Kvantifikovani koeficijent korelacije između varijabli CURLIAB/NETSLS i CURAST/NETSLS<sup>54</sup> iznosi  $R=0.748$  što je visok nivo pozitivne korelacije, dok kovarijansa za ova dva racije iznosi  $Cov=10.12$ . Iz navedenih mera se može zaključiti da je koeficijent korelacije lakše interpretirati, s obzirom na to da ga poredimo u na granične vrednosti -1 i 1.

Kako bi se utvrdila i statistička značajnost procenjenog koeficijenta korelacije, potrebno je ispitati sledeće hipoteze:  $H_0: R=0$  i  $H_1: R \neq 0$ . Za ove potrebe koristi se dvostrani  $t$ -test čija se test statistika sa  $(n-2)$  stepeni slobodne izračunava kao:

$$t = \frac{R\sqrt{n-2}}{\sqrt{1-R^2}} \quad (11)$$

<sup>54</sup> Pomenuta dva finansijska racija pokazuju koliko je učešće obrtne imovine (CURAST), odnosno kratkoročnih obaveza (CURLIAB) u odnosu na prihode od prodaje (NETSLS)

dobijena vrednost  $t$  statistike se upoređuje sa odgovarajućom kritičnom vrednošću  $t_{\text{krit.}}$  i hipoteza  $H_0$  se odbacuje ukoliko je  $|t| > t_{\text{krit.}}$ . Takođe, isti zaključak na različitim nivoima značajnosti može da se donese na osnovu  $p$ -vrednosti statistike<sup>55</sup> u izrazu (11). U prethodnom primeru sa Slike 5. može da se pokaže da je vrednost  $t$ -statistike=78.34,  $t_{\text{krit.}}=1.96$ , dok je  $p$ -vrednost= <0.001.

U akademskom praksi je čest slučaj da se koristi i *koeficijent determinacije*, koji predstavlja kvadrat koeficijenta korelacije  $R^2$ . Koeficijent determinacije se koristi kao mera objašnjenosti varijabiliteta. U slučaju sa Slike 5. jasno je da je  $R^2=0.56$ , a interpretacije ove veličine bi značila da bi najjednostavniji model u formi linearne regresije, nad posmatranim varijablama, objasnio 56% varijabiliteta između ove dve varijable.

Prilikom klaster analize, pored toga što su nam od interesa i međuzavisnosti svake od varijabli u uzorku, takođe od interesa su pripadnosti svake varijable svom klasteru, kao i sledećem najbližem klasteru. S tim u vezi, mere koje su u osnovi *koeficijenti determinacije*, će biti takođe korišćene prilikom klaster analize, kako bi se utvrdilo koliki stepen varijabiliteta svakog klastera je objašnjen kroz posmatranu varijablu.

- ✓  $R_{sk}^2$  - predstavlja koeficijent determinacije (kvadrat korelacije), koji prikazuje pripadnost posmatrane varijable *svom klasteru (sk)*.
- ✓  $R_{snk}^2$  - predstavlja koeficijent determinacije (kvadrat korelacije), koji prikazuje povezanost posmatrane varijable sa *sledećim najbližim klasterom (snk)*.
- ✓  $1-R^2$  – veoma popularna mera međuzavisnosti. Poželjna je mala vrednost ovog pokazatelja. Ukazuje na to da što je manja vrednost ovog pokazatelja, to je varijabla bliža svom klasteru, a udaljenija je od drugog najbližeg klastera. Izračunava se po formuli:

$$1 - R^2 = \frac{1 - R_{sk}^2}{1 - R_{snk}^2} \quad (12)$$

---

<sup>55</sup>  $p$ -vrednost statistike može da se dobije kao rezultat kumulativne Studentove distribucije sa  $(n-2)$  stepena slobodne izračunate za vrednost dobijene  $t$ -statistike po izrazu (11).

Navedene mere biće korišćene u klaster analizi za prepoznavanje kvaliteta formiranih klastera finansijskih racija, kao i za odlučivanje vezano za izbor varijable koja će predstavljati svaki od formiranih klastera.

Korelacije između varijabli su od značaja još i zbog toga što mogu dovesti do problema *multikolinearnosti* prilikom izgradnje modela. Usled previsokih koeficijenata korelacija u modelu može doći do narušavanja integriteta modela, poremećaja u procenjenim koeficijentima modela, a time i do pogrešne interpretacije varijable u modelu (Finlay, 2010).

### 2.7.2. Algoritam za klasterovanje finansijskih racija

Kako bi se finansijska racija grupisala u klastere, potrebno je izvršiti odgovarajući algoritam kojim se pokreće proces statističkog klasterovanja. Kao što je pomenuto u prethodnom poglavlju, cilj klasterovanja je da se prepoznaju i udruže grupe varijabli koje su međusobno što više korelisane, dok sa ostatkom varijabli imaju što manju korelaciju. Drugim rečima, da se formira željeni broj klastera koji se ne preklapaju i u koje će se rasporediti sva finansijska racija iz trening uzorka. Algoritam koji je izabran kao pogodan za svrhu klasterovanja je implementiran od strane SAS Instituta u funkciju PROC VARCLUS. U svojoj osnovi ovaj algoritam za klasterovanje je iterativne prirode (SAS Institute Inc., 2011). Kao prvi korak algoritam smešta sve varijable u jedan (veliki) klaster, nakon čega počinju da se izvršavaju sledeće tri rutine:

1. *Prvi korak*, vrši se izbor klastera nad kojim će biti izvršeno deljenje na podklastere. Osim u slučaju kada se počinje od jednog velikog klastera, u kome su sve varijable, u ostalim iteracijama moguće je klaster koji će se dalje usitniti se bira tako što se pronade onaj koji ima najveću *svojstvenu vrednost*<sup>56</sup> (*eng. eigenvalue*) *druge glavne komponente*<sup>57</sup>. Najpopularniji kriterijum predlaže da

---

<sup>56</sup> Svojstvena vrednost  $\lambda$ , matrice  $\mathbf{A}$  dimenzija  $(p \times p)$ , definiše se kao koren polinoma  $p$ -tog stepena  $|\mathbf{A} - \lambda \mathbf{I}_p| = 0$ . Odnosno postoji  $p$  svojstvenih vrednosti  $\lambda_1, \dots, \lambda_p$ , gde za svaku svojstvenu vrednost  $\lambda_j$  postoji odgovarajući svojstveni vektor  $\gamma_j$  za koji važi  $\mathbf{A} \cdot \gamma_j = \lambda_j \cdot \gamma_j$ . Ako je vrednost druge glavne komponente veća od definisanog praga, to ukazuje da postoji više od jedne dimenzije u posmatranom klasteru, tako da se taj klaster može podeliti na dva.

<sup>57</sup> Glavna ideja metode glavnih komponenti (*eng. principal components*) je da se pronade projekcija ulaznog skupa podataka koja maksimizuje varijansu, za više informacija pogledati literaturu poput (Rencher, 2002).

se kao granica druge svojstvene vrednosti postavi jedinična vrednost (SAS Institute Inc., 2011).

2. *Drugi korak*, kada je klaster sa najvećom drugom svojstvenom vrednošću pronađen, princip podele tog klastera na dva podklastera je sledeći. Odabrani klaster se deli na dva dela, tako što se pronalaze prve dve glavne komponente, zatim se rotiraju<sup>58</sup>, nakon čega se svakoj od ove dve rotirane komponente pridružuju varijable onoj glavnoj komponenti sa kojom varijabla pokazuje najveći stepen međuzavisnosti meren koeficijentom determinacije  $R^2$ . Ova rutina bazirana je na algoritmu *pridruživanja najbližem centroidu* (eng. *nearest centroid sorting algorithms*) koji je opisan od strane by (Anderberg, 1973).
3. *Treći korak*, prilikom pridruživanja raspoloživih varijabli pod-klasterima, kao dodatni kriterijum koji se uzima u obzir je da maksimizacija ukupnog nivoa objašnjenog varijabiliteta. Zapravo, ova rutina je zasnovana na *algoritmu pretraživanja* (eng. *search algorithm*) i testira da li je (posle završetka 2. koraka) dodeljivanje varijable različitim klasterima dodatno povećava nivo ukupno objašnjenog varijabiliteta. Ukoliko dođe do „preskakanja“ (prelaženja) varijable iz jednog u drugi (pod-)klaster<sup>59</sup>, varijabla u tom novom klasteru i ostaje samo ukoliko takav skok povećava ukupan nivo objašnjenog varijabiliteta.

Algoritam prestaje sa podelom na klasteru u sledećim slučajevima:

- željeni broj klastera je dostignut
- zadovoljeni su kriterijumi za zaustavljanje algoritma<sup>60</sup>

Rezultat algoritma su klasteri varijabli koje u okviru istih klastera imaju visok međusobni koeficijent korelacije i nizak koeficijent korelacije sa ostalim klasterima. Do sada samo je nekoliko studija (Gupta & Huefner, 1972) i (Wang & Lee, 2008) obradilo

---

<sup>58</sup> Kvarimax rotacija (eng. *quartimax rotation*)

<sup>59</sup> Ukoliko je reč o hijerarhijskom klasterovanju, varijabla u algoritmu pretraživanja može „preskakati“ samo iz jednog u drugi podklaster.

<sup>60</sup> Na primer, dostignut je kriterijum da su sve druge svojstvene vrednosti po klasterima manje od jediničnih vrednosti.



povezanost finansijskih racija primenom klastering tehnike, tako da ova disertacija doprinosi boljem razumevanju u međuodnosu finansijskih racija.

### **2.7.3. Empirijski rezultati – klaster analiza**

Za potrebe istraživanja sprovedenog u ovoj doktorskoj disertaciji, algoritam za klasterovanje objašnjen u Poglavlju 2.2.1. primenjen je u analizi međuzavisnosti i grupisanju finansijskih racija po sličnosti. Kako bi se navedeni algoritam primenio i dugačka lista finansijskih racija svela na prihvatljiv broj racija, korišćen je SAS/STAT<sup>®</sup> programski jezik. Izvršena je već pomenuta klaster rutina pozivanjem funkcije PROC VARCLUS i korišćenjem trening uzorka kao ulaza u ovu funkciju. Pokrenuta rutina je analizom glavnih komponenti, postavila finansijska racija u odgovarajući broj klastera, koji su određeni tako da se maksimizuje ukupni varijabilitet objašnjen kroz glavne komponente formiranih klastera (SAS Institute Inc., 2011). Kao ulaz u klaster algoritam korišćena je korelaciona matrica, čime su sva finansijska racija dobila jednaku težinu u procesu klasterovanja. Dodatna korist dobijena iz klastering procesa je izolovanje visoko korelisanih varijabli kao i njihovo raspoređivanje, po statističkom principu, u prirodne grupe. Sva finansijska racija koja se nalaze u istom klasteru, nose sličan kanal informacija i način povezanosti sa target varijablom. Cilj procesa klasterovanja je bio da se sva finansijska racija podele na 25 klastera<sup>61</sup>, a zatim da se iz svakog klastera izabere najjača varijabla predstavnik kako bi se problem prevelikog broja raspoloživih racija sveo na kraću listu varijabli za modelovanje. S obzirom na to da je jedan od ciljeva da se u finalnom modelu nađe što veći broj različitih kanala informacija koje određuju varijable, iz svakog klastera izabrana je varijabla koja ima najveću prediktivnu moć, kvantifikovanu kroz informacionu vrednost (IV) u klasteru.

U sledećoj tabeli prikazani su rezultati ukupno objašnjenog varijabiliteta u odnosu na broj uspostavljenih klastera u uzorku.

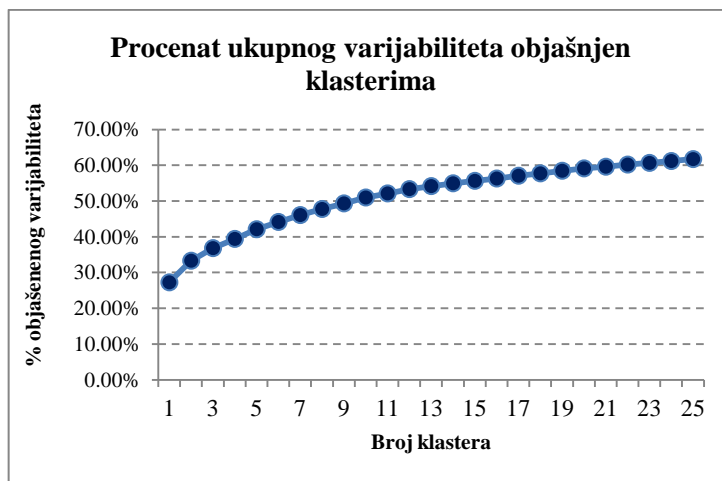
---

<sup>61</sup> Razlog zbog čega je izabrano baš 25 klastera biće detaljnije razjašnjen u Poglavlju 3.6.1.

**Tabela 13. Rezultati objašnjene varijabilnosti u odnosu na broj klastera**

Broj klastera	Ukupni varijabilnost objašnjen klasterima	Procenat ukupnog varijabilnosti objašnjen klasterima	Minimalni procenat ukupnog varijabilnosti objašnjen klasterima	Maksimalna druga glavna komponenta u klasteru
1	95.33	27.24%	27.24%	26.16
2	116.52	33.29%	22.08%	16.28
3	128.85	36.81%	29.53%	10.69
4	137.86	39.39%	29.53%	10.16
5	147.33	42.09%	30.36%	7.65
6	154.45	44.13%	30.36%	7.50
7	161.20	46.06%	30.36%	7.22
8	167.16	47.76%	36.76%	6.73
9	172.61	49.32%	36.76%	6.27
10	178.41	50.97%	36.78%	5.31
11	182.39	52.11%	20.08%	4.54
12	186.62	53.32%	26.30%	3.34
13	189.56	54.16%	26.30%	3.34
14	192.30	54.94%	26.30%	3.09
15	194.71	55.63%	26.30%	2.84
16	196.97	56.28%	26.30%	2.79
17	199.71	57.06%	26.30%	2.68
18	202.02	57.72%	26.30%	2.64
19	204.56	58.45%	26.30%	2.45
20	206.90	59.11%	26.30%	2.43
21	208.54	59.58%	26.30%	2.35
22	210.61	60.18%	34.26%	2.23
23	212.28	60.65%	34.26%	2.23
24	214.10	61.17%	34.26%	2.13
25	215.99	61.71%	34.26%	2.08

Rezultati iz Tabele 13. pokazuju završetak procesa klasterovanja rezultati sugerišu da je 61.71% totalnog varijabilnosti objašnjeno sa formiranih 25 klastera. Iako je po svakom od 25 klastera druga glavna komponenta veća od jedinične vrednosti, dostignut je nivo od 25 klastera koji predstavlja drugi kriterijum za zaustavljanje procesa klasterovanja. Uvidom u Tabelu 13. može se zaključiti da je druga glavna komponenta za klaster 25. jednaka 2.08. Nivo varijabilnosti od 215.99 za 25 klastera predstavlja tačno 61.71% u odnosu na 350 varijabli koje su ušle u proces klasterovanja, dok tek 7.14% predstavlja učešće navedenog broja klastera u ukupnom broju varijabli.



Slika 6. Odnos broja klastera i ukupno objašnjenog varijabiliteta

Sa Slika 6. se može uočiti da je prirast objašnjenog varijabiliteta najveći kod dodavanja novih klaster grupa na niži broj postojećih klastera. Već se posle 15<sup>og</sup> klastera primećuje smanjenje prirasta objašnjenog varijabiliteta u odnosu na svaki novo uvedeni klaster. Takođe, još jedan od kriterijuma, iz Tabele 13., za dalje uvećanje broja klastera, odnosno usitnjavanje postojećih, je vrednost druge glavne komponente klastera.

U Tabeli 14. prikazani su sumirani rezultati konačnog izbora od 25 varijabli. Svaka varijabla koja se nalazi u Tabeli 14. predstavlja varijablu sa najvećom IV vrednosti odnosno najprediktivniju varijablu u svom klasteru. Kolona „Klaster ID“ označava kom klasteru svaki finansijski racio pripada. Pripadnost varijable svom klasteru je izračunata korišćenjem koeficijenta determinacije sa sopstvenim klasterom i prikazana u koloni  $R^2_{sk}$ . Po logici stvari, vrednosti koeficijenta determinacije sa sopstvenim klasterom moraju biti veći od koeficijenta determinacije sa bilo kojim drugim klasterom. Poslednje dve kolone ukazuju na *informacionu vrednost klastera*<sup>62</sup> i *informacionu vrednost varijable*.

<sup>62</sup> Izračunata je kao prosečna vrednost IV svih varijabli u posmatranom klasteru

Tabela 14. Sumarni rezultati klasterovanja finansijskih racija

Klaster				Varijabla predstavnik klastera					
Naziv klastera	Broj varijabli u klasteru	% Broja varijabli u klasteru	IV klastera	Varijabla predstavnik klastera	R <sup>2</sup> sk	Najbliži klaster	R <sup>2</sup> snk	1-R <sup>2</sup>	IV varijabla
CLUS01	31	8.9%	0.634	EBITDA/FINEXP	61.0%	CLUS13	54.4%	85.6%	0.821
CLUS02	22	6.3%	0.363	ALIAB/AST	81.8%	CLUS21	38.9%	29.8%	0.557
CLUS03	13	3.7%	0.060	CURLIAB/ALIAB	41.8%	CLUS16	23.5%	76.1%	0.158
CLUS04	30	8.6%	0.692	EBTADJ/LIAB	89.7%	CLUS01	59.3%	25.3%	0.923
CLUS05	15	4.3%	0.550	CSH/CURLIAB	86.7%	CLUS17	15.4%	15.8%	0.746
CLUS06	20	5.7%	0.265	CURAST/ALIAB	66.7%	CLUS24	31.1%	48.3%	0.469
CLUS07	24	6.9%	0.340	GRSPRF/ALIAB	79.1%	CLUS17	62.8%	56.2%	0.583
CLUS08	15	4.3%	0.066	SHRTBDBT/CURAST	48.2%	CLUS15	44.7%	93.6%	0.155
CLUS09	24	6.9%	0.344	CSH/EBITDA	39.4%	CLUS09	39.4%	100.0%	0.503
CLUS10	13	3.7%	0.132	FCFE/FINEXP	46.2%	CLUS25	24.6%	71.4%	0.198
CLUS11	10	2.9%	0.103	NETSLS_GRTH	29.0%	CLUS20	13.8%	82.4%	0.442
CLUS12	12	3.4%	0.198	PAYPROCPRD	50.9%	CLUS12	50.9%	100.0%	0.414
CLUS13	28	8.0%	0.531	EBITDA/LIAB	88.1%	CLUS01	63.3%	32.4%	0.768
CLUS14	9	2.6%	0.043	TBDBT/CEQTY	44.9%	CLUS15	4.6%	57.8%	0.062
CLUS15	8	2.3%	0.322	TBDBT/NETSLS	70.7%	CLUS16	39.9%	48.8%	0.564
CLUS16	13	3.7%	0.195	CSH/LTDBT	24.4%	CLUS16	24.4%	100.0%	0.512
CLUS17	5	1.4%	0.502	GRSPRF/ALIAB	89.1%	CLUS07	58.5%	26.3%	0.612
CLUS18	6	1.7%	0.234	CURAST/NETSLS	65.9%	CLUS12	48.2%	65.8%	0.407
CLUS19	4	1.1%	0.809	CURLIAB/NETSLS	88.3%	CLUS12	45.1%	21.3%	0.906
CLUS20	6	1.7%	0.320	NETPRF_GRTH	86.7%	CLUS23	39.7%	22.1%	0.419
CLUS21	9	2.6%	0.257	LTDBT/EQT	63.9%	CLUS16	47.9%	69.3%	0.388
CLUS22	9	2.6%	0.085	CSH/CEQTY	22.0%	CLUS22	22.0%	100.0%	0.300
CLUS23	11	3.1%	0.435	EBTADJ/EBT	67.3%	CLUS01	55.7%	73.6%	0.547
CLUS24	4	1.1%	0.144	ACCREC/ALIAB	83.6%	CLUS06	24.4%	21.6%	0.185
CLUS25	9	2.6%	0.183	NETSLS/FINEXP	59.7%	CLUS19	32.0%	59.3%	0.506

Prva kolona Tabele 14. podeljena je na dva dela, prvi koji se odnosi na informacije o klasteru varijabli i drugi koji prikazuje varijablu koja predstavlja predstavnika posmatranog klastera. Prva kolona tabele prikazuje oznaku klastera, zatim slede broj varijabli u klasteru kao i njihovo relativno učešće u ukupnom broju od 350 varijabli koje su ušle u proces klasterovanja. Zatim slede informacije koje se odnose na varijable koje su predstavnici svakog klastera. Kolona  $R^2_{sk}$  predstavlja koeficijent determinacije varijable sa svojim klasterom. Kolona „Najbliži klaster“ pokazuje sledeći najbližiji klaster sa trenutno posmatranim, kolona  $R^2_{snk}$  predstavlja povezanost izraženu kroz koeficijent determinacije sa svake varijable sa sledećim najbližim klasterom.  $1-R^2$  kolona pokazuje povezanost sa svojim klasterom, dok u isto vreme i udaljenost od sledećeg najbližeg klastera, drugim rečima, što je manja vrednost ovog pokazatelja, to je varijabla bliža svom klasteru, a udaljenija od drugog najbližeg klastera. Tabela 14. pokazuje da klaster CLUS19 ima najveću prosečnu prediktivnu moć od  $IV = 0.809$ . Klaster CLUS14 ima najnižu prediktivnu moć od samo  $IV = 0.043$ . Dok najprediktivnija varijabla EBTADJ/LIAB ima  $IV=0.923$ , varijabla TBDBT/CEQTY je

pokazala najnižu prediktivnu moć od samo  $IV=0.062$ . Detaljan prikaz rasporeda svake varijable po odgovarajućem klasteru dat je u Prilogu 6.5.

U sledećoj Tabeli 15. prikazan je koeficijent korelacije između formiranih 25 klastera u kojima je smešteno svih 350 varijabli. Zapravo svaki klaster je predstavnik grupe varijabli koja ulazi u njega, dok koeficijent korelacije između klastera meri nivo međuzavisnosti između klastera. Klasteri koji opisuju sličan kanal informacija pokazaće međusobno visok stepen korelacije.

**Tabela 15. Koeficijent korelacije između 25 formiranih klastera**

Klaster Korelacija	CLUS01	CLUS02	CLUS03	CLUS04	CLUS05	CLUS06	CLUS07	CLUS08	CLUS09	CLUS10	CLUS11	CLUS12	CLUS13	CLUS14	CLUS15	CLUS16	CLUS17	CLUS18	CLUS19	CLUS20	CLUS21	CLUS22	CLUS23	CLUS24	CLUS25
CLUS01	1.00	0.31	0.14	0.77	0.26	0.40	0.60	0.15	0.68	0.37	0.13	0.32	0.86	0.01	0.35	0.25	0.45	0.22	0.42	0.44	0.34	0.27	0.69	0.29	0.32
CLUS02	0.31	1.00	-0.02	0.34	0.25	0.53	0.25	0.08	0.22	0.39	-0.01	-0.05	0.34	0.42	0.37	0.22	0.51	0.06	0.35	0.20	0.71	-0.21	0.26	0.35	0.28
CLUS03	0.14	-0.02	1.00	0.11	0.12	0.10	0.08	0.29	-0.03	0.10	-0.01	0.17	0.07	0.02	0.39	0.67	0.04	0.07	0.20	0.03	0.15	0.11	0.07	0.18	0.32
CLUS04	0.77	0.34	0.11	1.00	0.26	0.44	0.53	0.10	0.59	0.23	0.13	0.36	0.72	-0.01	0.29	0.21	0.36	0.21	0.43	0.58	0.37	0.33	0.84	0.27	0.26
CLUS05	0.26	0.25	0.12	0.26	1.00	0.26	0.28	0.15	0.18	0.23	0.03	0.18	0.24	0.11	0.24	0.20	0.33	0.21	0.32	0.10	0.19	0.16	0.23	0.15	0.20
CLUS06	0.40	0.53	0.10	0.44	0.26	1.00	0.29	0.14	0.31	0.25	0.06	0.16	0.38	0.17	0.36	0.21	0.37	-0.02	0.43	0.25	0.40	0.15	0.37	0.58	0.19
CLUS07	0.60	0.25	0.08	0.53	0.28	0.29	1.00	0.07	0.55	0.34	0.07	0.32	0.70	0.02	0.37	0.27	0.79	0.32	0.45	0.31	0.31	0.31	0.52	0.23	0.22
CLUS08	0.15	0.08	0.29	0.10	0.15	0.14	0.07	1.00	-0.03	0.13	-0.03	0.03	0.07	0.08	0.68	0.23	0.10	0.00	0.07	0.01	0.05	0.04	0.06	0.20	0.42
CLUS09	0.68	0.22	-0.03	0.59	0.18	0.31	0.55	-0.03	1.00	0.21	0.17	0.33	0.80	-0.05	0.12	0.06	0.31	0.21	0.30	0.49	0.37	0.30	0.69	0.14	0.05
CLUS10	0.37	0.39	0.10	0.23	0.23	0.25	0.34	0.13	0.21	1.00	-0.03	-0.01	0.45	0.17	0.37	0.23	0.45	0.07	0.27	0.12	0.27	-0.02	0.12	0.28	0.25
CLUS11	0.13	-0.01	-0.01	0.13	0.03	0.06	0.07	-0.03	0.17	-0.03	1.00	0.11	0.12	-0.06	0.00	0.01	-0.01	0.03	0.03	0.44	0.12	0.10	0.18	0.03	0.01
CLUS12	0.32	-0.05	0.17	0.36	0.18	0.16	0.32	0.03	0.33	-0.01	0.11	1.00	0.31	-0.10	0.21	0.21	0.11	0.64	0.73	0.27	0.17	0.43	0.46	0.07	0.15
CLUS13	0.86	0.34	0.07	0.72	0.24	0.38	0.70	0.07	0.80	0.45	0.12	0.31	1.00	0.03	0.33	0.22	0.56	0.27	0.45	0.44	0.36	0.26	0.63	0.28	0.15
CLUS14	0.01	0.42	0.02	-0.01	0.11	0.17	0.02	0.08	-0.05	0.17	-0.06	-0.10	0.03	1.00	0.18	0.14	0.23	0.04	0.17	-0.02	0.23	0.04	-0.12	0.15	0.15
CLUS15	0.35	0.37	0.39	0.29	0.24	0.36	0.37	0.68	0.12	0.37	0.00	0.21	0.33	0.18	1.00	0.62	0.45	0.18	0.41	0.13	0.35	0.08	0.20	0.39	0.55
CLUS16	0.25	0.22	0.67	0.21	0.20	0.21	0.27	0.23	0.06	0.23	0.01	0.21	0.22	0.14	0.62	1.00	0.26	0.14	0.33	0.11	0.42	0.08	0.15	0.24	0.39
CLUS17	0.45	0.51	0.04	0.36	0.33	0.37	0.79	0.10	0.31	0.45	-0.01	0.11	0.56	0.23	0.45	0.26	1.00	0.25	0.51	0.15	0.35	0.06	0.27	0.34	0.28
CLUS18	0.22	0.06	0.07	0.21	0.21	-0.02	0.32	0.00	0.21	0.07	0.03	0.64	0.27	0.04	0.18	0.14	0.25	1.00	0.65	0.13	0.13	0.19	0.21	-0.22	0.15
CLUS19	0.42	0.35	0.20	0.43	0.32	0.43	0.45	0.07	0.30	0.27	0.03	0.73	0.45	0.17	0.41	0.33	0.51	0.65	1.00	0.23	0.31	0.23	0.37	0.32	0.31
CLUS20	0.44	0.20	0.03	0.58	0.10	0.25	0.31	0.01	0.49	0.12	0.44	0.27	0.44	-0.02	0.13	0.11	0.15	0.13	0.23	1.00	0.41	0.22	0.67	0.13	0.09
CLUS21	0.34	0.71	0.15	0.37	0.19	0.40	0.31	0.05	0.37	0.27	0.12	0.17	0.36	0.23	0.35	0.42	0.35	0.13	0.31	0.41	1.00	0.04	0.48	0.24	0.20
CLUS22	0.27	-0.21	0.11	0.33	0.16	0.15	0.31	0.04	0.30	-0.02	0.10	0.43	0.26	0.04	0.08	0.08	0.06	0.19	0.23	0.22	0.04	1.00	0.43	0.05	0.01
CLUS23	0.69	0.26	0.07	0.84	0.23	0.37	0.52	0.06	0.69	0.12	0.18	0.46	0.63	-0.12	0.20	0.15	0.27	0.21	0.37	0.67	0.48	0.43	1.00	0.18	0.18
CLUS24	0.29	0.35	0.18	0.27	0.15	0.58	0.23	0.20	0.14	0.28	0.03	0.07	0.28	0.15	0.39	0.24	0.34	-0.22	0.32	0.13	0.24	0.05	0.18	1.00	0.20
CLUS25	0.32	0.28	0.32	0.26	0.20	0.19	0.22	0.42	0.05	0.25	0.01	0.15	0.15	0.15	0.55	0.39	0.28	0.15	0.31	0.09	0.20	0.01	0.18	0.20	1.00

Uvidom u Tabelu 15. može se primetiti da je najviši koeficijent korelacije od 0.86 između klastera CLUS01 i CLUS13, zatim 0.86 između CLUS04 i CLU23. Najniži negativni koeficijent korelacije od -0.22 je zabeležen između klastera CLUS18 i CLUS24, dok za klastere CLUS02 i CLUS22 iznosi -0.20. Prosečan koeficijent korelacije između svih 25 klastera iznosi 0.25 ne uzimajući u obzir korelaciju između istih klastera. S obzirom na to da su kao predstavnici svakog od klastera izabrane najprediktivnije varijable, od izuzetne je važnosti uporediti i njihove korelacije.

Tabela 16. Korelacije između finansijskih racija koja su predstavnici klastera

Korelacije 25 varijabli koje su predstavnici klastera	EBITDA/FINEXP	ALIAB/AST	CURLIAB/ALIAB	EBTADJ/LIAB	CSH/CURLIAB	CURAST/ALIAB	GRSPRFADJ/ALIAB	SHRTBDBT/CURAST	CSH/EBITDA	FCFE/FINEXP	NETSLS_GRTH	PAYPROCPRD	EBITDA/LIAB	TBDBT/CEQTY	TBDBT/NETSLS	CSH/LTDBT	GRSPRF/ALIAB	CURAST/NETSLS	CURLIAB/NETSLS	NETPRF_GRTH	L/TBDBT/EQT	CSH/CEQTY	EBTADJ/EBT	ACCREC/ALIAB	NETSLS/FINEXP
EBITDA/FINEXP	1.00	0.36	0.20	0.63	0.26	0.36	0.56	0.29	0.36	0.49	0.20	0.16	0.72	0.06	0.40	0.22	0.49	0.20	0.38	0.33	0.32	0.16	0.54	0.28	0.54
		<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01
ALIAB/AST	0.36	1.00	0.23	0.39	0.40	0.52	0.36	0.25	0.23	0.27	0.05	0.18	0.44	0.20	0.24	0.26	0.49	0.04	0.36	0.14	0.59	-0.07	0.19	0.33	0.19
	<.01		<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	0.00	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01
CURLIAB/ALIAB	0.20	0.23	1.00	0.22	0.43	0.43	0.23	0.09	0.21	0.22	0.03	0.12	0.15	0.07	0.34	0.24	0.27	0.10	0.18	0.07	0.35	0.28	0.10	0.29	0.29
	<.01	<.01		<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	0.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01
EBTADJ/LIAB	0.63	0.39	0.22	1.00	0.32	0.48	0.59	0.20	0.28	0.23	0.18	0.30	0.73	0.02	0.33	0.24	0.46	0.20	0.45	0.48	0.35	0.28	0.65	0.30	0.31
	<.01	<.01	<.01		<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	0.05	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01
CSH/CURLIAB	0.26	0.40	0.43	0.32	1.00	0.38	0.33	0.21	0.56	0.23	0.10	0.21	0.31	0.07	0.20	0.62	0.39	0.14	0.35	0.10	0.17	0.54	0.17	0.21	0.19
	<.01	<.01	<.01	<.01		<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01
CURAST/ALIAB	0.36	0.52	0.43	0.48	0.38	1.00	0.43	0.36	0.20	0.23	0.03	0.23	0.42	0.12	0.39	0.31	0.46	-0.06	0.37	0.16	0.49	0.14	0.25	0.58	0.30
	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01		<.01	<.01	<.01	<.01	0.02	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01
GRSPRFADJ/ALIAB	0.56	0.36	0.23	0.59	0.33	0.43	1.00	0.17	0.30	0.28	0.13	0.16	0.71	0.05	0.35	0.25	0.82	0.23	0.42	0.25	0.29	0.22	0.43	0.31	0.23
	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01		<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01
SHRTBDBT/CURAST	0.29	0.25	0.09	0.20	0.21	0.36	0.17	1.00	0.14	0.17	0.05	-0.04	0.15	0.12	0.48	0.14	0.21	-0.03	0.26	0.08	0.16	0.09	0.14	0.26	0.33
	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01		<.01	<.01	<.01	<.01	0.00	<.01	<.01	<.01	<.01	0.02	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01
CSH/EBITDA	0.36	0.23	0.21	0.28	0.56	0.20	0.30	0.14	1.00	0.14	0.15	0.16	0.37	0.03	0.18	0.50	0.27	0.14	0.25	0.21	0.17	0.49	0.37	0.10	0.18
	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01		<.01	<.01	<.01	<.01	0.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01
FCFE/FINEXP	0.49	0.27	0.22	0.23	0.23	0.23	0.28	0.17	0.14	1.00	0.05	0.01	0.31	0.06	0.22	0.16	0.31	0.06	0.15	0.07	0.23	0.04	0.15	0.19	0.35
	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01		<.01	0.25	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	0.00	<.01	0.00	<.01	<.01
NETSLS_GRTH	0.20	0.05	0.03	0.18	0.10	0.03	0.13	0.05	0.15	0.05	1.00	0.15	0.19	0.00	0.19	0.09	0.11	0.24	0.20	0.35	0.06	0.09	0.21	0.01	0.19
	<.01	<.01	0.01	<.01	<.01	0.02	<.01	<.01	<.01	<.01		<.01	<.01	0.72	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	0.24	<.01
PAYPROCPRD	0.16	0.18	0.12	0.30	0.21	0.23	0.16	-0.04	0.16	0.01	0.15	1.00	0.25	0.03	0.29	0.14	0.13	0.52	0.70	0.15	0.10	0.16	0.21	0.10	0.33
	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	0.00	<.01	0.25	<.01		<.01	0.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01
EBITDA/LIAB	0.72	0.44	0.15	0.73	0.31	0.42	0.71	0.15	0.37	0.31	0.19	0.25	1.00	0.05	0.28	0.20	0.62	0.22	0.46	0.35	0.33	0.17	0.54	0.30	0.18
	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01		<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01
TBDBT/CEQTY	0.06	0.20	0.07	0.02	0.07	0.12	0.05	0.12	0.03	0.06	0.00	0.03	0.05	1.00	0.19	0.10	0.12	0.06	0.09	0.00	0.17	-0.13	-0.03	0.08	0.10
	<.01	<.01	<.01	0.05	<.01	<.01	<.01	<.01	0.01	<.01	0.72	0.01	<.01		<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	0.87	<.01	0.02	<.01	<.01
TBDBT/NETSLS	0.40	0.24	0.34	0.33	0.20	0.39	0.35	0.48	0.18	0.22	0.19	0.29	0.28	0.19	1.00	0.36	0.40	0.49	0.57	0.16	0.39	0.18	0.22	0.31	0.66
	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01		<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01
CSH/LTDBT	0.22	0.26	0.24	0.24	0.62	0.31	0.25	0.14	0.50	0.16	0.09	0.14	0.20	0.10	0.36	1.00	0.31	0.16	0.22	0.09	0.34	0.51	0.14	0.19	0.28
	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01		<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01
GRSPRF/ALIAB	0.49	0.49	0.27	0.46	0.39	0.46	0.82	0.21	0.27	0.31	0.11	0.13	0.62	0.12	0.40	0.31	1.00	0.26	0.46	0.15	0.37	0.13	0.27	0.34	0.28
	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01		<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01
CURAST/NETSLS	0.20	0.04	0.10	0.20	0.14	-0.06	0.23	-0.03	0.14	0.06	0.24	0.52	0.22	0.06	0.49	0.16	0.26	1.00	0.64	0.10	0.04	0.15	0.14	-0.01	0.43
	<.01	0.00	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	0.02	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01		<.01	<.01	0.00	<.01	<.01	0.21	<.01
CURLIAB/NETSLS	0.38	0.36	0.18	0.45	0.35	0.37	0.42	0.26	0.25	0.15	0.20	0.70	0.46	0.09	0.57	0.22	0.46	0.64	1.00	0.19	0.19	0.20	0.30	0.26	0.50
	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01		<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01
NETPRF_GRTH	0.33	0.14	0.07	0.48	0.10	0.16	0.25	0.08	0.21	0.07	0.35	0.15	0.35	0.00	0.16	0.09	0.15	0.10	0.19	1.00	0.19	0.16	0.55	0.09	0.17
	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	0.87	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01		<.01	<.01	<.01	<.01	<.01
LTDBT/EQT	0.32	0.59	0.35	0.35	0.17	0.49	0.29	0.16	0.17	0.23	0.06	0.10	0.33	0.17	0.39	0.34	0.37	0.04	0.19	0.19	1.00	-0.04	0.23	0.32	0.32
	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	0.00	<.01	<.01		0.00	<.01	<.01	<.01
CSH/CEQTY	0.16	-0.07	0.28	0.28	0.54	0.14	0.22	0.09	0.49	0.04	0.09	0.16	0.17	-0.13	0.18	0.51	0.13	0.15	0.20	0.16	-0.04	1.00	0.24	0.08	0.16
	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	0.00	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01
EBTADJ/EBT	0.54	0.19	0.10	0.65	0.17	0.25	0.43	0.14	0.37	0.15	0.21	0.21	0.54	-0.03	0.22	0.14	0.27	0.14	0.30	0.55	0.23	0.24	1.00	0.14	0.25
	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	0.02	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01		<.01	<.01
ACCREC/ALIAB	0.28	0.33	0.29	0.30	0.21	0.58	0.31	0.26	0.10	0.19	0.01	0.10	0.30	0.08	0.31	0.19	0.34	-0.01	0.26	0.09	0.32	0.08	0.14	1.00	0.22
	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	0.24	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01		<.01
NETSLS/FINEXP	0.54	0.19	0.29	0.31	0.19	0.30	0.23	0.33	0.18	0.35	0.19	0.33	0.18	0.10	0.66	0.28	0.28	0.43	0.50	0.17	0.32	0.16	0.25	0.22	1.00
	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	<.01	

Tabela 16. prikazuje kvantifikovani stepen međuzavisnosti varijabli, po prvom redu svakog od finansijskih racija, u formi koeficijenta korelacije. Drugi red svake varijable prikazuje njihovu  $p$ -vrednost. Sve  $p$ -vrednosti koje su manje od 0.05 označavaju statistički značajne koeficijente korelacije. Iz Tabele 16. se može uočiti da je najviši nivo korelacije prisutan između varijabli koje su i po svom načinu konstrukcije gotovo identične. U pitanju je korelacija od 0.82 između GRSPRFADJ/ALIAB i GRSPRF/ALIAB. Uvidom u Prilog 6.1. može se primetiti da je jedina razlika između ova dva finansijska racija u brojiocu razlomka, odnosno u činjenici je su u GRSPRFADJ od pozicije u bilansu uspeha *prihodi od prodaje* još dodatno oduzeti *troškovi zarada i drugi lični troškovi*. Ovakva činjenica i veoma visok koeficijent korelacije ukazuju da je u pitanju potpuno isti kanal informacije. Šta više, pokazano je i u akademskoj literaturi (Hosmer & Lemeshow, 2000) da do pojave multikolinearnosti može doći, kada je prisutan nivo korelacije između dve ili više varijabli veći od 0.70. U ovom slučaju, zaključak je da ne bi došlo do gubitka značajnih informacije ukoliko bi se izbacila iz daljeg razmatranja jedna od ove dve varijable. S obzirom na to da GRSPRF/ALIAB ima veću prediktivnu moć  $IV_{GRSPRF/ALIAB} = 0.6124 > IV_{GRSPRFADJ/ALIAB} = 0.5826$ , ova varijabla će biti razmatrana u nastavku modelovanja. Nakon ovog koraka ostalo je još 24 varijable koje čine kratku listu potencijalnih kandidata za ulazak u finalni model kreditnog skoringa.

### **3. KVANTITATIVNA PROCENA VEROVATNOĆE DIFOLTA PREDUZEĆA U SRBIJI**

Prilikom fundamentalne analize finansijskih izveštaja nekog preduzeća, čak i manje iskusnim analitičarima je jasno da će preduzeća sa negativnim profitima, visokom stopom zaduženosti, manjkom likvidnosti biti visoko rizična preduzeća. Sa druge strane, preduzeća koja pokazuju visoke stope rasta aktive i profita, ostvaruju odlične pokazatelje likvidnosti predstavljaju nisko rizična preduzeća, odnosno preduzeća sa malom verovatnoćom bankrotstva/difolta. Problem koji se javlja kod fundamentalne analize, je što sva preduzeća koja se analiziraju ne mogu se svrstati u jednu od dve grupe preduzeća: dobra ili loša. Problem je u tome, što postoje veoma velike nijanse između i preduzeća koja su dobra, i onih koja su loša. Zapravo, suštinski problem kreditne analize je kako napraviti fino rangiranje i poređati preduzeća od najboljih ka najgorim, u smislu verovatnoće izmirivanja obaveza prema banci tj. bankrotstva/difolta. Generalno govoreći, iskusnim kreditnim analitičarima je potpuno jasno koja su to racija više ili manje bitna, ali problem cele fundamentalne analize je što su zaključci koje iz nje proizilaze kvalitativne prirode. Ne postoji skala ili bar kvantitativna ocena rizičnosti po kojoj bi se preduzeća mogla rangirati, a time i olakšati posao kreditne analize i ubrzati proces odobravanja kredita. Postoje brojni pokušaji da se pod okvirima kreditne analize u bankama, sastave upitnici, daju ekspertske skor poeni svakoj fazi i rezultatu kreditne analize, ne bi li se proces kvalitativnih rezultata na neki način kvantifikovao i ne bi li se olakšao proces zaključivanja o stepenu kreditnog rizika. Česta je praksa da ovakvi pokušaji zažive, ali da se posle nekoliko meseci primene u praksi i produkcionom sistemu banke odustane od ovakve vrste pokušaja. Najčešći razlog je da mišljenje kreditnog analitičara nije u skladu sa kvantifikovanim stepenom kreditnog rizika kroz ovako izgrađen ekspertski sistem. Razlog ovoga, često leži u tome da ovakav ekpertski sistem nije uzeo u obzir sve relevantne činjenice koje utičnu na kreditni rizik preduzeća, ili to da su kreditni skorovi faza u kreditnoj analizi suboptimalno raspoređeni itd. Jednostavno rezultat većine ovakvih ekpertski postavljenih sisitema, često može samo da olakša određene procese prilikom kreditne analize, ali ne uspeva da obezbedi adekvatnu procenu kreditnog rizika.



Rešenje ovog problema, prvi je pokušao da (Altman E. , 1968) koje je u svom pionirskom radu upotrebio diskriminacionu analizu i na malom uzorku, uzimajući 22 potencijalno bitna racija, uspeo da reši prethodno navedeni problem i da nad 5 odabranih varijabli napravi prvi model koji rangira preduzeća po nivou kreditnog rizika. Ovakav način izrade modela za kvantifikovanje verovatnoće difolta preduzeća tj. kreditni scoring, ostao je po svojoj osnovi i suštini isti. Ono što se promenilo su veća raspoloživost i bolji pristup podacima, napredniji matematičko-statistički modeli, napredni algoritmi optimizacije parametara u modelima kao i mogućnost automatizovane primene razvijenih modela.

### **3.1. Modeli kreditnog scoringa**

Model kreditnog scoringa predstavlja alat za kvantifikovanje rizičnosti klijenta, odnosno ocenu njegovog boniteta. Tehnike kreditnog scoringa omogućavaju procenu i predviđanje rizika klijenta prilikom odobravanja kredita. Bonitet klijenta nije jednoznačno određena mera, već procena koja uzima u obzir faktore i banke i klijenta. Cilj kreditnog scoringa je da predvidi rizik, a ne da ga objasni (Thomas, Edelman, & Crook, 2002). Kreditni scoring se može podeliti na:

- Aplikativni scoring (*eng.* application scoring), predstavlja problem klasifikacije i rangiranja novih klijenata, o kojima ne postoje sveže informacije o njihovim karakteristikama. Zapravo, na osnovu statističkih karakteristika i informacija o klijentu u datom trenutku, pokušava se statičko raspoznavanje statusa izmirivanja obaveza u kome će se klijent naći nakon protoka određenog fiksnog vremenskog perioda npr. 12 meseci. Mnogi autori poistovećuju aplikativni scoring sa usnimljenom fotografijom (*eng.* snapshot) klijenta, prilikom apliciranja za kredit i njegovom fotografijom stanja u kome se nalazi nakon protoka određenog fiksnog vremenskog perioda.
- Bihejvioralni scoring (*eng.* behavioural scoring) – predstavlja problem klasifikacije i rangiranja postojećih klijenata o kojima postoje informacije o promenama njihovih odgovarajućih karakteristika u prethodnom periodu. Dakle, za ovu vrstu scoring se može reći da je dinamičke prirode jer se kao ulazi u scoring posmatraju dinamičke karakteristike kao što su: prosečno korišćenje

dozvoljenih prekoračenja po računu, po kreditnim karticama itd. Varijable, umesto da predstavljaju fotografiju u datom trenutku vremena, postaju dinamički pokretni proseci odabranih karakteristika klijenta. Mnogi autori poistovećuju bihevioralni scoring sa video klipom klijentovih karakteristika u bliskoj prošlosti, i njegovom fotografijom stanja u kome se nalazi nakon protoka određenog fiksnog vremenskog perioda.

Zajedničko za oba gore navedena pristupa je da je model moguće izgraditi na odgovarajućem uzorku klijenata koji su prethodno aplicirali za kreditne proizvode, a čiji je krajnji status izmirivanja obaveza po kreditu poznat. Ovakav skup podataka koji se sastoji od dobrih i loših klijenata služi kao osnova, da se algoritam kreditnog scoringa „nauči“ da raspozna dobre od loših klijenata. Zajedničko za sve tehnike kreditnog scoringa je to da im je cilj prepoznavanje i diskriminacija dobrih klijenata od loših. Vremenski razmak između posmatranja karakteristika klijenata i kod aplikativnog i bihevioralnog scoringa sa jedne strane i performansi klijenta u vidu statusa difolta sa druge strane, određuje vremenski horizont predviđanja. Najčešći slučaj da je da se kao horizont predviđanja izabere interval od 12 meseci. U tom slučaju svaka ulazna informacija služi da predvidi da li će doći do statusa difolta u narednih 12 meseci. Osnovni rezultat primenjenog algoritma predstavlja „skor“, odnosno kvantifikovana ocena rizičnosti. Algoritam scoring modela prizvodi jednačinu na osnovu koje se dodeljuje skor svakom klijentu. U praksi ova jednačina se može predstaviti i uobičajiti na razumljiviji način korišćenjem skor kartice (*eng.* scorecard). Ovaj vid postaje pogodan za predstavljanje modela i razumevanje odnosa varijabli u samom modelu i predstavlja odličan vid komunikacije prilikom razjašnjavanja efekata i doprinosa varijabli u modelu. Samo neke od tehnika kreditnog scoringa, kao rezultat daju skor u obliku *verovatnoće difolta*. Jedna od tih metoda je i logistička regresija, koja je primenjena u ovoj disertaciji.

Nastankom kreditnih kartica u kasnim šezdesetim godinama dvadesetog veka, banke i ostale kompanije koje su izdavale kreditne kartice, uvidele su korisnost kreditnog scoringa. Broj ljudi koji je aplicirao za kreditne kartice je rastao i postalo je nemoguće samo pomoću analitičara obratiti veliki broj zahteva koji pristiže, tako da je automatizacija odobravanja zahteva postala neminovnost. Prvobitne šeme odobravanja bile su zasnovane na ekspertskim ocenama, koje su se predstavljale u obliku šema.

Nastankom kompjuterskih tehnologija, postaje moguće izraditi mnogo prediktivnije šeme u obliku skor kartica. Jedan od prvih rezultata primene prediktivnih skor kartica je smanjenje stope difolta za 50% i više (Thomas, Edelman, & Crook, 2002). Dobri rezultati primene prediktivnih modela u kreditnom skoringu ohrabрили su banke da 1980. započnu primenu skor kartica i na odobravanje potrošačkih i keš kredita, a kasnije i stambenih kredita.

Karakteristike optimalnog modela kreditnog skoringa treba da ispune sledeće kriterijume:

- *Tačnost* (eng. accuracy), optimalan skoring model treba da proizvodi nizak nivo greške.
- *Štedljivost* (eng. parsimony), potrebno je koristiti što manji broj nezavisnih varijabli koji maksimizuje prediktivnu moć modela.
- *Izvodljivost* (eng. feasibility), da koristi dostupne resurse kao osnovu za varijable koji su dostupni u razumnom vremenskom periodu. Odstupanje od ovog kriterijuma može da stvori probleme prilikom implementacije skoring modela u praksi.
- *Transparentnost i interpretabilnost* (eng. transparency and interpretability), neophodno je da ulazne varijable budu u skladu sa poslovnom i ekonomskom logikom, kao da i skor kartica koja je proizvod modela bude intuitivna.

Dalji napredak u softverskoj i hardverskoj sferi doveo je do proboja tehnika veštačke inteligencije i njihovu upotrebu za razvoj prediktivnih modela. Lista naprednih metoda veštačke inteligencije koja se može koristiti za potrebe kreditnog skoringa je sledeća: neuronske mreže, vektorske mašine, stabla odlučivanja, zaključivanje na osnovu slučajeva, kao i napredne tehnike klasterovanja. Ove napredne metode naišle su na široku primenu u akademskoj literaturi, međutim skepticizam njihove primene ostaje i dalje tema u bankarskoj praksi. Razlog tome je što se znatno komplikuje objašnjavanje efekata i doprinosa svake varijable u modelu. Treba dodati da sami odnosi varijabli i njihova međusobna ukrštanja kroz komplikovanje matematičke relacije doprinose prediktivnoj moći, ali sa druge strane komplikuju njihovu interpretaciju i poslovnu logiku u praksi. Jedan od nedostataka metoda veštačke inteligencije je u tome što

rezultat predstavlja skor kojim se mogu rangirati klijenti, ali skor nije u obliku verovatnoće difolta. U novijoj akademskoj literaturi postoje pokušaji da se kod ovih metoda skor pretvori u verovatnoću difolta, ali to zahteva komplikovan process i primenu veoma naprednih statističkih koncepata, koji za potrebe svakodnevne bankarske prakse nisu primenjivi. I pored prednosti koje metode veštačke inteligencije mogu da pruže, nažalost komplikovana interpretacija rezultata i otežano tumačenje efekata varijabli u modelu do današnjih dana ohrabruje banke i druge finansijske insitucije, da kao neprikosnoveni alat za model kreditnog scoringa koriste logističku regresiju.

### 3.2. Logika scoring modela i modelovanja verovatoće difolta

Kao što je u prethodnom poglavlju definisano, verovatnoća difolta preduzeća zavisi od karakteristika samog preduzeća, a samim tim i kreditni skor, odnosno njegovih finansijskih varijabli koje označavamo kao vektor  $\mathbf{x}=(x_1, x_2, \dots, x_n)$ . Funkcijom  $s(\mathbf{x})$  označavamo skor klijenta u odnosu na vektor njegovih karakteristika  $\mathbf{X}$ . Pojavni oblik karakteristika klijenta odnosno svake varijable nazivamo atributom. Broj atributa može biti veliki ukoliko varijabla kontinualna, odnosno možemo imati samom nekoliko varijabli u slučaju diskretnih karakteristika. Tehnikom WoE objašnjenom u Poglavlju 2.1.4 od svake kontinulane varijable možemo izvršiti transformaciju u varijable sa diskretnim karakteristikama. Imajući u vidu broj varijabli u modelu koji objašnjavaju i pojavni oblik, odnosno broj atributa, svake od tih varijabli zaključak je da vektor  $\mathbf{x}$  može imati veliki broj kombinacija, gde sa  $\mathcal{X}$  označavamo prostor svih mogućih pojavnih kombinacija atributa<sup>63</sup>. Logika kreditnog scoringa pokazana i objašnjena u prethodnom poglavlju, zasniva se na karakteristikama preduzeća  $\mathbf{x}$  na osnovu kojih može da se proceni uslovna verovatnoća da će preduzeće izmirivati obaveze i biti dobar klijent uzimajući u obzir karakteristike  $Pr\{dobar_{klijent} | \mathbf{x}\}$ . Uslovna verovatnoća da klijent uzimajući u obzir karakteristike  $\mathbf{x}$  može da se napiše kao:

---

<sup>63</sup> Za slučaj gde imamo 10 varijabli od kojih svaka ima 5 atributa, potrebno je  $5^{10}=9,756,625$  kombinacija da bi se izračunali svi mogući pojavni oblici varijabli po atributima.

$$\begin{aligned} Pr\{dobar_{klijent} / \mathbf{x}\} &= p(G/\mathbf{x}), & Pr\{loš_{klijent} / \mathbf{x}\} &= p(B/\mathbf{x}) \\ p(G/\mathbf{x}) + p(B/\mathbf{x}) &= 1 \end{aligned} \quad (13)$$

U praksi, nekad je lakše umesto verovatnoće difolta označiti šanse događaja, kao racio verovatnoće nastupanja događaja sa verovatnoćom ne-nastupanja posmatranog događaja. Kao dobar primer šansi u praksi su trke konja<sup>64</sup>. Sličan je slučaj i sa rizikom difolta gde se može proceniti mogućnost dobrog ili lošeg ishoda pomoću šansi nastupanja dobrog  $o(G|\mathbf{x})$  i lošeg događaja  $o(B|\mathbf{x})$ .

$$o(G/\mathbf{x}) = \frac{p(G/\mathbf{x})}{p(B/\mathbf{x})}, \quad o(B/\mathbf{x}) = \frac{p(B/\mathbf{x})}{p(G/\mathbf{x})} = \frac{1}{o(G/\mathbf{x})} \quad (14)$$

Pretpostavimo da je *a priori* ili bezuslovna verovatnoća mogućnosti da preduzeće bude dobro, data kao  $p_G$ , ili loše data kao  $p_B$ , što odgovara verovatnoći procenta dobrih ili loših preduzeća u celoj populaciji preduzeća, odnosno svih preduzeća u Srbiji. Uzimajući u obzir bezuslovnu verovatnoću, odnosno verovatnoću difolta populacije, i uslovnu verovatnoću datu kao izraz (13), koristeći Bajesovu teoremu<sup>65</sup>, možemo da izračunamo verovatnoću da dobar ili loš klijent ima atribut  $\mathbf{x}$  sa distribucijom dobrih i loših klijenata u populaciji datih kao  $p_G$  i  $p_B$ :

$$\begin{aligned} Pr\{\mathbf{x} / dobar_{klijent}\} &= p(\mathbf{x}/G) = p(G/\mathbf{x})p(\mathbf{x})/p_G \\ Pr\{\mathbf{x} / loš_{klijent}\} &= p(\mathbf{x}/B) = p(B/\mathbf{x})p(\mathbf{x})/p_B \end{aligned} \quad (15)$$

gde je sa  $p(\mathbf{x})$  data, kao veoma mali broj, verovatnoća da će preduzeće imati atribut  $\mathbf{x}$ . Funkcije uslovne verovatnoće  $p(\mathbf{x}|G)$  i  $p(\mathbf{x}|B)$  nazivaju se funkcije izvesnosti i označavaju kolika je verovatnoća pojavljivanja atributa  $\mathbf{x}$  u dobroj (G) i lošoj (B) populaciji preduzeća. Dalje, možemo da definišemo šanse populacije  $o_{Pop}$  kao:

$$o_{Pop} = \frac{p_G}{p_B} = \frac{p(G)}{p(B)} \quad (16)$$

izraz predstavlja bezuslovne šanse populacije, tačnije, šanse preduzeća da bude dobar klijent, pre nego što je bilo koja informacija raspoloživa o njemu. Kada se dođe do

<sup>64</sup> Na primer, šansa da od 10 konja jedan konj pobedi jednaka 1/9.

<sup>65</sup> Bajesova teorema kaže da ako imamo događaje E i F važi:  $Pr\{E/F\} = Pr\{F/E\} \cdot Pr\{E\} / Pr\{F\}$

informacija o klijentu  $\mathbf{x}$  moguće je izračunati *a posteriori* ili uslovnu verovatnoću datu kao  $p(G|\mathbf{x})$  i  $p(B|\mathbf{x})$ . Deljenjem ovih uslovnih verovatnoći dolazimo do *a posteriori* ili uslovni šansi populacije da preduzeće bude dobar klijent korišćenjem Bajesove teoreme:

$$o(G/\mathbf{x}) = \frac{p_G p(\mathbf{x}/G)}{p_B p(\mathbf{x}/B)} = o_{Pop} \cdot I(\mathbf{x}) \quad (17)$$

gde su kao što je predstavljeno izrazom (15),  $p(\mathbf{x}|G)$  i  $p(\mathbf{x}|B)$  funkcije izvesnosti, dok je sa  $I(\mathbf{x})$  predstavlja *informacione šanse*, odnosno ratio, koji označava uslovnu verovatnoću da dobro preduzeće ima sa attribute  $\mathbf{x}$  podeljen sa uslovnom verovatnoćom da difolt preduzeće ima attribute  $\mathbf{x}$ . Izraz (47) pokazuje da su uslovne šanse da klijent bude dobar  $o(G|\mathbf{x})$ , zavisne od bezuslovnih šansi cele populacije da klijent bude dobar  $o_{Pop}$  kao i informacionih šansi koje zavise od atributa konkretnog preduzeća. Drugim rečima, informacione šanse se mogu shvatiti kao težinski koeficijent šansi populacije da bi se dobile šanse na konkretnom uzorku, da preduzeće bude dobar klijent. Informacione šanse  $I(\mathbf{x})$  kada imaju vrednost veću od jedinične, sugeriše da preduzeće sa atributima  $\mathbf{x}$  ima više šansi da bude dobar klijent od proseka u populaciji. Informacione šanse  $I(\mathbf{x})$  za vrednosti manje od jedinične, označavaju klijente koji su rizičniji od prosečnog klijenta u populaciji. Na osnovu navedenih jednačina, možemo zaključiti da je *logaritam informacionih šansi*  $\ln(I(\mathbf{x}))$ , takođe koristan način za procenu kvaliteta informacije koju preduzeće nosi u atributima  $\mathbf{x}$ . Zanimljivo je uočiti jednakost i to da je logaritam informacionih šansi  $\ln(I(\mathbf{x}))$  zapravo isto što i WoE vrednosti u atributima varijabli<sup>66</sup>. Izraz (17), korišćenjem pravila, može se napisati i kao:

$$\begin{aligned} o(G/x_1, x_2, \dots, x_n) &= \frac{p_G}{p_B} \times \frac{p(x_1, x_2, \dots, x_n / G)}{p(x_1, x_2, \dots, x_n / B)} = \\ &= \frac{p_G}{p_B} \times \frac{p(x_1 / G)}{p(x_1 / B)} \times \frac{p(x_2 / G, x_1)}{p(x_2 / B, x_1)} \times \dots \times \frac{p(x_n / G, x_1, x_2, \dots, x_{n-1})}{p(x_n / B, x_1, x_2, \dots, x_{n-1})} \end{aligned} \quad (18)$$

Uvođenjem pretpostavke da su atributi  $n$  različitih varijabli datih kao  $x_1, x_2, \dots, x_n$ , međusobno nezavisni, izraz (18) možemo napisati u pojednostavljenom obliku koristeći Bajesovo pravilo za izračunavanje združene verovatnoće (*eng. joint probability*) međusobno nezavisnih događaja:

<sup>66</sup> Za više o WoE vrednostima videti Poglavlje 2.6.4

$$\begin{aligned}
o(G/x_1, x_2, \dots, x_n) &= \frac{p_G}{p_B} \times \frac{p(x_1, x_2, \dots, x_n / G)}{p(x_1, x_2, \dots, x_n / B)} = \\
&= \frac{p_G}{p_B} \times \frac{p(x_1 / G)}{p(x_1 / B)} \times \frac{p(x_2 / G)}{p(x_2 / B)} \times \dots \times \frac{p(x_n / G)}{p(x_n / B)}
\end{aligned} \tag{19}$$

### 3.3. Logistička regresija i modelovanje verovatnoće difolta

Logistička regresija (LR) je široko korišćeni matematički metod za modelovanje ciljne varijable binarnog tipa. Kao što je u prethodnim poglavljima bilo objašnjeno, kod preduzeća za koje se smatra da su u statusu difolta, čilja varijabla je binarnog tipa i sadrži vrednost „1“ (loš - difolt klijent), a kod klijenata koji nisu u difoltu vrednost „0“ (dobar klijent). Za potrebe modelovanja binarne ciljne varijable nije adekvatno koristiti linearnu regresiju jer njeni osnovni predulsovi<sup>67</sup> nisu ispunjeni. LR se pokazala kao jedna najsvestranijih tehnika u klasi generalizovanih linearnih modela (Hosmer & Lemeshow, 2000). LR ostaje kao jedna od najpopularnijih metoda koja se primenjuje u finansijskoj industriji (Crook, Edelman, & Thomas, 2007). Generalizovani linearni modeli zasnovani su na izjednačavanju zadate funkcije verovatnoće ishoda kao zavisne (ciljne) varijable, sa linearnom kombinacijom nezavisnih varijabli, koji su ulazi u model.

Pretpostavimo da je slučajna varijabla  $Z$  binarnog tipa. Za dati skup podataka (razvojni uzorak) veličine  $M$ , gde je svaka opservacija nezavisna,  $\mathbf{Z}$  može predstavljati vektor koji sadrži  $M$  binomnih slučajnih promenljivih  $Z_i$ . Po konvenciji 1-difolt preduzeće, a 0-dobro preduzeće u uzorku. Svaka opservacija u uzorku, kao što je objašnjeno u Poglavlju 2.1, predstavlja jednu „firma\_godinu“, odnosno red u tabeli koji nosi različite informacije u obliku nezavisnih varijabli. Neka  $N$  predstavlja ukupan broj redova i neka  $\mathbf{n}$  bude kolona vektor gde element  $n_i$  predstavljaju ukupan broj opservacija gde je  $i=1$  do  $N$ , a  $\sum_{i=1}^N n_i = M$  predstavlja ukupnu veličinu razvojnog uzorka. Ako se sa  $\mathbf{Y}$  definiše

---

<sup>67</sup> Linearna regresija podrazumeva normalno distribuirane rezidualne, zatim, kontinualne vrednosti ciljne varijable koje idu od  $-\infty$  do  $+\infty$ . Takođe, kod linearne regresije estimacija parametara modela se vrši upotrebom *metode najmanjih kvadrata*, dok kod LR se koristi metod maksimalne verodostojnosti, jer metoda najmanjih kvadrata nije u mogućnosti da obezbedi nepristrasane ocene parametara modela.

kolona vektor dužine  $N$ , svaki element  $Y_i$  predstavlja broj difolt clijenata za red  $i$ . Neka kolona vektor  $y$  sadrži elemente  $y_i$  koji predstavljaju opservirani broj loših clijenata u razvojnom uzorku. Neka  $\pi$  predstavlja kolonu, vektor dužine  $N$ , gde svaki element  $\pi_i = P(Z_i = 1 | i)$  predstavlja verovatnoću difolta  $i$ -te opservacije.

Linearna komponenta modela sadrži matricu ulaznih varijabli i vektor odgovarajućih parametara koje je cilj izračunati. Matrica ulaznih varijabli  $X$  se sastoji od  $N$  redova i  $K+1$  kolona, gde je  $K$  broj nezavisnih varijabli u modelu. Za svaki red matrice ulaznih varijabli, prvi element  $x_{i0}=1$  predstavlja konstantu (*eng.* intercept) u modelu. Vektor parametara  $\beta$  je kolona vektor dužine  $K+1$ . Tačno jedan parametar  $\beta_k$  odgovara svakoj od  $K$  kolona matrice ulaznih varijabli  $X$ , a dodatna kolona označava  $\beta_0$  tj. konstantu modela.

Logistička regresija kao generalizovani linearni model, polazi od logit transformacije ciljne varijable. Pretpostavka od koje se polazi je da je logit ili prirodni logaritam šansi (*eng.* odds) proporcionalan linearnoj kombinaciji ulaznih varijabli u model.

$$\log\left(\frac{\pi_i}{1-\pi_i}\right) = \sum_{k=0}^K x_{ik}\beta_k \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (20)$$

$$\pi_i = \frac{e^{\sum_{k=0}^K x_{ik}\beta_k}}{1 + e^{\sum_{k=0}^K x_{ik}\beta_k}} \quad (21)$$

Izraz iz jednačine (20) naziva se logit transformacija i sadrži mnogo poželjnih svojstava linearnog regresionog modela. Kao prvo, linearnog je oblika u svojim parametrima i ima raspon od  $-\infty$  do  $+\infty$ . Za dato  $x_i$  zavisna varijabla može da se napiše kao  $y_i = \pi(x_i) + \varepsilon$ . Rezidual  $\varepsilon$  može da ima jednu od dve vrednosti i to ako je  $y_i=1$ , onda je  $\varepsilon=1-\pi(x_i)$  sa verovatnoćom  $\pi(x_i)$ , a ako je  $y_i=0$  onda je  $\varepsilon=-\pi(x_i)$  sa verovatnoćom  $1-\pi(x_i)$ . Dakle, residual  $\varepsilon$  ima raspodelu sa matematičkim očekivanjem nula i varijansom  $\pi(x_i)/(1-\pi(x_i))$ . S obzirom na to da rezidual  $\varepsilon$  ima ovakvu distribuciju, sledi da je uslovna distribucija zavisne varijable sledi binomnu distribuciju sa verovatnoćom  $\pi(x_i)$ .

Cilj logističke regresije je da se izračunaju  $K+1$  nepoznatih parametara  $\beta_k$  jednačine (20). Nepoznati parametri se izračunavaju korišćenjem metoda maksimalne verodostojnosti (*eng.* maximum likelihood (ML) method) nad podacima iz trening



uzorka. ML metod podrazumeva pretpostavku distribucije verovatnoće ciljne varijable iz koje se direktno i izvodi ML funkcija. ML metod funkcioniše tako, što se optimalni koeficijenti  $\beta_k$  dostižu kada ML funkcija dosegne svoj maksimum (Hosmer & Lemeshow, 2000). Za svako  $y_i$  koje je binarnog tipa tj. može biti 0 ili 1, *funkcija gustine verovatnoće*  $f(\cdot)$  data je kao:

$$f(\mathbf{y} / \boldsymbol{\beta}) = \prod_{i=1}^N \frac{n_i!}{y_i!(n_i - y_i)!} \pi_i^{y_i} (1 - \pi_i)^{n_i - y_i} \quad (22)$$

Funkcija gustine verovatnoće iz jednačine (22) izražava vrednosti  $\mathbf{y}$  kao funkciju poznatih fiksnih parametara  $\boldsymbol{\beta}$ .

*Funkcija verodostojnosti* ima isti oblik kao i funkcija gustine verovatnoće, osim toga da su parametri funkcije sa obrnutom logikom, odnosno, funkcija verodostojnosti izražava nepoznate vrednosti  $\boldsymbol{\beta}$  preko poznati fiksnih vrednosti za  $\mathbf{y}$  kao:

$$f(\boldsymbol{\beta} / \mathbf{y}) = \prod_{i=1}^N \frac{n_i!}{y_i!(n_i - y_i)!} \pi_i^{y_i} (1 - \pi_i)^{n_i - y_i} \quad (23)$$

Rezultat ML metoda su vrednosti  $\boldsymbol{\beta}$  koje maksimizuju funkciju verodostojnosti definisanu jednačinom (23). Kritične tačke, odnosno minimum i maksimum funkcije (23) dobijaju se kada se njen prvi izvod izjednači sa nulom, dok kada je drugi izvod u tački manji od nule, onda kritična tačka predstavlja maksimum. Dakle, pronalaženje rezultata ML metoda zahteva izračunavanje prvog i drugog izvoda funkcije verodostojnosti (23). Izračunavanje izvoda po  $\boldsymbol{\beta}$  funkcije verodostojnosti (23) u njenom osnovnom obliku predstavlja težak zadatak, zbog toga je neophodno pojednostaviti njen oblik.

Prvi korak u pojednostavljenju izraza je da se funkcije verodostojnosti (23) pojednostavi tako što se izbacuje konstanta koja ne uziče na rezultat određivanja optimalnih parametara. Korišćenjem pravila  $a^{x \cdot y} = a^x / a^y$  i posle preraspodele funkcije verodostojnosti (23), izraz koji treba maksimizovati može da se napiše kao:

$$\prod_{i=1}^N \left( \frac{\pi_i}{1 - \pi_i} \right)^{y_i} (1 - \pi_i)^{n_i} \quad (24)$$

posle uzimanja eksponenta na obe strane izraza (20) dobija se:

$$\left( \frac{\pi_i}{1 - \pi_i} \right) = e^{\sum_{k=0}^K x_{ik} \beta_k} \quad (25)$$

Substitucijom jednakosti (21) i (25) u jednakost (24) dobija se:

$$\prod_{i=1}^N \left( e^{\sum_{k=0}^K x_{ik} \beta_k} \right)^{y_i} \left( 1 - \frac{e^{\sum_{k=0}^K x_{ik} \beta_k}}{1 - e^{\sum_{k=0}^K x_{ik} \beta_k}} \right)^{n_i} \quad (26)$$

Daljim uprošćavanjem prvog člana izraza (26) pomoću pravila  $(a^x)^y = a^{xy}$  i zamenom vrednosti 1 iz drugog člana sa izrazom  $\frac{1 + e^{\sum x \beta}}{1 + e^{\sum x \beta}}$  dobija se sledeći izraz:

$$\prod_{i=1}^N \left( e^{y_i \sum_{k=0}^K x_{ik} \beta_k} \right)^{y_i} \left( 1 + e^{\sum_{k=0}^K x_{ik} \beta_k} \right)^{-n_i} \quad (27)$$

Korišćenjem prirodnog logaritma<sup>68</sup>, i daljim pojednostavljenjem kernela funkcije verodostojnosti (27) dolazi se do log-funkcije verodostojnosti:

$$l(\boldsymbol{\beta}) = \sum_{i=1}^N y_i \left( \sum_{k=0}^K x_{ik} \beta_k \right) - n_i \cdot \log \left( 1 + e^{\sum_{k=0}^K x_{ik} \beta_k} \right) \quad (28)$$

Kritična tačka log-funkcije verodostojnosti se dobija diferenciranjem po svakom  $\beta_k$  i izjednačavanju sa nulom pri čemu je:

$$\frac{\partial}{\partial \beta_k} \sum_{k=0}^K x_{ik} \beta_k = x_{ik} \quad (29)$$

Svi ostali članovi jednakosti (28) koji u sumi ne zavise od  $\beta_k$  mogu biti tretirani kao konstante. U diferenciranju drugog dela jednakosti (28) korišćeno je pravilo

$$\frac{\partial}{\partial x} \log(y) = \frac{1}{y} \frac{\partial y}{\partial x}$$

$$\frac{\partial l(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_k} = \sum_{i=1}^N y_i x_{ik} - n_i \cdot \frac{1}{1 + e^{\sum_{k=0}^K x_{ik} \beta_k}} \cdot \frac{\partial}{\partial \beta_k} \left( 1 + e^{\sum_{k=0}^K x_{ik} \beta_k} \right)$$

<sup>68</sup> S obzirom na to da je logaritam monotona funkcija, bilo koji maksimum funkcije verodostojnosti će takođe biti i maksimum logaritma funkcije verodostojnosti i obrnuto.

$$\begin{aligned}
&= \sum_{i=1}^N y_i x_{ik} - n_i \cdot \frac{1}{1 + e^{\sum_{k=0}^K x_{ik} \beta_k}} \cdot e^{\sum_{k=0}^K x_{ik} \beta_k} \cdot \frac{\partial}{\partial \beta_k} \sum_{k=0}^K x_{ik} \beta_k \\
&= \sum_{i=1}^N y_i x_{ik} - n_i \cdot \frac{1}{1 + e^{\sum_{k=0}^K x_{ik} \beta_k}} \cdot e^{\sum_{k=0}^K x_{ik} \beta_k} \cdot x_{ik} \\
&= \sum_{i=1}^N y_i x_{ik} - n_i \pi_i x_{ik} \tag{30}
\end{aligned}$$

Procena maksimalne verodostojnosti parametra  $\beta_k$  može se izračunati izjednačavanjem a nulom svakog od  $K+1$  jednakosti u izrazu (30) i rešavanjem jednakosti po parametrima  $\beta_k$ . Kritična tačka će predstavljati maksimum ako je matrica drugih parcijalnih izvoda negativno definitna, odnosno ako je svaki element na glavnoj dijagonali matrice manji od 0. Drugo korisno svojstvo ove matrice je da predstavlja varijansno-kovarijansnu matricu ocena parametra  $\beta_k$ . Matrica drugih parcijalnih izvoda se dobija diferenciranjem svakog od  $K+1$  jednakosti u izrazu (30) drugi put po svakom elementu  $\beta$  može koji se u nastavku označava sa  $\beta_{k'}$ . Generalna forma matrice drugih parcijalnih izvoda je:

$$\begin{aligned}
\frac{\partial^2 l(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_k \partial \beta_{k'}} &= \frac{\partial}{\partial \beta_{k'}} \sum_{i=1}^N y_i x_{ik} - n_i x_{ik} \pi_i \\
&= \frac{\partial}{\partial \beta_{k'}} \sum_{i=1}^N -n_i x_{ik} \pi_i \\
&= -\sum_{i=1}^N n_i x_{ik} \frac{\partial}{\partial \beta_{k'}} \left( \frac{e^{\sum_{k=0}^K x_{ik} \beta_k}}{1 + e^{\sum_{k=0}^K x_{ik} \beta_k}} \right) \tag{31}
\end{aligned}$$

Da bi se rešila jednakost (31) primeniće se dva pravila diferenciranja. Prvo predstavlja diferenciranje eksponencijalne funkcije:

$$\begin{aligned}
\frac{d}{dx} e^{u(x)} &= e^{u(x)} \cdot \frac{d}{dx} u(x), \quad u(x) = \sum_{k=0}^K x_{ik} \beta_k \\
\left( \frac{f}{g} \right)'(a) &= \frac{g(a) \cdot f'(a) - f(a) \cdot g'(a)}{[g(a)]^2} \tag{32}
\end{aligned}$$

Primenom pravila definisanih u izrazima (32) omogućeno je da se reši izraz (31) kao:

$$\begin{aligned}
\frac{d}{dx} \frac{e^{u(x)}}{1+e^{u(x)}} &= \frac{(1+e^{u(x)}) \cdot e^{u(x)} \frac{d}{dx} u(x) - e^{u(x)} \cdot e^{u(x)} \frac{d}{dx} u(x)}{(1+e^{u(x)})^2} \\
&= \frac{e^{u(x)} \frac{d}{dx} u(x)}{(1+e^{u(x)})^2} \\
&= \frac{e^{u(x)}}{(1+e^{u(x)})^2} \cdot \frac{1}{1+e^{u(x)}} \cdot \frac{d}{dx} u(x)
\end{aligned} \tag{33}$$

Sada se izraz (31), koji određuje matricu drugih parcijalnih izvoda, može predstaviti u konačnom obliku kao:

$$\frac{\partial^2 l(\boldsymbol{\beta})}{\partial \beta_k \partial \beta_{k'}} = - \sum_{i=1}^N n_i x_{ik} \pi_i (1 - \pi_i) x_{ik'} \tag{34}$$

Rešavanje sistema jednačina (30) njihovim izjednačavanjem sa nulom, svodi se na rešavanje  $K+1$  nelinearnih jednačina gde svaka ima  $K+1$  nepoznatu promenjivu. Rešenje sistema je vektor sa elementima  $\beta_k$ . Posle provere da je matrica drugih parcijalnih izvoda negativno definitna tj. da je rešenje globalni maksimum, može se zaključiti da ovaj vektor sadrži izračunate parametre  $\beta_k$  sa kojima će dati podaci imati najveću verovatnoću pojavljivanja. Međutim, rešavanje sistema nelinearnih jednačina predstavlja problem i do rešenja se može doći numeričkim putem korišćenjem iterativnog procesa i nekom od poznatih metoda globalne optimizacije, za detalje pogledati (Allison, 1999) i (SAS Institute Inc., 2011). U ovoj disertaciji je korišćen SAS/STAT® program i funkcija PROC LOGISTIC kako bi se obezbedilo rešenje nepoznatih  $\beta_k$  parametara korišćenjem ML metoda.

Nekoliko modifikacija LR su analizirane od strane (Cramer, 2004) i zaključak je da njihov učinak na validacionom uzorku jako sličan osnovnom obliku LR koji je u ovom poglavlju predstavljen. Iste zaključke su istakli i (Louzada, Ferreira-Silva, & Diniz, 2012). Glavni razlog neprestane upotrebe LR nad ostalim modelima je to što estimacija i matematička postavka problema kroz LR obezbeđuje odličan balans između: tačnosti, efikasnosti i interpretacije dobijenih rezultata (Crone & Finlay, 2012).

### 3.4. Izrada skor-kartice finalnog modela

Kvantifikovanje verovatnoće neizmirivanja obaveza je kritičan korak prilikom donošenja odluke o odobravanju plasmana preduzeću i proceni internog kreditnog rejtinga preduzeća. Cilj banke je da korišćenjem logističke regresije obezbedi predviđanje potencijalnog ulaska u difolt status bazirano na relevantnim informacijama iz finansijskih izveštaja. Kvantifikovano predviđanje ne treba da bude samo informacija dobar ili loš, nego je cilj postaviti finu gradaciju na osnovu koje klijenti mogu da se rangiraju. Postoje tri međusobno povezana načina da se utvrdi šansa da klijent bude dobar. Prvi je da se estimira verovatnoća da klijent uđe u status difolta. Drugi je utvrditi šanse (*eng.* odds) nastanka difolta, a treći je definisanje skora ili indeksa koji sadrži sve relevantne informacije da bi se procenile ove šanse. Tradicionalno, tehnike kreditnog skoringa kao ocenu boniteta klijenta koriste kreditni skor klijenta, kao ocenu njegove rizičnosti odnosno mogućnosti ulaska u difolt.

Skor  $s(\mathbf{x})$  je funkcija karakteristika atributa  $\mathbf{x}$  posmatranog klijenta koji može biti preveden u odgovarajuću verovatnoću, da posmatrani klijent bude dobar. Ključna pretpostavka u kreditnom skoringu je da je skor klijenta sve što je potrebno da bi se ocenila verovatnoća da klijent bude dobar. Takođe, pretpostavka je da je skor ima monotono rastuću vezu sa verovatnoćom klijenta da bude dobar, u tom slučaju skor se naziva *monotoni skor*. Glavna karakteristika monotonog skora je da omogućava rangiranje klijenata, tako da ako jedan klijent ima veći broj skor poena od drugog on ujedno ima veću verovatnoću da bude dobar. *Adekvatan skor*  $s(\mathbf{x})$  treba da u sebi pohrani što više informacija, odnosno sve informacije iz vektor  $\mathbf{x}$  kako bi predikcija željenog ishoda, dobar/loš klijent, bila što kvalitetnija. Ova pretpostavka o adekvatnom skoru može matematički biti izražena kao:

$$\begin{aligned} Pr(\text{dobar}_{\text{klijent}} / skor(\mathbf{x})) &= p(G/s(\mathbf{x})) = p(G/s(\mathbf{x}), \mathbf{x}) = p(G/\mathbf{x}) \\ p(s) &= p(G/s(\mathbf{x})), \quad 1 - p(s) = 1 - p(G/s(\mathbf{x})) = p(B/s(\mathbf{x})), \quad \forall \mathbf{x} \in X \end{aligned} \quad (35)$$

iz čega se zaključuje da multidimenzionalne karakteristike vektora  $\mathbf{x}$  mogu biti zamenjene i iskazane kroz skor, skalarnu vrednost  $s(\mathbf{x})$ , pri čemu verovatnoća da preduzeće bude dobro neće biti promenjena što je i pokazano izrazom (49). Ukoliko je

skor  $s(\mathbf{x})$  adekvatan, izraz (17) se može proširiti i na taj način šanse klijenta sa karakteristikama  $\mathbf{x}$  predstaviti kao proizvod šansi populacije kao:

$$o(G/s) \equiv p(G/\{s(\mathbf{x})=s\}) = \frac{p_G}{p_B} \frac{p(\{s(\mathbf{x})=s\}/G)}{p(\{s(\mathbf{x})=s\}/B)} = o_{Pop} \frac{p(s/G)}{p(s/B)} = o_{Pop} \times I(s) \quad (36)$$

gde  $I(s) = p(s|G) / p(s|B)$  predstavlja informacijone šanse izračunate za skor  $s$ .

Jednakost data kroz (17) kojom se definiše funkcija šansi  $o(G|\mathbf{x})$  predstavlja skor  $s$  jer, kroz skalarnu vrednost kao rezultat, obuhvata sve relevantne informacije koje se sadrže u vektoru karakteristika klijenta  $\mathbf{x}$  da bi klijent bio dobar.

Drugi način da se dođe do skora  $s$  je da se logaritam primeni na pomenutu funkciju šansi  $o(G|\mathbf{x})$  čime se dobija skor  $log$ -šansi. Skor  $log$ -šansi dominira u praksi kreditnog scoringa iz razloga što ima poželjnih teoretska svojstva i zbog toga što primena logistička regresije u razvoju modela proizvodi upravo skor tipa  $log$ -šansi. Skor  $log$ -šansi se definiše kao:

$$\begin{aligned} s(\mathbf{x}) &= \ln o(G/\mathbf{x}) = \ln \left( \frac{p(G/\mathbf{x})}{p(B/\mathbf{x})} \right) = \ln \left( \frac{p_G p(\mathbf{x}/G)}{p_B p(\mathbf{x}/B)} \right) = \ln \left( \frac{p_G}{p_B} \right) + \ln \left( \frac{p(\mathbf{x}/G)}{p(\mathbf{x}/B)} \right) = \\ &= \ln o_{Pop} + \ln I(\mathbf{x}) = s_{Pop} + s_{Inf}(\mathbf{x}) \end{aligned} \quad (37)$$

gde je  $s_{Inf}(\mathbf{x}) = \ln I(\mathbf{x}) = \text{WoE}(\mathbf{x})$ . Izraz (37) prikazuje veoma poželjno teoretsko svojstvo skora  $log$ -šansi, zapravo skor  $log$ -šansi razdvaja deo informacije koji potiče od populacije od dela informacije koji potiče od individualnog klijenta koji je podvrgnut scoringu.

$$\begin{aligned} \text{WoE}(\mathbf{x}) &= \ln I(\mathbf{x}) = \ln \left( \frac{p(\mathbf{x}/G)}{p(\mathbf{x}/B)} \right) = \ln \left( \frac{p(G/\mathbf{x})p(\mathbf{x})/p_G}{p(B/\mathbf{x})p(\mathbf{x})/p_B} \right) \\ &= \ln \left( \frac{p(G/\mathbf{x})/p(B/\mathbf{x})}{p_G/p_B} \right) \\ \text{WoE}(s) &= \ln I(s) = \ln \left( \frac{p(s/G)}{p(s/B)} \right) = \ln \left( \frac{p(G/s)p(s)/p_G}{p(B/s)p(s)/p_B} \right) \\ &= \ln \left( \frac{p(G/s)/p(B/s)}{p_G/p_B} \right) \end{aligned} \quad (38)$$

Važno je napomenuti da je deo informacije vezan za individualnog klijenta zapravo WoE vrednost atributa objašnjena u Poglavlju 2.1.4. Zapravo WoE ( $\mathbf{x}$ ) zapravo predstavlja *težinu dokaza (WoE)* (eng. *weight of evidence*) informacije sadržane u vektoru  $\mathbf{x}$ . Na sličan način može se definisati i *težina dokaza* za skor  $s$  kao WoE ( $s$ ). Iz izraza (38) zaključujemo da je kao i u Poglavlju 2.1.4, WoE definisan kao log ratio šansi dobrih i loših u odnosu na karakteristike date vektorom  $\mathbf{x}$  ili skorom  $s$ . Definiciju skora *log*-šansi ne treba mešati sa procedurom logističkom regresijom. Dok logistička regresija pokušava da pronađe skor funkciju koja predstavlja sumu po nivoima atributa i ima svojstva skora *log*-šansi. Definicija šansi skora događaja je ekvivalentna definiciji verovatnoće tog događaja, što matematički može da se pokaže kao:

$$p(G/\mathbf{x}) = \frac{o(G/\mathbf{x})}{1 + o(G/\mathbf{x})} = \frac{e^{s(\mathbf{x})}}{1 + e^{s(\mathbf{x})}} = \frac{1}{1 + e^{-s(\mathbf{x})}}, \quad p(B/\mathbf{x}) = \frac{1}{1 + e^{s(\mathbf{x})}} \quad (39)$$

Kada se posmatra izgradnja skor-kartice modela koja u sebi sadrži odgovarajući broj varijabli  $x_1, x_2, \dots, x_n$  sa međusobno nezavisnim atributima, logaritmovanje izraza (19) i na osnovu jednakosti (38) skor se može izračunati na sledeći način:

$$\begin{aligned} s(\mathbf{x}) &= \ln o(G/\mathbf{x}) = \ln o(G/x_1, x_2, \dots, x_n) = \ln \left( \frac{p_G}{p_B} \times \frac{p(x_1, x_2, \dots, x_n/G)}{p(x_1, x_2, \dots, x_n/B)} \right) = \\ &= \ln o_{Pop} + \ln \left( \frac{p(x_1/G)}{p(x_1/B)} \right) + \ln \left( \frac{p(x_2/G)}{p(x_2/B)} \right) + \dots + \ln \left( \frac{p(x_n/G)}{p(x_n/B)} \right) = \\ &= s_{Pop} + WoE_1(x_1) + WoE_2(x_2) + \dots + WoE_n(x_n) = s_{Pop} + s_{Inf}(\mathbf{x}) \end{aligned} \quad (40)$$

Rezultat pokazuje da je skor *log*-šansi ima aditivna svojstva i da predstavlja sumu log šansi populacije i *težine dokaza (WoE)* svakog od atributa posmatranog preduzeća. Dakle, da bi se izračunao skor posmatranog klijenta, dovoljno je izračunati *težina dokaza* svakog atributa i zajedno ih sumirati sa skorom koji je za sve klijente isti a proističe iz *log*-šansi populacije. Funkcija definisana u (40) predstavlja linearnu kombinaciju *težina dokaza* atributa posmatranih varijabli posmatranog klijenta. U praksi skor-kartice sa aditivnim svojstvima su preferirane iz razloga što omogućavaju laku ekonomsku interpretaciju efekata, u vidu aditivnih poena, svakog atributa u okviru varijabli u skor-kartici. Takođe, na veoma intuitivan način korišćenjem izraza (39) je moguće dobijeni skor klijenta prevesti u odgovarajući PD, odnosno verovatnoću difolta preduzeća.

### 3.4.1. Skaliranje skor-kartice

Veoma je važno da se u poslovnoj praksi obezbedi adekvatan raspon skor poena. Razlog uvođenja skaliranja dobijenog skora *log*-šansi leži u tome, što je neophodna poslovna primena scoring modela i njeno korišćenje od strane ne-eksperata. Imajući u vidu ove činjenice, neophodno je omogućiti klijent menadžerima laku interpretaciju i objašnjavanje značenja skor poena klijentima banke i njenu vezu sa rejtingom. Na primer, menadžer prodaje kredita ukoliko komunicira sa klijentom skor koji je na skali od [0.511; 2.981] može pogrešno zaključiti da nema mnogo razlike između različitih skorova klijenata na ovoj skali. Sa druge strane, ukoliko ovu skalu rastegnemo množenjem sa 200, tako da se proteže od [133; 661] može se steći utisak da je ova skala dobro diferencira klijente, dok se zapravo radi o dve skale koje imaju potpuno istu osnovu. Dakle, u obzir prilikom upotrebe skale skor kartice treba uzeti u obzir da treba da bude razumljiva, laka za interpretaciju i komunikaciju krajnjim korisnicima. U praksi kreditnog scoringa je češće da je skala definisana opsegom od 500 do 850 nego od -4 do 4. Što je najvažnije, skaliranjem se ne menja poredak klijenata niti se utiče na verovatnoću difolta koja bez obzira na skaliranje ostaje ista. Ova svojstva skalirane skor-kartice biće dokazana u nastavku. Za skor *log*-šansi definisan kao u izrazu (47) u praksi se pominju nekoliko poželjnih karakteristika:

- *Totalni skor je pozitivan.* Kada se koristi skala scoring modela poželjno je da sve vrednosti na skali budu pozitivne. To je još jedan od razloga zašto je potrebno skalirati skor karticu *log*-šansi koje nije uvek pozitivna. Može se pokazati da jedino kada je su šanse veće od 1, tada su *log*-šanse veće od 0, što se na osnovu (39) postiže za verovnoću difolta  $P(B|\mathbf{x}) > 0.5$ .
- *Postoji jedan ili više referentnih skor tačaka koji određuju odnos šansi dobar : difolt preduzeće.* Može se pokazati da postoji direktna veza između skor poena i šansi tj. odnosa *dobar : difolt* klijent. Na osnovu (39) može se pokazati da su šanse jednake eksponentu dobijenog skora odnosno:  $P(G|\mathbf{x})/P(B|\mathbf{x}) = e^{s(\mathbf{x})} \Leftrightarrow o(s) = e^{s(\mathbf{x})}$ .
- *Razlika između dva skora na skali ima konstantno značenje u smislu očitog relativnog rizika.* Ovo se može pokazati ako se uzme u obzir sledeća jednakost kada se na skor  $s$  zameni sa  $(s + h)$  tada je:



$$\begin{aligned}
e^s &= \frac{p(G/s)}{p(B/s)}, & e^{s+h} &= \frac{p(G/s+h)}{p(B/s+h)} \\
& & \Downarrow & \\
e^h &= \frac{p(G/s+h)}{p(B/s+h)} \bigg/ \frac{p(G/s)}{p(B/s)} = \frac{o(G/s+h)}{o(B/s)}
\end{aligned} \tag{41}$$

čime ratio šansi u  $s$  i  $s+h$  zavisi samo od  $h$ , tako da razlika od  $h$  u skorovima duž cele skale ima isto značenje.

Prvo navedenu karakteristiku moguće je ispuniti tako što se prvo precizira raspon od minimalnog do maksimalnog skora na budućoj skali. Na primer, od 0 do 100, ili od 0 do 1000, ili od 200 do 600, sve u zavisnosti od preferenci banke i menadžmenta. Transformacija originalnih skor poena  $s(\mathbf{x})=s_{originalno}$  iz inicijalne skale u skalirane poene  $s_{skalirano}$  na novoj skor skali određuje se korišćenjem linearne transformacije:

$$s_{skalirano} = a + b \cdot s_{originalno} \tag{42}$$

parametri  $a$  i  $b$  predstavljaju odsečak i nagib prave linije definisane izrazom (42).

Skaliranje skor skale u ovom istraživanju, zasniva se na industrijskom standardu koji korišćenjem izraza (42) vrednosti za kreditni skor od 600 zasniva na skor  $log$ -šansi od 600 poena tako da se na toj vrednosti u šanse  $dobar : difolt = 50:1$  i tako da povećanje skaliranog skora za 20 poena ozačava dupliranje šansi da klijent bude dobar odnosno  $dobar : difolt = 50:1$ . Sa šansama od, skor  $log$ -šansi su  $s=ln(50/1)$ , a dupliranje šansi može da se napiše kao  $ln(50/1 \cdot 2) = ln(50/1 \cdot 2) + ln(2) = s + ln(2)$ . Sledi izračunavanje koeficijenata  $a$  i  $b$  za navedenu karakteristiku skor kartice koje će biti korišćena u istraživanju.

$$\begin{aligned}
s_{skalirano} &= a + b \cdot s_{originalno} = a + b \cdot ln(50/1) \\
20 &= (a + b(s + ln(2))) - (a + b \cdot s) = b \cdot ln(2) \Rightarrow \\
\Rightarrow b &= \frac{20}{ln(2)} = 28.86 \Rightarrow a = 600 - (28.86)ln(50) = 487.123 \Rightarrow \\
\Rightarrow s_{skalirano} &= 487.123 + 28.86 \cdot s_{originalno}
\end{aligned} \tag{43}$$

Na osnovu prikazane formule u prethodnom izrazu moguće je u kombinovanju sa izrazom (39) izvesti formulu koja direktno preračunava PD klijenta na osnovu njegovog skaliranog skora  $s_{skalirano}$ .

$$p(G/\mathbf{x}) = \frac{1}{1 + e^{-\frac{1}{28.86} \times (s_{skalirano} - 521.85)}}, \quad p(B/\mathbf{x}) = \frac{1}{1 + e^{\frac{1}{28.86} \times (s_{skalirano} - 521.85)}} \quad (44)$$

Izvedena formula biće korišćena u nastavku istraživanja za potrebe prevođenja sklarianih vrednosti skor poena u odgovarajuću verovatnoću difolta.

### 3.5. Validacija modela kreditnog skoringa i procena prediktivne moći

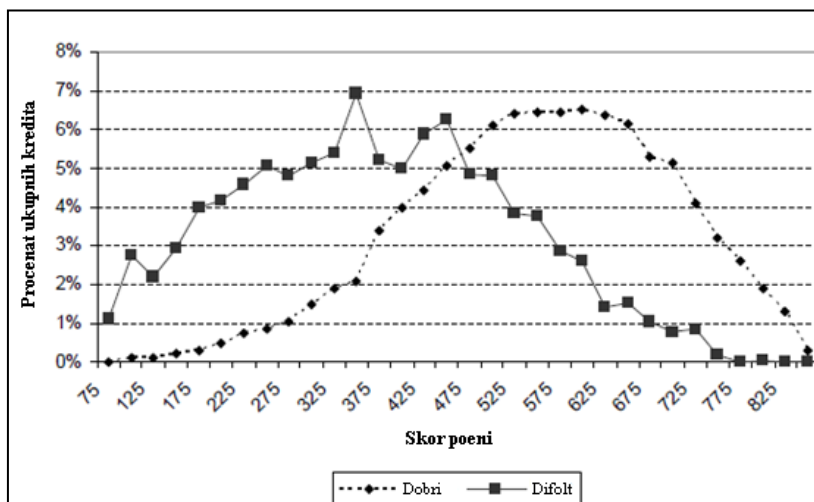
Procena prediktivne moći i kvaliteta modela je međusobno povezana. Gradivne komponente modela predstavljaju varijable. Intuitivno je jasno da prediktivna moć modela zavisi od kvaliteta samih varijabli, ali i od njihovog među uticaja i nivoa međuzavisnosti. Kao prvi korak u proveru kvaliteta modela treba koristiti pristup „odozdno na gore“ (*eng.* bottom-up approach) kako bi se prvo ispitaio kvalitet komponenti modela, a zatim i celog modela. Tradicionalne mere valjanosti modela su Akaike (AIC) (Akaike, 1974) and Schwarz (BIC) (Schwarz, 1978) kriterijumi za valjanost regresije, koje se mogu iskoristiti u svrhe ocene kvaliteta dobijenog modela. Njihov prvenstveni cilje je da se izbegne mogućnost prenaučeniosti modela. Obe mere imaju za cilj da prepoznaju prenaučeniost modela, tako što uvode penale u proces izračunavanja log-funkcije verodostojnosti usled povećavanja broja varijabli u modelu<sup>69</sup>. Jedna od mana ovih tradicionalnih statistika za ocenu kvaliteta modela je to što ne uzimaju u obzir prediktivnu moć modela, već samo statistička svojstva procesa estimacije koeficijenata posmatrane regresije. Sem toga, treba imati u vidu da je proces estimacije koeficijenata modela zasnovan na trening uzorku, tako da se proveru kvaliteta modela uvek ocenjuje nad ovim uzorkom. Osnovna ideja u prilikom provere prediktivne moći je da se utvrdi da li predikcija, koja je utvrđena modelom, zaista utemeljena.

Prva stavka prilikom procene prediktivne moći modela je procena prediktivnosti samih varijabli. Često u te svrhe koristi se IV o kojoj je već bilo reči u Poglavlju 2.1.5 a koji posmatra varijablu samu za sebe (*eng.* standalone basis), međutim od interesa je sagledati varijablu i u odnosu na ostale.

---

<sup>69</sup> Penali su veći za BIC nego za AIC statistiku. Kada se bira između dva modela, po pravilu poželjniji je i treba izabrati model sa manjom BIC statistikom.

Jedna od osnovnih pretpostavki razvijenog modela je da će dodeliti različite skor poene klijentima koji su manje rizični i onima koji su više rizični. Po pravilu, broj poena je obrnuto srazmeran sa verovatnoćom difolta odnosno rizičnošću klijenata.



Slika 7. Raspedela dobrih i difolt klijenata

Slika 7. predstavlja grafički prikaz distribucije dobrih i difolt klijenata po dodeljenim skor poenima. Očekivano je da distribucija klijenata koji su ušli u difolt bude pozicionirana na prema manjem broju skor poena (bliže y osi), dok distribucija klijenata koji su dobri treba da je što udaljenija od y ose. Što su razdvojenije ove dve distribucije to je prediktivna moć modela veća. Kod savršenog modela preklapanje ove dve distribucije ne bi trebalo da postoji. Kod modela koji ima jako nisku prediktivnu moć, ove dve distribucije su gotovo identične. Zaključak je da što je model kreditnog scoringa prediktivniji ove dve distribucije treba da imaju manju zajedničku površinu, odnosno da budu udaljenije.

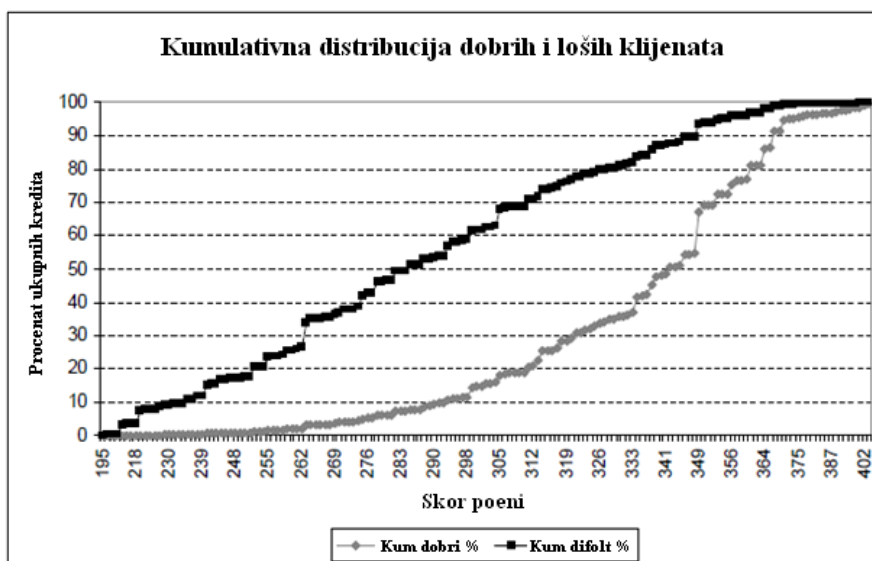
### 3.5.1. KS test statistika

*Kolmogorov–Smirnov (KS)* statistika se koristi kako bi se izvela funkcija kumulativne distribucije (CDF) dobijenih rezultata modela. Tradicionalno upotreba KS statistike je vezana za poređenje da li empirijska distribucija odgovara teorijski pretpostavljenoj. Međutim, u svrhe ocene prediktivnosti modela KS statistika se može upotrebiti kako bi se statistički ispitala značajnost razdvajanja distribucije dobrih i difolt klijenata na osnovu razvijenog modela kreditnog scoringa. KS statistika se zasniva na utvrđivanju da li je rastojanje između kumulativne distribucije dobrih ( $CDS_{dobri}$ ) i kumulativne distribucije loših ( $CDS_{loši}$ ) manje od statistički utvrđene kritične vrednosti (Bijak &

Thomas, 2012). Dakle, pored vizuelnog prikaza razdvajanja dobrih i difolt klijenata na Slici 7. moguće je potencijalnu razliku i statistički utvrditi korišćenjem KS testa. Rastojanje izračunato kao

$$D = \max |CDS_{dobri} - CDS_{loši}| \quad (45)$$

Grafički prikaz kumulativnih distribucija dobrih i loših klijenata dat je na sledećoj slici



Slika 8. Kumulativna distribucija dobrih i difolt klijenata

Kao što se može zaključiti sa Slike 8, što su dve prikazane krive udaljenije to je model prediktivniji. Kumulativna distribucija difolt klijenata predstavljena je gornjom krivom na Slici 8. Razlog tome je što je procentualno više difolt klijenata kojima su dodeljeni niski skor poeni u odnosu na dobre klijente. Teorijski, KS statistika ima raspon od 0 do 1. U praksi, čest je slučaj da KS statistika ukazuje na lošu prediktivnu moć kada je njena vrednost manja od 0.20, dok ukazuje da dobru prediktivnu moć kod vrednosti većih od 0.70. U ovoj disertaciji upotreba KS statistike biće proširena i na konkretna finansijska racija, kako bi se izmerila moć njihovog razdvajanja dobrih od loših firmi. Takođe, upotreba je proširena u smislu procene kvaliteta uzorkovanja i formiranja trening i validacionog uzorka. Smisao u ovom slučaju je obrnut u odnosu na ocenu prediktivne moći, jer je cilj pokazati da su trening i validacioni uzorak slični odnosno da su im kumulativne distribucije bliske.

### 3.5.2. Waldov test

Prilikom procene doprinosa varijabli u modelu, u statističkom smislu, potrebno je proceniti uticaj svake varijable na valjanost estimacije odgovarajućeg beta koeficijenta dobijeno u LR. Samo model u kome su sve varijable statistički značajne, odnosno čija je  $p$ -vrednost manja od statistički zadatog praga na posmatranom nivou poverenja, može se smatrati za konzistentan model. Najčešće se kao prag  $p$ -vrednosti uzima 0.05 vrednost koja odgovara intevarlju poverenja 95%. Dakle, sve modele koji sadrže makar jednu varijablu koja nije statistički značajna treba odbaciti kao nekonzistentne. Izuzeci naravno postoje, najčešće do njih dolazi u slučaju da se neka varijabla u modelu ne pokazuje kao statistički značajna ali je iskustveno utvrđeno da je njen uticaj veliki. U ovim slučajevima je moguće ostaviti i varijable koje ne zadovoljavaju statistički nivo značajnosti. Statistika koja se koristi za ovu svrhu je Waldov test (*eng.* Wald test) dat kroz  $Z$  statistiku kao:

$$W_i = \hat{\beta}_i / \sigma(\hat{\beta}_i) \quad (46)$$

Nulta hipoteza ovog testa je  $H_0: \beta=0$ , dok je alternativna hipoteza  $H_1: \beta \neq 0$ , dakle cilj je odbaciti nultu hipotezu čime se pokazuje da je varijabla statistički značajna. Ovaj test prati standardnu normalnu raspodelu, ili alternativno statistika može biti kvadrirana čime prati hi-kvadrat raspodelu sa jednim stepenom slobode. Oba pristupa daju isti zaključak i rezultat.

### 3.5.3. Matrica pogrešnog klasifikovanja

Matrica pogrešnog klasifikovanja (*eng.* missclassification matrix) ima dimenzije  $2 \times 2$  i nastala je kao potreba da se u scoring modelu izvrši kvalitativna provera da li je postavljeni prag (*eng.* cut-off) za prihvatanje ili odbijanje klijenata, na bazi utvrđenih skor poena adekvatno postavljen. Naime, prilikom postavljanja scoring praga, donosi se odluka da li klijenta treba odbiti ili ne. Drugim rečima, smatra se da mu je rizični profil neprihvatljiv i da će ući u status neizmirivanja obaveza u narednih godinu dana, ako je skor klijenta ispod definisanog donjeg praga. Svi ostali klijenti koji imaju broj scoring poena iznad postavljenog praga, smatra se da neće da imaju poteškoća u otplati kreditnih obaveza i sa njima banka ulazi u poslovni odnos. Nakon protoka određenog vremena, odnosno na osnovu istorijskog uzorka, moguće je utvrditi koje od klijenata je

prediktivni model dobro, a koje od klijenata je model loše klasifikovano. Najbolji uvid u moguće slučajeve ispravnosti predviđanja dobijamo kroz tabelarni prikaz u nastavku.

**Tabela 17. Matrica pogrešnog klasifikovanja**

		Predviđeno modelom		
		Difolt = 0	Difolt = 1	Total
Empirijski	Difolt = 0	<b>A</b> Pogodak dobrog klijenta	<b>B</b> Promašen loš	<b>A+B</b>
	Difolt = 1	<b>C</b> Promašen dobar	<b>D</b> Pogodak lošeg klijenta	<b>C+D</b>
	Total	A+C	B+D	A+B+C+D

U matrici pogrešnog klasifikovanja, tačno klasifikovani slučajevi su dati kao pogodak dobrog (A) i pogodak lošeg klijenta (D). Drugim rečima, klijent za koje je model predvideo da će biti loš, zaista se empirijski utvrdilo (nakon isteka jedne godine) da je loš. Sa druge strane, modelom predviđen klijent kao dobar zaista se pokazao kao dobar. Šta više, moguće je da model napravi pogreši i pogrešno klasifikuje klijente. Ukoliko je model predvideo da će klijent ući u difolt status, a empirijski se to nije dogodilo u pitanju je pogrešan alarm (B) (*eng.* false alarm) ili statistička greška tipa 1 (*eng.* Type 1 error). Ukoliko je model predvideo da će klijent biti dobar, a empirijski je utvrđeno da je ušao u status difolta u pitanju je promašaj (C) ili statistička greška tipa 2 (*eng.* Type 2 error). Kao mere koje proizilaze iz definisane matrice su:

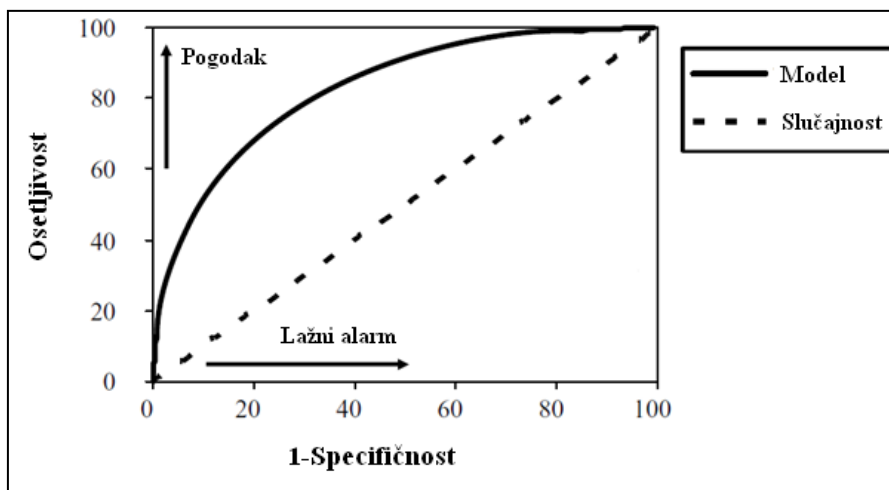
- *Ukupna stopa pogodaka* - može se dobiti kao racio  $(A+D)/(A+B+C+D)$ . Ovo je bazična mera koja određuje procenat tačno klasifikovanih klijenata (Finlay, 2010), popularno se obeležava sa PCC (*eng.* percentage correctly classified). Prilikom korišćenja ove mere praksa je da se PCC izmeri na nekoliko tačaka distribucije, a zatim da se PCC dva ili više modela uporede nad datim uzorkom klijenata. Model sa najviše tačno klasifikovanih preduzeća treba izabrati kao konačni.
- *Mera osetljivosti* (*eng.* sensitivity) - predstavlja racio modelom tačno predviđenih klijenata sa difolt statusom u ukupnom broju opserviranih difoltera, a računa se kao  $D/(C+D)$ .

- *Mera specifičnosti* (*eng. specificity*) - predstavlja racio modelom tačno predviđenih dobrih klijenata u ukupnom broju opserviranih dobrih klijenata i jednaka je  $A/(A+B)$ .
- *Mera lažni alarm* (*eng. false alarm*) – predstavlja predstavlja racio modelom tačno predviđenih dobrih klijenata u ukupnom broju opserviranih dobrih klijenata i jednaka je  $B/(A+B)$ . Ova mera je ekvivalentna meri koja se dobije kada se od jedinične vrednosti oduzme mera specifičnosti

Treba imati u vidu da je matrica klasifikacije definisana samo za jedan postavljeni prag u vidu skor poena. Ukoliko se postavljeni prag u vidu skor poena promeni, promeniće se i definisane mere. Važno je napomenuti da se na osnovu mera matrice pogrešnog klasifikovanja, mogu donositi poslovne odluke na osnovu kojih se želi upravljanje scoring modelom. Naime, ukoliko je odluka da se žele smanjiti gubici (odobreni loši plasmani) treba izabrati model koji maksimizuje meru specifičnosti. Ukoliko se kao cilj želi postizanje zacrtanog tržišnog učešća, i po cenu odobranih loših plasmana, treba izabrati model koji minimizuje odbacivanje dobrih klijenata, odnosno onaj koji maksimizuje meru osetljivosti.

#### **3.5.4. ROC kriva**

Mere osetljivosti i specifičnosti u matrici pogrešnog klasifikovanja zasnivaju se na jednom skor pragu koji služi za klasifikovanje klijenata u modelom predviđene dobre ili loše. Mera koja upotpunjuje matricu pogrešnog klasifikovanja i uvodi kompletniju meru klasifikacione tačnosti modela data oblikom kao i površinom ispod ROC (*eng. Receive Operating Characteristic*) krive. Površina ispod ROC krive ili AUROC (*eng. Area under Receive Operating Characteristic*) ima raspon od 0 do 1 i predstavlja meru valjanosti diskriminacije između dobrih klijenata i onih u statusu difolta, u odnosu na niz uzastopno postavljenih skor pragova. Za svaki postavljeni prag se zapravo izračunava matrica pogrešnog klasifikovanja u odnosu na dobijene mere se konstuiše ROC kriva. Zapravo sama ROC kriva prestavlja grafički prikaz gde se na  $y$  osi prikazuje mera *senzitivnosti* za postavljeni uzastopni niz skor pragova, odnosno racio predviđenih difoltera u odnosu na ukupan broj stvarnih difoltera, dok se na  $x$  osi, za isti niz uzastopnih skor pragova, prikazuje mera *lažni alarm* racio predviđenih difoltera u odnosu na ukupan broj opserviranih dobrih klijenata.

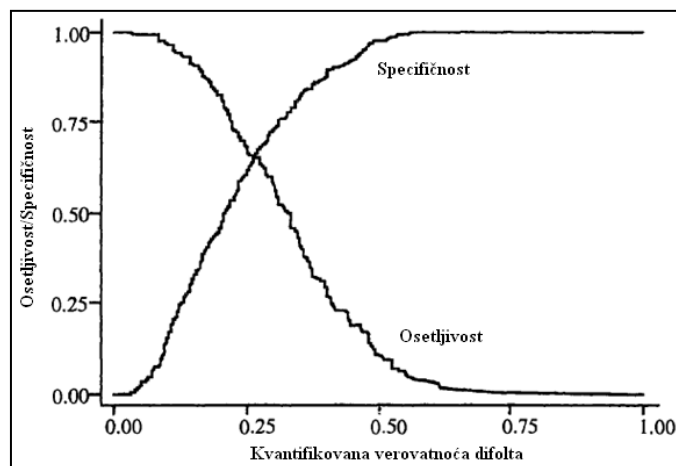


Slika 9. ROC kriva

Što je oblik krive bliži tački  $(x, y) = (0,1)$  to je model prediktivniji. Često se za potrebe upoređivanja nekoliko 2 ili više različitih modela nad istim uzorkom koristi grafički prikaz ROC krive kako bi se uporedile performanse modela. ROC krive je po pravilu konkavnog oblika ukoliko sam model ne pati od deformacija u vidu neprediktivnih varijabli, malog broja difoltera u uzorku itd. AUROC predstavlja kvantifikovanu moć prediktivnosti modela. Savršen model ima jedinični AUROC površinu i prediktivnu moć koja bez grešaka u matrici pogrešne klasifikacije razdvaja dobre od difolt clijenata. Model čija je prediktivna moć  $AUROC = 0.5$  jednak slučajnosti i zapravo predstavlja nasumično razdvajanje clijenata na dobre i loše (Thomas, Consumer Credit Models: Pricing, Profit, and Portfolios, 2009). Modeli čija je prediktivna moć manja od 0.5 se mogu videti u praksi jedino kao zapušteni modeli koji su nekoliko godina u primeni i čije su varijable izgubile prediktivnu moć. Ovakav model pravi greške koje su čak veće i od slučajnog razdvajanja clijenata na dobre i na loše.

S obzirom na to da je ROC zapravo nastaje kao posledica spajanje tačaka koje nastaju ukrštanjem rezultata dve navedene mere matrice pogrešnog klasifikovanja, može se zaključiti da se na osnovu ROC krive može izabrati optimalan skor prag za klasifikaciju clijenata na dobre i loše prilikom primene modela. Ukoliko je cilj da se izabere optimalan skor prag moguće je, kao jedno od rešenja, koristiti meru osetljivosti (pogođenih difoltera) i meru specifičnosti (pogođenih dobrih clijenata) i prag izabrati na njihovom preseku kao na Slici 10.





**Slika 10. Optimalan izbor skor odnosno PD praga**

S obzirom na to da ROC zapravo nastaje kao posledica spajanja tačaka, nastalih ukrštanjem rezultata dve navedene mere matrice pogrešnog klasifikovanja, može se zaključiti da se na osnovu ROC krive može doći do optimalanog skor praga za klasifikaciju klijenata na dobre i loše prilikom primene modela u praktičnoj primeni modela.

Generalizovano pravilo koje je preporučeno od strane (Hosmer & Lemeshow, 2000), a tiče se kvaliteta prediktivne moći modela dato u vidu sledeće tabele:

**Tabela 18. Optimalan izbor skor odnosno PD praga**

Raspon vrednosti AUROC	Prediktivna moć modela
AUROC = 0.5	model nema diskriminacionu moć
$0.5 < \text{AUROC} \leq 0.7$	slaba prediktivna moć
$0.6 < \text{AUROC} \leq 0.7$	prihvatljiva prediktivna moć
$0.7 < \text{AUROC} \leq 0.8$	zadovoljavajuća prediktivna moć
$0.8 < \text{AUROC} \leq 0.9$	visoka prediktivna moć
$0.9 > \text{AUROC}$	savršena prediktivna moć

U praksi je neuobičajno da se pojave modeli sa AUROC > 0.9, jer je po pravilu kod savršene diskriminacije nemoguće estimirati koeficijente LR modela.

Veoma je važno napomenuti da se u praksi veoma često AUROC koristi kao mera poredenja prediktivnosti modela nad različitim portfolijima. Nad veoma jednostavnom primeru, može se podakazati da ovakva poredenja nemaju utemeljenje i da nisu ispravna. Naime, ukoliko se pretpostavi da je portfolio sastavljen od potpuno identičnih klijenata, npr. firmi sa identičnim bilansima, u tom slučaju ne postoji materijal za

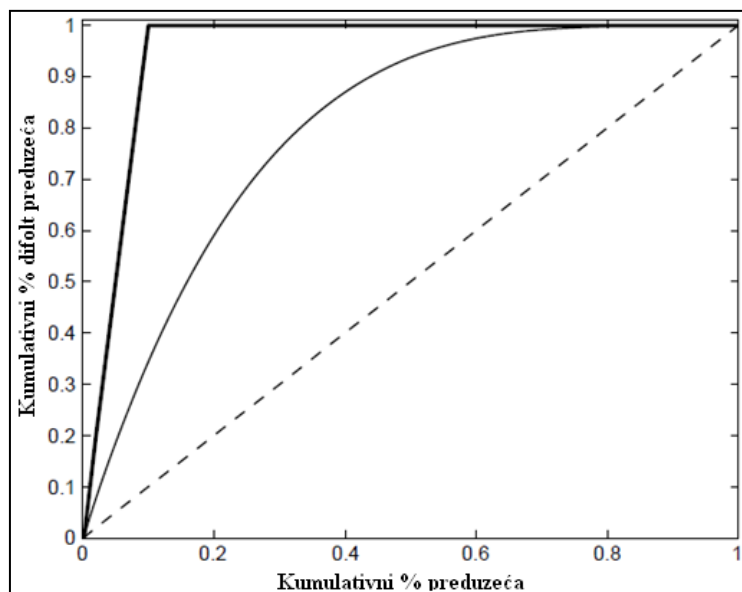
razdvajanje dobrih od loših klijenata jer su svi identični i jasno je da AUROC zavisi i od izbora portfolija. Ovo tvrđenje je i matematički dokazivo. Može se pokazati da je portfolio od  $N$  klijenata ima očekivani AUROC:

$$E(AUROC) = \frac{0.5}{1 - PD_p} \left( \frac{2}{N_T^2 \cdot PD_p} (1 \cdot PD_1 + 2 \cdot PD_2 + \dots + N_T \cdot PD_{N_T}) - PD_p - \frac{1}{N_T} \right) \quad (47)$$

gde klijent  $i$  ima verovatnoću difolta  $PD_i$  i prosečnu verovatnoću difolta  $PD_p$ , a klijenti su sortirani od od najgoreg ka najboljem (Engelmann & Rauhmeier, 2006). Zapravo na osnovu jednakosti (47) može se zaključiti da portfolija sa različitim brojem klijenata i različitim prosečnom stopom difolta imaju različite očekivane AUROC vrednosti, što ukazuje da poređenje prediktivnosti različitih portfolija na osnovu AUROC-a nije ispravno. Isti zaključak se može izvesti za poređenje prediktivnosti istog portfolija u različitim vremenskim periodima. Strukturne promene nad istim portfolijom u toku vremena, kao što su promene broja klijenata, prosečne verovatnoće difolta mogu dovesti do istog problema. Međutim, ovakvo poređenje može da bude korisno jer ukoliko dođe do pogoršanja AUROC-a može se ispitati da li je do promene došlo zbog značajne promene u strukturi portfolija, ili je kvalitet prediktivne moći opao (Engelmann & Rauhmeier, 2006). Do povećanja AUROC-a može doći iz razloga, što je u portfolio ušlo više veoma loših klijenata koje model dobro razdvaja od loših. Zaključak je da je korišćenje AUROC-a i izvođenje zaključaka o predikciji jedino smisleno prilikom poređenja jednog ili više modela na potpuno istim portfolijom.

### 3.5.5. CAP kriva

CAP (*eng.* Cumulative Accuracy Profile) kriva takođe predstavlja vizuelni metod za kvalitativnu ocenu performansi modela. Slično ROC konceptu, CAP kriva se nastaje korišćenjem izračunatih skor poenta iz razvijenog modela i sortiranjem kompanija od najrizičnijih ka najboljim. Potom, prolazeći kroz svakog klijenta i svaku tačku njegovu skor skale, koja ima ulogu privremenog praga odlučivanja, formiraju se tačke sa koordinatama  $(x,y)$  gde se na  $x$  osi prikazuje kumulativno procenat učešća broja klijenata do posmatranog skor praga u odnosu na ukupan broj klijenata, a na  $y$  osi se prikazuje kumulativno procenat difolt klijenata do posmatranog skor praga u odnosu na ukupan broj klijenata. Zapravo, poredi se kumulativno učešće difolta sa kumulativnim učešćem ukupnog broja klijenata po postavljanim pragovima scoringa.



Slika 11. CAP kriva

Očigledno je da dobar model treba da prepozna difoltere počevši od koordinatnog početka gde su grupisani najrizičniji klijenti. Po logici, kako se skor prag pomera po  $x$  osi, odnosno raste kumulativni procenat obuhvaćenih kompanija skor pragom, model bi trebalo brzo da identifikuje loše klijente što se oslikava rastom krive u odnosu na  $y$  osu. Kao što je prikazano na Slici 11. savršen model je prikazan zadebljanom (*eng. bold*) krivom koja prepoznaje oko  $x\%$  difolt kompanija u prvih  $x\%$  uzorka. Drugim rečima, formira se prava linija sa početnom tačkom  $(0,0)$  i krajnjom tačkom  $(\%difolta, 1)$ . Naravno, ovakav slučaj ne postoji u praksi, tako da je prva sledeća kriva ispod primera savršenog modela konkavnog oblika i predstavlja CAP krivu koja se često viđa u praksi. Isprekidanom linijom je prikazan slučajni model koji nema prediktivnu moć. Dakle, modeli u praksi se uvek nalaze između ova dva granična slučaja. Na primeru sa Slike 11. vidi se da prediktivna moć modela iz prakse pokazuje da u prvih 10% od ukupnog broja kompanija počevši od najrizičnijih, se prepoznaje 35% onih u statusu difolta, dok je 60% difolt kompanija prepoznato modelom već u prvih 20% od ukupnog broja kompanija, počevši od najrizičnijih.

Možemo zaključiti da što je veća površina ispod CAP krive da je prediktivna moć veća. Statistika tačnosti, *AR (eng. Accuracy Ratio)* statistika kvantifikuje prediktivnu moć modela predstavljenu kroz CAP krivu. *AR* statistika predstavlja racio površine između CAP krive posmatranog modela i CAP krive slučajnog modela, sa površinom između CAP krive savršenog modela i CAP krive posmatranog modela.

$$AR = \frac{P_{\text{posmatrani\_model}} - P_{\text{slucajni\_model}}}{P_{\text{savršeni\_model}} - P_{\text{posmatrani\_model}}} \quad (48)$$

AR statistika se kreće u rasponu od [0, 1], ali teoretski može da bude i negativna ukoliko je sam model potpuno pogrešan i u tom smislu lošije klasifikuje klijente od slučajnog modela.

Imajući u vidu da i CAP i ROC kriva služe za poređenje i ocenu prediktivne moći modela na sličan način napravila bi se greška, ukoliko bi se ove dve metode smatrale ekvivalentnim. Mnogo bolja svojstva nosi ROC kriva u odnosu na CAP metodu. Razlog tome je što je ROC kriva nezavisna od odnosa broja dobrih i difolt klijentata u uzorku. Za CAP krivu je neophodno znati distribuciju i vidu odnosa i broja dobrih i loših klijentata u uzorku. Ovo je očigledno, kada se uzme primer izgleda i oblika CAP krive savršenog modela koji zapravo zavisi od procenta difolta u uzorku. Dakle, isti model koji se primeni na više različitih uzoraka koji imaju različite stope difolta kao rezultat daće različite oblike CAP krivi za primenjeni model.

### 3.5.6. Gini koeficijent

Jedna od najpopularnijih mera za procenu prediktivne moći scoring modela, u akademskoj literaturi, je Gini koeficijent. Ovaj koeficijent je dobio ime po italijanskom naučniku i demografu Corrado Gini-ju, koji ga je uveo kao meru nejednakosti u raspodeli bogatstva. Vrednost Gini koeficijenta ima raspon od 0 do 1. Ako je raspodela bogatstva podjednako raspoređena, vrednost koeficijenta je 0. U ekstremnom slučaju kada celokupno bogatstvo pripada samo jednom pojedincu, vrednost Gini koeficijenta je 1. Prilikom upotrebe Gini koeficijenta u svrhe ocene prediktivne moći kreditnog scoringa, logika u odnosu na raspodelu bogatstva je obrnuta. Naime, cilj modela je da što bolje razdvoji dobre od difolt kompanija, tako da je željena vrednost koeficijenta što bliža jediničnoj vrednosti. Gini koeficijent se može izračunati na više načina. Prvi način je dat sledećom formulom:

$$Gini = 1 - \sum_{i=1}^n (cpD_i - cpD_{i-1})(cpX_i - cpX_{i-1}) \quad (49)$$

formula podrazumeva da su kompanije rangirane od najmanje rizične do najrizičnije, gde je sa  $cpD$  označen kumulativni procenat difolta do  $i$ -te kompanije u ukupnom broju

kompanija, dok je sa  $cpX$  označen kumulativni procenat ukupnog broja kompanija do  $i$ -te kompanije u ukupnom broju kompanija.

Gini koeficijent se takođe može izvesti iz ROC krive i to kao  $Gini = 2 \times AUC - 1$ . Kada se posmatra CAP kriva, matematički se može pokazati da je zapravo AR statistika definisana u Poglavlju 3.5.5 zapravo jednaka Gini koeficijentu. Šta više, matematički se može pokazati da je Gini koeficijent jednak test neparametarskoj statistici Mann-Whitney-Wilcoxon testa. Jedna od prednosti ovog koeficijenta je što se može koristiti za potrebe poređenja rezultata iz različitih studija i kao takav predstavlja jedan od glavnih pokazatelja koji mogu poslužiti za odabir finalnog modela.

### **3.6. Tehnike modelovanja verovatnoće difolta korišćenjem logističke regresije**

Koncept izrade finalnog modela i procene parametara logističke regresije zasnovan je na uzorku za trening i validaciju. Razlog je da se se izbegne problem pristrasnosti (eng. bias) i postigne što viši stepen stabilnosti procenjenih parametara logističke regresije i prediktivnosti modela. Takozvana uzajamna validacija (eng. cross-validation), objašnjena u radovima (Stone, 1974) i (Shao, 1993) ima za cilj dobijanje nepristrasnih rezultata i izbor optimalnog modela.

Proces modelovanja se sastoji od pronalaženja najprediktivnije kombinacije ulaznih varijabli, a zatim korišćenja LR za procenu parametara modela. U idealnom slučaju, željeni model bi trebalo da ima što veću prediktivno moć, a umetnost modeliranja je pronaći baš takav skup varijabli.

Tradicionalni statistički pristup svodi se na pronalaženje ekonomičnog (eng. parsimonious) modela koji opisuje podatke na trening uzorku. Logika tradicionalnog statističkog pristupa je da je model u kome je broj varijabli sveden na minimum numerički stabilan i da ga je lakše generalizovati. Što je više varijabli u modelu to model postaje zavisniji od podataka koje treba da opiše, što je definicija prenaučenosti modela (eng. overfitting). Karakteristika prenaučenosti su visoke standardne greške i/ili nerealistično visoki koeficijenti. Ovo pogotovo dolazi do izražaja u istraživanjima (kao što su medicinske studije) u kojima je broj varijabli u modelu veći od broja opservacija (Hosmer & Lemeshow, 2000).

Prilikom pronalaženja najprediktivnije kombinacije varijabli, dobro je krenuti od univarijantne analize (*eng.* univariate analysis) svake varijable ponaosob. Dobra praksa modelovanja je da se svaka ponaosob varijabla regresira sa ciljnom varijablom i da se očita njena  $p$ -vrednost, koja predstavlja numeričku ocenu značajnosti veze između posmatrane varijable i difolta. U akademskoj literaturi se preporučuje, da se sve varijable koje imaju  $p$ -vrednost manju od 0.25 budu kandidati za ulazak u finalni model. Jedan od problema na koji se u ovakvom pristupu može naići je da univarijantni pristup ignoriše udruženi efekat varijabli u modelu i takav doprinos predikciji difolta. Na primer, iako varijable same po sebi nisu dovoljno povezane sa ciljnom varijablom tj. mogu imati  $p$ -vrednost  $>0.25$ , njihovo udruživanje u isti model, može biti jako dobar i statistički značajan prediktor difolta. Opšte prihvaćeno pravilo u akademskim studijama, je da se u finalnom modelu zadržavaju samo varijable čija se statistička značajnost tj.  $p$ -vrednost na nivou  $<0.05$ . Ovaj princip je primenjen i u ovoj doktorskoj disertaciji. Međutim neki autori, kako tvrde (Hosmer & Lemeshow, 2000) preporučuju da se u finalnom modelu zadrže i varijable čija je  $p$ -vrednost  $>0.05$  ukoliko su intuitivno i iskustveno relevantne u smislu povezanosti sa ciljnom varijablom. Tri najpoznatije čisto statističke tehnike za pronalaženje konačnog skupa varijabli u konačnom modelu su: metoda unapred (*eng.* forward method), metoda unazad (*eng.* backward method) i koračna metoda (*eng.* stepwise method). Svaka od ove tri metode koja će biti opisana u nastavku sastoji se od sukcesivnog ubacivanja i izbacivanja varijable u i iz modela koje se bazira na čisto statističkom kriterijumu tj.  $p$ -vrednosti varijable, zapravo ova vrednost se koristi u svrhu iskazivanja relativne važnosti svake varijable u modelu.

**Metoda unapred (*eng.* forward method)** - proces izrade konačnog modela započinje tako što se uključuju one varijable u model koje imaju najmanju  $p$ -vrednost, odnosno značajnost, u smislu doprinosa varijable u maksimiziranju vrednosti funkcije verodostojnosti. Posle dodavanja jedne varijable u model, sledi druga, treća i inkrementalno im se povećava broj dok u model ne uđu sve varijable čija je  $p$ -vrednost manja od nekog zacrtanog nivoa (npr. 0.05) tj. doprinos maksimizaciji vrednosti funkcije verodostojnosti statistički značajan. Ovo je efikasan način izgradnje modela, ali postoji opasnost da se u finalnom modelu nađe broj varijabli veći od optimalnog i da neke od varijabli koje su u modelu budu visoko korelisane.

**Metoda unazad (eng. backward method)** - proces izrade konačnog modela svodi se na sekvencijalno isključivanje varijabli iz modela. Zapravo eliminišu se varijable koje se smatraju najmanje značajnim smislu doprinosa maksimizaciji vrednosti funkcije verodostojnosti, u odnosu na ostale varijable u modelu, sve dok se ne dođe do statistički značajnih varijabli čija je  $p$ -vrednost  $< 0.05$ . Ova metoda daje više šanse varijablama koje imaju manju statističku značajnost da uđu u model u poređenju sa metodom unazad i koračnom metodom.

**Koračna metoda (eng. stepwise method)** - započinje proces izrade konačnog modela istovremenim dinamičkim dodavanjem i isključivanjem varijabli u model dok se ne postigne najbolja kombinacija, koja maksimizuje funkciju verodostojnosti. Čistim statističkim kriterijumom se varijable biraju za sekvencijalno uključivanje i isključivanje iz modela. Statistički kriterijum za biranje varijabli je zasnovan na dva zacrtana nivoa statističke značajnosti svakog parametra. Prilikom odabira varijable da uđe u model  $p_{ul}$  – vrednost („ul“ označava „ulazak u model“) postavlja se kao granica. Studije su pokazale da je  $p_{ul} = 0.05$  prestrog uslov za ulazak varijabli u model i preporučuje se da  $p_{ul}$  bude u granicama od 0.15 do 0.20. Istovremeno se prate  $p$  vrednosti varijabli u trenutno egzistirajućem modelu, gde se postavlja granica  $p_{izl}$  („izl“ označava „izlazak iz modela“), gde varijabla izlazi iz modela, ukoliko u toku LR se pokaže da joj je značajnost doprinosa maksimizaciji funkcije verodostojnosti iznad postavljene  $p_{izl}$  granice. Princip je da se za ostanak varijable u modelu koriste striktnije  $p_{izl}$  vrednosti i to od 0.05 do 0.15.

Svaka od opisane tri metode je sastavni deo većine statističkih softverskih paketa. U akademskoj literaturi i istraživanjima poput (Min & Jeong, 2009), (Hermanto & Gunawidjaja, 2010), (Yazdanfar, 2011) i (Sohn & Kim, 2012), potvrđena je empirijska primena ovih metoda na problemima razvoja kreditnih scoring modela. Međutim, navedene tri metode za statistički odabir varijabli često su i kritikovane akademskoj i bankarskoj praksi. Problem koji se može javiti, a na koji su ukazali (Steyerberg, Eijkemans, & Habbema, 1999) je da varijable koje se mogu naći u finalnom modelu mogu da budu irelevantne sa aspekta ekonomske i poslovne logike. Zbog toga je neophodno aktivno učešće eksperta u toku razvoja modela i u gotovo svim fazama razvoja modela. Bitno je da ekspert bude svestan prednosti i ograničenja metoda za izgrađivanje statističkog modela koji se primenjuje, jer samo tada ove metode mogu biti

koristan alat za razvoj kreditnog scoringa. Kao što (Hosmer & Lemeshow, 2000) preporučuju neophodno je da svaki model ima ekspertsko i praktično objašnjenje svojih ulaznih varijabli i rezultata, jer je bez toga model polovičan.

Zajednička problematična karakteristika opisanih LR algoritma je činjenica da će nekoliko jakih varijabli (sa niskim  $p$ -vrednostima) dominirati algoritmom. Na ovaj način ostale varijable sa višom  $p$ -vrednošću imaju ograničenu šansu ulaska u model. Sa druge strane, visoke  $p$ -vrednosti varijable, iako odražavaju sa jedne strane statističku slabost varijable, mogu doprineti celokupnom modelu. Naime, u kombinaciji sa ostalim varijablama koje su statistički jake i imaju male  $p$ -vrednosti, mogu značajno doprineti prediktivnoj moći celog modela. Dakle, varijabla je slabo prediktivna sama za sebe, ali u interakciji sa ostalim varijablama u modelu, daje značajno poboljšanje prediktivne moći. Razlog ovakvog ponašanja pojedinih varijabli nije detaljnije istražen u akademskoj literaturi. Međutim primenom deduktivnog pristupa, u toku razvoja ove doktorske disertacije, zaključeno je da najčešće slabo prediktivne varijable doprinose prediktivnoj moći u kombinaciji sa ostalim varijablama time što unose novi kvalitativni kanal informacije u model koji nije sadržan u ostalim veoma prediktivnim varijablama.

Ono što je takođe nedostatak navedenih tehnika modelovanja je što je cilj maksimizirati funkciju verodostojnosti, a ne prediktivnu moć modela. U ovoj disertaciji se polazi od pretpostavke, da pored statističke značajnosti svih varijabli u modelu, i maksimizacije vrednosti funkcije verodostojnosti, mora postojati dodatni uslov koji će voditi računa, da se pored statističke izvrsnosti i prediktivna moć modela maksimizuje. S tim u vezi razvijen je poseban *metod pune snage* (eng. brute force) uz pomoć koga se, pored navedenih čisto statističkih kriterijuma, uzima u obzir i kriterijum maksimizacije prediktivne moći modela na originalan način.

### **3.6.1. Metoda pune snage**

U velikom broju studija kreditnih scoring modela, proces selekcije varijabli se sastoji od liste preporučenih varijabli iz finansijske i poslovne literature. U ovoj disertaciji proces modelovanja se nastavlja nakon svođenja kratke liste varijabli od 24 racija pronalaženjem modela koji daje njihovu najprediktivniju kombinaciju. Najčešće korišćeni algoritmi za rešavanje ove vrste problema odnosno pronalaženje konačnog skupa varijabli finalnog modela objašnjeni su u Poglavlju 3.6. Dakle, najčešće korišćeni



LR algoritmi vrše selekciju varijabli za finalni model korišćenjem koračne metode, metode unazad i metode unapred. Kako bi se u ovom istraživanju prevazišli problemi najčešće korišćenih metoda vezanih za pristrasnost prema varijablama sa niskim  $p$ -vrednostima, primenjen je takozvani **metod pune snage** (*eng.* brute force method). Metoda pune snage ima za cilj izračunavanje parametara svih mogućih LR modela koji se sastoje od 5 do 14 varijabli, a koji nastaju kombinacijom 24 varijable koje se nalaze u kratkoj listi varijabli.

**Tabela 19. Broj LR modela na osnovu raspoloživih varijabli za finalni model**

Broj LR modela		Broj raspoloživih varijabli za finalni model ( $n$ )				
		20	21	22	23	24
Broj varijabli u finalnom modelu ( $k$ )	5	15,504	20,349	26,334	33,649	42,504
	6	38,760	54,264	74,613	100,947	134,596
	7	77,520	116,280	170,544	245,157	346,104
	8	125,970	203,490	319,770	490,314	735,471
	9	167,960	293,930	497,420	817,190	1,307,504
	10	184,756	352,716	646,646	1,144,066	1,961,256
	11	167,960	352,716	705,432	1,352,078	2,496,144
	12	125,970	293,930	646,646	1,352,078	2,704,156
	13	77,520	203,490	497,420	1,144,066	2,496,144
	14	38,760	116,280	319,770	817,190	1,961,256

Ukupan broj LR modela koji je neophodno estimirati u odnosu na broj raspoloživih varijabli za finalni model, dat je u Tabeli 19. Kao što se može primetiti u tabeli je naznačeno da je za 5 varijabli potrebno estimirati 42,504 modela, dok je oko 2.7 miliona modela potrebno estimirati da bi se pokrile sve moguće kombinacije modela od 12 varijabli kada su raspoložive 24 varijable za finalni model. Na osnovu Tabele 19. ukupan broj kombinacija bez ponavljanja moguće je izračunati korišćenjem funkcije  $n!/k!(n-k)!$ . Kao što se može zaključiti iz Tabele 19. neophodno je estimirati ukupno 14,185,135 modela kako bi se proverile sve moguće kombinacije modela od 5-14 varijabli, kada je na raspolaganju 24 varijable za ulazak u model.

Proces estimiranja modela metodom pune snage, razvijen je u ovoj disertaciji. Baziran je na SAS makro program koji pokreće predefinisane rutine PROC LOGISTIC sa Fisherovim metodom za maksimizaciju funkcije verodostojnosti. Glavni ulaz u ovaj SAS makro program je trening i validacioni uzorak sa WoE transformacijama svih 24

finansijska racija i target varijablom. Ogroman broj od oko 14 miliona estimacija modela je veoma vremenski i procesorski zahtevan proces, tako da je programiranje algoritma u razvijenom SAS programu zahtevalo da se memorija pametno alocira. Pristupilo se razvijanju generičkog koda koji omogućuje da se algoritam estimacije modela podeli na predefinisani broj paralelnih *.exe* procesa na serveru od 16 procesora. Prvi korak u algoritmu je da se generiše tabela stringova sa svim mogućim kombinacijama imena varijabli. Ova tabela stringova je u daljem procesu podeljena na manje pod-tabele. U drugom koraku algoritma, svaka pod-tabela sa stringovima je dodeljena po jednom nezavisnom SAS algoritmu, tj. nezavisnom *.exe* procesu, koji korišćenjem LR estimira parametre modela. Svaki *.exe* proces parametre estimira nad trening uzorkom a zatim proveru prediktivne moći modela vrši nad uzorkom za validaciju. Rezultati estimacije modela se snimaju u odgovarajuće pod tabele, zatim nakon završetka svih paralelnih *.exe* procesa se objedinjuju u zajedničku tabelu. SAS program je dizajniran tako da može da estimira sve kombinacije modela samo za predefinisani broj varijabli. Na primer, prvo puštanje programa je urađena za 5 varijabli gde je estimirano 42,504 finalnih modela, nakon završetka, nastavljeno je sa 6 pa sve do 14 varijabli.

U razvijeni SAS program je takođe ugrađen set predefinisanih pravila, čiji je cilj kontrola validnosti svakog estimiranog finalnog modela. Svaki estimirani model je prošao kroz set uspostavljenih statističkih pravila da bi se od svih raspoloživih modela odabrali samo oni koji su *statistički i ekonomski „korektni“ modeli* (eng. „well-founded“). Sledeći kriterijumi validnosti predstavljaju osnovu za odabir korektnog modela kreditnog scoringa i za odbacivanje nekonzistentnih i nestabilnih modela:

1. Model se ne može smatrati korektnim ukoliko standardna greška beta koeficijenta proizvodi visoke *p*-vrednosti posmatrane varijable u modelu.
2. Visoka korelacija u modelu može proizvesti situaciju u kojoj su koeficijenti visoko korelisanih varijabli u modelu suprotnog znaka, odnosno imaju invertovanu poslovnu logiku<sup>70</sup>.

---

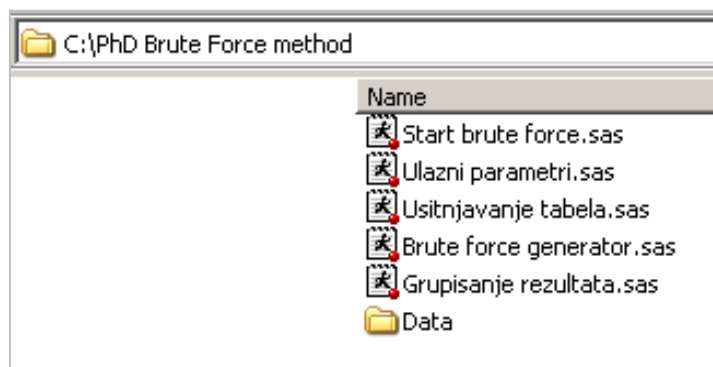
<sup>70</sup> Na primer, iako je poslovna logika racija koji imaju EBIT u brojiocu razlomka, da sa rastom vrednosti opada verovatnoća difolta, u slučaju invertovane logike, ovakav racio u modelu bi ukazivao da sa rastom vrednosti raste i verovatnoća difolta, što je logički i poslovno nekonzistentno.

3. Model ne može biti estimiran ukoliko ne postoji konvergencija u rešavanju problema maksimizacije funkcije maksimalne verodostojnosti.

Kao krajnji rezulta razvijenog SAS programa dobija se pregled svih estimiranih modela za dati broj varijabli. Svakom od modela u posebnoj koloni naznačeno je da li je model „korektan“ u smislu zadovoljenja postavljenih kriterijuma validnosti. Modeli koji nisu „korektni“ izostavljaju se iz daljeg razmatranja za odabir konačnog modela iz datog skupa estimiranih modela.

### 3.7. Empirijski rezultati – kvantitativna procena verovatnoće difolta

Empirijski rezultati razvoja modela kreditnog skoringa kojim se dolazi do konačnih varijabli u modelu i uz pomoć koga se kvantifikuje verovatnoća difolta preduzeća svodi se na odabir seta modela koji najbolje zadovoljavaju uslove poslovne logike i statističke prihvatljivosti modela. Kako bi se započeo proces dolaženja do konačnog modela kreditnog skoringa potrebno je izvršiti SAS programe koji su grupisani i prikazani na Slici 12., a koji u sebi sadrže kod neophodan da bi se izvršila *metoda pune snage*. Ceo programski SAS kôd je autorsko delo nastalo u toku izrade ove disertacije. Detaljan uvid u programski kod može se videti u Prilogu 6.7.



Slika 12. Prikaz programskih SAS fajlova potrebnih za pokretanje metode pune snage

Kao što je prikazano na Slici 12., svi neophodni podaci za izvršenje metode pune snage moraju da budu smešteni u folder „Data“. U pitanju je set podataka za trening i validaciju u kojima se nalaze podaci u obliku najužeg odabranog skupa finansijskih racija i ciljne varijable. Sledeći korak je parametrizacija programskih fajlova „Start brute force.sas“ i fajla „Ulazni parametri.sas“ koji su predstavljeni u Prilogu 6.7. Svi ostali fajlovi koji su prikazani su deo automatizovanog procesa koji nastaje prilikom

izvršenja fajla „Start brute force.sas“. Važno je napomenuti da za svaki od modela sa 5 do 14 varijabli, je potrebno ponovo pokretanje ovog fajla, jer je jedno od parametara i broj varijabli u modelu za koji se želi primena metode pune snage. S tim u vezi, u toku izrade ove doktorske disertacije potrebno je bilo pustiti ovaj kod 10 puta, u odnosu na broj varijabli za koje se žele sve kombinacije modela. U Prilogu 6.7. fajlovi su parametrizovani tako da se izvršavaju za 5 varijabli u modelu, ali se po potrebi, ova parametrizacija može slobodno promeniti. Svi programski fajlovi osim „Grupisanje rezultata.sas“ su deo automatizovanog procesa nakon pokretanja automatizovane programske rutine, jedino je ovaj fajl potrebno pokrenuti na kraju procesa, kada se programska rutina završi kako bi se grupisali i prikupili, iz različitih fajlova koji nastaju, konačni podaci za navedeni broj varijabli u modelu.

Nakon izvršenja SAS koda kojim se stavlja u pogon *metoda pune snage* objašnjena u Poglavlju 3.6.1 nad 24 varijable, iz prethodno definisane kratke liste finansijskih racija, kao rezultat dobijaju se 342,016 (2.41%) *statistički i ekonomski „korektnih“ modela*<sup>71</sup> od ukupno nešto više od 14 miliona mogućih kombinacija modela.

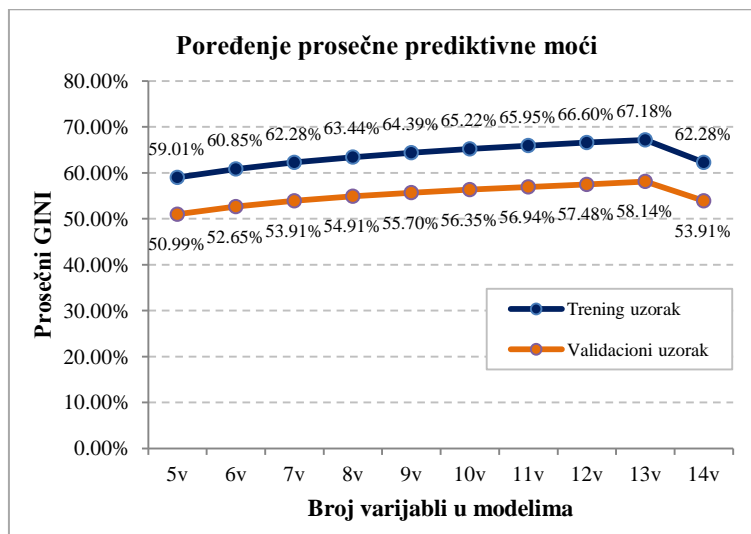
**Tabela 20. Prediktivna moć dobijenih rezultata metodom pune snage**

Broj varijabli u modelu	Statistički i ekonomski „korektni“ modeli	GINI trening uzorak		GINI validacioni uzorak	
		Prosek	Standardna devijacija	Prosek	Standardna devijacija
5v	25,986	59.01%	3.15%	50.99%	3.86%
6v	55,871	60.85%	2.65%	52.65%	3.29%
7v	82,980	62.28%	2.30%	53.91%	2.87%
8v	84,480	63.44%	2.03%	54.91%	2.53%
9v	58,171	64.39%	1.80%	55.70%	2.24%
10v	26,084	65.22%	1.60%	56.35%	1.98%
11v	7,248	65.95%	1.42%	56.94%	1.70%
12v	1,113	66.60%	1.24%	57.48%	1.43%
13v	79	67.18%	0.98%	58.14%	1.11%
14v	4	62.28%	2.30%	53.91%	2.87%

Tabela 20. prikazuje statistiku rezultata dobijenih metodom pune snage. Rezultati su podeljeni tako da je moguće uporediti prediktivnu moć nad uzorkom za trening i uzorkom za validaciju. Prva kolona označava broj varijabli u modelu od 5 varijabli (5v) do 14 varijabli (14v). Druga kolona predstavlja broj modela koji su *statistički i ekonomski „korektni“* modeli i u odnosu na taj broj izračunate su sve ostale kolone u

<sup>71</sup> Uslovi statistički i ekonomski „korektnih“ modela su objašnjeni u Poglavlju 3.6.1.

nastavku, koje predstavljaju prosek i standardnu devijaciju izračunatih GINI koeficijenata nad posmatrana dva uzorka.



**Slika 13. Uporedni prikaz prosečnih GINI koeficijenata nad uzorkom za trening i validaciju**

Pored tabelarnog uvida, grafičkim poređenjem rezultata prosečnih prediktivnih moći, možemo zaključiti da sa povećanjem broja varijabli u modelu raste prediktivna moć modela i nad uzorkom za trening i validaciju. Jasno je takođe, da je prosečna prediktivna moć uvek manja nad uzorkom za validaciju. Iz Tabele 20. takođe vidimo da sa povećanjem broja varijabli u modelu opada broj *statistički i ekonomski „korektnih“* modela što je uglavnom posledica multikolinearnosti između varijabli. Ako izuzmemo iz posmatranja modele sa 14 varijabli kojih je samo četiri modela<sup>72</sup>, možemo zaključiti i da se prosečno kvadratno odstupanje GINI koeficijenata smanjuje sa porastom varijabli u modelu. S obzirom na to da Tabela 20. daje prikaz sumarnih rezultata potrebno je ispitati koliko varijabli je najbolje uzeti kao konačan broj varijabli u modelu, kao i koje tačno varijable predstavljaju najprediktivniji model koji će se usvojiti kao finalni model. Kao rezultat gore navedene analize, sledeći korak je da se proveri da li uzrok toga da je prosečni GINI koeficijent na validacionom uzorku niži u odnosu na trening uzorak, možda leži u činjenici da je podelom na trening i validacioni uzorak došlo do statistički značajne razlike u karakteristikama varijabli između ova dva uzorka.

<sup>72</sup> Posledica da imamo samo 4 korektna modela od oko 1.96 miliona mogućih modela (videti Tabela 19.) ponovo nedvosmisleno ukazuje na visok stepen multikolinearnosti kao razlog odbacivanja istih.

Tabela 21. Performanse finansijskih racija iz kratke liste varijabli

Finansijska racija kratka lista varijabli	Trening uzorak : validacioni uzorak			Dobra preduzeća : difolt preduzeća (razvojni uzorak)			Zastupljenost varijable u "korektnim" modelima
	D stat.	KS	p-vrednost	D stat.	KS	p-vrednost	
SHRTBDBT/CURAST	0.015	0.567	0.905	0.163	4.018	<.0001	30.08%
CSH/CURLIAB	0.033	1.24	0.093	0.352	8.737	<.0001	21.63%
CSH/LTDBT	0.02	0.662	0.774	0.316	7.046	<.0001	28.39%
ALIAB/AST	0.023	0.857	0.456	0.254	6.256	<.0001	26.02%
ACCREC/ALIAB	0.018	0.685	0.737	0.143	3.543	<.0001	35.87%
CURAST/ALIAB	0.014	0.529	0.943	0.24	5.951	<.0001	22.22%
CURLIAB/ALIAB	0.021	0.796	0.551	0.15	3.719	<.0001	15.58%
CSH/CEQTY	0.027	0.872	0.432	0.22	4.965	<.0001	38.21%
TBDBT/CEQTY	0.018	0.634	0.817	0.038	0.864	0.444	45.62%
LTBDBT/EQT	0.021	0.771	0.593	0.165	3.702	<.0001	30.31%
NETSLS/FINEXP	0.017	0.61	0.851	0.277	6.75	<.0001	26.51%
EBITDA/FINEXP	0.015	0.508	0.959	0.324	6.71	<.0001	20.09%
EBTADJ/EBT	0.017	0.535	0.937	0.119	2.023	0.001	28.67%
PAYPROCPRD	0.013	0.499	0.965	0.256	6.11	<.0001	43.10%
CSH/EBITDA	0.029	0.999	0.271	0.24	4.923	<.0001	36.77%
CURAST2NETSLS	0.025	0.926	0.357	0.246	5.873	<.0001	44.56%
CURLIAB2NETSLS	0.014	0.509	0.958	0.365	8.684	<.0001	15.71%
TBDBT2NETSLS	0.014	0.526	0.945	0.3	7.193	<.0001	20.03%
EBITDA2LIAB	0.018	0.654	0.786	0.325	6.772	<.0001	34.89%
EBTADJ2LIAB	0.023	0.849	0.468	0.343	7.348	<.0001	29.66%
GRSPRF2ALIAB	0.018	0.674	0.753	0.303	7.252	<.0001	37.75%
FCFE2FINEXP	0.031	0.968	0.306	0.19	3.751	<.0001	38.84%
NETSLS_GRTH	0.026	0.918	0.368	0.298	6.739	<.0001	46.72%
NETPRF_GRTH	0.023	0.712	0.692	0.17	3.173	<.0001	43.09%

Svaka od 24 varijable je ispitana korišćenjem mere rastojanja (D) između funkcija kumulativne distribucije (*cdf*) dobrih i loših klijenata, KS statistike i odgovarajućih *p*-vrednosti nad uzorcima za trening i validaciju. Tabela 21. daje pregled performansi varijabli u odnosu na različite postavke uzorka i dela uzorka koji se posmatra. Od druge do treće kolone prikazane statistike daju uvid u potencijalnu razliku u ponašanju varijabli nad trening i validacionim uzorkom. Na osnovu rezultata, se može zaključiti da ne postoji statistički značajna razlika između trening i validacionog uzorka ni po jednoj od razmatranih varijabli. Najniža opservirana *p*-vrednost iznosi 0.093 (>0.05) što nije statistički značajno za nivo poverenja od 95%. Dakle, jasno se izvodi zaključak da ne postoji statistički značajna razlika u performansama posmatranih varijabli između trening i validacionog uzorka. Ovaj zaključak potvrđuje činjenicu da način odabira uzorka nije uzrok toga da je prosečna prediktivna moć (GINI koeficijent) nad uzorkom za validaciju niža u odnosu na uzorak za trening. Ovo je takođe, još jedna potvrda zaključaka iz Poglavlja 2.2. o kvalitetu podele razvojnog uzorka na uzorak za trening i

validaciju. U Tabeli 21. se ispituje i sposobnost razdvajanja dobrih od loših klijenata svake od prikazanih varijabli, nad razvojnim uzorkom pomoću KS statistike. Samo jedna od varijabli TBDBT/CEQTY ( $p$ -vrednost=0.444) nema statistički značajnu moć razdvajanja u funkcije kumulativne distribucije (*cdf*) dobri u odnosu na loše klijente. Ova varijabla, uvidom u Tabelu 110. se može zaključiti da poseduje nisku prediktivnu moć od GINI=0.062, čime se potvrđuje da mera KS statistike u formi moći razdvajanja između dobrih i difolt klijenata odgovara zaključku GINI koeficijenta. Dakle, obe statistike ukazuju na nisku prediktivnu moć ove varijable. Poslednja kolona u Tabeli 21. kolika je učestalost pojavljivanja posmatrane varijable u *statistički i ekonomski „korektnim“* modelima. Na primer, bez obzira na slabu prediktivnu moć varijable TBDBT/CEQTY njena perzistentnost u modelima od 5 do 14 varijabli je 45.62%. Razlog ovako solidne zastupljenosti varijable po modelima, leži u činjenici da je nisko korelisana sa ostalim varijablama, što joj omogućava perzistentnost u modelima.

Tabela 22. daje pregled najboljih modela koji su dobijeni *metodom pune snage*. Prva kolona u modelu predstavlja oznaku rangiranog modela. Oznaka sadrži informaciju o broju varijabli u modelu (5v, 6v...14v) koju kao sufiks prati redni broj simulacije pod kojim je ovaj model formiran.

Tabela 22. Pregled najprediktivnijih LR modela iz liste od 342,016 statistički i ekonomski korektnih modela

Broj varijabli i model ID	SHR	TBDBT2	CURAST	CSH2CURLIAB	CSH2LTDBT	ALIA2AST	ACCREC2ALIAB	CURAST2ALIAB	CURLIAB2ALIAB	CSH2CEQTY	TBDBT2CEQTY	LTBDBT2EQF	NETSLS2FINEXP	EBITDA2FINEXP	EBTADJ2EBT	PAYPROCPRD	CSH2EBITDA	CURAST2NETSLS	CURLIAB2NETSLS	TBDBT2NETSLS	EBITDA2LIAB	EBTADJ2LIAB	GRSPRF2ALIAB	FCFE2FINEXP	NETSLS_GRTH	NETPRF_GRTH	GINI - train	GINI - validacija	Rank - GINI train	Rank - GINI valid.	Max p-vrednost
<b>5v_25117</b>						x				x								x				x			x		<b>0.658</b>	<b>0.608</b>	<b>68</b>	<b>1</b>	<b>0.000</b>
5v_25120						x				x								x					x		x		0.641	0.605	799	2	0.000
5v_25113						x				x								x			x				x		0.650	0.604	278	3	0.000
5v_38058										x								x			x	x			x		0.624	0.601	3276	4	0.000
5v_25153						x				x										x		x			x		0.661	0.601	44	5	0.000
<b>6v_91390</b>						x				x								x				x	x		x		<b>0.659</b>	<b>0.619</b>	<b>804</b>	<b>1</b>	<b>0.003</b>
6v_90910						x				x				x				x				x			x		0.668	0.613	140	2	0.000
6v_91371						x				x								x		x		x			x		0.668	0.613	141	3	0.000
6v_91381						x				x								x		x		x			x		0.660	0.613	698	4	0.018
6v_16262	x					x				x								x			x				x		0.664	0.612	325	5	0.003
<b>7v_260497</b>						x				x								x		<b>x</b>		<b>x</b>	<b>x</b>		<b>x</b>		<b>0.668</b>	<b>0.621</b>	<b>1060</b>	<b>1</b>	<b>0.022</b>
7v_57741	x					x				x								x			x	x			x		0.665	0.620	1867	2	0.006
7v_260516						x				x								x			x	x	x	x	x		0.667	0.619	1360	3	0.014
7v_259706						x				x				x				x			x	x			x		0.668	0.618	1087	4	0.045
7v_260488						x				x				x				x		x	x	x			x		0.670	0.617	662	5	0.010
<b>8v_159569</b>	x					x				x								x			<b>x</b>	<b>x</b>	<b>x</b>	<b>x</b>	<b>x</b>		<b>0.671</b>	<b>0.621</b>	<b>1964</b>	<b>1</b>	<b>0.021</b>
8v_598025						x				x								x		x	x	x	x	x	x		0.668	0.620	3328	2	0.011
8v_159562	x					x				x								x		x	x			x	x		0.672	0.619	1525	3	0.042
8v_598016						x				x								x		x	x			x	x		0.675	0.619	820	4	0.034
8v_159571	x					x				x								x			x	x			x	x	0.666	0.618	4758	5	0.006
<b>9v_1126665</b>						x				x								x		<b>x</b>		<b>x</b>	<b>x</b>	<b>x</b>	<b>x</b>	<b>x</b>	<b>0.673</b>	<b>0.620</b>	<b>2365</b>	<b>1</b>	<b>0.030</b>
9v_352876	x					x				x								x			x	x	x	x	x		0.672	0.620	3199	2	0.014
9v_351922	x					x				x			x					x			x	x			x	x	0.671	0.619	3610	3	0.040
9v_1126516						x				x						x		x			x	x	x	x	x		0.677	0.618	1088	4	0.028
9v_1126663						x				x								x		x	x	x			x	x	0.676	0.617	1492	5	0.038
<b>10v_635300</b>	x					x				x			<b>x</b>		<b>x</b>		<b>x</b>	<b>x</b>			<b>x</b>	<b>x</b>		<b>x</b>	<b>x</b>		<b>0.677</b>	<b>0.617</b>	<b>1337</b>	<b>1</b>	<b>0.018</b>
10v_1765006						x				x								x		x	x	x	x	x	x		0.678	0.617	926	2	0.015
10v_1764409						x				x				x				x			x	x			x	x	0.678	0.617	1015	3	0.031
10v_636212	x					x				x								x			x	x	x	x	x		0.677	0.616	1223	4	0.005
10v_593762	x					x		x		x								x			x	x	x	x			0.677	0.616	1274	5	0.034
<b>11v_947227</b>	x					x				x			<b>x</b>		<b>x</b>		<b>x</b>	<b>x</b>			<b>x</b>	<b>x</b>	<b>x</b>	<b>x</b>	<b>x</b>	<b>x</b>	<b>0.680</b>	<b>0.616</b>	<b>416</b>	<b>1</b>	<b>0.034</b>
11v_2319902						x				x				x				x			x	x	x	x	x		0.681	0.616	304	2	0.043
11v_2272932						x		x		x								x			x	x	x	x	x		0.678	0.614	637	3	0.043
11v_946434	x					x				x			x					x			x	x	x	x	x		0.676	0.614	967	4	0.027
11v_897672	x					x		x		x								x			x	x	x	x	x		0.678	0.614	663	5	0.036
<b>12v_2570541</b>						x				x	<b>x</b>			<b>x</b>		<b>x</b>		<b>x</b>	<b>x</b>		<b>x</b>	<b>x</b>	<b>x</b>	<b>x</b>	<b>x</b>	<b>x</b>	<b>0.686</b>	<b>0.610</b>	<b>18</b>	<b>1</b>	<b>0.047</b>
12v_1128811	x					x		x		x							x	x	x		x	x	x	x	x		0.680	0.609	121	2	0.043
12v_796583	x		x	x						x	x							x			x	x	x	x	x		0.687	0.606	12	3	0.026
12v_1346380	x					x				x		x		x				x	x	x		x	x	x	x		0.669	0.606	532	4	0.033
12v_440306	x	x				x				x	x	x						x			x	x			x	x	0.687	0.606	14	5	0.048
<b>13v_149935</b>	x	<b>x</b>	<b>x</b>	<b>x</b>						<b>x</b>	<b>x</b>						<b>x</b>	<b>x</b>			<b>x</b>	<b>x</b>		<b>x</b>	<b>x</b>	<b>x</b>	<b>0.689</b>	<b>0.601</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>0.046</b>
13v_1327816	x					x		x		x			x					x	x	x		x	x	x	x		0.672	0.600	51	2	0.038
13v_1048722	x		x							x	x	x						x			x	x	x	x	x		0.677	0.598	23	3	0.049
13v_657442	x	x					x			x	x	x						x			x	x			x	x	0.684	0.598	7	4	0.034
13v_779787	x		x	x	x					x	x							x			x	x	x	x	x		0.688	0.598	3	5	0.049
<b>14v_912530</b>	x					x		x		x	<b>x</b>	<b>x</b>					<b>x</b>	<b>x</b>	<b>x</b>		<b>x</b>	<b>x</b>	<b>x</b>	<b>x</b>	<b>x</b>	<b>x</b>	<b>0.678</b>	<b>0.593</b>	<b>2</b>	<b>1</b>	<b>0.045</b>
14v_1112419	x					x		x		x	x	x						x	x	x		x	x	x	x		0.676	0.588	4	2	0.044
14v_880172	x					x		x		x	x	x		x				x			x	x	x	x	x		0.679	0.586	1	3	0.046
14v_880706	x					x		x		x	x	x						x	x	x		x	x	x	x		0.678	0.585	3	4	0.044



Na primer, model 5v\_25117 sadrži 5 varijabli, a dobijen je u 25,117 LR simulaciji od ukupno 42,504 mogućih kombinacija modela<sup>73</sup>. Raspored i prisustvo finansijskih racija, datih po kolonama, u različitim modelima označen je simbolom „x“. Rangiranje najboljih modela je zasnovano na validacionom GINI koeficijentu, s obzirom da ovaj uzorak nije korišćen za procenu  $\beta$  koeficijenata modela pomoću LR. Kao dodatak uz rangirane modele predstavljano je i rangiranje modela prema GINI koeficijentu nad trening uzorkom. Na primer, model 5v\_25113 je na osnovu validacionog uzorka i prediktivne moći nad njim 3. po redu u odnosu na sve estimirane modele sa 5 varijabli, dok je na 278. mestu po rangu prediktivne moći na trening uzorku. Evidentno je da je kako u Tabeli 22. tako i na svakom od 342,016 estimiranih modela prediktivna moć svakog viša na trening uzorku, nego na uzorku za validaciju. Širok spisak od 50 najprediktivnijih varijabli po modelu za svaku od grupu modela od 5 do 14 varijabli nalazi se u Prilogu 6.6, u kome je struktura prikazanih tabela potpuno ista kao što je to kod upravo objašnjene Tabele 22. Ako se uporede rezultati iz Tabele 20. i Tabele 22., može se zaključiti da najbolji modeli sa 5 do 14 varijabli koji se nalaze u Tabeli 22. pokazuju mnogo veću prediktivnu moć od prosečnih GINI vrednosti istih modela u Tabela 20. kako po validacionom tako i po trening uzorku.

Takođe, uvidom u Tabelu 22. zanimljivo je analizirati postojanje efekta *prenaučenosti* prikazanih modela. Efekat *prenaučenosti* se manifestuje na sledeći način. Kod modela od 5. do 8. varijabli GINI koeficijent na trening i uzorku za validaciju postepeno raste, dok kod modela sa 9. do 13. varijabli GINI koeficijent na trening uzorku nastavlja da raste, ali na uzorku za validaciju počinje postepeno da opada. Kod modela sa 14. varijabli dolazi do pada prediktivnosti i na trening i na validacionom uzorku. Glavni razlog ovakvoj pojavi je činjenica da sa povećanjem broja varijabli visoko fleksibilna matematička funkcionalna forma logističke regresije sve bolje pokriva i opisuje ponašanje varijabli u odnosu na ciljnu varijablu za trening uzorak nad kojim je izvršena. Ako uporedimo model 8v\_159569 sa 14v\_912530 pokazuje se da 14v\_912530 na uzorku za validaciju daje niži GINI=0.593 dok na trening uzorku daje viši GINI=0.678. Još jedna naznaka povećanja prenaučnosti kod modela sa većim brojem varijabli, leži u

---

<sup>73</sup> 42,504 predstavlja ukupni broj mogućih načina, odnosno kombinacija modela koji se dobijaju izborom 5 od 24 varijable.

činjenici da sa povećanjem broja varijabli, poslednja kolona u Tabeli 22. koja predstavlja maksimalnu  $p$ -vrednost po varijablama iz svakog od modela, kontinuirano raste. Ovo ukazuje na to da više od 8 varijabli u modelu može da dovede do suboptimalne odluke kada koja se tiče izbora finalnog modela.

Cilj koji je postavljen u ovoj doktorskoj disertaciji je da se kao konačni model za predikciju difolt statusa preduzeća u Srbiji, odnosno kvantifikaciju verovatnoće difolta odabere najprediktivniji model. Kao glavni kriterijum odabira konačnog modela, maksimizacija GINI koeficijenta se posmatra na uzorku za validaciju. Tabeli 22. pokazuje da se najviša prediktivna moć na validacionom uzorku  $\text{GINI}=0.621$  postiže kod modela 7v\_260497 i 8v\_159569. Najbolja praksa kreditnog scoringa, nalaže da se donese odluka koji od ova dva modela izabrati kao finalni, uzimajući u obzir i visinu GINI koeficijenta i na trening uzorku. Model 8v\_159569 ( $\text{GINI} = 0.671$ ) na trening uzorku ima veću prediktivnu moć nego 7v\_260497 ( $\text{GINI} = 0.668$ ). Sa druge strane, kada se odlučuje o konačnom broju varijabli u modelu, u tradicionalnom svhatanju modelovanja, poželjno je da sa što manje varijabli postigne što veću prediktivnu moć ili moć neke druge ciljne statistike<sup>74</sup>. Ukoliko se posmatraju tradicionalne statistike valjanosti posmatranih regresija kao što su AIC i BIC, definisane u Poglavlju 3.5, takođe postoje razlozi za odabir modela 8v\_159569 ( $\text{AIC}= 2439.034$  i  $\text{BIC}= 2497.385$ ) u odnosu na 7v\_260497 ( $\text{AIC}= 2441.484$  i  $\text{BIC}= 2493.351$ ), dakle AIC kriterijum govori u prilog odabiru modela 8v\_159569, dok BIC ukazuje na model 7v\_260497. S obzirom na navedene argumente i razliku u prediktivnoj moći između ova dva modela, model 8v\_159569 se uzima kao konačni model za kvantifikovanje verovatnoće difolta preduzeća u Srbiji.

---

<sup>74</sup> Tradicionalni kriterijumi za odabir modela kod kojih se ide na neminovno smanjivanje broja varijabli i maksimizaciju prediktivne moći u praksi mogu u pojedinim situacijama dovesti model koji je u sistemu produkcije u banci u potencijalnu opasnost. Naime, modeli sa manje varijabli mogu biti ugroženi ukoliko jedna od varijabli postane prediktivno slaba u toku korišćenja modela. U tom slučaju šteta načinjena modelu je manja ukoliko postoji veći broj varijabli u modelu. Shodno navedenom, u bankarskoj praksi je iz načela konzervativnosti često bolje između dva modela sa istom prediktivnom moći, ali različitim brojem varijabli u modelu bolje izabrati model sa većim brojem varijabli kao konačni.

**Tabela 23. Parametri finalnog modela 8v\_159569 estimirani na uzorku za trening korišćenjem logističke regresije**

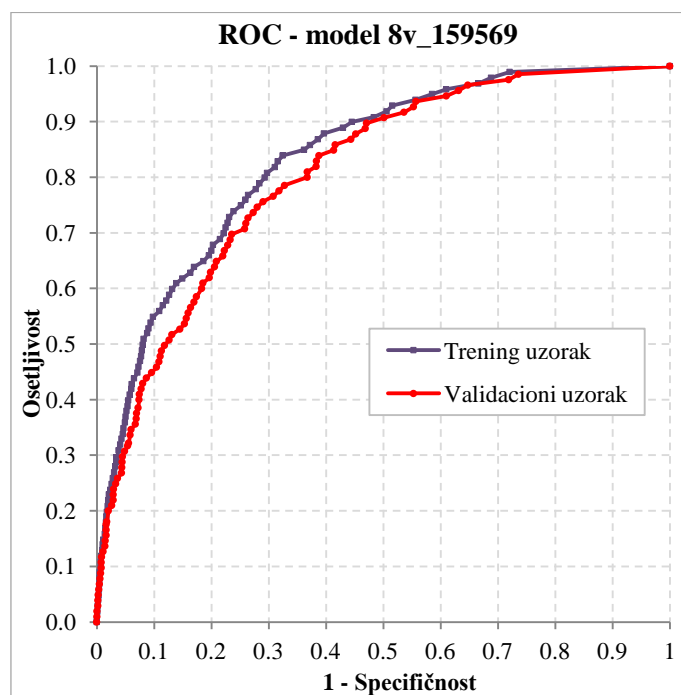
Parametar modela	LR koeficijent	Std. LR koeficijent	Standardna greška	Wald stat.	Wald stat. p-vrednost	Težina varijable u modelu
Konstanta	-2.1969	-	0.0582	1422.8196	<.0001	-
EBTADJ/LIAB	-0.4714	-0.2820	0.0713	43.6966	<.0001	19.9%
ALIAB/AST	-0.6152	-0.2521	0.0808	57.9352	<.0001	17.8%
NETSLS_GRTH	-0.6452	-0.2158	0.0781	68.2339	<.0001	15.2%
CSH/CEQTY	-0.7742	-0.2125	0.0972	63.4932	<.0001	15.0%
CURAST/NETSLS	-0.5601	-0.1857	0.0861	42.3592	<.0001	13.1%
FCFE/FINEXP	-0.3964	-0.1033	0.1326	8.9373	0.003	7.3%
GRSPRF/ALIAB	-0.1997	-0.0949	0.0868	5.2974	0.021	6.7%
SHRTBDBT/CURAST	-0.3407	-0.0719	0.1379	6.1061	0.014	5.1%

Tabela 24. daje uvid u parametre modela od 8 varijabli koji je izabran kao konačni model za kvantifikovanje verovatnoće difolta preduzeća u Srbiji. Prva kolona predstavlja beta koeficijente modela logističke regresije, koji su rezultat optimizacije funkcije maksimalne verodostojnosti nad uzorkom za trening. Procena beta koeficijenata parametara modela je izvršena nad transformisanim vrednostima originalnih varijabli korišćenjem WoE transformacije, objašnjene u Poglavlju 2.1.4. Druga kolona predstavlja standardizovane beta koeficijente modela, s obzirom na to da su različita finansijska racija različitog raspona i da se nivo varijabiliteta po finansijskim racijama razlikuje. Zatim slede kolone koje označavaju standardnu grešku, Waldovu statistiku kao i *p*-vrednost pomenute statistike koja nam govori o statističkoj značajnosti svake od varijabli u modelu. Kao što se može primetiti iz Tabele 24. maksimalnu *p*-vrednost, što je odlika najslabije varijabla u statističkom smislu, što je i dalje odgovara 95% nivou poverenja, predstavlja varijablu GRSPRF/ALIAB. Poslednja koja predstavlja težinu, odnosno doprinos svake varijable nivou verovatnoće difolta preduzeća u Srbiji, izračunata je na osnovu treće kolone koja predstavlja standardizovanu vrednost beta koeficijenta.

Finansijska racija u finalnom modelu su dobri primeri glavnih poslovnih faktora koji su bitni za procenu rizičnosti preduzeća u Srbiji. Različite grupe finansijskih racija objašnjavaju različite aspekte rizičnog profila preduzeća. Kapacitet izvršavanja obaveza kao odnos dobiti pre opozivanja, sa ukupnim obavezama preduzeća (EBTADJ/LIAB) je najjača varijabla u modelu sa uticajem od 19.9%. Racio leveridža (ALIAB/AST) koji pokazuje odnos ukupnih obaveza korigovanih za gotovinu i gotovinske ekvivalente u

odnosu na ukupnu aktivu preduzeća ima težinu od 17.2% u modelu. Rast prihoda od prodaje (NETSLS\_GRTH) između dve uzastopne godine učestvuje u konačnom modelu sa 15.2% težine. Racio likvidnosti u formi odnosa gotovine i gotovinskih ekvivalenata sa osnovnim kapitalom (CSH/CEQTY) utiče na model sa 15% težine. Racio aktivnosti u formi odnosa kratkoročnih potraživanja i poslovnih prihoda preduzeća (CURAST/NETSLS) učestvuje u modelu sa 13.1%. Mogućnost servisiranja finansijskih troškova iz tokova gotovine prema vlasničkoj strukturi u preduzeću (FCFE/FINEXP) ima uticaj na model od 7.3%. Još jedna varijabla koja se odnosi na kapacitet izvršavanja obaveza (GRSPRF/ALIAB) ima težinu od 6.7% i pokazuje odnos bruto profita sa ukupnim obavezama korigovanim za gotovinu i gotovinske ekvivalente. Najslabiji uticaj u modelu ima racio pokrivenosti kratkoročnih kredita kratkoročnim potraživanjima (SHRTBDBT/CURAST) od svega 5.1%.

Ovakva struktura finansijskih racija koja se našla u modelu korišćenjem čisto statističkih metoda, ukazuje da je model i sa poslovnog aspekta adekvatan i dobro strukturiran, da je pokrio sve neophodne grupe finansijskih racija koje uzimaju u obzir i sve relevantne kanale informacija koje mogu uticati na promenu rizičnog profila preduzeća.



Slika 14. Grafički prikaz ROC krive za model 8v\_159569

Uticaj beta koeficijenata modela i odražavanje njihove prediktivne moći nad trening i validacionim uzorkom može da se i grafički prikaže korišćenjem ROC krive, kao što je pokazano na Slici 14. Zaključak koji proizilazi iz analize ROC krive je da prediktivna moć modela opada na uzorku za validaciju. Na trening uzorku AUROC=83.54%, dok je na uzorku za validaciju AUROC=81.05%.

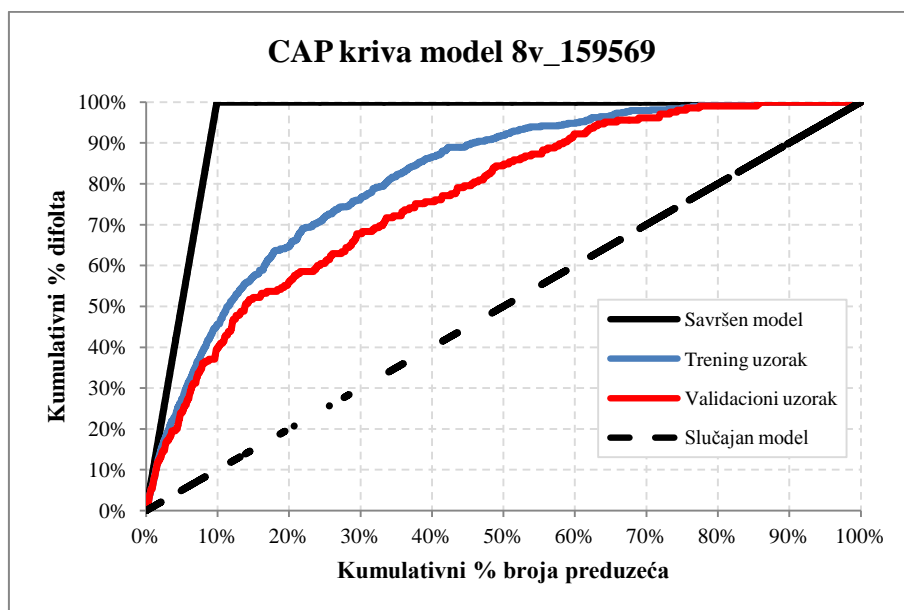
**Tabela 24. Korelaciona struktura modela 8v\_159569**

Koeficijent korelacije*	SHRTBDBT/CURAST	ALIAB/AST	CSH/CEQTY	CURAST/NETSLS	EBTADJ/LIAB	GRSPRF/ALIAB	FCFE/FINEXP	NETSLS_GRTH
SHRTBDBT/CURAST	1							
ALIAB/AST	<b>0.257</b>	1						
CSH/CEQTY	<b>0.101</b>	-0.069	1					
CURAST/NETSLS	-0.03	<b>0.028</b>	<b>0.14</b>	1				
EBTADJ/LIAB	<b>0.208</b>	<b>0.397</b>	<b>0.273</b>	<b>0.19</b>	1			
GRSPRF/ALIAB	<b>0.222</b>	<b>0.488</b>	<b>0.134</b>	<b>0.248</b>	<b>0.47</b>	1		
FCFE/FINEXP	<b>0.183</b>	<b>0.287</b>	<b>0.045</b>	<b>0.067</b>	<b>0.235</b>	<b>0.323</b>	1	
NETSLS_GRTH	<b>0.054</b>	<b>0.054</b>	<b>0.091</b>	<b>0.243</b>	<b>0.184</b>	<b>0.108</b>	<b>0.065</b>	1

\* boldovane vrednosti su značajne na nivou pouzdanosti od 95%

Uvidom u Tabelu 24. pokazano je da je nivo korelacija između varijabli koje ulaze u model manji od 0.50 što ukazuje na prihvatljiv, umereno pozitivan nivo korelaciju u modelu. Najveći koeficijent korelacije iznosi 0.488 između varijabli GRSPRF/ALIAB and ALIAB/AST.

Provera performansi modela može se utvrditi i korišćenjem CAP krive. Grafičkim prikazom na Slici 15. upoređuju se performanse modela na trening i validacionom uzorku u odnosu na *savršeni model* i *slučajan model*. Performanse modela na trening uzorku su kao i za slučaj ROC krive, bolji nego na validacionom uzorku, pri čemu se postiže statistika  $AR_{\text{trening}}=67.1\%$  i  $AR_{\text{valid.}}=62.1\%$ .



Slika 15. CAP kriva za model 8v\_159569 trening i validacioni uzorak

Jedna od glavnih zahteva svakog modela je da se njegova upotrebnna forma iskaže kroz skor karticu, čija se pravila mogu implementirati u produkioni sistem banke. Skor kartica, nalaže da se za odgovarajuće atribute varijabli dodele skor poeni koji u zbiru čine skor posmatranog preduzeća. Ovaj skor je zatim, matematičkom funkcijom moguće prevesti u verovatnoću difolta preduzeća.

Tabela 25. Skor kartica modela 8v\_159569

Varijabla	Atribut varijable	Skor poeni
SHRTBDBT/CURAST ( $x_1$ )	Neutralni skor	69.31
	$-999999999 \leq x_1 < 0.111456$	73.50
	$0.111456 \leq x_1 < 0.263364$	70.73
	$0.263364 \leq x_1 < 0.435214$	67.57
	$0.435214 \leq x_1$	63.12
ALIAB/AST ( $x_2$ )	Neutralni skor	69.31
	$-999999999 \leq x_2 < 0.328366$	96.72
	$0.328366 \leq x_2 < 0.740292$	75.76
	$0.740292 \leq x_2 < 0.955211$	62.82
	$0.955211 \leq x_2 < 0.99103$	51.64
	$0.99103 \leq x_2$	31.20
CSH/CEQTY ( $x_3$ )	Neutralni skor	69.31
	$-999999999 \leq x_3 < 0$	66.70
	$0 \leq x_3 < 0.00371747$	45.59
	$0.00371747 \leq x_3 < 0.0090979$	59.02
	$0.0090979 \leq x_3 < 0.120272$	69.64
	$0.120272 \leq x_3 < 1.82211$	75.32
	$1.82211 \leq x_3$	82.22

**Nastavak Tabela 25.**

Varijabla	Atribut varijable	Skor poeni
CURAST/NETSLS ( $x_4$ )	Neutralni skor	69.31
	$-999999999 \leq x_4 < 0.358875$	80.52
	$0.358875 \leq x_4 < 0.442788$	74.57
	$0.442788 \leq x_4 < 0.697179$	70.27
	$0.697179 \leq x_4 < 0.820425$	61.68
	$0.820425 \leq x_4$	53.10
EBTADJ/LIAB ( $x_5$ )	Neutralni skor	69.31
	$-999999999 \leq x_5 < 0$	51.97
	$0 \leq x_5 < 0.00584317$	57.89
	$0.00584317 \leq x_5 < 0.0327823$	65.64
	$0.0327823 \leq x_5 < 0.0856535$	74.52
	$0.0856535 \leq x_5 < 0.109043$	81.50
	$0.109043 \leq x_5 < 0.252375$	91.22
$0.252375 \leq x_5$	96.79	
GRSPRF/ALIAB ( $x_6$ )	Neutralni skor	69.31
	$-888888888 \leq x_6 < 0.187189$	63.37
	$0.187189 \leq x_6 < 0.400863$	67.42
	$0.400863 \leq x_6 < 0.664385$	70.26
	$0.664385 \leq x_6 < 1.24989$	73.34
$1.24989 \leq x_6$	78.71	
FCFE/FINEXP ( $x_7$ )	Neutralni skor	69.31
	$-999999999 \leq x_7 < 1.5963$	64.86
	$1.5963 \leq x_7 < 2.47438$ , <i>Missing*</i>	70.33
	$2.47438 \leq x_7 < 6.30651$	74.70
	$6.30651 \leq x_7 < 13.1379$	76.95
$13.1379 \leq x_7$	78.77	
NETSLS_GRTH ( $x_8$ )	Neutralni skor	69.31
	$-999999999 \leq x_8 < 0$	61.32
	$0 \leq x_8 < 0.62038$	43.35
	$0.62038 \leq x_8 < 0.812708$	56.25
	$0.812708 \leq x_8 < 0.940029$ , <i>Missing*</i>	70.41
	$0.940029 \leq x_8 < 1.10812$	77.62
$1.10812 \leq x_8$	81.59	

\*oznaka za atribut koji zamenjuje i nedostajući podatak

Tabela 25. daje uvid u broj skor poena koje svako preduzeće dobija u odnosu na svaki od finansijskih racija. U okviru svake varijable se nalazi i red *neutralni skor*, koji predstavlja broj poena koji treba da se dodeli varijabli, za slučaj da u budućnosti neka od varijabli drastično oslabi u smislu prediktivne moći. U tom slučaju bi se ova varijabla neutralisala korišćenjem *neutralnog skora* za svaki od atributa posmatrane varijable. Da bi se dobio konačni skor nekog preduzeća potrebno je izračunati njegovih 8 racija koja ulaze u model 8v\_159569, a zatim pomoću navedene skor kartice svrstati

svaku od vrednosti u odgovarajući atribut varijable i dodeliti svakoj varijabli broj poena koji odgovara tom atributu. Jednostavnom sumom skor poena po svakoj varijabli dolazi se do konačnog skora preduzeća, koji se zatim prevodi u PD preduzeća korišćenjem izraza (44). Kako bi se stekao uvid u performanse skor kartice iz Tabele 25., njena pravila su primenjena nad podacima celokupnog razvojnog uzorka.

**Tabela 26. Preformanse skor kartice modela 8v\_159569 na razvojnog uzorku**

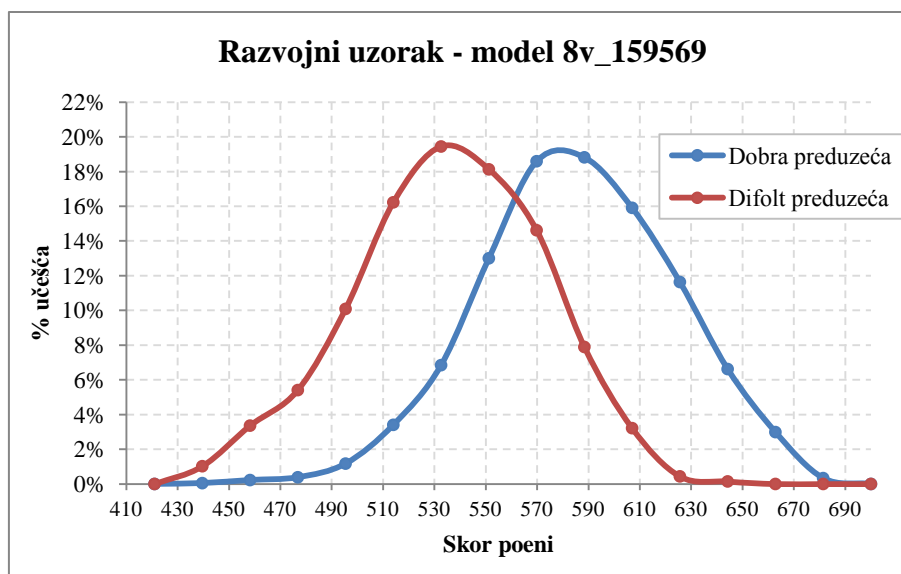
Interval	Raspon skor poena	Razvojni uzorak broj preduzeća			Stopa difolta	Prosečni PD modela	Šanse (eng.odds)
		Difolt	Dobra	Ukupno			
1	421.01 - 510.35	221	272	493	44.83%	48.25%	1.23
2	510.35 - 528.34	140	353	493	28.40%	24.29%	2.52
3	528.34 - 540.50	63	431	494	12.75%	16.16%	6.84
4	540.50 - 549.58	72	421	493	14.60%	11.83%	5.85
5	549.58 - 557.55	52	441	493	10.55%	9.07%	8.48
6	557.55 - 564.52	40	454	494	8.10%	7.16%	11.35
7	564.52 - 571.37	26	467	493	5.27%	5.72%	17.96
8	571.37 - 579.01	22	471	493	4.46%	4.52%	21.41
9	579.01 - 586.64	17	477	494	3.44%	3.54%	28.06
10	586.64 - 594.53	16	477	493	3.25%	2.71%	29.81
11	594.53 - 604.12	9	484	493	1.83%	2.02%	53.78
12	604.12 - 615.66	4	490	494	0.81%	1.41%	122.50
13	615.66 - 630.08	2	491	493	0.41%	0.92%	245.50
14	630.08 - 668.82	0	493	493	0.00%	0.46%	∞

Kao što se može videti iz Tabele 26. celokupan razvojni uzorak<sup>75</sup> je podeljen na 14 intervala određenih nad skor poenima svakog preduzeća iz razvojnog uzorka. Intervali su tako uspostavljeni da je ukupan broj preduzeća koji upada u svaki interval približno. Druga kolona tabele, daje uvid u raspon skor poena kojima je određen posmatrani interval. Može se zaključiti da je najmanji broj poena koji je jedno preduzeće dobilo primenom skor kartice modela 8v\_159569 iznosi 421.01 dok najveći broj poena koji je pripao preduzeću iz razvojnog uzorka iznosi 668.82 poena. U trećoj i četvrtoj koloni dat je pregled opserviranih dobrih i difolt preduzeća u razvojnog uzorku po uspostavljenim intervalima. Stopa difolta, prosečni PD modela kao i šanse svakog od intervala su takođe prikazane u Tabeli 26. Treba napomenuti da je skor kartica kalibrirana tako da odražava šanse od 50:1 za broj poena od 600. Uvidom u interval 11 može se videti da

<sup>75</sup> Za potrebe procene performansi skor kartice korišćen je ceo razvojni uzorak (trening uzorak + uzorak za validaciju).



raspon (594.53 - 604.12) kao i šanse ovog raspona odgovaraju ovoj kalibracionoj normi i govore o dobro uspostavljenoj i tačno primenjenoj skor kartici modela 8v\_159569. Jedan od podciljeva svakog dobro kalibriranog modela nad uzorkom na koji je estimiran, je da se prosečan broj difolt preduzeća po intervalima bude približno jednak prosečnoj vrednost dioflt preduzeća određenoj pomoću PD modela. Kako bi se ova činjenica ispitala iskorišćen je Hi-kvadrat test. Nulta hipoteza ovog testa je postavljena kao tvrđenje da je prosečan broj klijenata koji je difoltirao po svakom intervalu *jednak* prosečnom broju klijenata koji bi ušli u difolt status na osnovu prosečnog PD modela posmatranog intervala<sup>76</sup>. Alternativna hipoteza je postavljena kao suprotno tvrđenje. Hi-kvadrat statistika sa 13 stepeni slobode iznosi 18.94 što je niže od praga za interval poverenja od 95% (22.36) i 99% (27.69), odgovarajuća  $p$ -vrednost=0.12497 iz čega takođe proističe da nulta hipoteza ne može biti odbačena. Drugim rečima, ne postoji statistički značajna razlika između opserviranog broja difolta i očekivanog broja difolt preduzeća korišćenjem modela, što dovodi do zaključka da je model 8v\_159569 dobro kalibriran na difolt stopu razvojnog uzorka.



**Slika 16. Funkcije gustine raspodele po dobrim i difolt preduzećima na razvojnem uzorku u odnosu na skor poene dobijene modelom 8v\_15969**

Još jedna od dobrih karakteristika skor kartice je što razdvaja dobre od loših klijenata. Naime, u Tabeli 26. se može videti da visina difolt stope za preduzeća sa niskim brojem

<sup>76</sup> Na primer, za interval 1., broj difolt preduzeća iznosi 221 dok očekivana vrednost difolt preduzeća na osnovu model PD vrednosti iznosi  $48.25\% \times 493 = 231$ . Ovaj postupak se ponavlja za svaki interval i nad ovim vrednostima je koncipiran ceo Hi-kvadrat test primenjen u Tabeli 26.

skor poena, tj. početnim intervalima je umnogome veća od stope difolta za preduzeća sa visokim brojem skor poena. Jasno razdvajanje između distribucije dobrih i difolt preduzeća po skor poenima modela 8v\_159569 može se jasno videti na Slici 16. Prosečan broj skor poena za preduzeća iz razvojnog uzorka koja nisu ušla u status difolta iznosi 576.04 što odgovara model PD-ju od 8.07% dok je za preduzeća koja su ušla u status difolta, prosečan broj skor poena iznosi 525.98 što odgovara model PD-ju od 26.16%.

Kao finalna provera performansi modela 8v\_159569, izvršena je provera njegove prediktivne moći nad *test uzorkom*. Kao što je predstavljeno i objašnjeno u Poglavlju 2.2 test uzorak je potpuno nezavistan od razvojnog uzorka i sa vremenskog aspekta i sa aspekta neučestvovanja u fazi treninga i validacije modela. Test uzorak sadrži finansijske izveštaje za godinu posmatranja 2012. Drugim rečima, korišćeni su finansijski izveštaji preduzeća na dan 31.12.2011, a zatim je njihov performans, u smislu uslaska u difolt status, posmatran u toku 2012. godine, zaključno sa datumom 31.12.2012. Od 1728 preduzeća u test uzorku opservirana stopa difolta iznosi 6.48% koja je manja od difolt stope na razvojnem uzorku koja iznosi 9.90%. Zaključujemo da su tokom 2012. godine manje firmi ušle u status neizmirenja obaveza, odnosno da je veći procenat dobrih klijenata u test uzorku. Važno je napomenuti da pored toga što predstavlja potpuno nezavistan uzorak koji ni u kom aspektu nije uključen niti u procenu koeficijenata niti u validaciju modela 8v\_159569, test uzorak predstavlja potpuno zdrav i nepristrasan osnov za proveru performansi modela. Test uzorak je zapravo pravi način da se uradi provera van razvojnog uzorka i po vremenu i po sastavu (*eng. out-of-sample out-of-time*).

Kao što se može videti iz Tabele 27. testni uzorak je podeljen na 14 intervala po istom principu i sa istim skor granicama kao što je to urađeno na razvojnem uzorku u Tabeli 26. Takođe skor kartica modela 8v\_159569 i na test uzorku pokazuje dobru kalibriranost i odražava šanse od 50:1 za broj poena od 600 što se može proveriti nad intervalom 11. odnosno rasponu (594.53-04.12). Jedan od podciljeva svakog dobro kalibriranog modela nad uzorkom na koji je estimiran, je da se prosečan broj difolt preduzeća po intervalima bude približno jednak prosečnoj vrednosti difolt preduzeća određenoj pomoću PD modela.

Tabela 27. Preformanse skor kartice modela 8v\_159569 na testnom uzorku

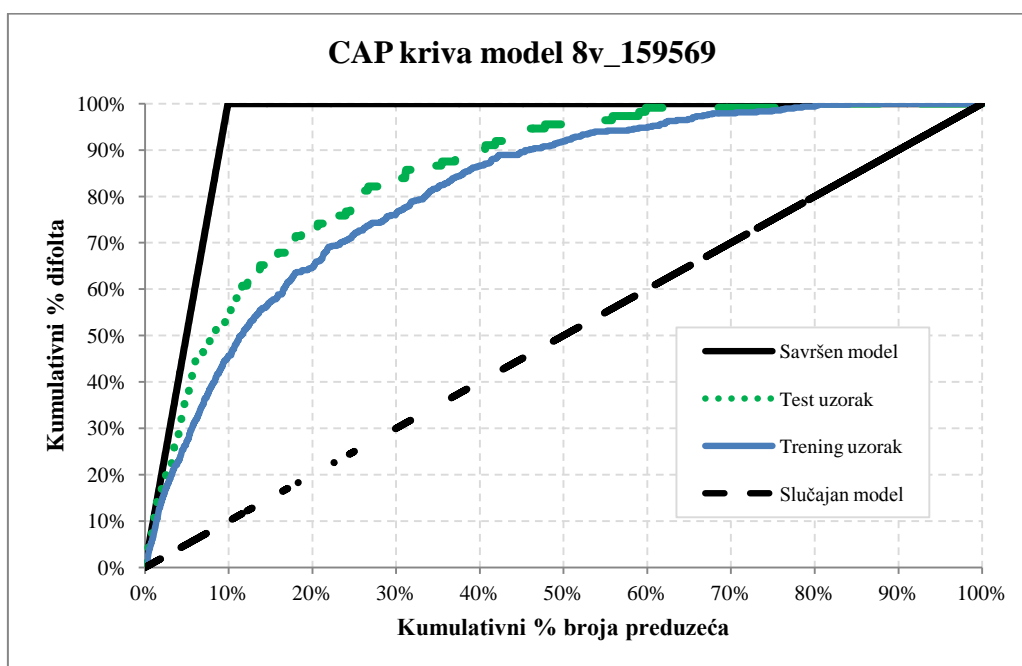
Interval	Raspon skor poena	Testni uzorak broj preduzeća			Stopa difolta	Prosečni PD modela	Šanse
		Difolt	Dobra	Ukupno			
1	421.01 - 510.35	54	73	127	42.52%	50.54%	1.35
2	510.35 - 528.34	17	88	105	16.19%	23.91%	5.18
3	528.34 - 540.50	10	104	114	8.77%	15.87%	10.40
4	540.50 - 549.58	11	111	122	9.02%	11.82%	10.09
5	549.58 - 557.55	5	111	116	4.31%	9.07%	22.20
6	557.55 - 564.52	3	113	116	2.59%	7.22%	37.67
7	564.52 - 571.37	6	119	125	4.80%	5.74%	19.83
8	571.37 - 579.01	3	146	149	2.01%	4.52%	48.67
9	579.01 - 586.64	2	131	133	1.50%	3.54%	65.50
10	586.64 - 594.53	0	119	119	0.00%	2.70%	∞
11	594.53 - 604.12	0	104	104	0.00%	2.02%	∞
12	604.12 - 615.66	1	124	125	0.80%	1.41%	124.00
13	615.66 - 630.08	0	136	136	0.00%	0.94%	∞
14	630.08 - 668.82	0	137	137	0.00%	0.49%	∞

Kako bi se ova činjenica ispitala ponovo je upotrebljen je Hi-kvadrat test. Nulta hipoteza ovog testa je postavljena kao tvrđenje da je prosečan broj klijenata (zaključno sa intervalom 7.)<sup>77</sup> koji je difoltirao po svakom intervalu *jednak* prosečnom broju klijenata koji bi ušli u difolt status na osnovu prosečnog PD modela posmatranog intervala<sup>78</sup>. Hi-kvadrat statistika sa 6 stepeni slobode iznosi 15.2 što je više od praga 12.59 za interval poverenja od 95%, a niže od praga 16.81 za interval poverenja 99%. Odgovarajuća  $p$ -vrednost=0.019 iz čega proističe da nulta hipoteza ne može biti odbačena samo za interval poverenja 99%. Drugim rečima, za interval poverenja od 95% postoji statistički značajna razlika, dok za interval poverenja od 99% ne postoji statistički značajna razlika između opserviranog broja difolta i modelom očekivanog broja difolt preduzeća po predefinisanim intervalima. Zaključak koji se može izvesti iz ovakve Hi-kvadrat statistike je, da je očigledno došlo do deterioracije kalibrisanosti modela PD u odnosu na opserviranu stopu difolta nad testnim uzorkom, ali da je

<sup>77</sup> Posle intervala 7. ne postoji dovoljan broj difolt klijenata da bi Hi-kvadrat test mogao da se primeni, u literaturi poput (Bierns, 2005), preporuka je da mora da postoji minimum 5 slučajeva po posmatranoj grupi (intervalu). Iz ovog razloga test je koncipiran samo na prvih 6. intervala.

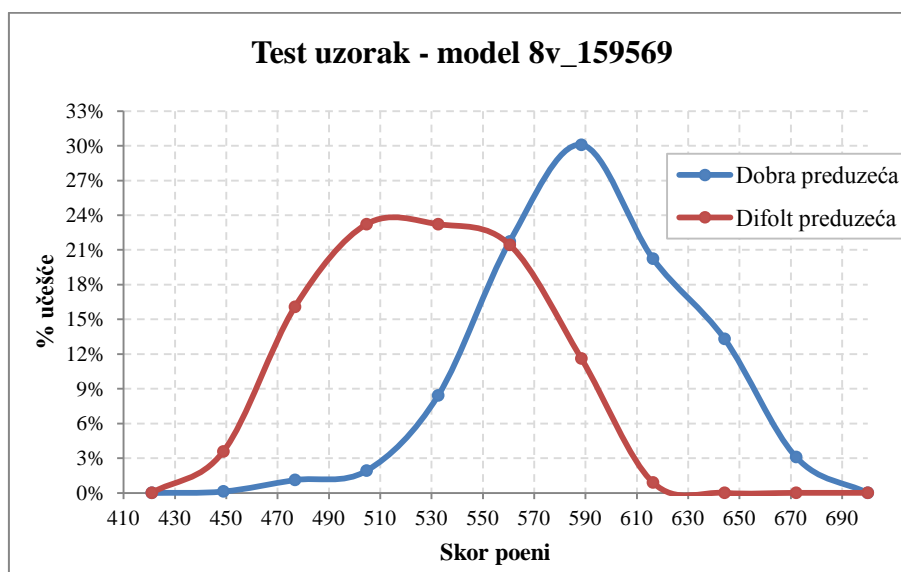
<sup>78</sup> Ovde se kao primer za interval 1., broj difolt preduzeća iznosi 54 dok očekivana vrednost difolt preduzeća na osnovu model PD vrednosti iznosi  $50.54\% \times 127 = 64.2$ . Ovaj postupak se ponavlja za svaki interval i nad ovim vrednostima je koncipiran ceo Hi-kvadrat test primenjen u Tabeli 27.

kalibrisanost i dalje u zadovoljavajućim granicama. S obzirom na to da je stopa difolta po intervalima test uzorka iz Tabele 27. niža u odnosu stopu difolta razvojnog uzorka iz Tabele 26., dolazimo do zaključka da je kao i celom testnom uzorku i na svakom njegovom podintervalu iz Tabele 27. došlo do smanjenja stope difolta. Razlog snižene stope difolta u odnosu na ceo razvojni uzorak kao i na svaku godinu razvojnog uzorka (videti Tabela 2.) leži verovatno u činjenici oporavka ekonomije. Korišćenjem *t-testa parova*, kojima se poredi nivo difolt stope po intervalima na test uzorku iz Tabele 27. u odnosu na difolt stopu po intervalima na razvojnog uzorku u Tabeli 26. dolazi se do *p*-vrednosti=0.0025 (<0.05) koja govori da postoji statistički značajna razlika u stopama difolta između test i razvojnog uzorka. Identični *t-testa parova* je primenjen kako bi se testirala nulta hipoteza da je prosečan model PD test uzorka po intervalima iz Tabele 27. jednak prosečnom model PD razvojnog uzorka u Tabeli 26. Rezultat ove statistike *p*-vrednosti=0.4820 (>0.05) što ukazuje da ne možemo odbaciti nultu hipotezu, odnosno da ne postoji statistički značajna razlika. Bitno je naglasiti da je i na test uzorku sačuvana dobra karakteristika skor kartice, koja se ogleda kroz razdvajanje dobrih od loših klijenata. Naime, u Tabeli 26. se može videti da visina difolt stope za preduzeća sa niskim brojem skor poena, tj. početnim intervalima je umnogome veća od stope difolta za preduzeća sa visokim brojem skor poena.



Slika 17. CAP kriva za model 8v\_159569 poređenje u odnosu na test i trening uzorak

Na Slici 17. prikazuje komparaciju performansi modela 8v\_159569 nad trening i test uzorkom. Naime, kada se sva preduzeća sortiraju od najgorih ka najboljim prema skoru dobijenih modelom, jasno se vidi da u prvih 10% populacije preduzeća, na test uzorku je prepoznato 56.25% difolt preduzeća, što je više od polovine dok je na trening uzorku isti model prepoznao 47% difolt preduzeća što je nešto manje od polovine od ukupnog broja na trening uzorku. Takođe, provera prediktivne moći ukazuje na to da je prediktivna moć na test uzorku  $GINI_{test}=0.755$  što je veće od trening uzorka gde je  $GINI=0.678$ . Ova činjenica nije tolika česta u praksi, ali pokazuje da je razdvajanje dobih i loših klijenata na nezavisnom uzorku za nijansu bolje nego što je to slučaj na uzorku za trening i validaciju. Kao potvrda da se ovakve situacije zaista dešavaju i u akademskim radovima govori u prilog rad (Li, Crook, & Andreeva, 2014), gde je od 13 razvijenih modela nad podacima kineskih kompanija u čak 6 slučajeva došlo do situacije da je prediktivna moć modela nad test uzorkom veća u odnosu na trening uzorak.



**Slika 18. Funkcije gustine raspodele po dobrim i difolt preduzećima na test uzorku u odnosu na skor poene dobijene modelom 8v\_15969**

Jedno od tumačenja zbog čega je finalni model na test uzorku pokazuje još bolje performanse u pogledu prediktivnosti u odnosu na trening i validacioni uzorak, može da se nađe u činjenici da iako je niža stopa difolta na test uzorku, preduzeća koja su ušla u status difolta lakše su prepoznata modelom, jer su karakteristike koje su ih dovele do statusa neizmirivanja obaveza veoma karakteristične i nalaze se naš u varijablama koje opisuju razvijeni model. Dakle, karakteristike difoltera, iako ih je brojčano i

procentualno manje u test uzorku, sve više odgovaraju karakteristikama koje model opisuje kroz finansijska racija koja su deo modela.

Dalja potvrda valjanosti razvijenog modela model 8v\_159569, dokazuje se *polazna hipoteza* ove doktorske disertacije da model za procenu verovatnoće difolta, razvijen u ovoj disertaciji, pokazuje bolje rezultate nad podacima preduzeća u Srbiji od originalnog Altmanovog Z-skor modela (Altman E. , 1968). Hipoteza je potvrđena tako to je urađena direktna komparacija prediktivne moći ova dva modela čiji su rezultati prikazani u nastavku. S obzirom na to da je Altmanov Z-skor model razvijen nad podacima USA preduzeća, pokušano je po prvi put<sup>79</sup>, da se ovaj model prilagodi, odnosno da se parametri njegovih varijabli, kalibrišu na podacima preduzeća u Srbiji datih u Poglavlju 2.2.

Altmanovog Z-skor model se koristi kao svetski standard i reper za procenu rizičnosti i verovatnoće difolta preduzeća. Njegova originalna formula, za čiju estimaciju koeficijenta je korišćena diskriminaciona analiza, je data u nastavku:

$$Z = 1.2 \times T_1 + 1.3 \times T_2 + 3.3 \times T_3 + 0.6 \times T_4 + 0.99 \times T_5 \quad (50)$$

gde su varijable od T1 do T5 zapravo data kroz finansijska racija, T<sub>1</sub> predstavlja WC/AST tj. obrtni kapital u odnosu na ukupnu aktivu, T<sub>2</sub> predstavlja RTNDERNG/AST tj. zadržanu dobit u odnosu na ukupnu aktivu, T<sub>3</sub> predstavlja EBIT/AST tj. poslovni prihod pre plaćenih poreza i kamata u odnosu na ukupnu aktivu, T<sub>4</sub> predstavlja EQT/LIAB tj. računovodstveni kapital<sup>80</sup> u odnosu na ukupne obaveze preduzeća, poslednja varijabla T<sub>5</sub> je NETSLS/AST tj. ukupni poslovni prihodi u odnosu na ukupnu aktivu preduzeća. Na osnovu navedenih varijabli u modelu, može da se zaključi da sve varijable navedene u (50) već postoje u razvojnom uzorku konstruisanom za potrebe ove disertacije. S tim u vezi, izračunati rezultat prediktivne

---

<sup>79</sup> Na osnovu istraživanja autora, ne postoji raspoloživa akademska literatura u vidu radova u časopisima ili studija radova po pitanju prilagođavanja Altmanovog Z-skor modela nad podacima preduzeća u Srbiji, odnosno kalibrisanja ovog modela nad podacima u Srbiji. Najčešća primena Altmanovog Z-skor modela u Srbiji, od strane domaćih autora, je vezana za upotrebu modela kako bi se ocenila verovatnoća bankrotstva preduzeća sa Beogradske berze.

<sup>80</sup> Originalni racio zapravo treba da prikaže tržišnu vrednost kapitala preduzeća, međutim na osnovu nepostojanja podataka sa sekundarnog tržišta kapitala (Beogradske berze) upotrebljena je računovodstvena vrednost iz bilansa stanja. Ovo predstavlja često korišćenu aproksimaciju ovog racija u akademskoj literaturi.

moći originalnog Altmantovog Z-skora modela, nad uzorkom za trening je  $GINI_{train}=51.70\%$ , dok je za validaciju  $GINI_{valid}=45.50\%$ , što predstavlja prvi rezultat kvantifikovanja prediktivne moći ovog modela u Srbiji.

Rekalibracija koeficijenata, Altmantovog Z-skora modela, datih u izrazu (50), korišćenjem logističke regresije i WoE transformacije finansijskih racija<sup>81</sup> daje sledeće rezultate.

**Tabela 28. Parametri rekalibrisanog Altmantovog Z-skor SRB modela, estimirani na trening uzorku preduzeća u Srbiji korišćenjem logističke regresije**

Varijabla modela	LR koeficijent	Standardna greška	Wald stat.	Wald stat. p-vrednost
Konstanta	-2.1959	0.0544	-40.3819	<.0001
WC/AST	-0.2422	0.1117	-2.1683	0.0301
RTNDERNG/AST	-0.2377	0.0913	-2.6049	0.0092
EQT2LIAB	-0.7066	0.0878	-8.0468	<.0001
NETSLS/AST	-0.8782	0.0867	-10.1278	<.0001
EBIT/AST	-0.4841	0.0882	-5.4914	<.0001

Tabela 28. prikazuje estimirane koeficijene logističke regresije nad trening uzorkom. Varijable odgovaraju onima iz originalnog Altmantovog Z-skora modela, ali se na ovaj način daju koeficijenti koji su kalibrirani nad podacima preduzeća u Srbiji i to primenom logističke regresije nad WoE transformisanim vrednostima navedenih finansijskih racija. Ovaj model ima povećani rezultat prediktivne moći i to od  $GINI_{train}=57.69\%$  nad uzorkom za trening, dok nad uzorkom za validaciju daje  $GINI_{valid}=48.54\%$ . U narednoj tabeli data je komparacija dobijenih rezultata.

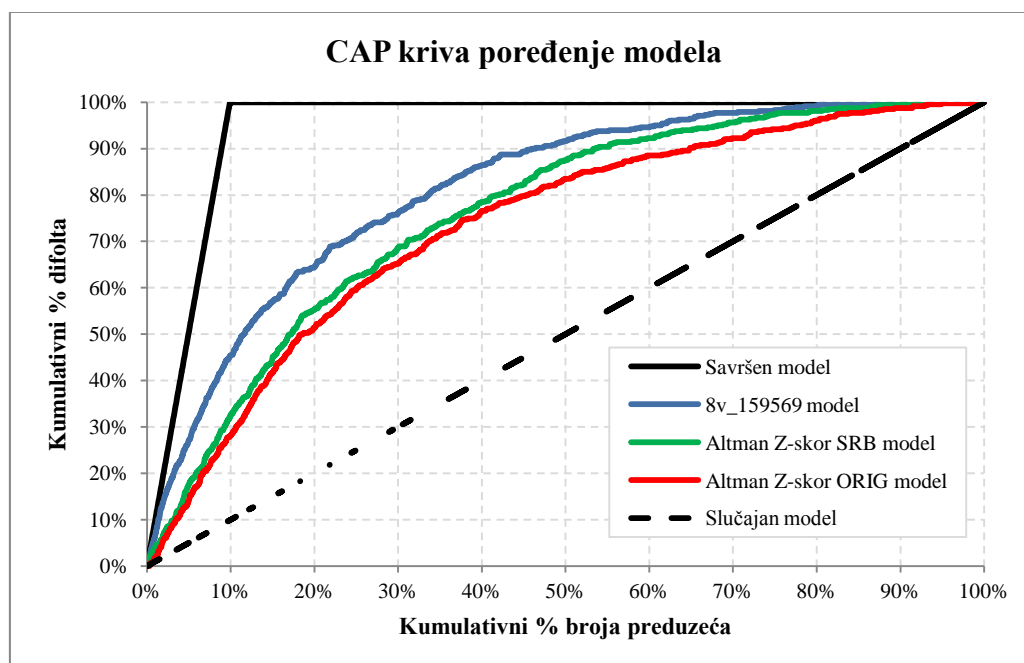
**Tabela 29. Komparacija prediktivne moći modela za predikciju verovatnoće difolta preduzeća u Srbiji**

Model 8v_159569	Gini koeficijent	
	Trening uzorak	Validacioni uzorak
Altman Z-skor ORIG model	51.70%	45.50%
Altman Z-skor SRB model	57.69%	48.54%
Model 8v_159569	67.10%	62.10%

Tabela 29. za podatke trening i validacionog uzorka, razvijenih u Poglavlju 2.2., prediktivna moć merena Gini koeficijentom je najniža kod originalnog Altmantov Z-skor modela (*Altman Z-skor ORIG model*) po oba uzorka. Poboljšanje prediktivne moći,

<sup>81</sup> Za potrebe WoE transformacije iskorišćeni su već dobijeni rezultati u Poglavlju 2.1.

po oba uzorka, nastaje nakon rekalkibracije Altmanovog Z-skor modela nad podacima trening uzorka preduzeća u Srbiji (*Altman Z-skor SRB model*). Dolazi do povećanja prediktivne moći za 6% procentnih poena na trening uzorku i 3.04% procentna poena na uzorku za validaciju. Neosporno, najbolji rezultat se postiže razvojem novog modela 8v\_159569 koji je rezultat ove doktorske disertacije, a koji karakteriše veći broj varijabli u samom modelu, kao i daleko veća prediktivna moć u odnosu na originalni Altmanov Z-skor model i to za 15.4% procentna poena na trening uzorku i 16.6% procentnih poena na uzorku za validaciju. Grafički prikaz navedene superiornosti novog modela 8v\_159569 u odnosu na originalnu u rekalkibriranu verziju Altmanovog Z-skor modela, dat je u nastavku korišćenjem CAP krive.



**Slika 19. CAP kriva uporedni prikaz nad trening uzorkom: modela 8v\_159569, originalnog Altmanovog Z-skor modela, kao i verzije Altmanovog Z-skor SRB modela, rekalkibriranog nad podacima preduzeća u Srbiji**

Zaključak koji se može izvesti iz prikazanih rezultata je da specifičnost preduzeća u Srbiji zahteva poseban tretman i upotrebu relevantnih finansijskih podataka pretočenih u odgovarajuća finansijska racija i nad njima razvijen model kreditnog skoringa kako bi se postigli optimalni rezultati predikcije. Predstavljena metodologija razvoja, kao i performanse modela 8v\_159569, pokazuju rezultate bolje, kako od Altmanovog Z-skor modela, tako i od njegove verzije prilagođene podacima preduzeća u Srbiji. Bolji rezultati modela 8v\_159569 su dobijeni i u odnosu na rezultate istraživanja (Sohn & Kim, 2012).



## 4. RAZVOJ INTERNOG KREDITNOG REJTINGA PREDUZEĆA U SRBIJI

Glavna svrha rejting sistema koji se uspostavlja u banci je da pomogne u upravljanju i kontroli kreditnog rizika prilikom odobravanja kreditnih proizvoda i ostalih transakcija privrednim društvima, kao i ostalim segmentima klijenata. Dugo vremena su mnoge banke upravljale kreditnim rizikom tako što su pratili bonitet svakog privrednog društva kome je odobren plasman. Odluke u procesu odobravanja svodile su se na odlučivanje da/ne, a čak i kada bi došlo do bankrota privrednog društva gubici koji nastaju bi se pokrili iz kolaterala u vidu nekretnine ili neke druge pokretnosti. Nakon pucanja prvog „ekonomskog mehura“, kreditni gubici su se značajno uvećali, imajući u vidu povećan broj difolt kompanija i opadajuću vrednost njihovih kolaterala. Upravljanje kreditnim rizikom dobija na značaju i novonastale ekonomske specifičnosti su nametnule potrebu da banke tragaju za pouzdanijim okvirom za upravljanje kreditnim rizikom. Stoga, metod statističkog upravljanja i analiziranja kreditnog rizika, korišćenjem *internih rejting sistema* postaje sve više korišćen.

Prednost korišćenja internog kreditnog rejtinga u okviru banke je, kao prvo, što omogućava da se odluke o odobravanju kredita donose efikasnije, sa manje administrativnog posla. Omogućava se predstavljanje kreditnog kvaliteta klijenta i kreditnih transakcija pomoću iste skale. Procena kreditnog kvaliteta celog portfolija postaje izvodljiva u smislu broja klijenata i ukupne izloženosti po svakoj klasi kreditnog rejtinga. Moguće je i dobijanje kvantitativne procene verovatnoće difolta privrednog društva kome je prethodno dodeljena određena rejting skala<sup>82</sup>. Ovakva vrsta analiza koja u sebi sadrži elemente konzistentnosti, objektivnosti i savremenosti, omogućava razvoj transparentnog bankarskog sektora.

Postoje dva načina za prepoznavanje kreditnog rizika. Prvi je difolt status klijenta, koji proizvodi realizovane gubitke kada klijent difoltira. Drugi je određen na način, pri kome se gubitak prepoznaje kada vrednost kredita u aktivi banke opadne zbog deterioracije u kreditnom kvalitetu klijenta. Ovo pogoršanje kvaliteta klijenta prepoznato je kroz skalu

---

<sup>82</sup> Kao što će biti predstavljeno u nastavku, klase kreditnog rejtinga su u direktnoj vezi sa procenjenom verovatnoćom difolta posmatrane rejting klase.

internog rejtinga, kao povećanje verovatnoće difolta, odnosno, srozavanje rejtinga kompanije na internoj rejting skali banke (European Central Bank, 2004).

Unapređenje procesa upravljanja kreditnim rizikom nije jedina korist od uspostavljanja internog rejting sistema. Ovakav sistem omogućava banci unapređenja procesa i funkcija koji su direktno zavisni od procenjenog nivoa kreditnog rizika klijenta, kao što su postavljanje nivoa kamatnih stopa klijentima, ciljanje nove baze poželjnih i nisko rizičnih klijenata itd.

Uspostavljanje sistema internih rejtinga je preduslov za napredno merenje i upravljanje kreditnim rizikom. Sa aspekta različitosti poslovnog okruženja i preferenci same banke, rejting sistem treba da bude dizajniran uzimajući u obzir specifičnosti same finansijske institucije. Karakteristike manje kompleksog rejting sistema koji nije zasnovan na matematičkom modelu u praksi odgovaraju manjim bankama.

#### **4.1. Interni i eksterni kreditni rejting**

Interni rejting klijenta predstavlja procenu banke o bonitetu klijenta u smislu predviđanja jednogodišnje verovatnoće difolta potencijalnog klijenta (Engelmann, Hyden, & Tasche, 2003). Svi interni rejting modeli kao i rejting skale imaju jedan isti cilj, a to je da što bolje predvide jednogodišnju verovatnoću difolta što je bolje moguće (Engelmann & Rauhmeier, 2006). Rejting se dodeljuje klijentu tako što se proceni njegova verovatnoća difolta, a zatim se taj klijent svrstava u jednu od predefinisanih rejting klasa. Svaka rejting klasa određuje koji nivo kreditnog rizika kompanija koja je u nju svrstana nosi. Rejting klase služe za rangiranje klijenata po osnovu nivoa kreditnog rizika kompanije. Veza između kvantifikovane verovatnoće difolta i konačnog internog rejtinga klijenta je od suštinskog značaja. Rejtinzi se dodeljuju od strane lokalnih rejting agencija, kao i od strane svetski priznatih rejting agencija kao što su: Moody's<sup>83</sup>, Fitch<sup>84</sup> i Standard & Poor's (S&P)<sup>85</sup>. Da bi se verovatnoća difolta prevela u rejting klijenta potrebno je definisati granice na osnovu kojih se klijent svrstava u odgovarajuću klasu rejtinga. Na primer, ukoliko klijent ima verovatnoću difolta ispod 0.05% pripašće

---

<sup>83</sup> [www.moodys.com](http://www.moodys.com)

<sup>84</sup> [www.fitchratings.com](http://www.fitchratings.com)

<sup>85</sup> [www.standardandpoors.com](http://www.standardandpoors.com)

najboljoj klasi koja se često obeležava sa AAA, ako mu je verovatnoća difolta između 0.18% i 0.05% tada će klijent dobiti rejting AA. Za klijente koji su u statusu difolta tj. PD=100% dodeljuje se klasa rejtinga D. Suštinski, broj rejting klasa je često određen preporukama supervizora, celokupnom populacijom klijenata koja se rejtinguje, kvalitetom kreditnog scoring modela, poslovnim potrebama i kao i ostalim relevantnim faktorima. Najjednostavniji oblik rejting skale ima samo dve klase. Na primeru, to je model kreditnog scoringa koji služi za odbijanje ili prihvatanje klijenata koji su aplicirali kod banke za kreditni proizvod. U tom slučaju, klijent je u prvoj klasi ukoliko je prihvaćen, odnosno postiže dovoljan broj poena da preskoči postavljenu granicu za odbijanje i bude mu odobren plasman, dok se svrstava u drugu klasu gde se nalaze svi klijenti kojima nivo kreditnog kvaliteta nije zadovoljavajući i koji su odbijeni za novi plasman.

Kao jedna od centralnih tema u ovoj disertaciji je uspostavljanje interne rejting skale nad već prethodno razvijenim modelom kreditnog scoringa. Važno je da optimalan broj rejting klasa bude uspostavljen, jer direktno utiče na adekvatnost procesa upravljanja kreditnim rizikom. Broj klasa treba da omogući da kompanije i njihove transakcije sa sličnim nivoom kreditnog rizika treba da budu u istoj rejting klasi. Broj klasa kreditnog rejtinga treba da bude zavistan od broja korporativnih klijenata u kreditnom portfoliju kojim banka raspolaže. Na mali broj korporativnih klijenata u portfoliju nije dobro uspostaviti veći broj rejting klasa, jer merenje kreditnog rizika može da bude neadekvatno u smislu potpunosti nekih rejting klasa klijentima. Važno je naglasiti da nije dobro da banka ima preveliku koncentraciju klijenata u jednoj rejting klasi. U tom slučaju ponovna analiza i rekalkibracija cele rejting skale, kao i ponovno utvrđivanje optimalnog broja rejting klasa je neophodno.

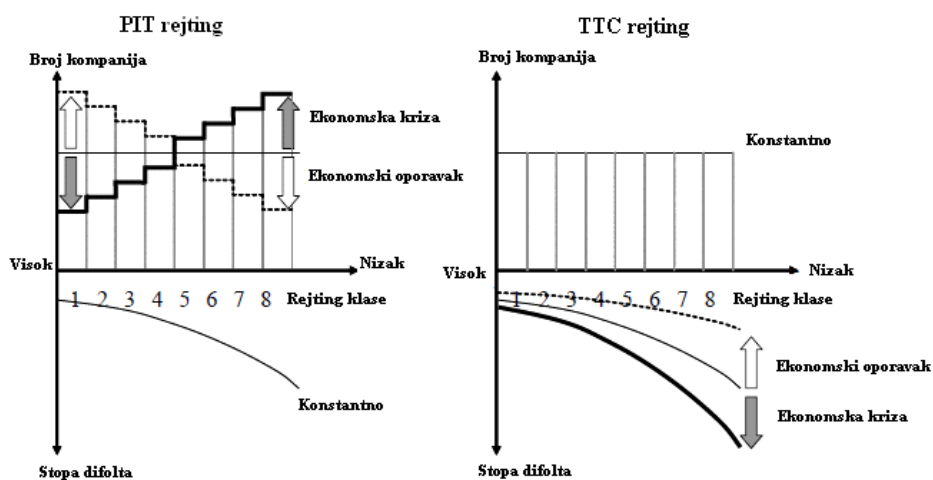
U akademskoj literaturi ne postoji rešenje za optimalan broj klasa rejting skale, ali je jasno da je opseg verovatnoće difolta klijenta po svakoj rejting klasi, kao i broj rejting klasa na rejting skali ključan faktor, koji se kose jedan sa drugim (Bank of Japan, 2005). Rejting skala sa većim brojem rejting klasa ima manje raspone verovatnoće difolta kojima su te rejting klase određene. S druge strane, svaka od tih klasa može biti nestalnija sa aspekta prelaska klijenta iz klase u klasu rejtinga, prilikom promene njegovog nivoa kreditnog rizika tokom vremena. Cilj razvoja internog kreditnog rejtinga za segment privrednih društava u ovom istraživanju je bio upravo to da se broj

klasa rejting skale optimizuje, kako sa aspekta njihovog broja, tako i sa aspekta raspona verovatnoće difolta kojom su te klase rejtinga određene.

Prema (Altman & Rijken, 2006) mogu da se prepoznaju dva tipa rejtinga, koja kreditne agencije i banke upotrebljavaju, a to su:

- *Rejting u trenutku* (eng. point-in-time, PIT) odnosno viđenje kreditnom riziku klijenta u narednih godinu dana na osnovu trenutnog stanja kompanije, bez obzira na šire slike viđenja ekonomske situacije i biznisa ciklusa u ekonomiji.
- *Rejting kroz ciklus* (eng. through-the-cycle TTC) ova vrsta rejting uključuje, osim trenutnog stanja kompanije, informacije o tome u kojoj se fazi biznisa ciklusa i ekonomske situacije kompanija nalazi. Od ove vrste rejtinga se očekuje da budu stabilniji kroz vreme, jer uzimaju i efekte makroekonomskih parametara u obzir.

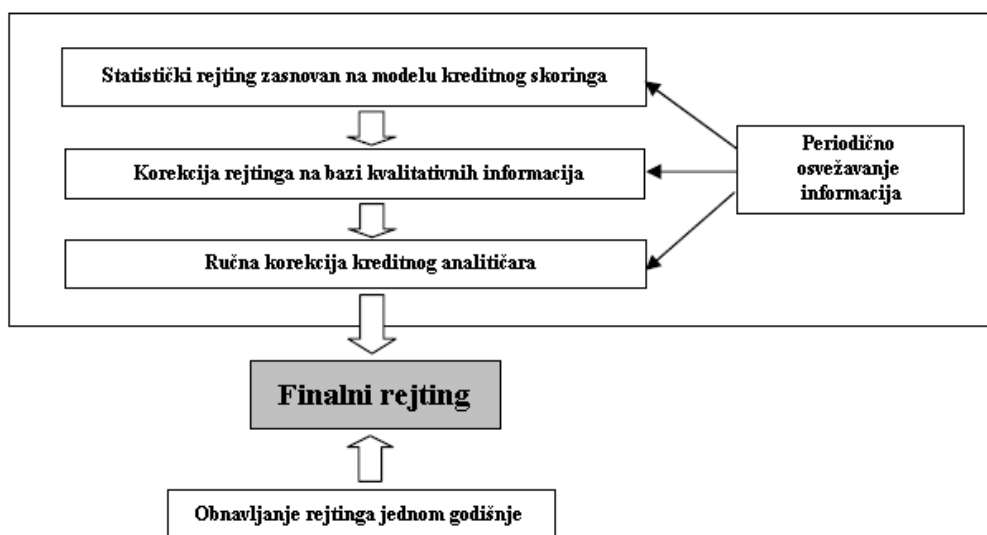
Slika 20. prikazuje razliku između PIT i TTC rejtinga u smislu ponašanja rejting klasa po broju kompanija i stopi difolta svake, za vreme ekonomske krize i u vreme ekonomskog oporavka. PIT rejting ne uzima u obzir uticaj finansijske krize na rejting proces, tako da u vreme ekonomske krize, broj klijenata sa lošijim rejtingom se povećava, dok su stope difolta kompanija po klasama rejtinga stabilne. Sa druge strane TTC, omogućava konstantan broj klijenata po rejtinga klasama, bez obzira na ekonomski ciklus, ali pri tome stopa difolta po rejting klasama je u zavisnosti od ekonomskog ciklusa promenljiva.



Slika 20. PIT i TTC rejting

Izbor između korišćenja PIT i TTC vrste rejtinga, pre svega, zavisi od vremenske komponente plasmana određenoj kompaniji. Ukoliko je banka okrenuta dugoročnom finansiranju privrednih društava, TTC rejting treba da dobije na značaju. Sa druge strane, kod kratkoročnih kreditiranja PIT rejtinga treba da preuzme primarnu ulogu. Ne postoji univerzalni recept po kome može da se odredi koji je pristup korišćenja rejtinga bolji, ali je veoma važna da banke razumeju sopstveni sistem rejtinga, da li je zapravo uspostavljen kao PIT ili TTC rejting sistem (Engelmann & Rauhmeier, 2006).

Veoma često rejting agencije, pored rejtingovanja same kompanije, zasebno rejtinguju nivo njenog emitovanog duga u vidu obveznica na tržištu. Na taj način se smanjuje asimetričnost informacija na tržištu i omogućava se da se investitori na osnovu svoje preference o riziku odluče da li da ulažu u pomenutu hartiju od vrednosti prilikom primarne emisije, ili na sekundarnom tržištu. Rejtingovanje preduzeća od strane rejting agencije je skup i vremenski zahtevan proces. Praksa je da se, pored modela kreditnog skoringa i ostalih pomoćnih modela koje kreditna agencija koristi, na teren u fazu ispitivanja subjekta (*eng. due diligence*) šalju analitičari koji dolaze do informacija koje prethodno nisu pohranjene u model, a mogu značajno da utiču na nivo procenjenog kreditnog rizika. Iz tog razloga je uvedena jedna od glavnih karakteristika rejtinga, a to je *modularnost*.



Slika 21. Proces dodele konačnog rejtinga

Kao što je prikazano na Slici 21, kao prvi modul u rejting procesu, koristi se rejting ocena koju je proizveo model kreditnog skoringa, kako bi se u rejting process uključile sve ostale relevantne informacije. Drugi modul predstavlja *ekspertske vođene*

*modifikacije* rejtinga. Najčešće je ovaj modul dat kroz jednu vrstu kvalitativnog upitnika u kome se nalaze odgovori na važna pitanja, a do kojih su analitičari došli u procesu faze detaljne analize kompanije.

Kao poslednji korak ručne korekcije rejtinga od strane kreditnog menadžera ili analitičara, predstavlja proces potvrde i kreiranja finalnog rejtinga. U ovom koraku do izražaja dolaze sve informacije koje nisu mogle da se uzmu u obzir kroz prethodno definisane korake u kome zapravo, analitičar može ručno da koriguje rejting<sup>86</sup>. Prema trenutnoj regulativi NBS, ukoliko banka koristi napredan model za uspostavljanje internog kreditnog rejtinga, za svako privredno društvo, bar jednom godišnje mora da se rejting osveži. U suprotnom se rejting smatra isteklim (NBS, 2011).

Ukoliko se banka ili druga finansijska institucija odlučila da koristi procene kreditnih rejtinga priznatih rejting agencija, ovako preuzeti rejtinzi se unutar institucije nazivaju *eksterni kreditni rejtinzi*. Sve velike banke, osiguravajuće kompanije i mnoge nefinansijske institucije, širom sveta, se odlučuju da se za svoje potrebe bave procenom internih rejtinga za svakog klijenta. Dobijeni *interni kreditni rejtinzi* se koriste za potrebe kvantifikacije, upravljanja kreditnim rizikom kao i ubrzavanjem procesa odlučivanja u procesu odobravanja kredita. Karakteristično je da se sistemi internih rejtinga razlikuju među institucijama i to najčešće po broju rejting klasa<sup>87</sup>, ali i po drugim karakteristikama (NBS, 2011).

U odnosu na trenutnu raspoloživost podataka i preliminarnih analiza urađenih nad raspoloživim podacima o privrednim društvima u Srbiji, kao i brojem preduzeća u statusu difolta, odlučeno je da se inicijalno, u fazi modelovanja klasa kreditnog rejtinga rejting skala uredi tako da ima sedam rejting klasa za klijente koji su redovni u otplati kreditnih proizvoda i jednu klasu za difolt klijente. Za potrebe obeležavanja rejting

---

<sup>86</sup> U praksi je najčešći slučaj da kreditni analitičar može da koriguje rejting (*eng. rating notching*) za ograničeni broj klasa. Na primer, kreditnom analitičaru je dozvoljeno da rejting potvrdi ili ga podigne ili supusti za jednu rejting klasu. Ukoliko je potrebno da se rejting menja za 2 ili više kategorija potrebna je potvrda i dozvola za ovakav zahtev sa više instance u hijerarhijskoj strukturi banke.

<sup>87</sup> Broj klasa u internom kreditnom rejtingu može biti proizvoljan. Pa nepisanom pravilu, najčešći broj klasa je između 7 do 20. Bazel II definiše da je potrebno definisati minimum 7 klasa po rejtingu. U ovoj disertaciji se pošlo od 7 rejting klasa, a zatim je kroz analize pokazano da veći broj rejting klasa ne daje optimalne rezultate, odnosno da proizvodi nestabilne klase internog kreditnog rejtinga.

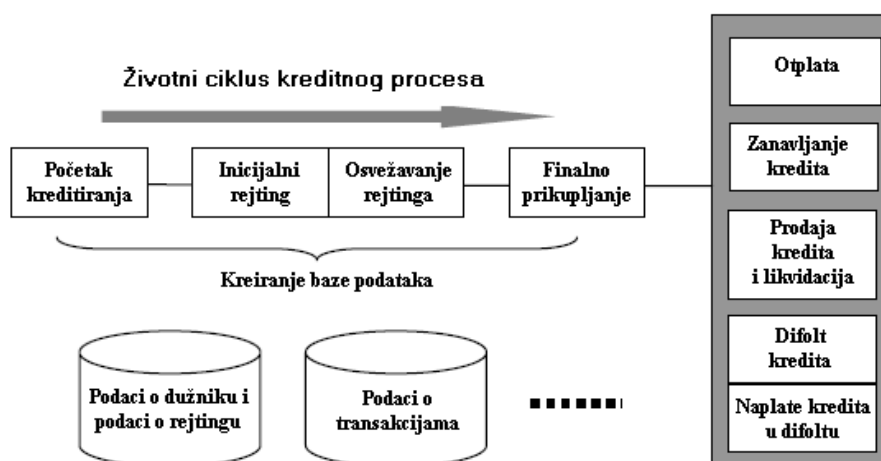
klasa preuzeta je metodologija obeležavanja S&P rejting agencije. Ukoliko se javi potreba da u toku modelovanja dođe do usitnjavanja rejting skale, to će biti obezbeđeno tako što će, na primer, rejting klasa AA da se podeli na AA+, AA i AA-. Ovaj pristup predstavlja jedno od opšte prihvaćenih načela kod formiranja rejtinga klasa.

**Tabela 30. Opis i značenje klasa internog kreditnog rejtinga**

<b>Rejting</b>	<b>Značenje i opis rejtinga</b>
AAA - Odličan	Klijent je finansijski i poslovno stabilan i ima izuzetno veliki kapacitet da izvršava finansijske obaveze
AA – Vrlo dobar	Klijent je finansijski i poslovno stabilan i ima veliki kapacitet da izvršava finansijske obaveze, samo je za nijansu lošiji od klijenata sa rejtingom AAA.
A – Dobar	Klijent je trenutno finansijski i poslovno stabilan i ima dovoljan kapacitet da izvršava finansijske obaveze. Osetljiviji je na negativne promene u poslovnom, finansijskom i ekonomskom okruženju od klijenata sa rejtingom AAA i AA.
BBB – Prosečan	Klijent ima zadovoljavajući finansijski i poslovni potencijal. Ima kapacitet da izvršava finansijske obaveze, ali nepovoljne promene u poslovnom, finansijskom i ekonomskom okruženju bi verovatno uticale na slabljenje njegovog finansijskog položaja i sposobnosti da izmiruje obaveze.
BB – Ispodprosečan	Klijent ima određenih finansijskih i/ili poslovnih problema. Suočava se sa kontinuiranim neizvesnostima i veoma je osetljiv na nepovoljna kretanja u poslovnom, finansijskom i ekonomskom okruženju što može ugroziti sposobnost klijenta da izvršava finansijske obaveze.
B – Slab	Klijent ima značajne finansijske i/ili poslovne probleme. Trenutno ima kapacitet da izvršava finansijske obaveze, ali je veoma nestabilan. Nepovoljni finansijski, poslovni i ekonomski uslovi bi umanjili njegov kapacitet za izvršavanje finansijskih obaveza.
CCC – Loš	Klijent ima izrazito slab finansijski i/ili poslovni položaj i može da ispunjava finansijske obaveze jedino u povoljnim poslovnim, finansijskim i ekonomskim uslovima, ili uz tuđu pomoć.
D – Difolt	Klijent je u statusu neizmirivanja obaveza u materijalno značajnom iznosu duže od 90 dana.

Važno je da se napomene da rejting skala može da se definiše za svaki segment posebno. Međutim, još jedno od opšte prihvaćenih načela je da banka uspostavi takozvanu *master skalu* na koju bi se mapirale sve rejting skale, postavljene unutar sistema internih kreditnih rejtinga. Master skala bi se primenjivala na svim postojećim klijentima banke bili oni privredna društva, banke, fizička lica i preduzetnici i ovakva skala bi imala potpuno isto značenje za svakog klijenta, odnosno nivoa rizika koji

klijent nosi. S obzirom na heterogenost segmenta koji se mapiraju na rejting skalu, veoma je teško postići višu poslovnu primenu ovakve skale. Njen prvenstveni cilj je ispunjenje regulatornih zahteva u vidu izveštavanja, monitoringa i komuniciranja rejtinga između različitih službi unutar banke. Važno je napomenuti da, master skala može da bude od koristi ukoliko je banka prisutna na više tržišta, tako da na konsolidovanoj osnovi može da prikaže rejtinge klijenata koji potiču od kompanija u različitim zemljama, na istoj skali kreditnog rizika.



Slika 22. Prikupljanje podataka o rejting procesu

Veoma bitan zahtev sa aspekta regulative, koji je procesno prikazan na Slici 22., je adekvatno strukturirana baza podataka koja mora pohranjivati sve relevantne podatke o rejtingima, transakcijama klijenata, podacima o dužniku, upotrebi rejtinga, kao i istorijskim promenama rejtinga kompanija u koje su u bančinom portfoliju. Bez dobro osmišljenog i kvalitetnog pristupa arhiviranja podataka iz rejting procesa, sistem internih kreditnih rejtinga ne bi mogao da bude održiv. Pored pohranjivanja podataka, baza treba da omogući i interfejs o svežim rejting podacima prema svim korisnicima tih informacija u procesu kreditiranja, znavljanja kredita, monitorniga portfolija itd.

## 4.2. Migracione matrice

Interni kreditni rejting koji je utvrđen za posmatrano privredno društvo podložan je promenama u toku vremena. Ovo je prirodan proces uslovljen kako internim, tako i eksternim faktorima. Dok su eksterni faktori dati kroz fluktuacije makroekonomskih uticaja na koje jedna kompanije ne može mnogo da utiče, interni faktori se tiču



poslovnog mikro okruženja kompanije, kvaliteta menadžmenta i radne snage itd. Sve promene koje se dogode sa jednom kompanijom, a imaju pozitivan ili negativna uticaj na nivo kreditnog rizika, treba da budu registrovane i uključene u proračun verovatnoće difolta i osvežavanje rejtinga posmatrane kompanije. Kako bi se ispunili regulatorni zahtevi dati Bazel II standardom, koji je trenutno na snazi, u smislu ponovljenog rejtingovanja klijenta, neophodno je osvežiti rejting klijenta događaji bar jednom godišnje ili ukoliko nastupi događaj koji značajno utiče na nivo kreditog rizika klijenta (NBS, 2011). Prilikom završetka procesa osvežavanja rejtinga, on može ostati isti, popraviti se ili pogoršati.

*Migracione (tranzicione) matrice* služe da na grupnom ili individualnom nivou prikažu, iz koje rejting klase je jedno ili više privrednih društava je prešlo, nakon određenog vremenskog perioda i novouspostavljenog rejtinga te kompanije (OeNB & FMA, 2004). Za ovu svrhu se koriste periodi od jedne ili više godina. Tabela 31. prikazuje strukturu i tumačenje logike migracione matrice.

**Tabela 31. Matrica migracije i njena logika tumačenja**

		Rejting klasa trenutak $t+1$		
		A1	A2	D
Rejting klasa trenutak $t$	A1	Verovatnoća ostanka u rejting klasi A1	Verovatnoća prelaska iz A1 u A2 rejting klasu	Verovatnoća difolta rejting klase A1
	A2	Verovatnoća prelaska iz A2 u A1 rejting klasu	Verovatnoća ostanka u rejting klasi A2	Verovatnoća difolta rejting klase A2

Cela logika pristupa koji je dat kroz Tabelu 31. sastoji se određivanja dva trenutka posmatranja  $t$  i  $t+1$  u kojima je potrebno odrediti rejting klijenta odnosno privrednog društva. Kod privrednih društava period  $t$  i  $t+1$  su vezani najčešće za objavljivanje novih finansijskih izveštaja privrednih društava. Ove vremenske tačke se potpuno podudaraju sa podacima o finansijskim izveštajima koji su korišćeni za razvoj modela kreditnog skoringa u prethodnim pogavljima. Migraciona matrice treba da prikažu migracije iz jedne klase kreditnog rejtinga u drugu klasu. Najčešće prikaz migracija se daje broičano ili u procentima. Na primer, ako je iz klase A1 u klasi A1 ostalo 3060 privrednih društava od ukupno 3400 onda to može da se napiše i korišćenjem

apsolutnog broja privrednih društava tj. 3060 ili u relativnom obliku kao procenat u odnosu na ukupan broj preduzeća u trenutku  $t$ , odnosno 90%. Na ovaj način se popunjava svako polje migracione matrice, a zatim se izvode odgovarajući zaključci, u smislu migracije kreditnog rizika po klasama. Od veoma velikog značaja su migracije iz svih rejting skala u rejting skalu difolta D. Primer migracione matrice u relativnom obliku koja je izračunata na osnovu podataka eksterne rejting agencije data je u Tabeli 32.

**Tabela 32. Primer migracione matrice preuzete od Moody's, generisana za period 1982-2001, prikazuje prosečene jednogodišnje migracije za korporativne obveznice**

	Aaa	Aa	A	Baa	Ba	B	C	D
Aaa	92.76%	6.61%	0.50%	0.09%	0.03%	0.00%	0.00%	0.00%
Aa	0.64%	91.52%	7.00%	0.62%	0.08%	0.11%	0.02%	0.01%
A	0.07%	2.21%	91.37%	5.46%	0.58%	0.24%	0.03%	0.05%
Baa	0.05%	0.29%	5.50%	87.53%	5.06%	1.08%	0.21%	0.29%
Ba	0.02%	0.11%	0.52%	7.12%	82.29%	7.41%	1.11%	1.41%
B	0.00%	0.10%	0.35%	0.47%	5.88%	83.23%	3.85%	6.12%
C	0.12%	0.00%	0.29%	0.53%	1.57%	11.21%	62.38%	23.89%
D	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	100%

Ono što se odmah može primetiti iz Tabele 32. je glavna karakteristika koja važi kod migracionih matrica, a to je da *glavna dijagonala* matrice treba da bude što je moguće bliža vrednosti 100%. To zapravo znači da recimo, AAA kompanije u 92.76% slučajeva ostaju istog rejtinga kroz godine od 1984 do 2001 u proseku. Polja iznad glavne dijagonale u migracionoj matrici označavaju migracije iz boljih rejting klasa u gore rejting klase, dok su polja migracione matrice ispod glavne dijagonale pokazatelj migracija gorih rejting klasa u bolje. Sa aspekta kreditnog rizika poželjnija je migraciona matrica, sa višim procentima ispod glavne dijagonale.

Za procenu migracija u migracionoj matrici moguće je koristiti dva pristupa. Prvi i najčešće korišćeni je *diskretni ili kohort* (eng. cohort approach), dok je drugi *kontinualni pristup*.

U matematičkom smislu migraciona matrica veličine ( $K \times K$ ) se najčešće predstavlja u sledećem obliku:

$$P = \begin{pmatrix} p_{1,1} & p_{1,2} & \dots & p_{1,K} \\ p_{2,1} & p_{2,2} & \dots & p_{2,K} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ p_{K-1,1} & p_{K-2,2} & \dots & p_{3,K} \\ 0 & 0 & \dots & 0 \end{pmatrix}, \quad i \quad p_{i,i} = 1 - \sum_{\substack{j=1 \\ i \neq j}}^K p_{i,j} \quad (51)$$

gde je  $p_{i,j} \geq 0$  za sve  $i, j, i \neq j$  i  $p_{i,j}$  predstavlja utvrđenu verovatnoću prelaska u stanje  $j$  iz stanja inicijalnog rejtinga  $i$  u jednom vremenskom koraku.

U *kohort* pristupu sva privredna društva koja su bila rejtingovana u periodu  $t$  ulaze u analizu. U ovom pristupu migraciona matrica i njeni članovi  $p_{i,j}$  se procenju na osnovu sledeće analize, tako što se sa  $N_{i,t}$ , ovaj broj se naziva i *kohort*  $i$ , označi broj kompanija u kategoriji  $i$  na početku perioda  $t$ , a migracione frekvence se procene na osnovu sledeće formule:

$$\hat{p}_{i,j,t} = \frac{N_{i,j,t}}{N_{i,t}} \quad (52)$$

Praksa je i da se migraciona matrica estimira i za više perioda, kao što je to bio slučaj u Tabeli 32. Tada je uobičajno, da se za dobijanje prosečnih migracija, koristi broj ponderisan prosek svakog polja migracione matrice definisan u odnosu na broj kompanija u svakoj godini kroz formulu:

$$\hat{p}_{i,j} = \frac{\sum_t N_{i,t} \hat{p}_{i,j,t}}{\sum_t N_{i,t}} \quad (53)$$

Uključivanjem izraza (52) u izraz (73) dobija se:

$$\hat{p}_{i,j} = \frac{\sum_t N_{i,t} (N_{i,j,t} / N_{i,t})}{\sum_t N_{i,t}} = \frac{\sum_t N_{i,j,t}}{\sum_t N_{i,t}} = \frac{N_{i,j}}{N_i} \quad (54)$$

Dakle, ponderisani prosek kroz godine može da se izračuna deljenjem sume svih migracija iz rejting klase  $i$  u rejting klasu  $j$  kroz godine sa sumom ukupnog broja kompanija kroz godine u rejting klasi  $i$ .

Prilikom konstrukcije migracione matrice u praksi veoma je važno, osim toga da li je kompanija rejtingovana u dve uzastopne godine i do da li je kompanija imala neki kreditni proizvod sve vreme posmatranja, ili joj je kreditni proizvod istekao. Razlog iz kog je to bitno je što je često slučaj, da je u doku godine između 31.12. $t$  i 31.12. $t+1$  godine moglo da dođe do potpune odplate kreditnog proizvoda, na primer pre sredine posmatrane godine, tako da kompanija od tada, pa na dalje nije više izložena prema banci i nema je u kreditnom portfoliju. U tom slučaju u trenutku  $t+1$  iako je je moguće uraditi rejting kompanije, dolazi se do situacije da u matrici migracije je ostavljeno kompaniji samo pola godine da joj se utvrdi difolt status. Problem je u tome što su ostale kompanije u portfoliju imale čitavu godinu da se utvrdi potencijalni difolt po kreditnom proizvodu, dok u posmatranom slučaju, a to je rok od pola godine. Dobra praksa je da se u ovom slučaju, ukoliko veličina celokupna populacije privrednih društava kreditnom portfoliju (uzorku) dozvoljava, da se uzorak za analizu migracione matrice svede samo na kompanije koje su u toku cele godine imale kreditni proizvod, odnosno izloženost prema banci. Dakle, privredna društva koje nisu imale svih 12 meseci izloženost prema banci, treba izbaciti iz analize migracionih matrica. Još jedno pravilo dobre prakse je, da kompanija koje je ušla u status difolta u godini  $t$ , i započela godinu  $t+1$ , neće ući u analizu migracione matrice za godinu  $t+1$  i  $t+2$ , nego tek za naredni ciklus ukoliko izađe iz statusa difolta.

Postoji još jedan način na koji može da se prilagodi stopa migracije  $p_{ij}$ , definisana u (52), stopi migracija preduzeća koja u toku godine ostaju bez rejtinga  $p_{i,NR} = N_{i,NR} / N_i$ . Ako se preduzeća *bez rejtinga* obeleže sa NR, broj preduzeća koja su ušla u grupu bez rejtinga obeležen sa  $N_{i,NR}$ , dolazimo do podešene stope migracije iz koje su isključena preduzeća bez rejtinga sledećim izrazom:

$$\begin{aligned} \hat{p}_{i,j}^{NR} &= \frac{N_{i,j}}{N_i - N_{i,NR}} = \frac{N_{i,j}}{N_i - \frac{N_{i,NR}}{N_i} \cdot N_i} = \frac{N_{i,j}}{N_i - p_{i,NR} \cdot N_i} = \\ &= \frac{N_{i,j}}{N_i(1 - p_{i,NR})} = \frac{\hat{p}_{i,j}}{(1 - p_{i,NR})} \end{aligned} \quad (55)$$

Sledi da je zapravo podešena stopa migracije  $\hat{p}_{i,j}^{NR}$  jednaka originalnoj stopi migracije iz klase  $i$ , podeljeno sa jediničnom vrednosti od koje se oduzima stopa migracije koja od klase  $i$  koja ostaje bez rejtinga, što je i matematički izvedeno u prethodnom izrazu.

Opserviranu migracionu matricu u trenutku  $t$  možemo da projektujemo u budućnost korišćenjem poslednje dostupne matrice u trenutku  $t$ . Na taj način, dobijamo projekciju matrice migracije, na primer, za tri godine unapred, odnosno za trenutak  $t + 3$ . Ovo je moguće, ukoliko pretpostavimo da su migracije rejting klasa međusobno nezavisne kroz godine i ukoliko pretpostavimo stacionarnost Markovljevog svojstva u jednogodišnjoj migracionoj matrici. U tom slučaju, projekcija migracione matrice u za period u budućnosti  $T$  može da se proceni višestrukim množenjem migracione matrice iz perioda  $t$  samom sobom  $(T-1)$  puta. Ako sa  $P_T$  obeležimo migracionu matricu u posle  $T$  perioda, tada je  $P_T = P_t^T$ . Ovim pristupom je moguće generisati migracione matrice u vremenskom trenutku koji je duži od vremena u kome su definisani rejting podaci. Drugim rečima, ukoliko smo u tekućoj godini, a potrebna nam je procena matrice migracije za sledeću godinu, množenjem matrice sa samom sobom dolazimo do željenog rezultata. Treba imati u vidu da nije praksa da svojstvo Markovljeve stacionarnosti bude ispunjeno na realnim podacima. Kao glavni razlog se navode fluktuacije u ekonomiji, što dovodi do nestabilnosti održanja kompanija u okviru dodeljenih rejting klasa, čime se pretpostavka stacionarnosti narušava (OeNB & FMA, 2004).

*Kontinualni pristup* takođe služi za procenu migracionih matrica. U literaturi poput (Christensen, Hansen, & Lando, 2004) se navodi nekoliko prednosti primene ovog pristupa u odnosu na *kohort* metod. Kao glavna prednost navodi se dobro svojstvo kontinualnog pristupa, koje omogućava procenu veoma niskih verovatnoća migracija, dobar primer su migracije iz najbolje rejting klase u klasu difolta. U tim slučajevima kohort metod daje verovatnoće migracije 0%, dok kontinualni metod proizvodi određeni procenat blizak nuli, kao procenat verovatnoće migracije. Kontinualni pristup se zasniva na Markovljevim lancima i pretpostavki vremenske stacionarnosti i homogenosti. Osnova za izradu kontinualne migracione matrice je *generator matrica* pomoću koje se dalje izračunava matrica migracije. *Generator matrica* je definisana kao:

$$\Lambda = \begin{pmatrix} \lambda_{11} & \lambda_{12} & \dots & \lambda_{1K} \\ \lambda_{21} & \lambda_{22} & \dots & \lambda_{2K} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \lambda_{K-1,1} & \lambda_{K-2,2} & \dots & \lambda_{3K} \\ 0 & 0 & \dots & 0 \end{pmatrix}, \quad i \lambda_{ii} = -\sum_{\substack{j=1 \\ i \neq j}}^K \lambda_{ij} \quad (56)$$

gde je  $\lambda_{i,j} \geq 0$  za sve  $i, j, i \neq j$  i  $\lambda_{i,i}$  za  $i=1, \dots, K$ . Elementi van dijagonale u izrazu (56) predstavljaju intenzitet prelaska u stanje  $j$  iz stanja inicijalnog rejtinga  $i$ . Na osnovu *generator matrice*,  $t$ -periodna matrica migracije ( $K \times K$ ) dobija se pomoću izraza:

$$P(t) = e^{t\Lambda} = \sum_{k=0}^{\infty} \frac{(t\Lambda)^k}{k!} = I + (t\Lambda) + \frac{(t\Lambda)^2}{2} + \frac{(t\Lambda)^3}{6} + \dots \quad (57)$$

Direktna veza između *kohort* pristupa i *kontinualnog* načina procene migracione matrice definisana je sledećim izrazom, kojim se iz *kohort* migracione matrice procenjuje *generator matrica*, imajući u vidu jednogodišnju *kohort* migracionu matricu:

$$\Lambda = \sum_{k=1}^{\infty} (-1)^{k+1} \frac{(P-I)^k}{k} \quad (58)$$

Upotreba *generator matrice* u kreditnom riziku najčešću primenu ima za računanje takozvanih kreditnih kriva, koji predstavljaju kretanje kumulativne verovatnoće difolta u toku vremena. Za datu generator matricu  $\Lambda$ , kumulativna verovatnoća difolta  $PD_t^i$  za rejting klasu  $i$  data je kao:

$$p_t^i = e^{(t\Lambda)x_t^i} \quad (59)$$

gde  $x_t^i$  označava odgovarajući red migracione matrice koji je određen posmatranim rejtingom. Još jedan način na koji se može proceniti generator matrica  $\Lambda$  dat je kao:

$$\lambda_{ij} = \frac{N_{ij}}{\int_{t_0}^t Y_i(s) ds}, \quad \text{za } i \neq j \quad (60)$$

gde je  $N_{ij}$  broj migracija od  $i$  do  $j$  u toku vremena posmatranja  $[t_0, t]$ ,  $Y_i(s)$  je broj kompanija kojima je dodeljen rejting  $i$  u trenutku  $s$ . Na osnovu ove postavke može se uočiti sličnost između *kohort* metode i *kontinualnog* pristupa, jer u oba slučaja broj

migracija se deli sa brojem kompanija kojima je dodeljen rejting i nalaze se u procesu potencijalne migracije. Kod *kohort* metode brojimo kompanije u diskretnim vremenskim tačkama, dok u *kontinualnom* pristupu brojimo kompanije u bilo kojoj tački kontinualnog vremena.

Pored prednosti koju nosi kontinualni pristup, najčešće poteškoće nastaju prilikom izračunavanja generator matrice. Ono što navode autori (Israel, Rosenthal, & Wei, 2000), kao glavni problem za pronalaženje matrice pomoću izraza (58) je to što matrica generator koja se dobije u ekonomskom smislu nije prava generator matrica jer može da sadrži elemente van glavne dijagonale koji su negativni. Ovo sa ekonomskog aspekta nije prihvatljivo jer negativna generator matrica može da rezultira negativnim verovatnoćama migracije. U nekim slučajevima može doći do problema jedinstvenosti generator matrice, odnosno mogućeg postojanja više od jedne generator matrice<sup>88</sup>. Kao jedan od najčešće korišćenih načina za aproksimaciju generator matrice koji obezbeđuje da ne postoje negativni elementi van glavne dijagonale dat je od strane (Jarrow, Lando, & Turnbull, 1997)

$$\begin{aligned}\lambda_{ii} &= \ln(p_{ii}) \\ \lambda_{ij} &= p_{ij} \frac{\lambda_{ii}}{p_{ii} - 1}, i \neq j\end{aligned}\tag{61}$$

U akademskoj literaturi postoje još nekoliko načina da se dođe do aproksimacije generator matrice koja je konzistentna sa aspekta ekonomske logike i poželjnih matematičkih svojstava. Zajednička karakteristika za sve ove metode je da daju približne rezultate. Svaki od ovih metoda koriguje originalnu generator matricu kako bi popravila njene karakteristike, tako da u većini slučajeva razlike koje se dobiju kroz različite pristupe nisu materijalno značajne.

#### 4.2.1. Metrike konzistentnosti i stabilnosti

Konzistentnost migracione matrice podrazumeva da ona ima osobine koje označavaju zdrav model internog kreditnog rejtinga. Veoma često, disproporcije i nekonzistentnosti u matricama migracije mogu biti prvi znaci da je interni model kreditnog rejtinga počeo

---

<sup>88</sup> Može se dokazati da je jedinstvenost generator matrice omogućena ukoliko je  $\det(P) > e^{-\pi}$

da gubi na prediktivnoj moći. Iz ovog razloga je potrebno uspostaviti set pravila nad matricom migracije koja bi mogla da posluže kao znak ranog upozorenja.

Prva poželjna karakteristika koja ukazuje na konzistentnost i stabilnost migracione matrice je visok nivo zadržavanja rejtinga u istoj rejting kategoriji iz godine  $t$  u godinu  $t + 1$ . Ova karakteristika se odlikuje visokim procentima na glavnoj dijagonali. Visok nivo zadržavanja rejtinga u okviru iste kategorije može se još protumačiti i kao znak da je rejting model dobro predvideo kreditni rizik i da su migracije retke. Na primeru migracione matrice u Tabeli 33. možemo zaključiti da je procenat zadržavanja AAA kompanija u okviru iste klase veći nego procenat zadržavanja narizičnijih CCC kompanija u okviru iste rejting klase.

Tabela 33. Primer migracione matrice

	AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC	D
AAA	83.10%	12.90%	2.30%	0.30%	0.50%	0.35%	0.55%	0.00%
AA	4.70%	75.40%	15.30%	3.30%	0.70%	0.30%	0.20%	0.10%
A	0.20%	11.90%	66.90%	13.90%	4.50%	1.50%	1.10%	0.00%
BBB	0.00%	1.40%	14.30%	63.10%	13.10%	4.90%	2.90%	0.30%
BB	0.00%	0.40%	4.40%	24.10%	46.40%	15.20%	6.00%	3.50%
B	0.00%	0.10%	1.50%	7.50%	20.40%	43.90%	16.00%	7.10%
CCC	0.00%	0.00%	0.50%	2.80%	6.80%	18.90%	47.80%	14.50%
D	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	100.00%

Još jedna karakteristika migracionih matrica je to da, kako se ide od glavne dijagonale po redovima/kolonama do poslenjeg reda/kolone, migracije iz posmatrane rejting klase u dalje rejting kategorije monotono, čak i eksponencijalno opadajuće. Neprihvatljivo je da bilo koji procenat migracija po redovima ili kolonama migracione matrice, bude veći nego što je to procenat na glavnoj dijagonali. To bi bio znak da interni rejting model nije adekvatan i da ga treba pod hitno napustiti ili razviti novi. Iz primera u Tabeli 33. vidimo u okviru AAA reda, primer narušavanja ove karakteristike migracione matrice, zbog toga što su migracije iz AAA  $\rightarrow$  BBB (0.30%) niže nego migracije u BB (0.50%), B (0.25%) i CCC (0.55%). Naravno, stvar koju treba imati u vidu je da li je ta razlika materijalno značajna. U ovom slučaju može se iskoristiti argument da se stepen migracija veoma nizak ( $<1\%$ ) tako da narušavanje konzistentnosti matrice nije materijalno značajno.

Važna karakteristika, kolone D migracione matrice, mora da bude takva da migracije iz najbolje rejting kategorije AAA  $\rightarrow$  D kategoriju treba da budu najniže, a zatim polazeći od rizičnijih klasa migracije u D kategoriju treba da su monotono, do eksponencijalno



rastuće, kao što je prikazano u Tabeli 33. Može se zaključiti da su najpoželjne migracije one koje su u okolini oko glavne dijagonale i da konzistentna matrica treba da ima monotono opadajući broj migracija kako se rejting klase udaljavaju od glavne dijagonale i po redovima i po kolonama.

Jedno od glavnih mera konzistentnosti migracione matrice je to da se prosečna stopa po rejting skali iskazana kroz kolonu D ne odudara od kolone prosečno izračunatog PD-ja po svakoj od rejting klasa. To praktično znači da ocenjena verovatnoća difolta kroz rejting model, odnosno prosečno procenjen PD po rejting klasi, predstavlja dobru predikciju stvarne stope difolta izraženu kroz kolonu D.

Deformitet migracione matrice do koga dolazi tako što se procentualno glavna dijagonala matrice smanjuje, odnosno migracije u susedne rejting kategorije rastu, sugeriše da se makroekonomski šok dogodio odnosno da je došlo do pogoršanja i promene kreditnog rizika u kompletnoj populaciji ili da je rejting model počeo da gubi na prediktivnoj moći i da ga treba kalibrirati ili zameniti novim modelom.

Na osnovu analize migracija i eventualno uočenih nekonzistentnosti, uvek bi trebalo utvrditi uzrok primećene nekonzistentnosti. Uzrok uvek mora da bude pojedinačna kompanija ili grupa kompanije koje su naglim promenama rejtinga uslovile da migracije odudaraju od uobičajnih pravila.

Još jedan pokazatelj valjanosti broja odabranih rejting klasa u internom rejting modelu banke je činjenica da postoji visok stepen disperzije van glavne dijagonale, odnosno da su procenti na glavnoj dijagonali tek nešto veći od ostalih procenata po poljima matrice migracije. Ukoliko je u velikom broju polja migracione matrice je primećeno da je procenat migracija jednak 0%, to bi mogla biti naznaka da se radi o internom sistemu kreditnog rejtinga koji ima previsok broj rejting klasa. U tom slučaju trebalo bi razmotriti revidiranje postavke broja rejtinga klasa i smanjiti ga na optimalan broj.

Prilikom uspostavljanja internog kreditnog rejtinga i odabira granica PD vrednosti za svaku od rejting klasa, u ovoj doktorskoj disertaciji je osmišljena metodologija kako zapravo da se iskoriste mere konzistentnosti i stabilnosti migracionih matrica i u odnosu na njih izabrati PD opsege koji određuju rejting klase tako da istovremeno postižu stabilan i validan rejting sistem kao i stabilne i konzistente matrice migracije. S tim u vezi moguće je doći do rešenja uspostavljanja internog kreditnog rejtinga, i da treba

odabrati konačno rešenje kao finalnu rejting skalu modela internog kreditnog rejtinga. Ovakav pristup će se osloniti na mere stabilnosti i razlike između migracionih matrica koje proizvode različite postavke rejting klasa. Dakle, kao finalni model treba izabrati onaj koji daje najbolje performanse po posmatranim merama stabilnosti.

U akademskoj literaturi postoji nekoliko načina na koji se mogu izmeriti i uporediti performanse migracionih matrica u smislu nivoa kreditnog rizika, različitosti i nestabilnosti koju u sebi nose. Svaka od mera je zasnovana na metrikama međusobnih rastojanja polja u okviru matrica migracije, svojstvenih vrednosti matrice, singularnih vrednosti matrice, kao i nivoa kreditnog rizika koji posmatrana migraciona matrica opisuje (Trueck & Rachev, 2009).

*Prva grupa metrika* su klasične metrike koje mere različitosti između dve migracione matrice  $P$  i  $Q$ . U ovu grupu metrika spadaju  $L_1$ ,  $L_2$  i  $L_{\max}$  metrike i zapravo metrika meri rastojanja  $D$ , između svakog polja migracionih matrica  $P$  i  $Q$ , datih kao  $p_{ij}$  i  $q_{ij}$ .

$$\begin{aligned} D_{L_1}(P, Q) &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n |p_{ij} - q_{ij}| \\ D_{L_2}(P, Q) &= \sqrt{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (p_{ij} - q_{ij})^2} \\ D_{L_{\max}}(P, Q) &= \max_{i,j} |p_{ij} - q_{ij}| \end{aligned} \quad (62)$$

gde  $n$  predstavlja broj redova i kolona s obzirom na to da su migracione matrice simetrične. U akademskoj literaturi preporučeno je i nekoliko nadgradnji klasičnih metrika. Predložena metrika nazvana *WAD* (eng. weighted absolute difference) označava *apsolutnu ponderisanu razliku* datu kao:

$$D_{WAD}(P, Q) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n p_{ij} |p_{ij} - q_{ij}| \quad (63)$$

zanimljivo je da navedena metrika ne zadovoljava uslov simetričnosti odnosno da ne važi  $D_{WAD}(P, Q) \neq D_{WAD}(Q, P)$ . Još jedna metrika, nazvana *NAD* (eng. normalized-absolute differences) ima karakteristiku nesimetričnosti:

$$D_{NAD}(P, Q) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \frac{|p_{ij} - q_{ij}|}{P_{ij}} \quad (64)$$

njena karakteristika je to što će apsolutna razlika rastojanja u visokim vrednostima procenata migracija da doprinesu manjom težinom rastojanja, nego što će to biti slučaj kod identičnih apsolutnih razlika pri niskim vrednostima procenata migracija.

Korišćenjem svojstvenih vektora i svojstvenih vrednosti matrica  $\lambda_i$ , kao osnove za izračunavanje metrike razlika između migracionih matrica  $P$  i  $Q$  dolazi se do takozvane mere mobilnosti migracija (Jafry & Schuermann, 2004). Metrika  $M_{SVD}$  (eng. singular value decomposition) kvantifikuje rizik mobilnosti migracione matrice izračunavanjem prosečnih singularnih vrednosti pomatrane migracione matrice, a zatim se kroz indeks  $D_{SVD}$  meri razlika u mobilnosti između dve posmatrane matrice migracije:

$$M_{SVD}(P) = \frac{\sum_{i=1}^n \sqrt{\lambda_i(\tilde{P}'\tilde{P})}}{n} \quad (65)$$

$$D_{SVD}(P, Q) = M_{SVD}(P) - M_{SVD}(Q)$$

gde je singularna vrednost definisana kao svojstvena vrednost  $\lambda_i$  matrice  $\tilde{P}'\tilde{P}$ . Navedena  $M_{SVD}$  metrika predstavlja meru *prosečne verovatnoće migracije* što pored kvantifikovane mere nivoa mobilnosti kreditnog rizika, predstavlja intuitivnu meru za razumevanje značenja ove metrike.

Kod upotrebe navedenih klasičnih metrika u analizi migracionih matrica, postaje očigledno da metrika međumatričnih rastojanja pravi razliku između difolt polja i polja ostalih ne-difolt rejting klasa. Još jedan od nedostataka sa aspekta kreditnog rizika je to, što ne postoji jasno razdvajanje metrike po poljima migracione matrice iznad i ispod glavne dijagonale. Sledeće metrike mogu da posluže kao *rizik-osetljive* metrike koje prikazuju razliku između dve migracione matrice sa poljima  $(i, j)$  matrica  $P$  i  $Q$ . Logika kvantifikovanja razlike između matrica, svodi se prvo definisanje težina  $d_k(i, j)$  svakog polja između dve matrice migracije<sup>89</sup>, a zatim sumiranjem svih izračunatih težina  $d_k(i, j)$  dobija se indeks rastojanja definisan kao  $D_k(P, Q)$ .

---

<sup>89</sup> Zapravo ovim postupkom je formirana matrica težina sa istim brojem redova i kolona kao u matricama  $P$  i  $Q$ .

Na primer, potrebno je da rizik-osetljiva metrika može da oceni nivo preuzetog rizika, posmatrano kroz migracionu matricu, sa aspekta migracije rejting klase iz trenutne u bolju ili goru rejting klasu. Dakle, potrebno je kvantifikovati težinu migracije desno ili levo od glavne dijagonale migracione matrice. Naravno, poželjnije je uvek da dođe do migracija levo od glavne dijagonale, jer se u tom slučaju kreditni rizik smanjen, dok migracija u desno označava povećan nivo kreditnog rizika. Indeks  $D_1$  kvantifikuje pomenute karakteristike, kroz izračunavanje težina  $d_1(i, j)$  kroz izraz:

$$\begin{aligned} d_1(i, j) &= (i - j) \cdot (p_{ij} - q_{ij}) \\ D_1(P, Q) &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n d_1(i, j) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (i - j) \cdot (p_{ij} - q_{ij}) \end{aligned} \quad (66)$$

Na sličan način  $D_2$  indeks predstavlja nadogradnju na prethodni, zapravo njime se normalizuje  $D_1$  indeks tako što se uzme u obzir originalni procenat migracije  $p_{ij}$  kroz izraz:

$$\begin{aligned} d_2(i, j) &= \frac{(i - j)}{p_{ij}} \cdot (p_{ij} - q_{ij}), \quad p_{ij} \neq 0 \\ D_2(P, Q) &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n d_2(i, j) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \frac{(i - j)}{p_{ij}} \cdot (p_{ij} - q_{ij}), \quad p_{ij} \neq 0 \end{aligned} \quad (67)$$

S obzirom da indeks  $D_2$  zahteva da je  $p_{ij} \neq 0$ , to znači da je moguće izračunati  $d_2$  težinu samo za procenat migracije koji su različiti od nula. Alternativni način dalje nadgradnje indeksa je, da se uradi kvadrat razlike procenata migracije između dve matrice, pri čemu treba uključiti znak koji se gubi pomenutim kvadriranjem. Na ovaj način su definisane još dva indeksa  $D_3$  i  $D_4$  do kojih se dolazi sumiranjem težina  $d_3$  i  $d_4$ .

$$\begin{aligned} d_3(i, j) &= (i - j) \cdot \text{sign}(p_{ij} - q_{ij}) \cdot (p_{ij} - q_{ij})^2 \\ D_3(P, Q) &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n d_3(i, j) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (i - j) \cdot \text{sign}(p_{ij} - q_{ij}) \cdot (p_{ij} - q_{ij})^2 \\ d_4(i, j) &= \frac{(i - j)}{p_{ij}} \cdot \text{sign}(p_{ij} - q_{ij}) \cdot (p_{ij} - q_{ij})^2, \quad p_{ij} \neq 0 \\ D_4(P, Q) &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n d_4(i, j) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \frac{(i - j)}{p_{ij}} \cdot \text{sign}(p_{ij} - q_{ij}) \cdot (p_{ij} - q_{ij})^2, \quad p_{ij} \neq 0 \end{aligned} \quad (68)$$

Sa strane kreditnog rizika, migracija koja je najnepoželjnija od strane banke je svakako iz zdravih rejting klasa u difolt rejting klasu. Prethodne metrike ne prave jasnu distinkciju za ovakve slučajeve, zbog toga je neophodno kroz indekse  $D_5$  i  $D_6$  do kojih se dolazi zaličitim ponderisanjem prethodno izračunate težine  $d_3$ , tako što se uvodi multiplikator koji bi dodatno uticao na uvećanje indeksa usled pojave migracija u difolt klasu.

$$D_5(P,Q) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n d_3(i,j) + \sum_{i=1}^n n \cdot d_3(i,n)$$

$$D_6(P,Q) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n d_3(i,j) + \sum_{i=1}^n n^2 \cdot d_3(i,n)$$
(69)

S obzirom na to da  $d_3$  metrika težina predstavlja kvadrirane razlike procenata migracija između dve migracione matrice moguće je koristiti i  $d_1$  metriku težina, koja je mera apsolutne razlike procenata migracija između dve migracione matrice. Shodno navedenom, indeksi  $D_7$  i  $D_8$  su definisani kao:

$$D_7(P,Q) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n d_1(i,j) + \sum_{i=1}^n n \cdot d_1(i,n)$$

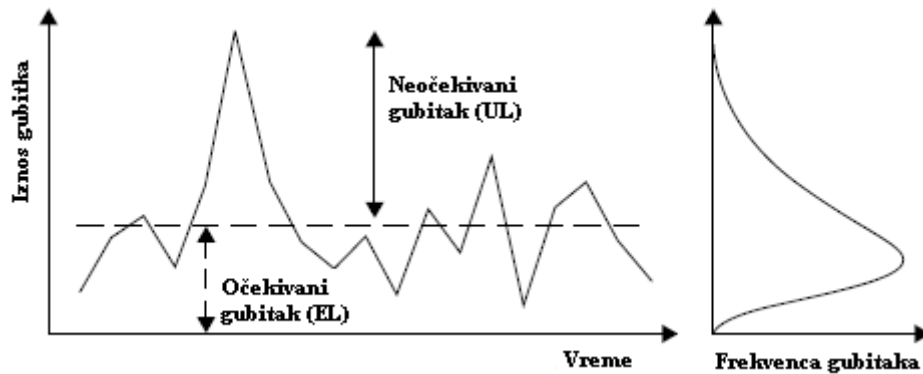
$$D_8(P,Q) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n d_1(i,j) + \sum_{i=1}^n n^2 \cdot d_1(i,n)$$
(70)

U toku dela empirijske analize koji se odnosi na uspostavljanje internog kreditnog rejtinga, ove mere će biti iskorišćene kao osnov za izradu novih mera konzistentnosti nad kojima će da se izvrši proces simulacije i odabir konačne matrice migracije kroz odabrane godine posmatranja.

### 4.3. Regulatorni okvir za procenu kreditnog rizika

Imajući u vidu istoriju globalnog bankarstva i dobro poznate poslednje svetske finansijske krize koja je započela 2008. godine kao i fujaska koji su proizašli iz lošeg upravljanja kreditnim rizikom, krajnji cilj regulacije kapitala banaka od strane nacionalnih supervizora je uvek bio prilično jednostavan, a to je, sprečiti i smanjiti broj bankrota finansijskih institucija poput banaka. Osnovno sredstvo banaka za borbu protiv bankrota je dovoljna količina kapitala koje banka mora da poseduje, kako bi se obezbedila sigurnosna zona od bankrota. Ukoliko banka poseduje odgovarajući nivo

kapitala, to je ujedno i znak solventnosti i znak da banka može da pretrpi očekivanje i neočekivane gubitke. Indirektno dovoljan nivo kapitala omogućuje i zaštitu deponata banke, a time sigurnost i stabilnost celog bankarskog sektora. Specifičnost bankarskog sektora u odnosu na ostale nefinansijske sektore je u tome, što su banke veoma povezane i isprepletane u međusobnim odnosima, imajući u vidu veliki broj preliivanja transakcija i finansijskih proizvoda. Zapravo, bankarski sistem može se zamisliti kao živi zatvoreni organizam, u kome ukoliko nešto ne funkcioniše kako treba entropija dela zatvorenog sistema se brzo proširi i na ostale delove. Ovo je i jedan od razloga zbog čega je bankarstvo, visoko regulisana oblast, za razliku recimo od sektora telekomunikacija. Ono što je, nažalost, neminovnost je što visoka regulisanost bankarskog sektora stvara i dodatne troškove, poput većeg broja zaposlenih na poslovima izveštavanja regulatora i praćenja rizika, a time i većeg izdavanja za zarade zaposlenih, većeg izdavanja za softvere i baze podataka itd. Sa druge strane, visok stepen regulisanosti banaka je ujedno i motor za razvoj novih poslova u oblastima informacionih sistema, softverskog inženjerstva, revizije i konsaltinga. Na kraju, ukoliko je trošak ove dodatne regulacije, sa aspekta banke, manji od gubitaka i neočekivanih troškova koji nastaju bankrotom, može se zaključiti da se uštede kroz dodatni proces regulacije isplate, kako za banku tako i za ceo finansijski sistem. Ovo u mnogome opravdava i ulaganje u nove sisteme i modele za upravljanje kreditnim rizicima, jer ujedno smanjuje verovatnoću nastanka difolta preduzeća i doprinosi celokupnoj stabilnosti finansijskog sistema jedne zemlje. Neophodnost dobrog sistema za upravljanje kreditnim rizikom je pogotovo vidljiva u periodu za vreme i nakon finansijske krize. U ovim periodima povećava se broj loših preduzeća koje bi uzele kredite koje ne bi mogle da servisiraju, tako da dobro kvantifikovanje rizika u vidu verovatoće difolta i dobro kalibrirani interni kreditni rejting, mogu spasti banku od visoko rizičnih plasmana i topljenja kapitalne baze.



Slika 23. Odnos očekivanog i neočekivanog gubitka za kreditne rizike

Ono što je bitno da se napomene je da su teoriji kreditnog rizika prepoznate dve vrste gubitaka, koji nastaju po osnovu izloženosti kreditnom riziku, a koje mogu da ugroze poslovanje banke, a to su: *očekivani gubitak* ili *EL* (*eng. expected loss*) i *neočekivani gubitak* ili *UL* (*eng. unexpected loss*). Na sledećoj Slici 23. prikazana je frekvencija gubitaka kao i iznos i vrsta gubitka, koje banka može ostvariti u toku životnog ciklusa.

Na Slici 23. se vidi da neočekivani gubici za kreditne rizike imaju manju frekvencu, odnosno da su ređi od očekivanih, ali njihov iznos može biti značajno veći od nivoa očekivanih gubitaka i može značajno uticati na verovatnoću bankrota banke. Banka u borbi protiv izloženosti kreditnom riziku, treba da bude u stanju da u svakom trenutku pokrije nivo izloženosti kreditnom riziku i to na dva načina: korišćenjem trenutne dobiti ili nivoom internog kapitala koji banka poseduje. Trenutna dobit se koristi za pokriće očekivanih gubitaka, dok se kapital banke koristi za pokriće neočekivanih gubitaka. Banka u svakom trenutku mora da posluje sa nivoom kapitala i/ili dobiti iz poslovanja većim od kvantifikovanog iznosa kreditnog rizika, kako bi ostala solventna. Dakle, glavni izazov u upravljanju kreditnim rizikom je kvantifikovanje očekivanog i neočekivanog gubitka. Jedan od ciljeva ove disertacije je i da ukaže na važnost kvantifikacije verovatnoće, kao glavne komponente očekivanog i neočekivanog gubitka po Bazelskom pristupu.

#### 4.3.1. Kreditni rizik i očekivani gubitak

*Očekivani gubitak* je nešto što banka može da predvidi i rezerviše, s jedne strane kao stavku u bilansu uspeha ili LLP (*eng. loan loss provisions*) čime umanjuje svoj finansijski rezultat za tu godinu. Iznos LLP mora da odgovara iznosu ispravke vrednosti u aktivi, odnosno obezvređenju kreditnog portfolija (NBS, 2013).

Za potrebe izračunavanja rezervisanja za *očekivane gubitke* koriste se najčešće IFRS ili Bazelska metodologija za ispravke vrednosti. Generalni pristup je da se rezervisanja za očekivane gubitke, razdvaja na preduzeća koja nisu u statusu difolta (PD<100%) i ona koja su u statusu difolta (PD=100%). IFRS metodologija za obračun LLP je zasnovana na istorijskim podacima difolta po različitim klasama portfolija i kao osnovni parametar uzima prosečnu stopu difolta po različitim klasama. Napredniji pristup izračunavanja LLP dolazi sa pojavom Bazelskog sporazuma i kao osnova je procenjena verovatnoća difolta (PD) modelom kreditnog scoringa. Važno je napomenuti da i pored aktuelnosti Bazelskog sporazuma i principa koji su preporučeni, veliki broj banaka u Srbiji koristi i dalje IFRS metodologiju za obračun rezervisanja, a glavni razlog je to što nemaju razvijen model kreditnog scoringa kojim se može kvantifikovati verovatnoća difolta (PD)<sup>90</sup> i ostali relevantni parametri kreditnog rizika. Zanimljivo je da je kontrola metodologije obračuna rezervisanja za očekivane gubitke za pokriće kreditnog rizika u bankarskom sektoru prvenstveno u nadležnosti prvo interne, a zatim i eksterne revizije. Praksa je pokazala da je supervizor u Srbiji prvenstveno zainteresovan za sprovođenje kontrole obračuna adekvatnosti kapitala banke, odnosno kontrolu neočekivanog gubitka. S toga ne čudi podatak, da je slučaj propale „Agrobanke a.d“ kao jedan od osnovnih naznaka bankrotstva imao nerealno nizak nivo rezervisanja za pokriće očekivanog gubitka koji je bio pod kontrolom jedne eksterne revizorske kuće.

#### **4.3.2. Kreditni rizik i neočekivani gubitak**

U okvirima upravljanja kreditnim rizicima razlikujemo dve vrste pogleda na minimalni iznos računovodstvenog kapitala koji banka mora da poseduje u svrhu zaštite od *neočekivanog gubitka*, a to su: *regulatorni* i *ekonomski* kapital.

*Regulatorni kapital*<sup>91</sup> je minimalni iznos kapitala kao računovodstvene stavke koji banka mora da poseduje po *zahtevu supervizora* koji bi apsorbovao *neočekivane*

---

<sup>90</sup> Glavna razlika u IFRS i Bazelskom pristupu za izračunavanje *očekivanog gubitka* je u tome što je IFRS okrenut istorijskim podacima i bazira procenu istorijskim prosecima, dok Bazelski pristup daje akcenat metodologiji oslonjenoj na model kreditnog scoringa i pristupu posmatranja unapred (*eng. forward looking*).

<sup>91</sup> Po pristupu Bazela II, kapital koji banka mora da poseduje može se podeliti u nekoliko nivoa sa aspekta likvidnosti i raspoloživosti. Tier I dat je kao suma upisanog kapitala, akcijskog kapitala i preferencijalnih neotkupivih i nekumulativnih akcija. Tier 2 predstavlja dodatni kapital u vidu kumulativnih preferencijalnih akcija, neprikazanih rezervi, revalorizacionih rezervi, rezervisanja za gubitke, hibridnih dugovnih kapitalnih instrumenata i subordiniranog



*gubitke*, a time obezbedio stabilnost depozitne baze i celokupnog bankarskog sistema. Evolucija Bazelske regulative se zapravo bavi uspostavljanjem minimalnih uslova i načina na koji je potrebno proceniti adekvatnost kapitala banke, u odnosu na regulatorno postavljeni minimum. Po pravilima definisanim još u Bazel I standardima, kapital je regulatorno adekvatan ukoliko je računovodstveno veći od 12% aktive banke ponderisane rizikom ili RWA (*eng.* risk weighted assets). Minimalni iznos regulatornog kapitala za pokriće kreditnog rizika može se izračunati tako što se aktivna ponderisana rizikom pomnožena sa 12% odnosno minimalnim dozvoljenim pragom. Dakle, ako ponder kreditnog rizika označimo sa  $RW_i$  (*eng.* risk weight), pozicije kreditne aktive sa  $A_i$  gde je  $i=1, \dots, n$ .  $RK_{min}$  označimo minimalni iznos regulatornog kapitala za pokriće neočekivanog gubitka

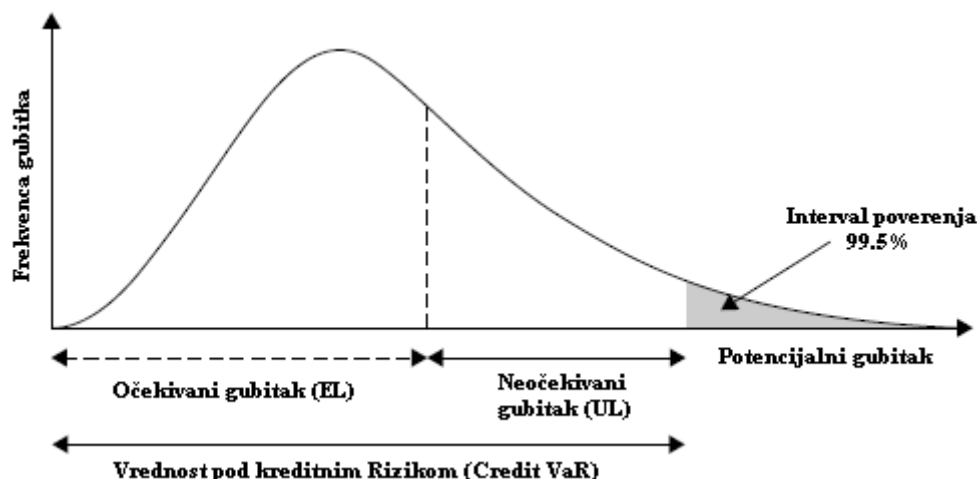
$$RK_{min} = 12\% \cdot \sum_{i=1}^n RW_i \cdot A_i = 12\% \cdot \sum_{i=1}^n RWA_i \quad (71)$$

Kroz poglavlja koja slede biće pokazano da je jedna od glavnih komponenti u naprednim pristupima za merenje kreditnog rizika, zapravo PD koji matematički direktno određuje komponentu  $RW_i$  u izrazu (71), odnosno predstavlja osnovni gradivni element za izračunavanje minimalnog nivoa regulatornog kapitala banke.

*Ekonomski kapital* ili *interni kapital*, sa druge strane, predstavlja minimalni iznos kapitala kao računovodstvene stavke koji banka mora da poseduje *po njenom sopstvenom viđenju i proceni*. Pojam ekonomskog kapitala je relativno nov i takođe se vezuje za novije Bazelske standarde u kome se zahteva da banka uspostavi interni proces procene adekvatnosti kapitala (ICAAP *eng.* internal capital adequacy assesment process), odnosno odgovarajuću internu metodologiju za merenje *ekonomskog kapitala*. Najčešće se procena ekonomskog kapitala vezuje za koncept *internog modela kreditnog rizika* koji je banka razvila, odnosno za koncept merenja *vrednosti pod kreditnim rizikom* ili *kreditnog VaR-a* (*eng.* Value at Risk). *Kreditni VaR* u sebi sadrži i meru *očekivanog gubitka* i meru *neočekivanog gubitka*, tako da predstavlja *ukupni gubitak po osnovu kreditnog rizika* što je prikazano na Slici 24.

---

duga. Tier 3 koji čine kratkoročni subordinirani dug, je postojao u Bazel II pristupu, ali je u Bazelu III izbačen kao deo kapitala koji se priznaje kao regulatorni. Takođe, Bazel III je Tier 1 kapital podelio na *obični* i *dodatni* kapital, odnosno izvršena je preraspodela prethodno navedenih stavki Tier-a 1 na ove dve podgrupe.



Slika 24. Prikaz komponenti Kreditnog VaR-a

Koncept Kreditnog VaR-a koji je vezan za procenu *ekonomskog kapitala* na pretpostavljenom *nivou (interval) poverenja* prikazan je na Slici 24. Verovatnoća da ukupni kreditni gubitak ne prelazi postavljenu kapitalnu granicu (*eng. threshold*) naziva se *nivo ili interval poverenja*, a iznos *ukupno potrebnog nivoa zaštine* od kreditnog rizika na željeneom nivou poverenja naziva se *Kreditni VaR*. Ukoliko banka poseduje nivo računovodstvenog kapitala jednak Kreditnom VaR-u u stanju je da apsorbuje i očekivanje i neočekivane kreditne gubitke<sup>92</sup>. Implicitno *ekonomski kapital (EK)* se izvodi direktno iz *Kreditnog VaR-a (KVaR)*, njegovim umanjivanjem za nivo procenjenog *očekivanog gubitka (EL)* (Ashish, 2004).

$$EK = KVaR - EL \quad (72)$$

Zaključak koji proističe iz Slike 24. i izraza (72) je da je zapravo *ekonomski kapital* jednak nivou *neočekivanog gubitka* na kreditnom portfoliju. Veoma je važno naglasiti da je zaključeno, da i regulatorni i ekonomski kapital predstavljaju meru neočekivanog rizika. Međutim, važno je imati u vidu da su dve procene potrebnog nivoa kapitala, iako obe predstavljaju meru za pokrivanje neočekivanih gubitaka, nisu jednake. Razlog tome su potpuno različite metodologije (matematičke formule) jednog i drugog pristupa. Za *regulatorni kapital* postoje unapred, i to odlukama supervizora, predefinisane formule

<sup>92</sup> Kao što je već bilo reči banka rezervisanjem za kreditne gubitke obezbeđuje pokriće *očekivanog kreditnog gubitka* i prikazuje ovaj iznos kao stavku u bilansu uspeha. U praksi je nepotrebno održati nivo računovodstvenog kapitala na nivou jedankom ili višem od Kreditnog VaR-a, jer je deo očekivanog gubitka, koji je komponenta Kreditnog VaR-a, već pokriven kroz stavku bilansa uspeha (došlo bi do dupliranja rezervisanja za očekivane gubitke).

koje su srž metodologije. Kod *ekonomskog kapitala* banka je dužna da razvije sopstvenu metodologiju, koji se bitno razlikuje od regulatorne u smislu naprednijeg pristupa, koja za cilj ima procenu Kreditnog VaR-a, a time posredno i ekonomskog kapitala (Trueck & Rachev, 2009).

Uobičajna je praksa, kao kod Kreditnog VaR-a, da supervizor pri utvrđivanju nivoa potrebnog *ekonomskog kapitala* banke, postavi prag nivoa poverenja kao donju granicu ispod koje nivo ekonomskog kapitala ne sme da se spusti. Na primer, regulator može postaviti minimalnu granicu nivoa poverenja sektoru na 99.5%. Interval poverenja se postavlja kao  $\alpha = (1-p)$ , gde je  $p$  verovatnoća ukupnih kreditnih gubitaka koja je dozvoljena. Na primer, nivo poverenja od 99.5% znači da banaka mora da posluje sa nivoom *računovodstvenog kapitala* koji je veći od *procenjenog ekonomskog kapitala* na 99.5% intervalu poverenja. Pri ovome je zapravo dozvoljena verovatnoća *neočekivanog ukupnog kreditnog gubitka*  $p=0.05\%$ . Drugim rečima, kapital banke mora da bude sposoban da podnese *neočekivane gubitke po osnovu kreditnog rizika* u 99.5% slučajeva. Sa aspekta teorije verovatoće, bančin računovodstveni kapital mora da bude minimalno na nivou procenjenog ekonomskog kapitala, koji će da obezbedi da se u 5 od 1000 godina neočekivani gubitak može da premaši nivo računovodstvenog kapitala. U skladu sa svojim apetitom za rizike, svaka banka može da izračuna kom *nivou poverenja*, u smislu ekonomskog kapitala, odgovara trenutni *računovodstveni kapital*. Bazelsko pravilo u formulama za obračun adekvatnosti kapitala nalažu nivo poverenja od 99.9%, ali je ostavljeno na odluku nacionalnim supervizorima da ovaj nivo po potrebi koriguju (BCBS, 2006).

U praksi upravljanja rizicima, veoma je važno razumeti i biti svestan razlike između regulatornog i ekonomskog kapitala, jer je jedno viđenje i procena minimalno potrebnog kapitala kao računovodstvene stavke banke u odnosu na rizike koje banka smatra kao materijalno značajne, dok je drugo isti proces, ali kroz prizmu supervizora. Najvažnije je da banka ne raspolaže sa računovodstvenim iznosom kapitala koji je manji od preporučenog minimuma, kako regulatornog tako i ekonomskog kapitala. Sa aspekta supervizora kome je u prirodi konzervativnost, preferira se da banka pokaže da je njen procenjeni ekonomski kapital veći od procenjenog regulatornog minimuma, odnosno da računovodstveni iznos kapitala kao stavke u bilansu bude uvek veći od navedena dva.

### 4.3.3. Bazelski pristup merenju kreditnog rizika

#### Bazel I

Prvi Bazelski sporazum, Bazel I, delo je *Bazelskog komiteta za superviziju banaka* i pokušaj da se 1988. godine po regulatornim pravilima kvantifikuje nivo kreditnog rizika sadržan u kreditnom portfolijuu (aktivni) banke. Primarni cilj prvog Bazelskog sprazuma bilo je utvrditi pokazatelj adekvatnosti kapitala banke kao racio nivoa računovodstvenog kapitala i aktive ponderisane rizikom. Ovaj racio, koji se popularno naziva Kukov racio (*eng.* Cook ratio) je postavljen na minimalnu vrednost od 8% u razvijenim zemljama ili na 12% u Srbiji odnosno zemljama sa konzervativnijim pristupom regulatora merenju kreditnog rizika.

Ono što je karakterisalo prvi Bazelski sporazum je da je *jedino kreditni rizik* bio obuhvaćen kroz prizmu *bilansne aktive banke* koja je podeljena na četiri osnovne klase portfolija od kojih su najrizičnije izloženosti prema preduzećima, a najmanje rizične izloženosti prema državama. Glavni koncept je zasnovan na dodeljivanju različitih pondera rizika (RW) svakom kreditnom plasmanu u aktivni (od 0% do 100%) u zavisnosti od klase portfolija kojoj pripada, a zatim izračunavanjem rizikom ponderisane aktive ili RWA (*eng.* risk weighted assets) po formuli definisanoj izrazom (71). Regulatorno predefinisane tablice su sastavni deo prvog Bazelskog sporazuma. Tablice su predefinisane od strane regulatora i propisuju RW za svaku od navedenih vrsta izloženosti banke. Veći RW se dodeljuje bilansnim potraživanjima sa više rizika. Očigledni nedostaci Bazela I bili su u tome što efekat diverzifikacije kreditnog portfolija nije uzet u obzir, zatim, vanbilansne stavke nisu uzete u obzir, kako prilikom obračuna rizične aktive, tako ni u svrhu korišćenja za ublažavanje rizika<sup>93</sup>. Najvažnija zamerka je to što su se sve izloženosti u jednom segmentu, na primer segment preduzeća, smatrale jednako rizičnom, čime se dodeljivao isti ponder svakoj izloženosti u ovoj klasi, bez obzira na razlike u vremenu dospeća i senioritetu samog plasmana. Bez obzira na nesavršenosti prvi Bazelski sporazum predstavlja početak u kome su supervizori

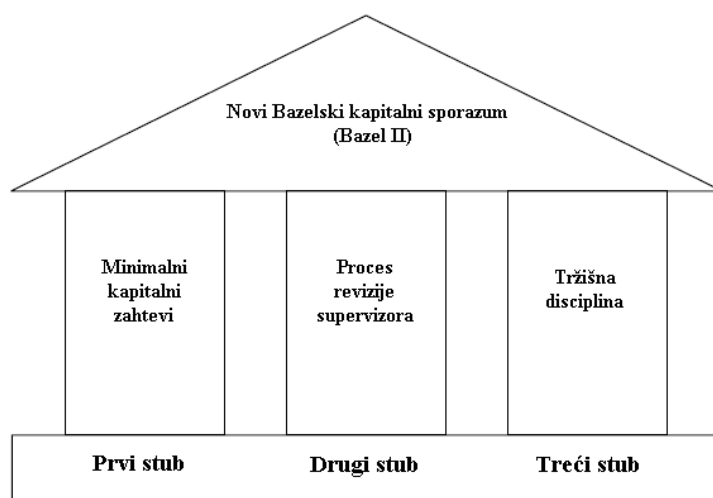
---

<sup>93</sup> Izostavljanje tretmana vanbilansnih stavki u portfoliju banke, dovelo je do *regulatorne arbitraže* jer su banke, umesto da plasiraju bilanse proizvode, npr. kredite čime bi morali da izračunaju RWA za nove tu vrstu plasmana, započeli sa uvećanim volumenima vanbilansnog finansiranja.

bankarskog sektora po prvi put eksplicitno zahtevali od banaka, da deo kapitala odvoje za pokriće neočekivanog rizika u kreditnog portfoliju.

### **Bazel II**

Savremeni regulatorni okvir ili **Novi Bazelski sporazum - Bazel II** za superviziju bankarskog sektora objavljen u (BCBS, 2006) aktivno se primenjuje u gotovo svim razvijenim zemljama. Početak njegove primene u Srbiji vezan je za sredinu 2011. godine kada je na snagu stupila „*Odluka o adekvatnosti kapitala banke*“ (NBS, 2011) izdata od strane Narodne banke Srbije (NBS) kao supervizora bankarskog sektora. Nova regulativa ohrabruje banke da razviju sofisticirane metode i modele za upravljanje i kontrolu rizika u bankarstvu. Pored upravljanja i procene kapitala za *kreditni rizik*, jedna od novina Bazela II je da su uvedeni i kapitalni zahtevi i za *tržišni* i *operativni rizik*, što znači da je uvedena i njihov način merenja i kvantifikacije. Bazel II od tri velika poglavlja, popularno nazvani stubovi, koji zajedno donose stabilnost i sigurnost u finansijski sistem. Bazelski komitet zahteva strogu primenu i efikasnu implementaciju svih aspekata nove regulative.



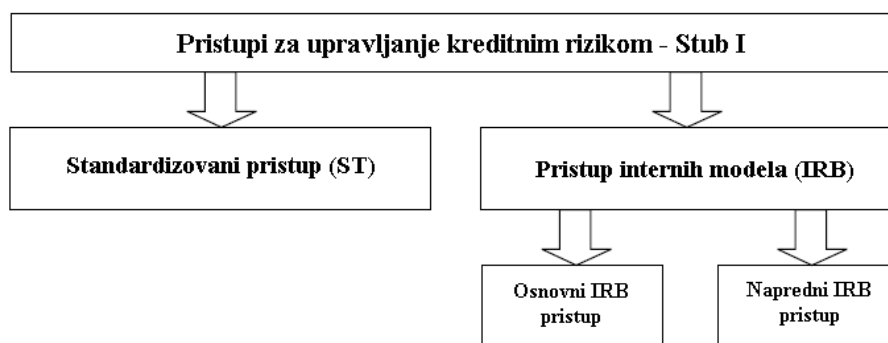
**Slika 25. Osnovni stubovi Bazela II**

U *prvom stubu Bazela II sporazuma*, koji se odnosi na izračunavanje potrebnog regulatornog kapitala za pokriće kreditnog rizika, predložena su *dva pristupa* koji se vezuju za kvantitativnu procenu verovatnoće difolta klijenta banke i upotrebu kreditnih rejtinga. Prema odredbama Bazela II regulative banke su dužne da kvantifikuju rizike kako bi bile u mogućnosti da sagledaju rizičnost plasmana i dužnika, a time i da aktivno utiču na različite mogućnosti alokacije aktive. U svetlu nove regulative, aspekt

kvantifikacije i naprednog pristupa u merenju kreditnog rizika je usko povezan i zasnovan na *razvoju internih kreditnih rejtinga i kvantifikaciji verovatnoće difolta dužnika*. Centralni koncept prvog stuba je izračunavanje regulatornog kapitala odnosno, propisuje minimalni nivo adekvatnosti kapitala. Kao i u slučaju Bazela I, koncept adekvatnosti kapitala zasnovan je raciju između ukupnog kapital i aktivne ponderisane rizikom. Međutim, razlika je u tome što u aktivu ponderisanu rizikom ne ulazi samo deo koji se odnosi na kreditni rizik, već se uvodi i aktiva ponderisana tržišnim i operativnim rizikom. Minimalni nivo adekvatnosti kapitala ( $AK_{min}$ ) treba da bude u svakom trenutku veći od 12%.

$$AK_{min} = \frac{Kapital_{UKUPNO} - EL_{rezervisanja}}{RWA_{KREDITNI} + RWA_{TRŽIŠNI} + RWA_{OPERATIVNI}} > 12\% \quad (73)$$

Način na koji banka može da proceni RWA, za razliku i u odnosu na Bazel I, uvodi se kvalitet više i to naprednim pristupom kao mogućnošću koja je data bankama za procenu kreditnog rizika. Drugim rečima, ostavljena je mogućnost primene standardizovanog pristupa, kao nasleđe Bazela I, ali i naprednog pristupa koji je predstavljen u Bazel II standardu i namenjen je bankam koje mere rizik na sofisticirani način.



Slika 26. Različiti pristupi merenja kreditnog rizika po Bazelu II i III

Primenom „**Standardnog pristupa**“ (eng. *Standardized approach - SA*), sam proces kvantifikacije rizika, a time i verovatnoće difolta se pojednostavljuje. Standardni pristup zapravo predstavlja upotrebu *eksternih kreditnih rejtinga*, odnosno na osnovu njih, regulatorno propisanih pondera kreditnog rizika (RW) iz kojih se izračunava ponderisana rizična aktiva. U poređenju sa Bazelom I, SA pristup poboljšava izračunavanje regulatornih zahteva za kapitalom tako što uvodi širu diferencijaciju

pondera rizika (RW) po klasama izloženosti, kao i prepoznavanje tehnika ulažavanja rizika<sup>94</sup>. Glavna karakteristika standardizovanog pristupa je izbegavanje kompleksnosti proračuna koju nose interni modeli. Umesto kompleksnih formula proširuje se praksa Bazela I, u vidu izraza (71) na proširene regulatorno propisane pondera kreditnog rizika (RW). Regulatorno propisivanje pondera za SA pristup je usko vezano za eksterne rejtinge koje obezbeđuju *agencije za eksterni kreditni rejting*<sup>95</sup> (AEKR). Trenutno značajan broj manjih banaka širom sveta koristi SA pristup, koji se smatra konzervativnim okvirom, jer kao rezultat daje značajno veće kapitalne zahteve nego što je to slučaj prilikom merenja kreditnog rizika upotrebom naprednih pristupa. Metodologije AEKR agencija za kreiranje kreditnog rejtinga, odnosno pondera kreditnog rizika, uzimaju verovatnoću difolta kao jedan od osnovnih inputa na kojima se zasnivaju navedene procene. S obzirom na specifično razvijenu internu metodologiju za procenu verovatnoće difolta, kreditni rejtinzi i odgovarajući ponderi kreditnog rizika svake od AEKR agencija se međusobno razlikuju (Roy, 2005). Dakle u ovom pristupu od banke se ne zahteva da interno vrši kvantifikaciju difolta i procene kreditnih rejtinga klijenata. Primer pondera rizika, u odnosu na odgovarajući eksterni rejting, za izloženosti prema *privrednim društvima* u SA pristupu dat je u sledećoj tabeli.

**Tabela 34. Ponderi kreditnog rizika za privredna društva**

<b>Rejting privrednog društva</b>	<b>Ponder kreditnog rizika (RW)</b>
AAA do AA <sup>-</sup>	20%
A <sup>+</sup> do A <sup>-</sup>	50%
BBB <sup>+</sup> do BBB <sup>-</sup>	100%
ispod BB <sup>-</sup>	150%
bez rejtinga	100%

<sup>94</sup> Tehnike ublažavanja rizika svode se na prepoznavanje efekata koji nose kolaterali kao glavni instrumenti za ublažavanje rizika. Npr. cilj plasmanu, koji ima ugovorom vezanu hipoteku kao kolateral, je da smanjiti ponder rizika (RW) čime se umanjuje i zahvatanje od kapitala banke po tom plasmanu.

<sup>95</sup> Agencija za eksterni kreditni rejting je pravno lice čija je pretežna delatnost dodeljivanje kreditnih rejtinga radi ocenjivanja kreditnog kvaliteta drugih pravnih lica ili specifičnih emisija finansijskih instrumenata. Podobna AEKR je ona AEKR čije je kreditne rejtinge nacionalni regulator priznao kao podobne za izarčunavanje kapitalnih zahteva za kreditni rizik banke (NBS, 2011).

Na osnovu Tabele 34. može se primetiti da ponder kreditnog rizika od 100% se dodeljuje privrednim društvima bez rejtinga, dok se za one sa rejtingom ispod „BB-“ dodeljuje rejting 150%. Ova činjenica je često kritikovana u akademskoj literaturi, ali za nju postoje i argumenti za i protiv. Glavni argument u prilog ove tvrdnje je taj da kompanija bez rejtinga ne mora da navodi na zaključak da se radi o zaista lošoj kompaniji. Međutim, ova činjenica ipak navodi banke da iskoriste mogućnost arbitraže. Situacija u Srbiji je takva da veliki broj banaka koristi SA pristup, koji se zasniva na primeni pondera rizika za izloženosti *bez rejtinga* tj. RW=100%. Jedan od razloga je verovatno i to da u Srbiji postoji trenutno samo jedna registrovana AEKR agencija koja obezbeđuje eksterne kreditne rejtinge. Dakle, bankama se više isplati i jednostavnije im je da proglase da privredna društva nemaju rejting, nego da plaćaju rejting agencije, a da pri tome za neke koje su lošije rejtingovane primenjuju ponder od RW=150%.

Primenom „**Pristupa interno zasnovanih rejtinga**“ (eng. *Internal Ratings-Based Approach - IRB*), ostvaruje se preciznije i sofisticiranije merenje kreditnog rizika. Naime, osnovna ideja je bazirana na principu da se rizikom može upravljati ako se mogu identifikovati, meriti i kontrolisati faktori rizika koji utiču na njegovu pojavu. Iz ovog razloga, banke kojima je odobreno da koriste IRB pristup dužne su da koriste samostalno razvijene *interne modele kreditnog rizika* i za procenu, prvo, parametara kreditnog rizika, a zatim i uspostavljanja internih kreditnih rejtinga (BCBS, 2005). Kao rezultat trebalo bi da se postigne kapitalnim zahtev za kreditni rizik koji mnogo tačnije ocrta rizični profil banke nego što je to slučaj sa SA pristupom. IRB pristup se deli na dva dela od kojih se bankama može odlučiti za jedan i to: *Osnovni IRB pristup* (eng. *Foundation approach - FIRB*) ili *Napredni IRB pristup* (eng. *Advanced approach - AIRB*) kao što je prikazano na Slici 26. Oba pristupa se zasnivaju na internoj proceni primarnog faktora kreditnog rizika, a to je **verovatnoća difolta (PD)**, s tim što su kod FIRB pristupa, *ostali faktori koji utiču na kreditni rizik*<sup>96</sup>, propisani od strane regulatora, dok se kod AIRB i svi ostali faktori kreditnog rizika interno modeliraju i procenjuju.

Imajući u vidu usvajanje Bazel II sporazuma u Srbiji i početak njegove implementacije i primene od velikog je značaja sagledati važnost usvajanja FIRB ili AIRB pristupa i

---

<sup>96</sup> Ostali faktori kreditnog rizika su: Gubitak pri difoltu (Loss-Given-Default – LGD), Izloženost prilikom difolta (Exposure-at-Default - EAD) i Ročnost (Maturity – M)



razviti metodologiju koja bi mogla da se primenjuje u bankama u Srbiji, imajući u vidu specifičnosti koje svaka zemlja za sobom nosi.

Direktna poslovna primena FIRB ili AIRB pristupa se zasniva na uključivanju kvantifikovane verovatnoće difolta u funkcije koje su definisane Bazel II regulativom čime se dolazi do *internih pondera kreditnog rizika* (RW) koji su osnova za izračunavanje rizično ponderisane aktive (RWA) banke. Uspostavljanje internog kreditnog rejtinga a samim tim i kvantifikacija *verovatnoće difolta* (PD) je direktno zavisanosti sa prirodom izloženosti prema dužniku. Prema Bazel II regulativi sve izloženosti prema dužnicima se mogu klasifikovati u jednu od sledećih grupa: države i centralne banke, banke, privredna društva, fizička lica, vlasnička ulaganja i ostala imovina. Svaka od ovih kategorija ima određene specifičnosti u pogledu procene PD parametra. Iz tog razloga, metodologije za procenu verovatnoće difolta i uspostavljanje kreditnog rejtinga, se razlikuju. S obzirom na to da regulatorni kapital za pokrivanje kreditnog rizika i adekvantost kapitala banke direktno zavisi od rizično ponderisane aktive, uočava se i direktna prednost sofisticirane kvantifikacije verovatnoće difolta i primene FIRB ili AIRB pristupa, u odnosu na SA pristup. Za segment *privrednih društava*, koji su osnova ove doktorske disertacije, banka je dužna da računa iznos kreditnim rizikom ponderisane aktive  $RWA_{KREDITNI}$ , korišćenjem sledećih Bazelskih formula koje su okosnica FIRB i AIRB pristupa.

$$R = 0.12 \times \frac{1 - e^{-50 \cdot PD}}{1 - e^{-50}} + 0.24 \times \left( 1 - \frac{1 - e^{-50 \cdot PD}}{1 - e^{-50}} \right) - 0.04 \times \left( 1 - \frac{S - 5}{45} \right)$$

$$b = (0.11852 - 0.05478 \times \ln(PD))^2$$

$$RW = \left[ \begin{array}{l} LGD \times N \left( \frac{G(PD)}{\sqrt{1-R}} + \sqrt{\frac{R}{1-R}} \times G(0.999) \right) \\ - PD \times LGD \end{array} \right] \times \left( \frac{1 + (M - 2.5) \times b}{1 - 1.5 \times b} \right) \times 12.5 \times 1.06 \quad (74)$$

$$RWA = RW \times EAD$$

Teoretski pristup kojim se Bazelski komitet rukovodio prilikom izvođenja izraza (74) je zasnovan na Mertonovom (1974) modelu. To je po prirodi *strukturalni model*<sup>97</sup> koji se oslanja na *teoriju vrednovanja opcija*. Zapravo, sam koncept modela je zasnovan na dobro utvrđenoj pretpostavci, da kompanija odlazi u difolt kada vrednost aktive nije dovoljna da pokrije finansijske obaveze kompanije<sup>98</sup>. Detaljano objašnjenje nastanka i izvođenja izraza (74) se može naći u (BCBS, 2005). U navedenoj formuli  $S$  predstavlja ukupan godišnji prihod u milionima evra na konsolidovanom nivou, pri čemu je  $5 \leq S \leq 50$  miliona evra. Prijavljeni ukupan prihod manji od pet miliona evra tretira se kao da je jednak pet miliona evra.  $R$  parametar predstavlja korelaciju za izloženosti prema privrednim društvima,  $PD$  predstavlja verovatnoću difolta, a  $b$  parametar faktor ročnog prilagođavanja koji odražava uticaj  $PD$  (NBS, 2011).  $N(x)$  = funkcija kumulativne raspodele verovatnoće za standardnu normalnu slučajnu promenljivu,  $G(Z)$  = inverzna funkcija kumulativne raspodele verovatnoće za standardnu normalnu slučajnu promenljivu,  $RW$  = ponder kreditnog rizika,  $RWA$  = iznos kreditnim rizikom ponderisane aktive i  $EAD$  = vrednost izloženosti. Kao što se može primeti  $PD$  u izrazu (74) ima centralnu ulogu i od njega zavise  $RW$ ,  $RWA$  a time i sama procena adekvatnosti kapitala prema formuli (73). Stoga, od velike je važnosti imati dobar i prediktivan model kreditnog scoringa za segment preduzeća koji je osnova za proračun  $PD$  parametra.

Ono što nije pokriveno prvim stubom u IRB pristupu, a predstavlja bitan deo koji značajno utiče na nivo kreditnog rizika je merenje *rizika koncentracije*. Izraz (74) nije dovoljan kako bi se izmerio rizik koncentracije kreditnog portfolija i njegov uticaj doprinos kreditnom riziku, zbog toga *Bazelski komitet za superviziju banaka* zahteva tretman i procenu rizika koncentracije. Šta više, naglašava se da je *rizik koncentracije* posebno bitan za procenu uticaja i veze na *neočekivani gubitak* (BCBS, 2006).

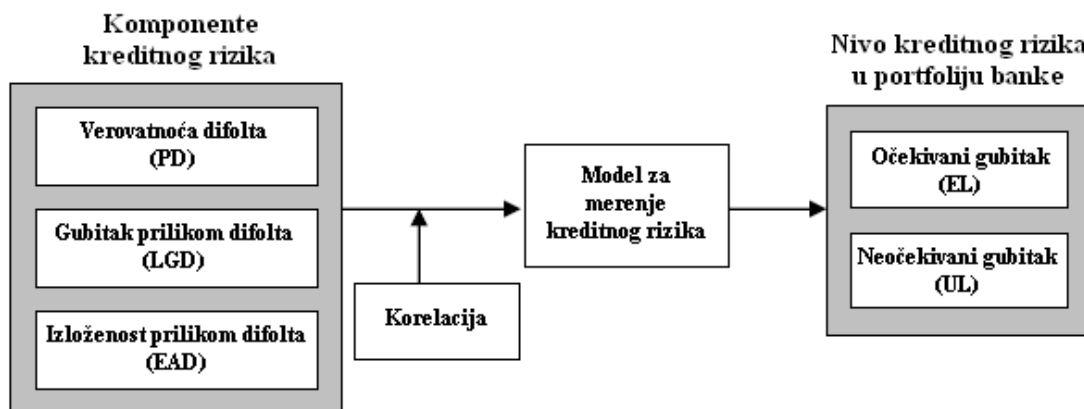
Primenom FIRB i AIRB naprednih pristupa za merenje kreditnog rizika kao rezultat dobija se rizikom ponderisana aktiva ( $RWA$ ), koja odgovara trenutnom rizičnom profilu

---

<sup>97</sup> Strukturalni model za procenu rizika difolta su uzročno posledični modeli. Ekonomski rezon je da se prvo ustanovi pod kojim to uslovima kompanija može ući difolt, a zatim se procenjuje verovatnoća difolta posmatrane kompanije pod uslovom da se takav događaj ostvari.

<sup>98</sup> To je zapravo slučaj, kada kompanija posluje sa gubitkom iznad visine kapitala, odnosno sa negativnim kapitalom.

banke. S druge strane, primenom SA pristupa, odnosno korišćenjem eksterno prihvaćenih rejtinga, dolazi se do konzervativnijih pondera rizične aktive koji mogu rezultirati potrebnim većim regulatornim kapitalom za pokrivanje kreditnog rizika, a u isto vreme do niže adekvatnosti kapitala banke.



Slika 27. Dizajn sistema za merenje kreditnog rizika

Dok kod segmenta privrednih društava finansijska racija, nastala kombinovanjem pozicija iz bilansa stanja i bilansa uspeha, mogu značajno da utiču na procenju vrednost PD (Bloomfield, Hodge, Hopkins, & Rennekamp, 2010), s druge strane kod segmenta stanovništva od značaja mogu da budu činjenice koje se odnose na industriju i korporaciju u kojoj je pojedinac zaposlen, starost, broj izdržavanih članova porodice, bračni status, pol itd. Novi Bazelski sporazum nalaže da banka može uspostaviti više internih kreditnih rejtinga, a sve na osnovu specifičnosti potraživanja i segmenta kome te izloženosti pripadaju. Svaki od razvijenih internih kreditnih rejtinga se može razlikovati po broju ustanovljenih rejting klasa i različitim prosečnim verovatnoćama difolta u okviru njih (Nickell, Perraudin, & Varotto, 2007). To znači da broj interno razvijenih kreditnih rejtinga koje banka koristi može varirati, ali primeri iz dobre bankarske prakse pokazuju da veće banke nalažu postojanje internog modela za gotovo svaku klasu izloženosti prema dužnicima za koje postoje preduslovi da se kreditni scoring model razvije (Burns & Ody, 2004).

Preduslovi za razvijanje internih kredit scoring modela se ogledaju kroz: postojanje odgovarajućih istorijskih podataka<sup>99</sup>, neophodna teorijska i praktična znanja, postojanje

<sup>99</sup> Za tržišne rizike zahteva se postojanje od minimum jedne godine istorijskih podataka, za Operativne rizike potrebno je 3 godine podataka, dok je za modele Kreditnog rizika potrebno 5 godina istorijskih podataka

odgovarajuće metodologije za razvoj modela, postojanje stručnih kadrova i pogodnih matematičko statističkih alata u banci (BCBS, 2006). Svaki interni model, da bi bio usvojen od strane regulatora i korišćen za procenu RW, RWA i adekvatnosti kapitala, mora da prođe niz strogih regulatornih pravila i ograničenja, kao i kroz proces testiranja i validacije.

Banka može da koristi FIRB ili AIRB pristup odnosno razvijeni interni kreditni rejting i procenjenju verovatnoću difolta za izračunavanje rizikom ponderisane aktive, ukoliko je za to dobila saglasnost supervizora (NBS). Uslovi za dobijanje saglasnosti su da banka ima adekvatan sistem za upravljanje kreditnim rizikom i metodologiju dodeljivanja internih kreditnih rejtinga i procene verovatnoće difolta. Narodna banka Srbije može da dozvoli primenu različitih vrsta FIRB ili AIRB pristupa za pojedine klase izloženosti. Interni rejting banke, takođe, mora da obezbeđuje smislenu procenu karakteristika dužnika, diferencijaciju rizika i precizne kvantitativne procene rizika. Od banke koja je usvojila FIRB ili AIRB pristup se traži da interne rejtinge i kvantifikovane verovatnoće difolta, osim za izračunavanje kapitalnih zahteva koristi i za upravljanje rizicima, proces odobravanja plasmana, interne raspodele kapitala i korporativno upravljanje bankom, odnosno mora da prođe takozvani *test korisnosti* (eng. use test) kod regulatora. Banka je takođe dužna da adekvatno dokumentuje metodologiju kreditnog scoring modela i rejting sistema koji primenjuje kao i da redovno obavlja njihovu validaciju (Bohn & Stein, 2009).

Po Bazel II regulativi potrebno je da interni rejting sistem zadovoljava sledeće uslove:

- ✓ Minimum 7 internih rejting klasa za dobre klijente i jedna interna rejtinga klasa za difolt klijente.
- ✓ Ne sme da postoji prekomerna koncentracija u smislu broja klijenata u jednoj od rejting klasa.
- ✓ Rejting klase mora da odlikuje razdvajanje klijenata po nivou kreditnog rizika
- ✓ Rejting mora da obuhvati sve tačne i relevantne podatke

Zanimljivo je napomenuti da Bazelski komitet, u okviru IRB pristupa, ne insistira ni na jednom konkretnom kvantitativnom metodu za procenu verovatnoće difolta. Minimalni zahtevi nisu postavljeni nametnu metod za kvantifikaciju difolta koji mora da odabere,

već se ostavlja banci da proceni u odnosu na raspoloživost podataka i svoje preference da odabere optimalan metod (Engelmann & Rauhmeier, 2006).

### **Bazel III**

Finansijska kriza koja je počela 2007. odlikovana je i dodatno produbljena nedostatkom likvidnosti u bankarskom sektoru, zatim opterećenosti banaka visokim nivoom leveridža, kao i držanjem velikih vanbilansnih pozicija u derivativnim finansijskim instrumentima. Ovakav sled okolnosti se na kraju odrazio na eroziju kapitala i zatvaranja nekih od najvećih svetskih banaka i bio je pokretač da *Bazelski komitet za superviziju banaka* implementira reforme u vidu nove regulative *Bazela III* koja je objavljena krajem 2010. godine (BCBS, 2010). Bazelski komitet je, kao regulatorno telo, ponovo insistirao na novim zahtevima i novim minimalnim standardima koje banke i njihovi nacionalni supervizori moraju da implementiraju. Ciljevi novog Bazel III standarda je da se promoviše povećana otpornost bankarskog sektora, a time indirektno i ekonomije država, na nove finansijske krize i šokove. Promene koje su uvedene novom regulativom označile su podizanje kapitalnih standarda u vidu kvaliteta i kvantiteta, odnosno potrebu ojačavanje kapitalne baze banaka koje bi dodatno pokrivala rizik izloženosti vanbilansnih pozicija i knjige trgovanja, kao i uspostavljanje globalnih standarda likvidnosti. Ono što je važno napomenuti je, da su najveće korekcije u Bazelu III napravljanje sa aspekta postavljanja novih globalnih standarda likvidnosti i njihovog supervizorskog nadgledanja. Ovo je jedno potpuno novo poglavlje, koje je bilo zanemareno u Bazelu II i koje na velika vrata ulazi u Bazel III iako zapravo predstavlja tradicionalni koncept koji se od uvek koristi u bankarstvu prilikom analize kreditnog kvaliteta preduzeća. Kao i u Bazelu II nasleđena su tri stuba na kojima se zasniva ceo Bazel III okvir, ali kao dodatak na prvi stub pojavljuje se kao poseban deo tretman rizika likvidnosti. Monitoringa likvidnosti<sup>100</sup>, obavlja se kroz dva novo uspostavljena racija:

- *Racio pokrivenosti likvidnosti* (eng. liquidity coverage ratio) – ovaj racio zahteva od banke da raspoložu dovoljnim nivoom visoko kvalitetne aktive koja bi omogućila finansiranje pod 30 dnevni stresnim scenarijom. On predstavlja

---

<sup>100</sup> S aspekta kreditnog rizika, akcenat koji se stavlja na likvidnost u Bazelu III osim jačanja likvidnostne strukture kapitala, ne donosi promene u načinu merenja i praćena kreditnog rizika kroz Stub I.

kratkoročnu meru likvidnosne stabilnosti. Kao jedan od glavnih ciljeva treba da reši neočekivano povlačenje depozita u vremenima povećane nesigurnosti u bankarski sistem.

- *Racio neto stabilnog finansiranja* (eng. net stable funding ratio) – racio predstavlja dugoročni racio koji uzima u obzir odnos raspoloživog i potrebnog iznosa stabilnog finansiranja. Postavljen je kao dugoročni garant likvidnostne stabilnosti.

Još jedan od primarnih ciljeva Bazela III, ojačavanje kvaliteta i kvantiteta kapitalne baze, zahteva da banke izvrše podelu Tier I kapitala na *osnovni* i *dodatni* kapital. U *osnovni Tier I kapital* u novom Bazel III sporazumu ulaze samo osnovni akcijski kapital i zadržana dobit, dok u *dodatni* Tier I kapital ulaze sve ostale stavke, koje su po Bazelu II pripadale Tier-u I. Novo pravilo nalaže da *osnovni Tier I kapital* mora da bude na nivou od 4.5% ukupnog iznosa izračunatog RWA, zatim da *ukupni Tier I kapital* (*osnovni + dodatni*) mora da bude na nivou od 6% procenjene RWA, dok *ukupni kapital banke* (Tier I + Tier II kapital) mora da, kao i do sada, bude minimum 8% izračunate RWA. Kao korak ka podizanju kvaliteta kapitalne baze, ukinut je Tier III kapital koji je Bazelu II služio kao osnova za pokriće isključivo tržišnih rizika, a u sebi je sadržao kratkoročne subordinirane obaveze. Još jedna novina je da je Bazelski komitet uveo izračunavanje leveridža banke, nezavisno od izračunatog RWA, odnosno vezao ga za računovodstveno prikazanu aktivu banke. Naime, zahteva se da se leveridž izračuna kao odnos novo definisanog Tier I kapitala i zbira ukupne računovodstvene bilasne i vanbilasne aktive. Ograničenje nalaže da racio leveridža ne sme da bude veći od 3%. Ovo znači da će banka moći da ima zbir obaveza sa strane pasive do najviše 33 puta više od Tier I kapitalne baze.

Potvrda valjanosti preporuka i Stuba I, u Bazel II sporazumu, koji su vezani za implementaciju internih kreditnih rejtinga i procenu RW i RWA leži i u činjenici da nadgradnja Bazela II kroz najnoviji Bazel III okvir u sebi ne sadrži bitnije izmene i dopune vezane za ovu oblast delovanja banaka. Ono što jeste promena, je to što se od banaka sada zahteva da za izloženosti prema privrednim društvima i ostalim individualnim klijentima, bez obzira da li klijent ima ili nema eksterni rejting, moraju da kvantifikuju i procene nivo kreditnog rizika svakog klijenta. Pogotovo kod

nerejtingovanih izloženosti, gde je banka dužna da proceni i dodeli odgovarajući RW, koji mora da oslikava nivo kreditnog rizika klijenta. Kao još jedna novina, u Bazelu III, navodi se da je povećanje RW, ali samo za grupu velikih finansijskih institucija sa aktivom većom od 100 miliona EUR, imajući u vidu povećanje međuzavisnosti difolta velikih finansijskih institucija<sup>101</sup> za vreme svetske ekonomske krize. S obzirom na to da za segment privrednih društava nije bilo izmena u Bazelu II, funkcija kojom se procenjuje ponder rizika ostaje ista i odgovara izrazu (74), dakle isti izraz se koristi i u Bazelu III za procenu RW i RWA primenjuje se multiplikator od 1.25 na procenjeni nivo korelacije  $R$  u pomenutoj formuli.

Kao najvažnija izmena koja se direktno tiče načina određivanja statusa difolta za segment privrednih društava, prema Bazelu III difolt status mora da se definiše na nivou klijenta, kako za IRB tako i za SA pristup<sup>102</sup>. Naime, za sve plasmane klijentu potrebno je utvrditi njihovim sumiranjem, da li su u materijalno značajnom kašnjenju dužem od 90 dana. Dosadašnji pristup nije vodio računa da li je ceo klijent u difoltu, već je difolt status posmatran sa aspekta plasmana klijenta. Ukoliko je privrednom društvu 2 od 5 plasmana bilo u difoltu, tada ceo klijent nije tretiran kao difolt klijent već samo njegova dva plasmana, dok su ostala tri bila u statusu redovnog izmirivanja obaveza. Po Bazelu III situacija bi bila takva da bi se prvo odredila materijalna značajnost kašnjenja, koja mora da bude veća od 1% izloženosti klijenta i naravno duže od 90 dana u kašnjenju. U tom slučaju ceo klijent bi se proglasio da je u difolt statusu, kao njegova celokupna izloženost nezavisno od partije kredita. Važno je napomenuti da je u ovoj doktorskoj disertaciji korišćen upravo Bazel III pristup za prepoznavanje difolt statusa klijenta.

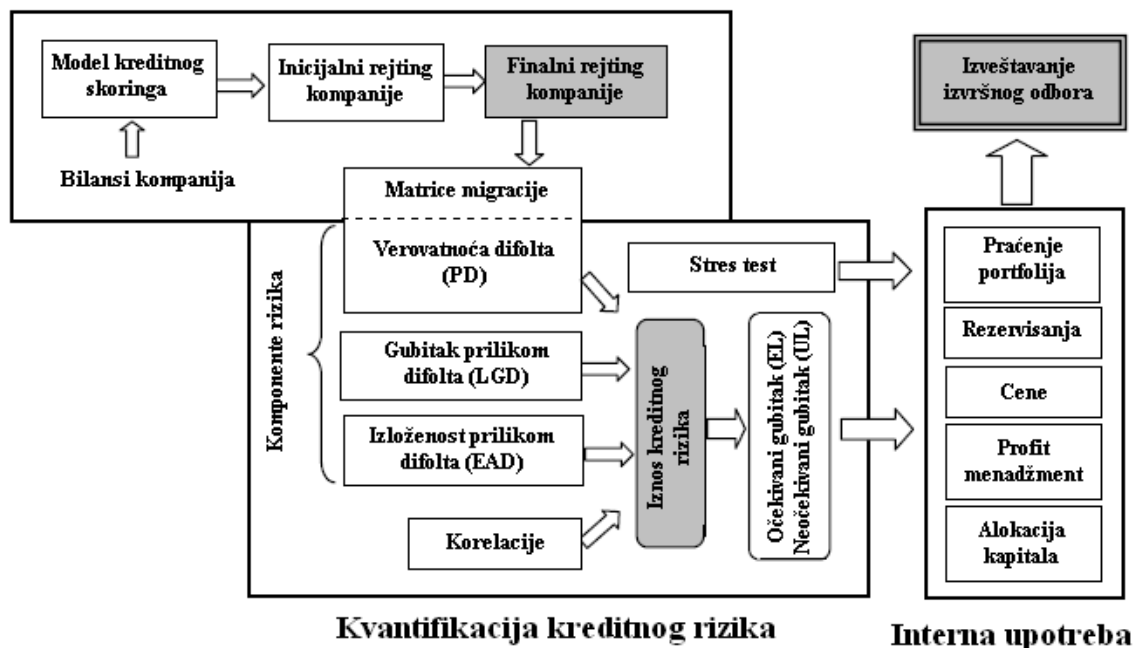
Na Slici 28. prikazan je napredan sistem upravljanja kreditnim rizikom na način kako je to zamišljeno kroz Bazel III okvir. Ulazni podaci u ovaj sistem su podaci o bilansima preduzeća, koji se prvenstveno koriste kao ulazni podaci u prethodno razvijeni model kreditnog scoringa. Kao naredni korak, izračunavanje statističkog rejtinga se bazira na

---

<sup>101</sup> Na povećanje pondera rizika, kod finansijskih institucija, utiče dodatni multiplikator koeficijenta korelacije od 1.25, koji je primenjen nad izrazom (65).

<sup>102</sup> Bazel II praksa koja je trenutno na snazi, u SA pristupu ne prepoznaje status difolta privrednih društava kao kategoriju nastupanja nepovoljnog događaja. U SA izveštajima za kreditni rizik pominje se klasa „Potraživanja u kašnjenju“ (*eng. past due category*) na kojima se primenjuje  $RW=150\%$ , dakle difolt status nije u upotrebi u SA pristupu za merenje i procenu kreditnog rizika.

interno definisanoj rejting skali. Da bi se definisao konačni rejting preduzeća, neophodno je procesno uključiti sve raspoložive informacije i izračunati statistički rejting.



Slika 28. Napredni sistem upravljanja kreditnim rizikom prema Bazelu III

Najčešći pristup podrazumeva korišćenje kvalitativnih upitnika, kao i ručne korekcije rejtinga risk analitičara. Migracione matrice, kao dalji procesni korak, služe za praćenje dinamike promene finalnih internih rejtinga u toku vremena i mogu da posluže kao glavni input u daljem procesu kvantifikacije kreditnog rizika.

Glavne komponente kreditnog rizika PD, LGD i EAD kao i uvećani korelacijski koeficijent definisan Bazel III standardima služi za izračunavanje iznosa kreditnog rizika, kroz procene pondera kreditnog rizika kao i rizikom ponderisane aktive. Na osnovu metodologije, procena PD se preuzima iz finalnog rejtinga kompanije ili modela kreditnog skoringa sa početka procesa. U daljem koraku očekivani i neočekivani gubici su osnova za internu upotrebu kreditnog rizika. Vidljivi su kao različite stavke u izveštajima kreditnog portfolija, uspostavljanje kamatnih stopa (cena) proizvoda, alokaciju kapitala, odnosno, za izveštavanje Izvršnog odbora banke. Kao rezultat izveštavanja trebalo bi da uslede povrtane informacije o korektivnim akcijama, s obzirom na limite koji su postavljeni a tiču se nivoa očekivanog i neočekivanog gubitka, rizikom ponderisane aktive i koncentracije portfolija. Kao neizostavni deo sistema za

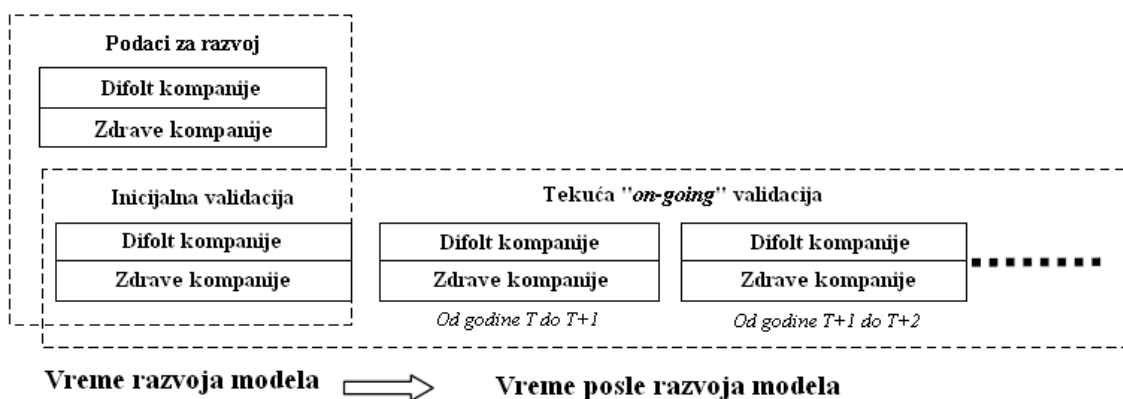


upravljanje kreditnim rizikom su stres testovi. Cilj ovakve vrste testova je da kvantifikuje nivo kreditnog rizika pri uslovima nepovoljnih finansijskih kretanja u ekonomiji zemlje i šokovima koji mogu uslediti kao posledica promene fiskalne, monetarne politike kao i naglog porasta stope nenaplativih plasmana. Prikazani pristup predstavlja sveobuhvatni okvir za primenu Bazel III standarda, koji je apsolutno primeniv i na bankarskom tržištu Srbije u kome je Bazel III tek u povoju.

#### **4.4. Validacija internog kreditnog rejtinga**

*Bazelski komitet za superviziju banaka (BIS)* identifikovao je validaciju rejting modela kao glavni izazov i ključan segment primene kvantitativnih modela u bankarskoj industriji (BCBS, 2005). Validacija internog kreditnog rejtinga je jedan od minimalnih zahteva IRB pristupa u Bazel II i Bazel III standardu. Od banke se zahteva obavlja regularne cikluse validacije modela koji uključuje monitoring ponašanja modela i njegove stabilnosti i upoređivanje izlaza iz modela sa empirijskim utvrđenim vrednostima. Pored regulatornih zahteva za validacijom internog rejting sistema, ovaj proces je od velikog značaja i za banku koja sistem internih rejtinga koristi u praksi za odobravanje kredita i kvantifikaciju kreditnog rizika. Zbog toga, samo validiran model i interni rejting može obezbediti banci punu sigurnost u ispravnost donešenih odluka na osnovu izlaza iz modela.

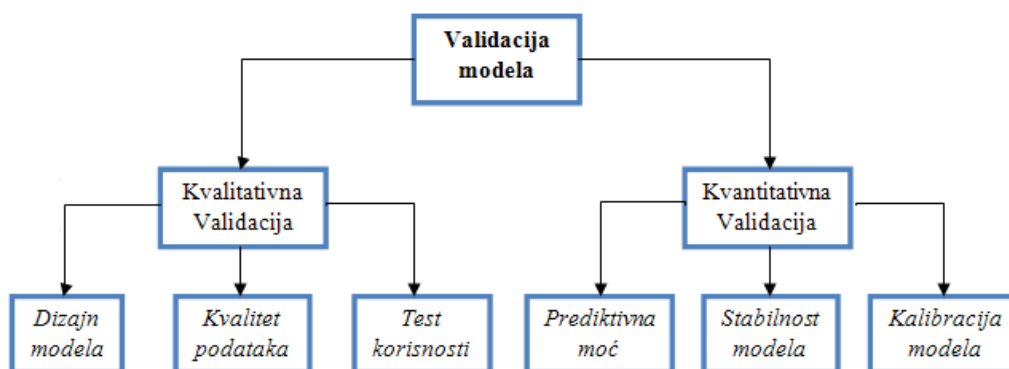
Validacija, po vremenu kada se obavlja, se može podeliti na *inicijalnu validaciju* i *tekuću validaciju*. Glavna razlika između ove dve vrste validacije je u vremenskoj komponenti i tipu uzorka koji se koristi. Na Slici 29. može se primetiti da se *inicijalna validacije* obavlja uporedo sa razvojem modela, tako što se celokupni razvojni uzorak podeli na trening i uzorak za validaciju, što je i detaljno objašnjeno u Poglavlju 2.2. Ukoliko sprovedeni testovi validacije pokažu povoljan rezultat, implementacija modela u sistem banke se može da se sprovede. Nakon toga i protoka minimum jedne godine od trenutka puštanja modela u produkciju moguće je sprovesti *tekuću validaciju*. Ova vrsta validacije zapravo treba da pokaže kako se model ponaša na podacima koji nisu ni korišćeni u razvoju, a ne poklapaju se ni vremenski sa periodom razvoja modela. Dakle, glavna karakteristika *tekuće validacije* je u originalnosti samog validacionog uzorka (*eng. out-of-sample out-of-time*).



Slika 29. Vremenski raspored validacije modela

Zajedničko za oba tipa validacije je da se primenjuju isti statistički i ostali neophodni testovi. Kako u bankarskoj praksi tako i u akademskoj literaturi pokazano je da je odlika *tekuće validacije* blagi do nagli pad prediktivne moći modela koji se validira. Razlozi mogu da budu razni, a najčešće su prirodno i blago slabljenje prediktivne moći modela usled protoka vremena, promena poslovnog ambijenta i ekonomsko poslovnih uslova koji zahtevaju promenu strategija i ponašanja privrednih društava, kao i promena makroekonomskih faktora. Dakle, većina faktora koja može da oslabi prediktivnu moć modela je eksternog tipa i banka ne može značajno da utiče na ovakve promene. Jedino rešenje je rekalkibriranje modela ili izrada novog.

Proces validacije nezavisno od vremenskog perioda i vrste uzorka na kojoj se obavlja zasniva se na *kvalitativnoj* i *kvantitativnoj* komponenti. Na sledećoj slici su prikazane glavni aspekti (komponente) validacije rejting modela.



Slika 30. Aspekti i pravci validacije rejting modela

*Kvalitativna validacija* se sastoji od provere dizajna samog modela, zatim kvaliteta podataka koji su korišćeni u razvoju modela i kvantitativnom delu validacije i na kraju internu upotrebu internih rejtinga kao i usaglašenost sa procesnim procedurama u okviru

banke. Kvalitativna validacija se može shvatiti kao ponovna provera neophodnog preduslova da je model razvijen na pravi način, uz poštovanje osnovnih statističkih načela modelovanja i da se kao takav primenjuje u produkcionom sistemu banke. Kvalitativna validacija ima još za cilj, da ukaže na eventualno neadekvatnu upotrebu internih rejtinga, nepoštovanje procesnih procedura vezanih za upotrebu rejtinga, kao i neusaglašenost sistema kroz koje model internog kreditnog rejtinga u banci živi. Ukoliko je kvalitativna validacija pozitivna, nastavlja se dalje sa sledećom fazom validacije internog kreditnog rejtinga, u suprotnom trenutni interni kreditni rejting mora da se napusti i razvije novi, na zdravim osnovama.

*Kvantitativna validacija* predstavlja centralni koncept validacije internog kreditnog rejtinga. Korišćenjem odabranih statističkih testova, dati odgovor na pitanja da li upostavljeni interni kreditni rejting zaista rangira kompanije u skladu sa njihovom opserviranom verovatnoćom difolta, kao i da li modelom projektovana verovatoće difolta odgovara opserviranoj verovatnoći difolta. Odgovore na ova pitanja moguće je dobiti kroz proveru *diskriminatorne moći, kalibriranosti i stabilnosti* modela internog kreditnog rejtinga kao što je prikazano na Slici 30.

Statistički testovi kojima je moguće odrediti prediktivnu moć internog kreditnog rejtinga se u potpunosti poklapaju sa testovima predstavljanim u Poglavlju 3.5. Na identičan način, kako je to urađeno sa rezultatima modela kreditnog skoringa, nad podacima u vidu internih rejtinga klasa moguće je sprovesti identične statističke testove. Razlika je jedino u nivou agregacije. Drugim rečima, interni kreditni rejting nije ništa drugo do korišćenje grupisanih PD vrednosti, koje su rezultat kredinog skoring modela, po klasama predstavljanim kao rejting kategorije. Statističkim testovima poput ROC, CAP i KS statistike se potvrđuje kvalitet rangiranja preduzeća po rejting klasama od najboljih ka najgorim, odnosno dolazi se do odgovora na pitanje da li postoji prediktivna moć u smilu predviđanja difolta preduzeća i da li je ona na zadovoljavajućem nivou.

Statistički testovi kalibracije se sprovode kako bi se ispitao kvalitet modela u smislu dodeljenih PD vrednosti kompanijama, odnosno da li se prosečne vrednosti PD po modelu slažu sa opserviranim stopama difolta po rejting kategorijama. Ono što je važno pokazati testovima je da rizik modela kroz prosečne PD vrednosti rejting klasa ne

pocenjuje stvarno opservirani rizik. U praksi primene testova kalibracije potrebno je koristiti jednostrani test u slučaju da želi da se uvrđi statistička značajnost da trenutni model ne pocenjuje rizik, odnosno dvostrani testovi ukoliko želi da se pokaže da se vrednosti predikcije i opservirane vrednosti poklapaju (Loffler & Posch, 2007). Statistički testovi poput *Brier skora*, *binomnog testa sa i bez pretpostavke korelisanosti difolta* i *normalnim testom* kao aproksimacije binomnog testa.

Retinjng sistem koji treba da se validira sadrži  $N$  kompanija koje su dobile rejting i koje su klasifikovane u jednu od rejting klasa,  $N_k$  označava broj rejtingovanih kompanija,  $D_k$  broj difolt kompanija, po svakoj rejting klasi  $k \in \{1, \dots, K\}$ . Tako da  $N = \sum_{k=1}^K N_k$ , takođe  $pd_k$  neka označava modelom dodeljenu verovatnoću difolta klasi  $k$ , a  $d_k = D_k / N_k$  neka predstavlja opserviranu stopu difolta u klasi  $k$ .

**Binomni test** predstavlja jedan od najmoćnijih testova za validaciju rejting modela (Tashe, 2005). Pod pretpostavkom da difolti međusobno nezavisni, i da difolt po rejting klasi  $D_k$  prati binomnu distribuciju jednostranim testom možemo proveriti tačnost predikcije verovatnoće difolta testiranjem sledećih hipoteza:

- ✓  $H_0$ : PD modela je dovoljno konzervativan i nije niži od stope difolta u posmatranoj rejting klasi
- ✓  $H_1$ : PD modela je niži od stvarne stope difolta

Hipoteza  $H_0$  se odbacuje na nivou poverenja  $(1-\alpha)$  kada god je broj opserviranih difolta u rejting klasi  $k$  veći ili jednak kritičnoj vrednosti, odnosno kad je broj difolt clijenata  $D_k^-$  toliki da *kumulativna binomna distribucija* premaši zadati interval poverenja u rejting klasi  $k$ , odnosno kada je ispunjen uslov:

$$\sum_{i=1}^{D_k^-} \binom{N}{i} (pd_k)^i (1-pd_k)^{(N-i)} > (1-\alpha) \quad (75)$$

Na osnovu ove formule je moguće imlicitno odrediti *broj difolt clijenata* što je  $(D_k^- - 1)$ , koji je moguće opservirati, uz pretpostavljenu verovatnoću difolta tj. PD i ukupan broj rejtingovanih clijenata u toj rejting klasi, a koji omogućava da hipoteza  $H_0$  ne bude odbačena. Drugim rečima, kumulativna verovatnoća difolta dobijena izrazom za taj maksimalni broj difolt clijenata ne bi prelazila zadati nivou poverenja  $(1 - \alpha)$ .

**Normalni test** predstavlja generalizaciju binomnog testa<sup>103</sup> u slučajevima kada postoji dovoljan broj difolt klijenata. Za upotrebu normalnog testa neophodno je da se stvore uslovi u smislu postojanja dovoljnog broja difolt slučajeva u portfoliju. Za nizak broj difolt slučajeva, preduslovi za korišćenje normalnog testa nisu uvek ispunjeni. Laplasovo pravilo vezano za broj klijenata  $N_k$  u rejting klasi  $k$  sa stopom difolta  $d_k$ , koje glasi  $N_k \times d_k \times (1 - d_k) > 9$  mora biti ispunjeno da bi se primenio normalni test, kao aproksimacija binomnog testa (Tasche, 2006). Na primer, to znači da bi za rejting klasu u kojoj je stopa difolta 2% bilo neophodno 460 kompanija koje bi morale da se nađu u toj rejting klasi, kako bi Laplasov uslov bio ispunjen. Iz navedenog razloga binomni test se primenjuje više u praksi. Normalna aproksimacija testira identične hipoteze za posmatranu rejting klasu  $k$ , kroz sledeći izraz:

$$\Phi\left(\frac{D_k^- - N_k \cdot pd_k}{\sqrt{N_k \cdot pd_k \cdot (1 - pd_k)}}\right) > (1 - \alpha) \quad (76)$$

Logika ponovo ukazuje da je moguće implicitno odrediti broj difolt klijenata što je  $(D_k^- - 1)$ , koji je moguće opservirati, uz pretpostavljenu verovatnoću difolta tako da hipoteza  $H_0$  ne bude odbačena. Drugim rečima, kumulativna verovatnoća difolta izračunata izrazom (76) za taj broj difolt klijenata ne bi prelazila zadati nivou poverenja  $(1 - \alpha)$ .

**Brierov skor (BS)** predstavlja test kalibriranosti modela, kojim se izračunava prosečno kvadratno odstupanje opservirane stope difolta i modelom predviđene verovatnoće difolta.

$$BS = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^K N_k \left[ d_k (1 - pd_k)^2 + (1 - d_k) (pd_k)^2 \right] \quad (77)$$

Vrednosti  $BS$  koje su bliže nuli označavaju bolje kalibrirani model. Drugim rečima, srednje kvadratno odstupanje opservirane stope difolta i modelom predviđene verovatnoće difolta je zanemarljivo kada je  $BS$  blisko nuli (OeNB & FMA, 2004).

**Herfindahl index (HI)** predstavlja test provere koncentracije u rejting modelu. Ni jedna rejting klasa ne sme da ima preveliku koncentraciju u smislu broja rejtingovanih

---

<sup>103</sup> Poznato je da binomna distribucija konvergira normalnoj distribuciji za veliki broj klijenata  $N$ .

preduzeća koje su se našle jednoj od rejting klasa  $K$ . Ovim indeksom se izračunava nivo koncentracije na sledeći način:

$$HI = \frac{\sum_{k=1}^K (N_k/N)^2 - 1/K}{1 - 1/K} \quad (78)$$

Visok nivo indeksa ili povećanje  $HI$  indeksa u validacionom u odnosu na razvojni uzorak mogu biti znak visokog ili povećanog nivoa koncentracije u nekoj od rejting skala.

**Indeks stabilnosti populacije (PSI)** predstavlja proveru stabilnosti populacije po rejting klasama. Ukoliko nije došlo do značajnog odstupanja procentualnog učešća u broju klijenata po grupama internog kreditnog rejtinga između razvojnog i validacionog uzorka, PSI indeks će da bude blizak nuli i da ukaže na stabilnost raspodele populacije preduzeća po rejting klasama. PSI se računa na sledeći način:

$$PSI = \sum_{k=1}^K \left( N_k^{RU} / N^{RU} - N_k^{VU} / N^{VU} \right) \cdot \ln \left( \frac{N_k^{RU} / N^{RU}}{N_k^{VU} / N^{VU}} \right) \quad (79)$$

gde  $N_k^{RU}$  i  $N_k^{VU}$  predstavljaju broj opservacija u  $k$  rejting klasi razvojnog uzorka (RU) i validacionog uzorka (VU). U praksi se za vrednosti  $PSI < 0.10$  smatra, nema značajne promene stabilnost u populaciji razvojnog i validacionog uzorka.

#### **4.5. Nova metodologija formiranja klasa internog kreditnog rejtinga za potrebe banke korišćenjem matrica migracije**

Kreditni scoring model kao rezultat obezbeđuje kvantitativnu procenu kreditnog kvaliteta svakog preduzeća za koje postoje ulazne informacije u model. Uobičajan pristup je da se rejting klase izgrade kao segmenti kreditne scoring skale u  $k$  grupa, od kojih će svaka grupa da dobije raspone PD vrednosti koji je određuju. Dve glavne razlike između sistema internog kreditnog rejtinga banke i rejting agencije su širina analize i obuhvat informacija koje ulaze u rejting ocenu. Banke su uglavnom fokusirane isključivo na procenjenu verovatnoću difolta modelom kreditnog scoringa, dok rejting agencije u procenu uključuju i mnoge druge makroekonomske i kvalitativne faktore (Crouhy, Galai, & Mark, 2006). Sa druge strane banke nadograđuju čist kvantitativni

rejting preduzeća uključivanjem mišljenja kreditnih analitičara kroz korigovanje kvantitativnog rejtinga za jednu ili više rejting kategorija.

U akademskoj literaturi problem uspostavljanja i formiranja klasa internog kreditnog rejtinga, nije u potpunosti transparentan. Ni jedno od istraživanja nije dalo jedinstveno rešenje, kao ni transparentan predlog pristupa, na koji način bi mogle da se utvrde granice svake rejting klase. Uglavnom autori (Engelmann, Hyden, & Tasche, 2003), (Mahlmann, 2004) i (Trueck & Rachev, 2009) polaze od već dobro utvrđenih granica i klasa rejting koje su preporučene od strane vodećih rejting agencija, čime se uspostavljanje rejting klasa uzima kao već urađen proces.

Jedan od ciljeva u ovoj disertaciji je, da se predloži nova metodologija kako da se na osnovu inputa, koji predstavljaju verovatnoće difolta (PD) klijenata koje su proizašle iz scoringa razvijenog nad određenim segmentom portfolija, kvantitativno odrede granice svake rejting klase. Pristup je zasnovan na simulacijama, kao ulazi u sistem uzimaju se verovatnoće procenjene verovatnoće difolta na  $31.12.t$  kao i informacija o difoltu nakon 12 ( $t+1$ ) meseci. Nova predložena metodologija sastoji se od postavljanja početnih granica rejting klasa, zatim uzimanjem u obzir postojećih i novih kriterijuma konzistentnosti, zatim simulacijama i na kraju odabiru optimalnog rešenja uzimajući u obzir postavljene kriterijume.

#### **4.5.1. Postavljanje početnih granica rejting klasa**

Broj granica na skali od  $[0, 1]$  koji se zadaje uvek je manji za jedan od broja željenih rejting klasa. Kao što je bilo reči u prethodnim poglavljima, ceo postupak postavljanja i određivanja rejting klasa se izvodi samo na preduzećima koje su iz godine u godinu postoje finansijski izveštaji, odnosno na klijentima koji su se imali izloženost po kreditnim proizvodima dve godine uzastopno tzv. 'preživeli' (*eng. survivors*). Samo za ove klijente je moguće odrediti u koju su klasu u te dve uzastopne godine prešli u odnosu na baznu klasu internog rejtinga (npr. **BBB**). Takođe u analizu uspostavljanja internih rejting klasa ušli su samo klijenti koji na početku posmatranog perioda, koji je određen datumom finansijskih izveštaja, nisu bile u statusu difolta. Minimalni broj rejting klasa od koga se prošlo u istraživanju je postavljen na 7 rejting klasa i difolt klasa što je u skladu sa minimalnim zahtevima koji su propisani „*Odlukom o adekvatnosti kapitala banke*“ (NBS, 2011). Preduzeća koja u toku posmatranog

perioda uđu u status difolta automatski migriraju u difolt klasu („D“), dok ostala preduzeća ukoliko dođe do promene rejtinga ovakva promena će takođe biti ispraćena kroz matrice migracije. Uvidom u Tabelu 2. dolazimo do podatka da za godinu posmatranja 2007. postoji svega 684 preduzeća u razvojnom uzorku. Ovo je duplo manje, imajući u vidu da je u svim ostalim godinama od 2008.-2011. prosečan broj klijenata po godinama posmatranja iznosi 1555. Činjenica da postoji nedovoljan broj klijenata u statističkom smislu, u godini posmatranja 2007., stvara bojazan, koja je i empirijski utvrđena, da bi migraciona matrica 2007.->2008. narušila proces određivanja optimalnih granica internog kreditnog rejtinga. Uzimajući u obzir ove činjenice iz razvojnog uzorka koji će da bude osnova rejting analiza, godina posmatranja 2007. je isključena iz daljeg procesa uspostavljanja klasa internog kreditnog rejtinga<sup>104</sup>.

**Tabela 35. Razvojni uzorak – pregled potrebnih podataka za uspostavljanje internog kreditnog rejtinga**

ID preduzeća	Godina & ID preduzeća	Godina posmatranja	Ulazak u difolt status	Uzorak	Skor poeni	PD modela
08674043	2010_08674043	2010	0	Trening	598.60	2.06%
17045000	2011_17045000	2011	0	Validacioni	638.66	0.52%
38693112	2010_38693112	2010	0	Validacioni	608.98	1.44%
17202853	2010_17202853	2010	1	Trening	596.06	2.24%
75242853	2010_75242853	2010	0	Trening	567.01	5.90%
24770574	2008_24770574	2008	0	Trening	588.90	2.85%
20555053	2011_20555053	2011	0	Validacioni	578.03	4.11%
57227840	2008_57227840	2008	0	Trening	631.34	0.67%
57590472	2009_57590472	2009	0	Trening	509.71	31.37%
20529924	2009_20529924	2009	0	Trening	569.74	5.40%
70419808	2009_70419808	2009	0	Trening	565.34	6.23%
57052748	2010_57052748	2010	0	Validacioni	602.35	1.81%
08589498	2010_08589498	2010	0	Trening	553.32	9.16%
...	...	..	..	..	..	..
22582473	2009_22582473	2009	0	Validacioni	645.66	0.41%
27448521	2010_27448521	2010	0	Validacioni	516.50	26.54%
85545226	2009_85545226	2009	0	Trening	575.36	4.49%

<sup>104</sup> Prvobitne simulacije rejting klasa u ovom istraživanju uključivale su i godinu posmatranja 2007. Kao posledica, javio se problem uspostavljanja rejting klasa koje zadovoljavaju sve kriterijume uspostavljanja internog kreditnog rejtinga koji su definisani u Poglavlju 4.5.2. Nakon isključivanja godine posmatranja 2007. ovi problemi su nestali, što je potvrdilo da nedovoljno veliki uzorak da oteža i onemogućuje optimalno uspostavljanje rejting klasa u metodologiji koja je primenjena.



Tabela 35. prikazuje deo opservacija koji će biti korišćeni za ustpostavljanje internog kreditnog rejtinga. U pitanju je razvojni uzorak, u kome se može videti godina posmatranja iz koje potiče procena skor poena i PD vrednosti, kao i deo razvojnog uzorka, trening ili validacija, u koji je inicijalno smeštena posmatrana opservacija. Ukupan broj preduzeća po godinama, nakon izbacivanja godine posmatranja 2007., iznosi 6222, a broj onih koja su ušla u status difolta iznosi 581, što predstavlja stopu difolta od 9.34%. Tabela 35. u programskom delu kôda biće označena kao `RATING_DATA`.

Proces određivanja PD granica zasnovan je na Tabeli 35. Na osnovu nove metodologije *započinje* određivanjem početnih vrednosti granica rejting klasa, koje će biti podložne kontrolisanim promenama u daljem procesu uspostavljanja klasa internog kreditnog rejtinga. Metodologija postavljanja početnih granica omogućava da početne granice definišu po jednom od sledeća dva pristupa:

- *Prvi pristup* - kao granice između rejting klasa uzimaju se vrednosti PD koji dele celu skalu na 7 jednakih delova u smislu broja klijenata po svakoj rejting kategoriji. Ovaj način određivanja granica može programski biti izveden na dva načina, jedan je korišćenjem funkcija SAS programskog jezika PROC UNIVARIATE koja obezbeđuje rezultate podele skale po jednakim percentilima. Drugi način je korišćenjem PROC RANK funkcije koja omogućava podelu skale po jednakom broju klijenata po svakoj definisanoj klasi.
- *Drugi pristup*, kao granice između rejting klasa uzimaju se PD vrednosti pomoću kojih se dobija distribucija gustine raspodele broja preduzeća po rejting skali što bliže normalnoj raspodeli. U teoretskom smislu, poželjnije je pribeći drugom pristupu, jedino ukoliko on ne daje zadovoljavajuće rezultate kroz simulacije, trebalo bi se osloniti na *prvi pristup*.

U *prvom pristupu*, cilj je dobijanje šest početnih granica PD koje su izlaz iz modela kreditnog skoringa, koje PD skalu treba da podele na sedam rejting kategorija. Korišćenjem SAS funkcije PROC UNIVARIATE koja je uobličena u vidu kôda, u nastavku dobijaju se početne granice PD koje odgovaraju *prvom pristupu*.

**Tabela 36. Kôd za određivanje početnih granica PD korišćenjem PROC UNIVARIATE metode**

```

PROC UNIVARIATE data=RATING_DATA noprint;
var PD;
output out=UNIV_PERCENTIL
pctlpre=P_ pctlpts= 0 to 100 by %eval(100/6);
run;
proc transpose data=UNIV_PERCENTIL
OUT=UNIV_PERCENTIL (DROP=_LABEL_ RENAME=( _NAME_ =KVANTIL COL1=PD));
run;

```

Kôd u Tabeli 36. prikazuje upotrebu PROC UNIVARIATE funkcije SAS-a. Ulazna tabela u algoritam je RATING\_DATA. Rezultat je dat u Tabeli 37, koja sadrži kolonu „Percentil“, kolonu koja prikazuje odgovarajuće početne granice koje dele PD skalu na 7 celina sa jednakim brojem preduzeća po svakoj. U Tabeli 37. su početne granice prikazane sa proizvoljno datim imenima od  $P_{16}$ ,  $P_{32}$  ...,  $P_{96}$ . Sve kolone, osim poslednje „Broj preduzeća“, su rezultat kôda u Tabeli 36. Nakadno je izračunat broj klijenata koji potpada u svaku rejting klasu, a zatim je kao suplement prikazan u Tabeli 37.

**Tabela 37. Početne PD granice korišćenjem PROC UNIVARIATE metode**

Rejting klasa	Percentil	PD granica rejting klase	Broj preduzeća
1	P_16	0.8647%	995
2	P_32	2.0602%	997
3	P_48	4.0841%	994
4	P_64	7.5390%	997
5	P_80	15.016%	994
6	P_96	42.673%	996
7	P_100	100.00%	249

Uzimajući u obzir da početak skale PD=0% je najniža moguća vrednost koja nije prikazana, dok je vrednost PD=100% nakadno je takođe dodata, kao poslednji red i percentil P\_100 kako bi mogao da se prikaže broj preduzeća po inicijalnim rejting klasama. Prikazane PD granice u Tabeli 37, predstavljaju *gornje granice* odnosno rejting klase. Takođe jasno je da je gornja granica klase  $k$  u isto vreme i donja granica klase  $(k + 1)$ . Na primer u rejting klasu 2., koja je određena percentilom P\_32 upadaju preduzeća, njih 997, kod kojih je model PD manji ili jednak od 2.0602% a veći od 0.8647%.

**Tabela 38. Kôd za određivanje početnih granica PD korišćenjem PROC UNIVARIATE metode**

```
proc rank DATA=RATING_DATA out=RANK_test groups=6;
var PD;
ranks R_PD;
RUN;
proc sql;
create table PD_GRANICE AS
select
R_PD, min(PD) as MIN_PD, max(PD) as MAX_PD,
count(PD) AS BROJ_KLIJENATA
from RANK_test group by R_PD ORDER BY R_PD ASC;
run;
```

Tabela 38. prikazuje uobličen kôd koji koristi PROC RANK funkciju SAS-a. Ulazna tabela u algoritam je RATING\_DATA. Rezultat izvršenja navedenog kôda je dat u Tabeli 39. Kao rezultat dobijene su PD granice koje dele skalnu na 7 klasa sa podjednakim brojem preduzeća. Treća i četvrta kolona predstavljaju donju i gornju PD granicu u okviru svake rejting klase.

**Tabela 39. Početne granice PD korišćenjem PROC RANK metode**

Rejting klasa	PD granica rejting klase		Broj preduzeća
	donja	gornja	
1	0.071%	0.746%	888
2	0.746%	1.743%	889
3	1.743%	3.265%	889
4	3.265%	5.779%	889
5	5.779%	9.975%	889
6	9.975%	20.11%	889
7	20.11%	100.0%	889

U drugom pristupu koji je primenjen, U varijanti u kojoj se teži normalnoj raspodeli za slučaj 7 rejting klasa, analitičar može poći od sledećeg udela preduzeća po rejting klasama, koji odgovara normalnoj raspodeli:

**Tabela 40. Početne granice PD koje odgovaraju normalnoj distribuciji raspodele preduzeća po rejting klasama**

Rejting	Udeo	Kumulativni udeo	PD granica rejting klase	Broj preduzeća
1	4%	4%	0.259%	250
2	9%	13%	0.675%	559
3	22%	35%	2.373%	1369
4	30%	65%	7.785%	1867
5	22%	87%	21.42%	1369
6	9%	96%	42.61%	560
7	4%	100%	100.0%	248

U Tabeli 40. su prikazane PD granice rejting skale koja je inicijalno uspostavljena, tako da je frekvencija rasporeda ukupnog broja preduzeća po rejting klasama približna normalnoj distribuciji. Drugim rečima, može se videti da je najveći broj preduzeća koncentrisan između 3. i 5. rejting klase.

U nastavku rejting kategorije od 1. do 7. biće zamenjene notacijom S&P eksterne kreditne rejting agencije i to na sledeći način: 1–, „AAA“, 2–, „AA“, 3–, „A“, 4–, „BBB“, 5–, „BB“, 6–, „B“, 7–, „CCC“. Klasa u koju upadaju difolt klijenti biće označena sa „D“.

#### **4.5.2. Novi kriterijumi konzistentnosti za uspostavljanje klasa kreditnog rejtinga**

Da bi se uspostavile optimalne rejting klase i zacrtale njihove finalne granice, u ovoj doktorskoj disertaciji pošlo se od višekriterijumskog pristupa. Akcenat metodologije je u kriterijumima za odabir adekvatnih PD granica svake od rejting klasa, kao i kvantifikovanju i uzimanju u obzir kvaliteta migracionih matrica, koje su takođe uslovljene PD granicama svake od rejting klasa. Broj migracionih matrica koji ulazi u višekriterijumsku analizu, zavisi od broja godina uzorka i to od godine 31.12.*t* do 31.12.*(t + 1)* je uslov za formiranje jedne migracione matrice. U analizu takođe ulaze samo preduzeća koja su postojala u oba od dva uzastopna vremenska trenutka, a da pri tome u trenutku 31.12.*t* nisu bili u difolt statusu. Simulacije uključuju kontrolisano menjanje granica, pomoću razvijenog simulacionog koda u SAS programskom jeziku. Pre početka simulacija, iz daljeg procesa se isključuju sva preduzeća kojima je prestala kreditna izloženost<sup>105</sup> u toku posmatrane godine. Kako bi se izabrao optimalni raspon PD po svakoj od rejting klasa, osmišljeni su i iskorišćeni novi kriterijumi. Ovim

<sup>105</sup> Misli se na otplaćen kredit u toku posmatrane godine.

kriterijumima se kvantifikuju kroz svaku simulaciju kvalitet i stabilnost migracionih matrica, koje su određene kontrolisano simuliranim PD granicama. Važno je imati u vidu da svakom simulacijom rejting klase, dolazi i do promene odnosa broj dobrih i difolt preduzeća po rejting klasama. Ovakve promene uslovljavaju i promene u kvalitetu rejting klasa i migracionih matrica, tako da je ideja novog višekriterijumskog pristupa, da se kvantifikuje i izmeri svaka promena konzistentnosti i stabilnosti nad matricama migracije i po rejting klasama.

Objašnjenje za višekriterijumski pristup kvantifikovanju konzistentnosti i stabilnosti dati su u nastavku.

1. *Indikator narušenosti glavne dijagonale (INGD)* – jedna od osnovnih svojstava migracionih matrica je da glavna dijagonala sadrži najviše procenata migracija u odnosu na sva ostala polja u migracionoj matrici, gledano od dijagonale levo i desno po redovima. Ovaj indikator dobija vrednost jedan ukoliko makar po jednom redu glavna dijagonala ne sadrži najviše procenata migracija.
2. *Kriterijum glavne dijagonale (KGD)* – iako to nigde nije u akademskoj literaturi navedeno kao kriterijum, u ovoj doktorskoj disertaciji je po prvi put određeno, da sva polja po redovima i kolonama u odnosu na polje glavne dijagonale treba da budu strogo monotono opadajuća<sup>106</sup>. Ovim se postiće da polja glavne dijagonale  $p_{i,i}$  imaju najviše procenata migracije.

$$KGD = \sum_{i=1}^K p_{i,i} \quad (80)$$

3. *Kriterijum monotonosti redova (KMR ili FLAG\_G)* treba da kvantifikuje da li svako uzastopno polje po redu migracione matrice, od glavne dijagonale u desno,  $p_{i,j}$  ima opadajući trend migracija. Nepoželjno je narušavanje ovakvog trenda.

---

<sup>106</sup> Često i u matricama migracije najpoznatijih rejting agencija može da se dogodi i sretne slučaj da kriterijum monotonosti po redovima rejting skale nije zadovoljen.

$$KMR = \sum_{i=1}^{K-1} \sum_{j=i+1}^{K-1} \left\{ \begin{array}{ll} 1, & p_{i,i} < p_{i,j} \\ 1, & p_{i,j} < p_{i,(j+1)} \\ 0 & \text{ostalo} \end{array} \right\} \quad (81)$$

Na primer, ako je procenat zadržavanja klijenata na glavnoj dijagonali AAA->AAA = 53.6% onda bi bilo koja migracija iz AAA -> (AA, A, BBB, BB, CCC, D) trebalo da bude monotono opadajuća u suprotnom nastupa status *KGD* je veći od jedan, što ukazuje na nekonzistentnosti glavne dijagonale. Što je veći broj *KGD* kriterijuma to ja znak da je matrica migracije po više polja glavne dijagonale nekonzistentna. Za svaku migracionu matricu po godini se izračuna suma *KGD*, a zatim se utvrdi i zbir ovih suma po godinama kao pokazatelj kvaliteta migracione matrice. Što je ovaj pokazatelj veći to je matrica nekonzistentnija, dakle, cilj je minimizovati *KGD* pokazatelj odnosno držati ga na vrednosti 0 ukoliko je to moguće.

4. *Ponderisana suma rastojanja (PSR)* - predstavlja ponderisanu sumu rastojanja migracija po redovima, i desno i levo, u odnosu na glavnu dijagonalu. Cilj je da se obezbedi da stope migracije u migracionoj matrici budu što je više moguće raspoređene i koncentrisane oko glavne dijagonale. Polja migracione matrice udaljenija od glavne dijagonale dobiće veći uzimajući u obzir i njenu stopu migracije.

$$PSR = \sum_{i=1}^K \sum_{\substack{j=1 \\ i \neq j}}^K p_{i,j} \cdot (i-j)^2 \quad (82)$$

Za svaku migracionu matricu po svakoj posmatranoj godini se izračuna suma rastojanja, a zatim se utvrdi i prosek ovih suma rastojanja po godinama, kao pokazatelj kvaliteta migracione matrice. Optimalno rešenje nalaže da se obezbedi kombinacija PD granica internog kreditnog rejtinga, koji postizu najmanju vrednost proseka PSR svim godinama za koje su migracione matrice izračunate, jer se time procenat zadržavanja klijenata po glavnoj dijagonali maksimizuje.

5. *Indikator broja klijentata (IBK)* – poželjno je da broj klijenata ni po svakoj rejting klasi ne bude manji od 10% od prosečnog broja klijenata  $\bar{p}_{i.,t}$  po rejting

klasi  $i$ , u posmatranoj godini  $t$ . Na primer, u uzorku je 700 klijenata u posmatranoj godini, što iznosi u proseku 100 po rejting klasi, dok je 10% od toga, ili 10, je minimalan broj koji se očekuje. IBK prebrojava godine u kojima je ovaj zahtev narušen.

$$IBK = \sum_{t=1}^T \min \left( 1, \sum_{\substack{i=1 \\ j=\bullet}}^K \begin{cases} 1, & \bar{p}_{i,\bullet,t} < 0.10 \\ 0, & \text{ostalo} \end{cases} \right) \quad (83)$$

6. *Odstupanje od prosečnog broja klijenata (OPBK)* – računa se po rejting klasama za svaku od godina u uzorku, u svom finalnom obliku iskazuje se kao prosečno odstupanje od prosečnog broja klijenata po svim rejting klasama. Ovaj indikator je veoma intuitivan i može poslužiti u svrhu tumačenja, za koliko se prosečno klijenata ne slažu sve posmatrane rejting kategorije po svim godinama.

$$OPBK = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \sum_{\substack{i=1 \\ j=\bullet}}^K |N_{i,\bullet,t} - \bar{N}_{\bullet,\bullet,t}| \quad (84)$$

gde je  $N_{i,\bullet,t}$  ukupan broj klijenata u rejting klasi  $i$  u godini  $t$ , a  $\bar{N}_{\bullet,\bullet,t}$  prosečan broj klijenata u godini  $t$ . Ukoliko su svi ostali kriterijumi većeg prioriteta ispunjeni, OPBK može da se iskoristi kako bi se izabrao raspon PD granica rejting klasa, takav da se postiže najmanje prosečno odstupanje po broju klijenata po svim rejting klasama, odnosno da se izabere postavka granica rejting klasa koja minimizuje ovaj kriterijum.

7. *Monotono rastuća difolt stopa (MRDS)* – računa se po rejting klasama za svaku od godina u uzorku. Iskazuje se kao indikator koji uzima vrednosti 0 ili 1 u zavisnosti da li je u posmatranim opserviranim stopama difolta po rejting klasama uočeno narušavanje monotono rastuće stope difolta.

$$MRDS = \sum_{t=1}^T \min \left( 1, \sum_{i=1}^{K-1} \begin{cases} 1, & N_i/N > N_{i+1}/N \\ 0, & \text{ostalo} \end{cases} \right) \quad (85)$$

Ovaj indikator je veoma važan iako nije direktno vezan za migracionu matricu, već posmatra rejting kategorije, sugerise da li na razvojnom uzorku zaista postoji

monotono rastuća skala difolt stopa po rejting klasama. Ovaj indikator se može izračunati, kako po jednoj godini, tako i kumulativno za sve godine u uzorku.

Za postavku finalnih raspona rejting klasa potrebno je razmotriti i kvantifikovati sve gore navedene kriterijume. U idealnom slučaju distribucija opservacija po klasama biće bliska normalnoj distribuciji, a udeo preduzeća sa statusom difolta će eksponencijalno rasti od najbolje do najgore rejting klase. Ukoliko je situacija s podacima takva da idealan slučaj nije moguće dostići, potrebno je primeni kompromisno rešenje koje je što bliže optimalnom, što zahteva odustajanje od nekih od navedenih kriterijuma koji ne narušavaju fundamentalnu konzistentnost.

#### **4.6. Empirijski rezultati - Simulacije rejting klasa i izgradnja internog kreditnog rejtinga za potrebe banke**

Na osnovu Tabele 39. odnosno, inicijalnih granica rejting skale utvrđene PROC RANK metodom, dobija se uvid u inicijalnu strukturu i oblik migracionih matrica u odnosu na predefinisane granice. Ovako dobijene matrice migracije, koje će biti prikazane u nastavku, pokazuju nephodnost da se dođe do što boljeg odabira granica koje bi dale optimalne karakteristike u odnosu na kriterijume razmatrane u Poglavlju 4.5.2. Kao uvodna Tabela 41. prikazuje strukturu rejting klasa koje određuju PD granice određene PROC RANK metodom. Glavna karakteristika je u sumi podjednak broj preduzeća za godine posmatranja od 2008. do 2011.

**Tabela 41. Struktura rejting klasa nad inicijalno odabranim granicama internog kreditnog rejtinga**

Rejting	Broj preduzeća				
	2008	2009	2010	2011	Ukupno
AAA	244	201	213	230	888
AA	255	184	213	237	889
A	186	220	226	257	889
BBB	167	223	236	263	889
BB	161	231	232	265	889
B	127	253	251	258	889
CCC	101	214	301	273	889
<b>Ukupno</b>	<b>1,241</b>	<b>1,526</b>	<b>1,672</b>	<b>1,783</b>	<b>6,222</b>

Treba imati u vidu da sva preduzeća raspoređena po rejting klasama neće ući kao ulazni podaci prilikom proračuna inicijalnih migracionih matrica.



**Tabela 42. Difolt struktura rejting klasa nad inicijalno odabranim granicama**

Rejting	Difolt stopa				
	2008	2009	2010	2011	Ukupno
AAA	0.00%	0.00%	0.47%	0.43%	0.23%
AA	2.75%	0.54%	0.94%	2.11%	1.69%
A	3.23%	2.73%	2.21%	3.50%	2.92%
BBB	8.98%	2.69%	4.24%	3.42%	4.50%
BB	8.07%	11.69%	6.03%	6.42%	7.99%
B	22.05%	13.44%	8.76%	10.08%	12.37%
CCC	26.73%	44.39%	35.22%	32.60%	35.66%

Tabela 42. daje uvid u strukturu difolt stopa po inicijalno postavljenim rejting klasama vidimo da dolazi do narušavanja kriterijuma *monotono rastuće difolt stope* (MRDS) i to u godinama 2008. (BBB rejting) i 2009. (A rejting)<sup>107</sup>. Ovakva vrsta nekonzistentnosti je jedna od anomalija koja može da se reši optimizacijom inicijalno postavljenih rejting klasa. U ovom slučaju vrednost MRDS=1, a njeno izračunavanje je prikazano u Poglavlju 4.5.2.

Kao što je već prethodno bilo reči, samo preduzeća koja se nalaze u portfoliju u dve uzastopne godine i ona koja nisu započela godinu sa difolt statusom<sup>108</sup> ući će u analizu migracionih matrica, broj i struktura po godinama i rejting kategorijama ovakvih preduzeća prikazana je u Tabeli 43.

**Tabela 43. Struktura rejting klasa nad preduzećima koja ulaze u strukturu migracionih matrica**

Rejting	Broj "preživelih" ( <i>eng. survivors</i> ) preduzeća			
	2008→2009	2009→2010	2010→2011	Ukupno
AAA	199	156	151	506
AA	206	151	172	529
A	149	176	176	501
BBB	132	175	195	502
BB	120	168	175	463
B	82	177	184	443
CCC	63	94	149	306
<b>Ukupno</b>	<b>951</b>	<b>1,097</b>	<b>1,202</b>	<b>3,250</b>

Kao što se može primetiti ukupan broj ovakvih firmi je 3250, što čini 52.2% od ukupnog broja od 6222 preduzeća koja su ušla u analizu. Zaključak je, da gotovo

<sup>107</sup> Polja u kojima je došlo do narušavanja monotonosti su osenčena crvenom bojom.

<sup>108</sup> Na primer ukoliko je preduzeće ušlo u difolt status u toku 2008. godine, a na početku posmatrane godine je bilo u jednoj ne-difolt rejting klasa, naći će se u matrici migracije 2008→ 2009. Ukoliko je to preduzeće ostalo u statusu difolta i u narednim godinama, neće se više naći ni u jednoj od matrica migracije koje slede.

polovina preduzeća nije prisutna u portfoliju u toku uzastopne dve godine ili da je u pitanju odlazak u difolt status. Ovo znači da je prosečan broj preduzeća po rejting klasi po godinama oko 154 i uzimajući u obzir prosečnu stopu difolta od oko 9% to znači da je u proseku oko 14 difolt slučajeva po rejting kategoriji. S obzirom na preporuke (Peduzzi, Concato, Kemper, Holford, & Feinstein, 1996), ukoliko se i u ovom slučaju pridržavamo preporuka da postoji minimum 10 difolt statusa po posmatranom gradivnoj jedinici u modelu, u ovom slučaju rejting klasa, možemo zaključiti da postoji statistički osnov da se nastavi sa odabirom optimalne rejting postavke PD granica.

Na osnovu logike nad kojom se izgrađuju migracione matrice u nastavku od Tabele 44. do Tabele 47. prikazane su migracione matrice koje su formirane u odnosu na inicijalno postavljene PD granice, iz Tabele 39., korišćenjem PROC RANK metode.

**Tabela 44. Migraciona matrica 2008→2009 na osnovu inicijalnih granica rejting klasa**

2008→2009	AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC
AAA	<b>40.20%</b>	24.12%	16.08%	9.55%	6.03%	2.51%	1.51%
AA	13.11%	<b>20.39%</b>	20.39%	17.48%	17.48%	8.25%	2.91%
A	6.04%	11.41%	<b>16.78%</b>	22.15%	22.15%	13.42%	8.05%
BBB	4.55%	7.58%	14.39%	<b>16.67%</b>	18.94%	25.76%	12.12%
BB	4.17%	2.50%	7.50%	12.50%	<b>22.50%</b>	29.17%	21.67%
B	0.00%	0.00%	8.54%	6.10%	15.85%	<b>30.49%</b>	39.02%
CCC	3.17%	0.00%	6.35%	7.94%	11.11%	30.16%	<b>41.27%</b>

**Tabela 45. Migraciona matrica 2009→2010 na osnovu inicijalnih granica rejting klasa**

2009→2010	AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC
AAA	<b>51.92%</b>	16.03%	12.82%	10.26%	5.13%	3.21%	0.64%
AA	16.56%	<b>27.15%</b>	20.53%	15.89%	6.62%	7.28%	5.96%
A	6.25%	19.32%	<b>18.18%</b>	19.32%	18.75%	12.50%	5.68%
BBB	1.71%	12.00%	14.86%	<b>21.14%</b>	17.14%	19.43%	13.71%
BB	3.57%	4.17%	8.93%	20.83%	<b>26.19%</b>	16.67%	19.64%
B	1.13%	2.26%	6.78%	7.34%	15.25%	<b>29.94%</b>	37.29%
CCC	0.00%	0.00%	4.26%	4.26%	8.51%	21.28%	<b>61.70%</b>

**Tabela 46. Migraciona matrica 2010→2011 na osnovu inicijalnih granica rejting klasa**

2010→2011	AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC
AAA	<b>51.92%</b>	16.03%	12.82%	10.26%	5.13%	3.21%	0.64%
AA	16.56%	<b>27.15%</b>	20.53%	15.89%	6.62%	7.28%	5.96%
A	6.25%	19.32%	<b>18.18%</b>	19.32%	18.75%	12.50%	5.68%
BBB	1.71%	12.00%	14.86%	<b>21.14%</b>	17.14%	19.43%	13.71%
BB	3.57%	4.17%	8.93%	20.83%	<b>26.19%</b>	16.67%	19.64%
B	1.13%	2.26%	6.78%	7.34%	15.25%	<b>29.94%</b>	37.29%
CCC	0.00%	0.00%	4.26%	4.26%	8.51%	21.28%	<b>61.70%</b>

**Tabela 47. Migraciona matrica kumulativno: 2008→2009→2010→2011 za sve godine na osnovu inicijalnih granica rejting klasa**

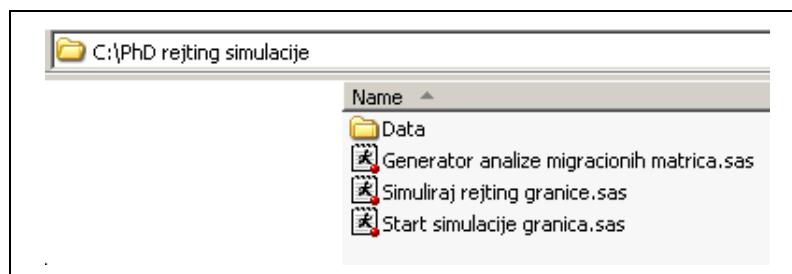
Sve godine	AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC
AAA	49.60%	20.16%	13.04%	8.50%	5.34%	2.37%	0.99%
AA	17.01%	25.33%	21.17%	15.50%	10.96%	6.62%	3.40%
A	6.59%	17.76%	19.96%	19.96%	17.56%	11.78%	6.39%
BBB	2.99%	11.16%	17.93%	20.12%	16.93%	19.12%	11.75%
BB	2.81%	4.75%	9.94%	17.06%	24.62%	22.46%	18.36%
B	0.90%	2.03%	7.00%	9.71%	18.28%	28.89%	33.18%
CCC	0.65%	0.33%	3.27%	5.56%	11.76%	24.18%	54.25%

Iz predstavljenih tabela može se primetiti da je glavna dijagonala osenčena zelenom bojom, što označava konzistentan *indikator glavne dijagonale* (INGD=0) kao kriterijum valjanosti, a crvenom bojom narušen INGD=1 kriterijum. Na primer, u Tabeli 44. je došlo do narušavanja ovog kriterijuma četiri puta, dok je u poslednjoj Tabeli 47. došlo do samo jednog slučaja narušavanja ovog kriterijuma i do u pod migracijom rejtinga B→B (28.89%) < B→CCC (33.18%).

Sve prethodno navedene analize rejting klase i njima odgovarajućih matrica migracije ukazuju na neminovnost optimizacije svake od inicijalno postavljenih granica rejtinga. Glavni razlog je dobijanje konzistentnih rejting klasa i njima odgovarajućih migracionih matrica. Za tu svrhu je upotrebljen SAS programski kod, razvijen od strane autora ove disertacije i prikazan u Poglavlju 6.7., u kome je odgovarajući algoritam koji upravlja kriterijumima konzistentnosti matrica migracije.

Algoritam koji upravlja ovim postupkom polazi od inicijalno postavljenih početnih granica objašnjenih i predstavljenih u Poglavlju 4.5.1. Sva tri pristupa, za određivanje inicijalnih rejting klasa su uzeta kao mogući početni uslovi u algoritmu, ali su najbolji rezultati pokazani za inicijalne rejting klase dobijene PROC RANK metodom čije se početne granice nalaze u iz Tabele 39. Ove granice simulacijama na slučajan, ali kontrolisan način se variraju, što će proizvesti mnoštvo mogućih konfiguracija rejting klasa. Svaka konfiguracija rejting klasa koja nastaje na ovaj način, predstavlja moguće konačno rešenje postavke rejtinga. Da bi se obezbedilo optimalno rešenje sa aspekta konzistentnosti matrica migracije koje nastaju, kao i stabilnosti rejting klasa, za ovu svrhu postavljeni su i uzeti u obzir novi kriterijumi za uspostavljanje rejting klasa koji su glavna okosnica nove metodologije i predstavljeni su u Poglavlju 4.5.2. Računarske simulacije kontrolisanog pomeranja granica rejting klasa moraju se izvršavati direktno

na višeprocorskom serveru, zbog procesorske intenzivnosti odnosno broja i vremena trajanja simulacionih kalkulacija. Za potrebe ove doktorske disertacije odnosno, simulacije i određivanja optimalne postavke rejting klasa, razvijen je programski kod u SAS-u. Fajlovi koji su neophodni za puštanje kalkulacija nalaze se prikazani na Slici 31.



**Slika 31. Prikaz fajlova koji se koriste za simulaciju granica rejtinga**

U fajlu „Genarator analize migracionih matrica.sas“ nalazi se algoritam za simultano pomeranje granica koji čini ključ celog procesa. U fajlu „Simuliraj rejting granice.sas“ simultano se variraju granice po određenom obrascu, dok kroz fajl „Start simulacije granica.sas“ se definišu početni parametri i podešavanja vezana za simulacije. Pre početka kalkulacija potrebno je konfigurirati fajl na željeni način. Startovanjem pomenutog fajla u pozadinskom modu SAS-a započinju kalkulacije simulacionog procesa. Na Slici 32. je prikazan način na koji se vrši konfiguraciono podešavanje fajla „Start simulacije granica.sas“ dok ostali kodovi koji odgovaraju ovim fajlovima se mogu naći u Prilogu 6.7.

```
libname PHD "C:\PhD rejting simulacije";
%let Random_broj=537182;
%let Broj_simulacija=100000;
%let Tabela_osnovna=PHD_SAS_PD_PODACI;
%let Tabela_razultati=REZULTAT_SIMULACIJE;
%let f_ublazavanja_osc=2;

%let G1=0.2011;
%let G2=0.09975;
%let G3=0.05779;
%let G4=0.03265;
%let G5=0.01743;
%let G6=0.00746;
%let G1_up_bound=0.4;
%let G6_lw_bound=0.00071;

%include 'Simuliraj rejting granice.sas';
%include 'Generator analize migracionih matrica.sas';
```

**Slika 32. Podešavanja konfiguracionog fajla “Start simulacije granica.sas”**

Fajl „Start simulacije granica.sas“ je jedini fajl u kome treba vršiti podešavanja, svi ostali fajlovi treba da ostanu nepromenjeni i imaju generičku strukturu. Na Slici 32. je prikazano kako se na osnovu rezultata iz Tabele 39. parametrizuju promenljive, koje predstavljaju početne granice tj. osnov za variranje i simulaciju granica klasa kreditnog rejtinga. Sistem fajlova koji pokreću kalkulaciju osmišljen je generički tako da je isti postupak moguće ponoviti za bilo koji model internog kreditnog rejtinga. Kao prvo, potrebno je upisati odgovarajući *libname* u prvu liniju kôda, kako bi se referencirao folder sa podacima u koji se želi smeštanje rezultata. Programska promenjiva „Random\_broj“ se postavlja proizvoljno<sup>109</sup> i može biti bilo koja vrednost od 1 do ( $2^{31}-1$ ), zatim sledeća programska promenjiva „Broj\_simulacija“ se takođe određuje prema potrebi i raspoloživom vremenu za modelovanje, a u ovoj disertaciji je broj simulacija postavljen na 100000. U programsku promenjivu „Tabela\_osnovna“ i „Tabela\_rezultati“ upisani su nazivi osnovne (input) tabele i tabele u koju će biti smešteni rezultati. Osnovna ulazna tabela, označena kao PHD\_SAS\_PD\_PODACI na koju se naslanja ceo SAS kôd jeste već prethodno objašnjena i pomenuta Tabela 35. koja sadrži rezultate modela kreditnog skoringa i treba da se nalaziti u folderu „Data“ prikazanom na Slici 31. Sledeći korak je popunjavanje promenljivih G1 do G6 sa Slici 31. koje označavaju inicijalne granice internog kreditnog rejtinga, a koje su izračunate i date u Tabeli 39. Dodatne promenjive u kôdu „G1\_up\_bound“ i „G6\_lw\_bound“ predstavljaju apsolutno najveću dozvoljenu PD vrednost najlošije rejting klase, kao i najnižu moguću PD vrednost najbolje rejting klase<sup>110</sup>. Promenjiva u programu „f\_ublazavanja\_osc“, koja označava faktor ublažavanja oscilacija, koristi se da kontroliše stepen oscilacija oko inicijalno postavljenih PD granica. Inicijalno je postavljena na vrednost 10 tako da umanjí oscilacije oko početnih vrednosti rejting granica.

Metodologija za kontrolisano variranje PD granica implemenirana je u fajlu „Simuliraj rejting granice.sas“ u vidu sledećeg SAS kôda.

---

<sup>109</sup> Ova vrednost je slučajan broj, koji se koristi kao ponovljivi „seme“ (*eng.* seed) slučajnih brojeva u SAS koji su osnova za kontrolisano pomeranje granica.

<sup>110</sup> Obe pomoćne varijable su iskustveno postavljene, naime  $PD > 40\%$  je izuzetno visoka vrednost koja je postavljena kao prag najgore rejting klase, dok je za najbolju rejting klasu postavljena minimalna vrednost PD koja je uočena u uzorku data u Tabela 39. kao donja granica.

```

proc printto log="nul:";
run;

DATA WORK.RANDOM_KVANTILI (DROP=RAND1-RAND6);

do GRANICE=1 to &broj_simulacija;

    RAND1=ranuni (&Random_broj);
    RAND2=ranuni (&Random_broj);
    RAND3=ranuni (&Random_broj);
    RAND4=ranuni (&Random_broj);
    RAND5=ranuni (&Random_broj);
    RAND6=ranuni (&Random_broj);

    A1= &G1 + (&G1_up_bound-&G1)*RAND1;
    A2= &G2 + (A1-&G2)/&f_ublazavanja_osc*RAND2;
    A3= &G3 + (A2-&G3)/&f_ublazavanja_osc*RAND3;
    A4= &G4 + (A3-&G4)/&f_ublazavanja_osc*RAND4;
    A5= &G5 + (A4-&G5)/&f_ublazavanja_osc*RAND5;
    A6= &G6_lw_bound + (A5- &G6)*RAND6;

    OUTPUT;

end;
RUN;

```

Slika 33. SAS kôd u fajlu “Simuliraj rejting granice.sas”

Kao rezultat ovog kôda nastaju varijacije granica od  $A_i$  gde je  $i = 1, \dots, 6$ . Svaka simulirana granica  $A_i$  je proizvod kontrolisane modifikacije varijabli:  $G_i$  i  $RAND_i$  gde je  $i = 1, \dots, 6$ . Osim simulirane granice  $A_1$  koja zavisi promenjive kojom se određuje gornja granica, varijabla slučajnog broja  $RAND_1$ , ostale varijable zavise i od  $A_{i-1}$  tj. prethodno izračunate granice, a zatim i od slučajnog broja  $RAND_i$  i faktora ublažavanja oscilacija. Na ovaj način se omogućava da se ograniči maksimalni gornji raspon variranja posmatrane PD granice i do u odnosu na prethodno definisanu susednu granicu.

Tabela 48. Simulirane PD granice rejting klasa na osnovu slučajnog broja 93762647

Rbr simulacije	PD granice rejting klasa					
	CCC-B	B-BB	BB-BBB	BBB-A	A-AA	AA-AAA
1	39.441%	16.966%	7.281%	4.278%	2.019%	0.861%
2	21.957%	15.541%	7.123%	4.311%	2.090%	0.787%
3	26.423%	15.791%	7.456%	3.896%	1.940%	0.752%
4	23.859%	15.798%	7.129%	4.156%	2.084%	0.808%
5	37.858%	12.734%	7.252%	3.843%	2.177%	0.714%
6	41.433%	17.366%	7.182%	4.035%	1.977%	0.776%
7	26.384%	15.444%	7.773%	4.181%	1.946%	0.846%
8	31.509%	13.825%	7.541%	4.262%	1.873%	0.731%
...	...	...	...	...	...	...
99997	29.043%	16.063%	6.958%	4.148%	2.044%	0.729%
99998	32.979%	14.192%	7.463%	3.772%	1.996%	0.766%
99999	36.284%	13.810%	7.224%	4.377%	2.048%	0.667%
100000	26.817%	14.483%	7.090%	4.027%	1.998%	0.635%

Simulacioni proces započinje postavljanjem željenih parametara u kodu na Slici 32., a zatim njegovim pogretanjem. Rezultat u Tabeli 48. predstavlja simulirane granice rejting klasa pod prethodno korisnički kontrolisanim uslovima i preciziranim uslovima.

**Tabela 49. Pregled rezultata novih kriterijuma konzistentnosti po rednim brojevima simulacija za svaki od migracionih perioda**

Rbr simulacije	Migraciona matrica	PSR	OPBK	KGD	KMR	IBK	INGD	MRDS
1	2008-2009	2,143.26	59.54	203.81	2	1	1	
1	2009-2010	1,631.22	51.02	226.72	4	1	1	1
1	2010-2011	1,341.82	44.91	257.16	3	1	1	
2	2008-2009	2,133.09	60.11	204.48	5	1	1	
2	2009-2010	1,919.51	44.45	217.23	7	0	1	0
2	2010-2011	1,692.38	40.23	236.41	5	0	1	
3	2008-2009	2,065.68	58.46	200.95	3	1	1	
3	2009-2010	1,801.49	44.74	215.31	4	0	1	0
3	2010-2011	1,488.00	42.34	244.45	3	0	1	
4	2008-2009	2,093.93	55.54	203.91	5	0	1	
4	2009-2010	1,878.05	44.74	217.35	7	0	1	0
4	2010-2011	1,616.77	40.34	237.87	5	0	1	
5	2008-2009	2,287.54	59.82	207.60	6	1	1	
5	2009-2010	1,728.81	38.91	232.12	4	1	1	1
5	2010-2011	1,448.01	46.06	248.60	3	1	1	
6	2008-2009	2,084.95	55.38	198.53	2	1	1	
6	2009-2010	1,629.88	52.45	224.55	3	1	1	1
6	2010-2011	1,260.59	50.63	268.73	2	1	1	
7	2008-2009	2,103.50	61.32	203.31	4	1	1	
7	2009-2010	1,814.15	44.16	216.20	3	0	1	0
7	2010-2011	1,541.74	37.77	243.37	2	0	1	
8	2008-2009	2,127.49	59.32	214.03	2	1	1	
8	2009-2010	1,758.20	37.20	219.73	4	1	1	0
8	2010-2011	1,446.96	34.06	251.37	1	0	1	
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
99997	2008-2009	2,114.68	56.75	214.39	3	0	1	
99997	2009-2010	1,814.07	47.77	220.86	6	0	1	0
99997	2010-2011	1,481.30	44.06	245.90	2	0	1	
99998	2008-2009	2,173.88	58.46	223.31	3	0	1	
99998	2009-2010	1,781.44	38.45	226.95	1	0	1	0
99998	2010-2011	1,445.43	35.20	251.22	1	0	1	
99999	2008-2009	2,078.06	62.40	227.05	1	0	1	
99999	2009-2010	1,734.64	42.05	228.88	2	0	1	0
99999	2010-2011	1,426.11	42.91	247.99	3	0	1	
100000	2008-2009	2,004.95	54.46	216.83	2	0	1	
100000	2009-2010	1,803.44	47.48	216.97	4	0	1	0
100000	2010-2011	1,510.40	42.06	245.99	1	0	1	

Ukupan broj simulacija koji je generisan iznosi 100000. Svaka od tih granica je nastala pokretanjem koda u koji je upisan slučajano izabran broj 93762647 koji služi kao seme za generisanje daljih slučajnih brojeva kroz varijable RAND1 do RAND6, u SAS kôdu sa Slike 32. Važno je napomenuti da svaki put kada se istoimeni broj pokreće sa

navedenim slučajnim brojem, rezultat simulacija granica po svakoj rejting klasi je identičan. Na ovaj način omogućena je replikabilnost svih dobijenih rezultata. Promenom slučajnog izabranog broja dobijaju se potpuno drugačije i različite vrednosti simuliranih PD granica rejtinga. Prva kolona predstavlja redni broj simulacija, dok ostale kolone predstavljaju PD granicu rejtinga između dve susedne rejting klase.

Za svaku do 100,000 generisanih simulacija, kojima su na kontrolisan način varirane PD granice rejting klasa, proračunavaju se matrice migracije i novi kriterijumi konzistentnosti. Kôd koji generiše matrice migracije i izračunava nove kriterijume konzistentnosti istih, nalazi se u SAS fajlu „Petlja za Matrice.sas“ koji je prikazan u Prilogu 6.7. Deo rezultata simulacija u odnosu na redne brojeve simulacije prikazane u Tabeli 48., dat je u nastavku. Svaka simulirana granica primenjena je na svakom od tri migraciona perioda i u odnosu na njih su izračunati novi kriterijumi konzistentnosti.

Prikazani rezultati predstavljaju vrednosti novih kriterijuma konzistentnosti migracionih matrica koji su objašnjeni u Poglavlju 4.5.2. Svaki kriterijum je proračunat za svaku od tri migraciona perioda, dok je samo za poslednji kriterijum MRDS pregled izračunat na osnovu godine posmatranja tj. da li je po svim godinama posmatranja bar u jednoj od njih došlo do narušavanja kriterijuma *monotono rastuće difolt stope*. Cilj ovih simulacija je da se odabere ona konstalacija PD granica iz 100000 simuliranih slučajeva, gde ne postoji narušavanje ni jednog od kriterijuma KMR, IBK INGD i MRDS. Drugim rečima, pomenuti kriterijumi predstavljaju *kriterijume isključivosti*, odnosno konzistentna matrica migracije mora imati po svim od prikazanih kriterijuma nulte vrednosti. Ukoliko postoji takve konstalacije rejting granica među simuliranim slučajevima, cilj je među njima izabrati one sa optimalnijim vrednostima po ostalim kriterijumima i to: maksimum po KGD, minimum po PSR, minimum po OBK. Ovako izabrana rejting granica predstavljala bi optimalno rešenje postavljenog problema vezanog za izbor konačne konstalacije klasa internog kreditnog rejtinga<sup>111</sup> što je jedan od glavnih ciljeva ove disertacije.

---

<sup>111</sup> Važno je napomenuti da je jedan od glavnih razloga izbacivanja 2007. godine iz ove simulacione analize bio to što po završetku 100000 prvobitnih simulacija ni jedan od kriterijuma isključivosti nije bio zadovoljen zbog malog broja opservacija u 2007. godini u odnosu na ostale, što je proizvodilo nestabilnost migracionih matrica.



Tabela 50. daje pregled agregiranih rezultata iz Tabele 49., agregacija je izvršena kao prosek vrednosti kriterijuma PSR i OPBK, i kao suma kriterijuma KGD, KMR, IBK, INGD. Kriterijum MRDS je izračunat na nivou rednog broja simulacije, tako da se već nalazi u pogodnom obliku za prikaz u Tabeli 49. Važno je napomenuti da su Tabela 50. i Tabela 49. samo primeri početnih i krajnjih simulacija koji ukazuju na to da su u pitanju rezultati koji ne zadovoljavaju *kriterijume isključivosti*, jer ne postoji red u Tabeli 50. u kojoj je svaka od kolona KMR, IBK, INGD i MRDS jednaka nuli, što je prvi preduslov za izbor optimalne matrice migracije.

**Tabela 50. Pregled sumarnih rezultata po novim kriterijumima konzistentnosti za svaku od odabranih simulacija**

Rbr simulacije	Prosek PSR	Prosek OPBK	Ukupno KGD	Ukupno KMR	Ukupno IBK	Ukupno INGD	MRDS
1	1,705.43	51.82	687.69	9	3	3	1
2	1,914.99	48.26	658.12	17	1	3	0
3	1,785.06	48.51	660.71	10	1	3	0
4	1,862.92	46.87	659.13	17	0	3	0
5	1,821.45	48.26	688.32	13	3	3	1
6	1,658.47	52.82	691.81	7	3	3	1
7	1,819.80	47.75	662.88	9	1	3	0
8	1,777.55	43.52	685.13	7	2	3	0
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
99997	1,803.35	49.52	681.15	11	0	3	1
99998	1,800.25	44.04	701.48	5	0	3	0
99999	1,746.27	49.12	703.92	6	0	3	0
100000	1,772.93	48.00	679.79	7	0	3	1

Odabrani sumarni rezultati svih 100000 simuliranih granica su sortirani na odgovarajući način i to tako da se prvo prikazu rastuće vrednosti po *kriterijumima isključivosti*, a ujedno i opadajuće po *kriterijumu glavne dijagonale* (KGD). Na ovaj način optimalna granica prikazaće se na prvom mestu u rezultujućoj tabeli sortiranih rezultata koja je prikazana u nastavku.

**Tabela 51. Sortirani rezultati 100000 simulacija granica rejting klasa**

Rbr simulacije	Prosek PSR	Prosek OPBK	Ukupno KGD	Ukupno KMR	Ukupno IBK	Ukupno INGD	MRDS	Granice rejting klasa – PD vrednosti					
								CCC-B	B-BB	BB-BBB	BBB-A	A-AA	AA-AAA
96670	1,593.15	65.92	737.19	0	0	0	0	34.770%	17.090%	9.350%	4.730%	1.878%	0.551%
31427	1,732.88	55.81	725.50	2	2	1	0	35.234%	16.835%	8.392%	4.500%	2.176%	0.720%
8197	1,629.01	60.19	724.74	2	2	1	0	35.285%	17.003%	8.337%	4.362%	2.040%	0.615%
42801	1,653.15	58.10	724.25	2	2	1	0	35.227%	16.471%	8.322%	4.479%	2.030%	0.628%
971	1,626.59	62.00	723.08	2	2	1	0	35.110%	16.927%	8.403%	4.414%	2.124%	0.572%
41817	1,706.24	52.74	722.88	2	2	1	0	35.290%	15.453%	7.920%	4.456%	2.079%	0.654%
82599	1,734.79	50.80	722.75	2	0	1	0	35.839%	15.787%	8.339%	4.463%	1.968%	0.766%
41015	1,619.37	60.29	718.16	2	2	1	0	36.293%	16.686%	8.409%	4.507%	1.955%	0.597%
17564	1,659.94	55.22	717.90	2	2	1	0	36.127%	15.434%	7.922%	4.444%	2.056%	0.587%
93700	1,789.26	47.82	711.57	2	0	1	0	35.840%	15.222%	7.933%	4.454%	2.101%	0.807%
71377	1,720.71	53.90	710.96	2	0	1	0	37.309%	16.500%	8.416%	4.489%	2.132%	0.748%
30036	1,673.64	54.36	710.77	2	2	1	0	33.396%	14.887%	7.912%	4.379%	2.020%	0.569%
11735	1,725.82	55.05	709.56	2	2	1	0	34.067%	16.767%	8.410%	4.436%	2.028%	0.738%
21152	1,716.63	51.33	708.64	2	2	1	0	34.215%	14.997%	7.932%	4.363%	2.043%	0.657%
61429	1,612.45	58.10	707.88	2	0	1	0	37.753%	16.455%	8.373%	4.397%	2.000%	0.621%
45791	1,831.22	40.61	679.94	2	2	1	0	30.952%	13.471%	7.259%	3.940%	1.997%	0.747%
76648	1,608.16	61.71	727.79	3	0	1	0	35.299%	16.876%	8.469%	4.363%	1.993%	0.580%
25953	1,619.28	58.10	722.32	3	2	1	0	36.432%	16.061%	8.341%	4.441%	2.012%	0.594%
25266	1,682.36	55.33	721.40	3	2	1	0	35.124%	15.799%	8.274%	4.475%	2.159%	0.624%
34225	1,698.26	52.10	721.25	3	2	1	0	36.359%	16.098%	8.092%	4.221%	1.972%	0.716%
16184	1,634.82	56.67	721.23	3	2	1	0	34.547%	16.076%	8.148%	4.211%	1.994%	0.610%
10144	1,658.39	55.43	719.87	3	2	1	0	34.340%	15.925%	7.969%	4.203%	1.997%	0.620%
16940	1,616.97	59.52	719.33	3	2	1	0	35.884%	16.560%	8.304%	4.302%	1.982%	0.602%
44227	1,627.69	56.86	718.96	3	2	1	0	34.429%	15.805%	8.115%	4.243%	1.960%	0.573%
29894	1,685.55	55.14	718.82	3	2	1	0	34.148%	15.700%	8.346%	4.459%	2.077%	0.635%
5767	1,591.03	60.29	718.72	3	2	1	0	34.469%	16.730%	8.367%	4.201%	1.855%	0.599%
6362	1,757.69	49.69	718.67	3	2	1	0	35.672%	15.372%	7.947%	4.426%	2.117%	0.713%
4771	1,697.84	51.81	718.65	3	2	1	0	36.022%	15.779%	8.229%	4.182%	1.945%	0.700%
865	1,628.51	57.90	718.58	3	2	1	0	36.396%	16.871%	8.123%	4.159%	1.943%	0.655%
12661	1,671.97	54.86	718.52	3	2	1	0	35.164%	15.311%	8.002%	4.417%	2.115%	0.592%
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

Na osnovu rezultata iz Tabele 51. gde je prikazano najboljih 30 rezultata simulacija, izabrana je optimalna i konačna konstalacija klasa internog kreditnog rejtinga, koja je predstavljena simulacijom pod rednim brojem 96670. Na osnovu rezultata iz Tabele 51. može se zaključiti da je konstalacija PD klasa pod rednim brojem 96670 najbolje rešenje u skupu rešenja koji su generisani sa 100000 simulacija i to u odnosu na nove kriterijume konzistentnosti migracionih matrica po svim godinama posmatranja. U nastavku, sledi pregled migracionih matrica koje nastaju na osnovu konačno odabrane konstalacije klasa internog kreditnog rejtinga.

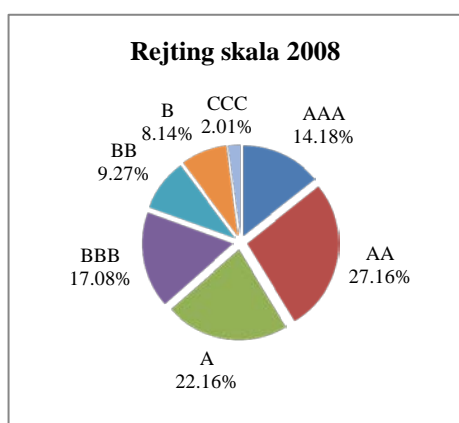
**Tabela 52. Struktura finalnog internog kreditnog rejtinga po broju preduzeća**

Rejting	Broj preduzeća				
	2008	2009	2010	2011	Ukupno
AAA	176	145	164	174	659
AA	337	273	281	313	1204
A	275	326	365	400	1366
BBB	212	292	278	333	1115
BB	115	218	223	237	793
B	101	185	205	196	687
CCC	25	87	156	130	398
<b>Ukupno</b>	<b>1241</b>	<b>1526</b>	<b>1672</b>	<b>1783</b>	<b>6222</b>

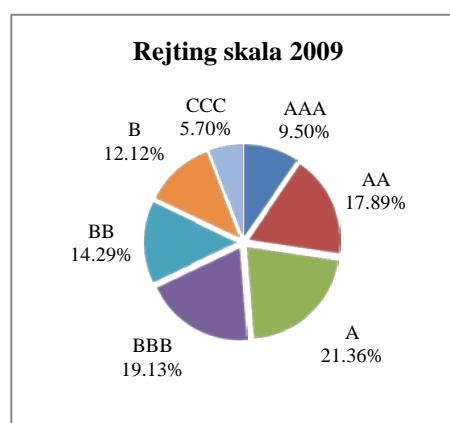
**Tabela 53. Struktura finalnog internog kreditnog rejtinga po % broja preduzeća**

Rejting	Broj preduzeća				
	2008	2009	2010	2011	Ukupno
AAA	14.2%	9.5%	9.8%	9.8%	10.6%
AA	27.2%	17.9%	16.8%	17.6%	19.4%
A	22.2%	21.4%	21.8%	22.4%	22.0%
BBB	17.1%	19.1%	16.6%	18.7%	17.9%
BB	9.3%	14.3%	13.3%	13.3%	12.7%
B	8.1%	12.1%	12.3%	11.0%	11.0%
CCC	2.0%	5.7%	9.3%	7.3%	6.4%

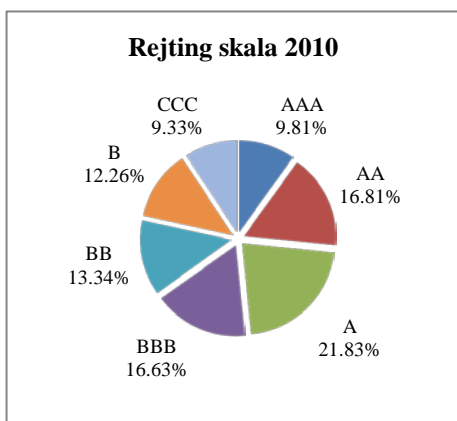
Kao prva stavka od interesa je struktura finalno postavljenih klasa internog kreditnog rejtinga u odnosu na broj preduzeća i njihovo procentualno učešće dat je u Tabeli 52. i Tabeli 53. Kako bi se stekao bolji uvid u grafičkom obliku je prikazana istoimena strukturu i to od Slike 34. do Slike 39.



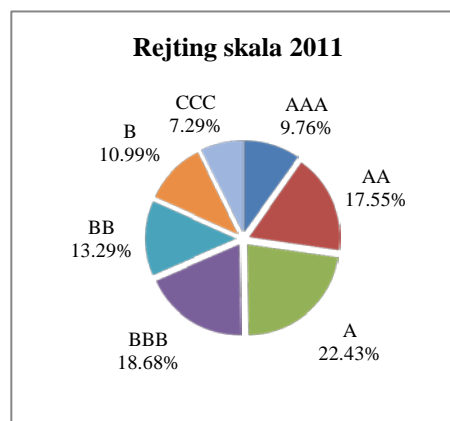
**Slika 34. Struktura internog kreditnog rejtinga za 2008. godinu posmatranja**



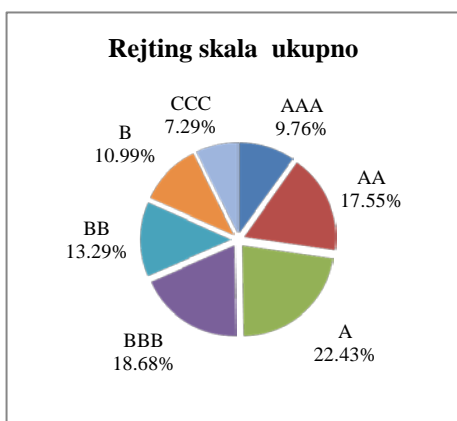
**Slika 35. Struktura internog kreditnog rejtinga za 2009. godinu posmatranja**



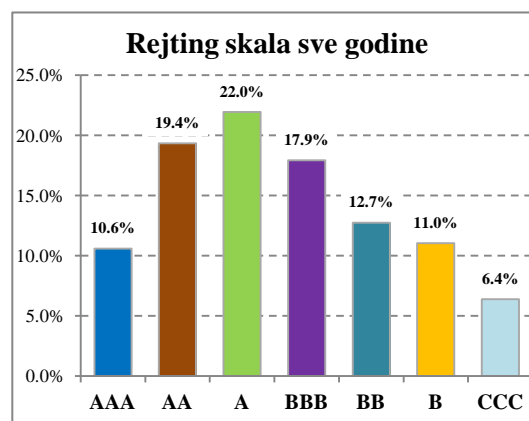
Slika 36. Struktura internog kreditnog rejtinga za 2010. godinu posmatranja



Slika 37. Struktura internog kreditnog rejtinga za 2011. godinu posmatranja



Slika 38. Interni kreditni rejting 2008.-2011. godine posmatranja, oblik pite



Slika 39. Interni kreditni rejtinga 2008.-2011. godine posmatranja, oblik stubića

Zaključak koji se može izvesti iz prethodno prikazanih grafika je da je struktura rejting kategorija stabilna po godinama, kako u smislu broja clijenata po godinama posmatranja, tako i po njihovom procentualnom učešću. U prilog ovome govore i *indeks stabilnosti populacije* (PSI) kao kriterijum validacije internog kreditnog rejtinga objašnjen u Poglavlju 4.4. koji ukazuju na stabilnu strukturu migracija i to  $PSI_{2008 \rightarrow 2009} = 13.60\%$ ,  $PSI_{2009 \rightarrow 2010} = 2.29\%$  i  $PSI_{2010 \rightarrow 2011} = 0.93\%$ . Referentna vrednost PSI indeksa koja ukazuje na stabilnost iznosi od 0% do 15% (Siddiqi, 2006). Što je manja PSI vrednost, to je struktura migracija stabilnija. Razlog povećanoj stabilnosti kroz vreme bi mogla da se tumači kao prolazni efekat globalne ekonomske krize čiji efekti polako izčezavaju, sudeći po vrednostima PSI migraciju 2010. na 2011. godinu.

Herfindahl index (HI) je iskorišćen za procenu rizika koncentracije rejting klasa, a takođe je objašnjen u Poglavlju 4.4. Izračunati HI po svakoj od godina posmatranja  $HI_{2008}=5.24\%$ ,  $HI_{2009}=2.19\%$ ,  $HI_{2010}=1.38\%$ ,  $HI_{2011}=2.07\%$  i  $HI_{ukupno}=2.18\%$  ukazuje da je rejting skala dobro strukturirana u smislu nepostojanja previsoke koncentracije preduzeća po klasama internog kreditnog rejtinga. Povišen nivo rizika koncentracije u 2008. godini od  $HI=5.24\%$  leži u AA rejting kategoriji u koju je smešteno oko 27% preduzeća u toj godini posmatranja. Kao konačni zaključak o valjanosti strukture rejting klasa, posebno treba istaći izgled raspodele frekvence preduzeća po rejting klasama prikazane na Slici 39. gde se može zaključiti da raspodela odgovara karakteristikama lognormalne raspodele<sup>112</sup>, tačnije oko 60% klijenata ulazi u kategorije od AA do BBB, kao i da je raspodela tipično nagnuta na levo (*eng. skewed to the left*) jer je veći broj najboljih klijenata AAA oko 10%, u odnosu na broj najgorih klijenata CCC oko 6%.

Sledeći pregled koji sledi vezan je za proveru monotonosti difolt stopa. Ovaj kriterijum sudeći po MRDS kriterijumu iz Tabele 51. je ispunjen, što je i pokazano u Tabeli 54. gde se jasno vidi da je stopa difolta monotono rastuća po svim godinama posmatranja kao i na kumulativnom nivou.

**Tabela 54. Struktura finalnog internog kreditnog rejtinga po prosečnoj stopi difolta**

Rejting	Difolt stopa (DR)				
	2008	2009	2010	2011	Ukupno
<b>AAA</b>	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%	0.00%
<b>AA</b>	2.08%	0.37%	1.07%	1.92%	1.41%
<b>A</b>	4.36%	3.37%	3.01%	3.25%	3.44%
<b>BBB</b>	9.91%	9.25%	5.76%	6.31%	7.62%
<b>BB</b>	20.00%	13.30%	8.07%	6.33%	10.72%
<b>B</b>	23.76%	29.19%	23.41%	18.37%	23.58%
<b>CCC</b>	36.00%	54.02%	41.03%	50.00%	46.48%

Sledeći pregled koji sledi vezan je za pregled prosečnih PD vrednosti modela kreditnog skoringa.

<sup>112</sup> Lognormalna raspodela je karakteristična u operativnom i kreditnom riziku kao funkcija raspodele verovatnoće kojom se opisuje iznos kreditnih gubitaka.

Tabela 55. Struktura finalnog internog kreditnog rejtinga po prosečnom PD modela

Rejting	Prosečni PD modela				
	2008	2009	2010	2011	Ukupno
AAA	0.31%	0.31%	0.33%	0.34%	0.32%
AA	1.12%	1.19%	1.16%	1.13%	1.15%
A	3.05%	3.17%	3.16%	3.13%	3.13%
BBB	6.69%	6.82%	6.86%	6.76%	6.79%
BB	12.46%	12.89%	12.86%	12.80%	12.79%
B	24.03%	23.78%	24.36%	23.94%	24.04%
CCC	51.91%	49.10%	50.61%	54.65%	51.68%

Kao i za difolt stope, može se zaključiti da je ispunjen i dodatni kriterijum monotonosti rasta prosečnih vrednosti model PD-ja. U narednoj tabeli prikazana je struktura preduzeća koja ulaze u izgradnju matrica migracije, odnosno onih koja su prisutna u uzastopnim periodima posmatranja.

Tabela 56. Struktura finalnog internog kreditnog rejting po broju preduzeća koja ulaze u analizu migracionih matrica

Rejting	Broj "preživelih" ( <i>eng. survivors</i> ) preduzeća			
	2008 -> 2009	2009 -> 2010	2010 -> 2011	Ukupno
AAA	141	111	117	369
AA	274	225	217	716
A	222	257	296	775
BBB	161	213	215	589
BB	74	156	165	395
B	64	99	126	289
CCC	15	36	66	117
<b>Ukupno</b>	<b>951</b>	<b>1,097</b>	<b>1,202</b>	<b>3,250</b>

Prikazana Tabela 56. je veoma sličnih karakteristika kao i Tabela 43., s tim što se raspored preduzeća po ove dve tabele razlikuje jer zavisi od postavljenih PD granica rejting klasa.

Na osnovu logike nad kojom se izgrađuju migracione matrice, u nastavku od Tabele 57. do Tabele 60. prikazane su migracione matrice koje su formirane u odnosu na konačni model internog kreditnog rejtinga.

Tabela 57. Migraciona matrica 2008→2009 na osnovu finalnog modela internog kreditnog rejtinga

2008→2009	AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC
AAA	<b>40.43%</b>	33.33%	17.73%	4.96%	2.84%	0.71%	0.00%
AA	8.76%	<b>29.93%</b>	28.10%	22.99%	6.20%	3.28%	0.73%
A	4.95%	14.86%	<b>26.58%</b>	24.32%	17.12%	9.46%	2.70%
BBB	0.00%	8.07%	14.29%	<b>26.71%</b>	25.47%	19.25%	6.21%
BB	0.00%	1.35%	8.11%	18.92%	<b>27.03%</b>	27.03%	17.57%
B	0.00%	1.56%	9.38%	12.50%	25.00%	<b>35.94%</b>	15.63%
CCC	0.00%	13.33%	6.67%	20.00%	0.00%	13.33%	<b>46.67%</b>

**Tabela 58. Migraciona matrica 2009→2010 na osnovu finalnog modela internog kreditnog rejtinga**

2009→2010	AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC
AAA	<b>49.55%</b>	27.93%	14.41%	5.41%	1.80%	0.90%	0.00%
AA	12.89%	<b>32.44%</b>	28.89%	11.56%	7.56%	4.89%	1.78%
A	2.33%	18.68%	<b>33.07%</b>	21.79%	14.01%	6.61%	3.50%
BBB	1.88%	7.98%	21.60%	<b>27.70%</b>	17.84%	13.62%	9.39%
BB	0.64%	4.49%	11.54%	17.95%	<b>23.72%</b>	21.79%	19.87%
B	0.00%	0.00%	6.06%	13.13%	17.17%	<b>33.33%</b>	30.30%
CCC	0.00%	0.00%	8.33%	2.78%	16.67%	30.56%	<b>41.67%</b>

**Tabela 59. Migraciona matrica 2010→2011 na osnovu finalnog modela internog kreditnog rejtinga**

2010→2011	AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC
AAA	<b>51.28%</b>	31.62%	11.11%	3.42%	2.56%	0.00%	0.00%
AA	18.89%	<b>38.25%</b>	25.35%	10.60%	4.61%	1.84%	0.46%
A	2.36%	21.62%	<b>38.18%</b>	18.24%	9.46%	8.45%	1.69%
BBB	1.86%	9.30%	20.93%	<b>30.70%</b>	21.40%	9.77%	6.05%
BB	0.61%	4.85%	15.76%	22.42%	<b>25.45%</b>	16.36%	14.55%
B	0.00%	0.79%	10.32%	23.02%	20.63%	<b>28.57%</b>	16.67%
CCC	0.00%	1.52%	0.00%	4.55%	16.67%	27.27%	<b>50.00%</b>

**Tabela 60. Migraciona matrica kumulativno: 2008→2009→2010→2011 za sve godine na osnovu finalnog modela internog kreditnog rejtinga**

Sve godine	AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC
AAA	<b>46.49%</b>	31.08%	14.59%	4.59%	2.43%	0.54%	0.27%
AA	13.13%	<b>33.24%</b>	27.51%	15.64%	6.15%	3.35%	0.98%
A	3.10%	18.71%	<b>33.16%</b>	21.16%	13.16%	8.13%	2.58%
BBB	1.36%	8.47%	19.32%	<b>28.47%</b>	21.36%	13.73%	7.29%
BB	0.51%	4.06%	12.69%	20.05%	<b>24.87%</b>	20.56%	17.26%
B	0.00%	0.69%	8.68%	17.36%	20.49%	<b>31.94%</b>	20.83%
CCC	0.00%	2.56%	3.42%	5.98%	14.53%	26.50%	<b>47.01%</b>

Iz predstavljenih tabela može da se primeti, da je glavna dijagonala osenčena zelenom bojom, što označava konzistentan *indikator glavne dijagonale* (INGD=0) po svim godinama i svim rejting klasama. Treba dodati da su i ostali kriterijumi isključivosti poput KMR i INGD zadovoljeni i jednaki nuli. Svi kriterijumi konzistentnosti na grupnom nivou su prikazani u Tabeli 51., dok vrednosti ostalih kriterijuma iznose po svakoj od tri godine (2008→2009, 2009→2010, 2010→2011) uzastopnih migracija: PSR={1922.5, 1539.01, 1317.94}, OPBK={72.75, 64.23, 60.80} i KGD={233.27, 241.49, 262.43}. Kao primarni kriterijum odabran je KGD u odnosu na koji je i odabrana konačna konstalacija PD granica konačne postavke integnog kreditnog rejtinga. KGD kriterijum migracione matrice u Tabeli 60. iznosi 245.44. Konačan zaključak je, da su svi novi kriterijumi konzistentnosti ispunjeni i da su matrice migracije konzistentne po svim godinama posmatranja.

Krucijalni proces u validaciji internog kreditnog rejtinga vezan je za ispitivanje kalibrisanosti rejting skale. Statistički testovi, poput binomnog i normalnog testa, objašnjeni u Poglavlju 4.4., treba da pokažu da je procenjeni PD modela dovoljno konzervativan i da ne pocenjuje stvarnu stopu difolta po posmatranoj rejting klasi. Drugim rečima, statistički govoreći nulta hipoteza, koja kaže da interni kreditni rejting stvarni rizik nije pocenjen, ne može da se odbaci. Drugim rečima, ne postoji statistički značajna razlika između model PD i difolt stope (DR) po svakom od posmatranih rejting klasa. Ovo ukazuje na konačni zaključak da je rejting skala dobro kalibrisana (Finlay, 2010).

**Tabela 61. Validacija internog kreditnog rejtinga korišćenjem binomnog i normalnog testa**

Rejting	Ukupno (2008-2011)			<i>p</i> -vrednost	
	DR	PD	Broj klijenata	Binomni test	Normalni test
AAA	0.00%	0.32%	659	0.8797	0.9274
AA	1.41%	1.15%	1204	0.1570	0.1924
A	3.44%	3.13%	1366	0.2293	0.2572
BBB	7.69%	6.80%	1118	0.1071	0.1168
BB	10.63%	12.81%	790	0.9645	0.9662
B	23.58%	24.04%	687	0.5897	0.6098
CCC	46.48%	51.68%	398	0.9786	0.9810

Na osnovu rezultata validacije iz Tabele 61. može se zaključiti da su *p*-vrednosti binomnog i normalnog testa veće od 0.05, što odgovara nivou značajnosti od  $\alpha=5\%$  po svim rejting kategorijama<sup>113</sup>. Zaključak koji proizilazi iz tumačenja svake od prikazanih *p*-vrednosti u Tabeli 61. je da ne dolazi do odbacivanja nulte hipoteze postavljene u Poglavlju 4.4. odnosno, ni po jednoj rejting klasi prosečni PD po rejting klasi, koji je rezultat modela kreditnog skoringa, ne pocenjuje difolt stopu odnosno stvarni rizik što znači da je rejting skala dobro kalibrisana. Kao potvrda dobre kalibrisanosti je i statistički pokazatelj Brieroov skor izračunat na osnovu Tabele 61. koji iznosi 7.09% što je manje od referentne vrednosti od 10% i odgovara sigurnoj zoni (OeNB & FMA, 2004).

<sup>113</sup> U literaturi (OeNB & FMA, 2004), (Löffler & Posch, 2007) navodi se da se kao referentne *p*-vrednosti mogu smatrati 0.05 i 0.01 nivou značajnosti. Crvena zona koja ukazuje na pocenjivanje rizika je u rasponu od 0 do 0.01, žuta zona je između 0.01 i 0.05, dok nivou *p*-vrednosti veći od 0.05 odgovaraju zelenoj zoni.



**Tabela 62. Intervali poverenja nad vrednostima PD modela**

Rejting	Ukupno (2008-2011)		PD interval poverenja 95%		PD interval poverenja 99%	
	DR	PD	donji	gornji	donji	gornji
<b>AAA</b>	<b>0.00%</b>	0.32%	0.00%	0.75%	0.00%	0.89%
<b>AA</b>	<b>1.41%</b>	1.15%	0.54%	1.75%	0.36%	1.94%
<b>A</b>	<b>3.44%</b>	3.13%	2.21%	4.06%	1.92%	4.35%
<b>BBB</b>	<b>7.69%</b>	6.80%	5.32%	8.27%	4.86%	8.73%
<b>BB</b>	<b>10.63%</b>	12.81%	10.48%	15.14%	9.74%	15.87%
<b>B</b>	<b>23.58%</b>	24.04%	20.84%	27.23%	19.84%	28.23%
<b>CCC</b>	<b>46.48%</b>	51.68%	46.77%	56.59%	45.23%	58.13%

Neke od preporuka validacionih metodologija, nalažu konstrukciju intervala poverenja oko prosečnih PD vrednosti svake rejting klase. Na ovaj način, se vrši provera, da li opservirana stopa difolta (DR) posmatrane rejting kategorije ulazi u izračunati interval poverenja. Tabela 62. daje pregled 95% i 99% dvostranog intervala poverenja nad PD vrednostima svake od rejtinga klasa. Može se zaključiti da sve rejting klase kod 99% intervala poverenja uključuju opserviranu DR stopu u okvire intervala poverenja. Kod intervala poverenja od 95% i to samo kod CCC rejting klase nedostaje statistički zanemarljivih 0.29%, kako bi DR stopa ušla u konstruisani interval poverenja, posmatrano sa strane donje granice. Zaključak koji se može izvesti iz ovakve analize, govori o tome da bez obzira na to što rizik nije pocenjen, odnosno to što su DR stope niže od modelom procenjenih PD stopa, postoji i veoma visok nivo usklađenosti nivoa opserviranih stopi difolta po rejting klasama u odnosu na modelom procenjene PD vrednosti.

Konačan vid validacije koji izlazi iz opsega razvoja i inicijalne validacije modela, je korišćenje test uzorka iz 2012. godine u svrhu provere performansi upostavljenog internog kreditnog rejtinga.

**Tabela 63. Test uzorak 2012. godina i performanse internog kreditnog rejtinga**

Rejting	Broj preduzeća	% preduzeća	Broj difolta	Difolt stopa	Prosečan PD modela
<b>AAA</b>	80	4.6%	0	0.00%	0.39%
<b>AA</b>	349	20.2%	1	0.29%	1.13%
<b>A</b>	432	25.0%	4	0.93%	3.27%
<b>BBB</b>	358	20.7%	14	3.91%	6.74%
<b>BB</b>	248	14.4%	19	7.66%	12.61%
<b>B</b>	159	9.2%	25	15.72%	24.28%
<b>CCC</b>	102	5.9%	49	48.04%	54.86%
<b>Ukupno</b>	<b>1728</b>	<b>100.0%</b>	<b>112</b>	<b>6.48%</b>	<b>9.74%</b>

Kao što je već bilo reči u Poglavlju 2.2 može se primetiti da je prosečna difolt stopa po svim rejting kategorijama ispod nivoa predviđenog modelom, odnosno prikazanu kao kolonu „Prosečan PD modela“, što ukazuje da nema pocenjivanja rizika, što je izuzetno bitno sa strane regulatornih zahteva. Razlog niže stope difolta može da se objasni kroz smanjen efekat ekonomske krize koji u 2012. godini, sudeći po podacima jenjava. Karakteristično je i da se u odnosu na prehodne godine smanji udeo preduzeća sa izvrsnim AAA kreditnim rejtingom i iznosi svega 4.6%. Iako je gotovo po svim rejting klasama opservirana manja stopa difolta nego u proseku prethodnih godina, njena monotonost i dalje nije narušena.

**Tabela 64. Migraciona matrica kumulativno: 2008→2009→2010→2011→2012, na osnovu finalnog modela internog kreditnog rejtinga**

2008→2012	AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC
AAA	42.89%	35.56%	14.23%	3.97%	2.72%	0.63%	0.00%
AA	11.24%	35.84%	28.21%	14.74%	6.26%	2.86%	0.85%
A	2.82%	19.34%	34.84%	22.07%	12.02%	6.67%	2.25%
BBB	1.20%	8.26%	22.04%	29.22%	20.72%	12.46%	6.11%
BB	0.53%	3.72%	13.45%	23.54%	25.66%	19.47%	13.63%
B	0.00%	0.94%	7.76%	18.35%	21.88%	30.59%	20.47%
CCC	0.00%	2.52%	3.77%	7.55%	14.47%	27.04%	44.65%

Uvidom u Tabelu 64. primećujemo da se dodavanjem test uzorka u kumulativnu migracionu matricu ne narašava ni jedan od kriterijuma konzistentnosti. Tako na primer, KGD kriterijum neznatno opada na 243.69 u odnosu na matricu migracije iz Tabele 60. Naime dolazi do porasta zadržavanja od AAA do BB klase, ali pada u klasama B i CCC. Konačan zaključak iz celokupne analize migracionih matrica i postavke internog kreditnog rejtinga, kao i završenog kvantitativnog procesa validacije, pokazano je da je konstalacija rejting klasa dobijena primenom novih kriterijuma konzistentnosti kroz, zahtevan simulacioni proces, prošla sve razmotrene kriterijume validacije i da može da se bez opasnosti koristi u svakodnevnoj bankarskoj praksi.

Kao poslednji korak u analizi internog kreditnog rejtinga cilj je da se utvrdi nivo rizika definisan RW formulama Bazelskih standarda. Ovakav tip analize i procena efekata uvođenja Bazelskih standarda prikazan je i u radu (Altman & Sabato, 2007) gde su procenjeni efekti Bazelskih standarda vezani za USA preduzeća. U ovom istraživanju je rezultat pokazao da primena Bazel II standarda i naprednog pristupa dovodi do umanjenja kapitalnih zahteva za kreditni rizik. Važno je ponovo napomenuti, da ne postoji razlika u regulatornim formulama Bazel II i Bazel III pristupa za segment

privrednih društava<sup>114</sup> kod određivanja pondera rizika koji se dalje koriste kao ocena kreditnog rizika prilikom izračunavanja rizikom ponderisane aktivne i adekvatnosti kapitala banke.

**Tabela 65. Bazel III parametri i ponderi rizika za segment malih preduzeća, na osnovu uspostavljenog internog kreditnog rejtinga**

Rejting	PD	LGD	b	R	Kratkoročni kredit (ef. ročnost M=1)		Srednjoročni kredit (ef. ročnost M=2.5)		Dugoročni kredit (ef. ročnost M=5)	
					RW Std. pristup	RW Napredni pristup	RW Std. pristup	RW Napredni pristup	RW Std. pristup	RW Napredni pristup
AAA	0.32%	45.00%	0.19	0.1823	100%	33.76%	100%	46.99%	100%	69.04%
AA	1.15%	45.00%	0.13	0.1475	100%	64.48%	100%	80.38%	100%	106.88%
A	3.13%	45.00%	0.10	0.1051	100%	89.61%	100%	104.50%	100%	129.33%
BBB	6.80%	45.00%	0.07	0.0840	100%	118.66%	100%	132.72%	100%	156.16%
BB	12.81%	45.00%	0.05	0.0802	100%	157.97%	100%	171.73%	100%	194.66%
B	24.04%	45.00%	0.04	0.0800	100%	196.49%	100%	208.59%	100%	228.74%
CCC	51.68%	45.00%	0.02	0.0800	100%	186.90%	100%	193.86%	100%	205.45%

Tabela 65. prikazuje po uspostavljenim rejting klasama PD, LGD, b i R parametre rizika, koji su označeni kao glavni ulazi u regulatorne formule (BCBS, 2005). Iz ovih parametara, za mala preduzeća za koje se pretpostavlja da je ukupni godišnji prihod od prodaje jednak 5 miliona EUR, izveden je ponder rizika RW, koji odgovara naprednom pristupu Bazela III i II. Takođe, uporedo je dati standardizovani pristup i njemu odgovarajući ponder rizika<sup>115</sup>. Pregled pondera rizika po klasama internog kreditnog rejtinga je dat i za različite ročnosti kredita. U regulatornim formulama Bazela III i II ročnost se predstavljena pomoću parametra efektivne ročnosti M, čiji je raspon od 1 do 5. Za kratkoročne, srednjoročne i dugoročne kredite uzete su odgovarajuće referentne vrednosti ovog parametara. Zanimljivo je primetiti, da nivo pondera rizika RW raste, pri povećanju ročnosti plasmana. Tako je na primer  $RW_{BBB,M=1} = 118.66\% > RW_{BBB,M=5} = 156.16\%$ , odnosno ponder rizika raste sa porastom ročnosti uzimajući PD vrednost za nepromenjenu veličinu. Zanimljivo je primetiti i slučajeve kada lošija rejting kategorija, sa većim procenjenim PD parametrom, ima manji RW. Zvuči apsurdno, ali je ovo slučaj koji se dešava kada PD vrednost dostigne tzv. *tačku kontaminacije* (eng. contamination point). Tako, na primer  $RW_B > RW_{CCC}$ , gde je

<sup>114</sup> Razlika u izračunavanju RW postoji samo kod velikih finansijskih institucija, što je objašnjeno u Poglavlju 4.3.3.

<sup>115</sup> Pretpostavka koja je i realnost u Srbiji je da banke ne uzimaju usluge eksternih kreditnih rejting agencija, odnosno ne preuzimaju eksternu kreditnu rejting, već se opredeljuju za pondere neobezbeđenih plasmana od 100%.

$RW_B=196.49\%$ , a  $PD_B=24.04\%$ , dok je  $RW_{CCC}=186.90\%$ , a  $PD_{CCC}=51.68\%$ . Objašnjenje za ovakvu anomaliju leži u činjenici da se, za rejting klase koje dostignu tačku kontaminacije PD-ja, ukupni kreditni gubitak većim delom određuje očekivani gubitak (EL), zbog čega dolazi do umanjenja neočekivanog gubitka (UL) koji direktno zavisi od procenjenog RW tj. pondera rizika (Genest & Brie, 2013). Zapravo, dolazi do promene strukture ukupnog gubitka, prelivanjem neočekivanog gubitka u očekivani.

**Tabela 66. Bazel III parametri i ponderi rizika za segment srednjih preduzeća, na osnovu uspostavljenog internog kreditnog rejtinga**

Rejting	PD	LGD	b	R	Kratkoročni kredit (ef. ročnost M=1)		Srednjoročni kredit (ef. ročnost M=2.5)		Dugoročni kredit (ef. ročnost M=5)	
					RW Std. pristup	RW Napredni pristup	RW Std. pristup	RW Napredni pristup	RW Std. pristup	RW Napredni pristup
AAA	0.32%	45.00%	0.19	0.2000	100%	37.68%	100%	52.45%	100%	77.05%
AA	1.15%	45.00%	0.13	0.1653	100%	72.33%	100%	90.17%	100%	119.89%
A	3.13%	45.00%	0.10	0.1229	100%	102.27%	100%	119.27%	100%	147.61%
BBB	6.80%	45.00%	0.07	0.1018	100%	136.59%	100%	152.78%	100%	179.76%
BB	12.81%	45.00%	0.05	0.0980	100%	179.85%	100%	195.51%	100%	221.62%
B	24.04%	45.00%	0.04	0.0978	100%	219.40%	100%	232.91%	100%	255.41%
CCC	51.68%	45.00%	0.02	0.0978	100%	202.13%	100%	209.66%	100%	222.20%

Tabela 66. takođe, prikazuje po uspostavljenim rejting klasama PD, LGD, b i R parametre rizika, koji su označeni kao glavni ulazi u regulatorne formule, ali za segment srednjih preduzeća za koje se pretpostavlja da je ukupni godišnji prihod od prodaje jednak 25 miliona EUR. Izvedeni su i prikazani, ponderi rizika RW, koji odgovaraju naprednom i standardnom pristupu Bazel-a III i II. Ukoliko se uporede Tabela 65. i Tabela 66. može se zaključiti da su po svim rejting klasama i ročnostima ponderi rizika veći za srednja preduzeća. Razlog u ovome leži u koloni R, koja određuje regulatorno određene korelacije, koje su zavisne od veličine preduzeća. Zapravo, nivo korelacije R, je obrnuto srazmeran nivou diverzifikacije portfolija (Crook, Edelman, & Thomas, 2007). Drugim rečima, difolt malog preduzeća u manjoj meri povlači difolte ostalih preduzeća, dok sa povećanjem veličine firme ova međuzavisnost raste.

Tabela 67. kao i prethodne dve tabele prikazuje parametre rizika i pondere rizika RW, za segment velikih preduzeća za koje se pretpostavlja da je ukupni godišnji prihod od prodaje jednak 50 miliona EUR. Ponderi i parametri rizika, odgovaraju naprednom i standardnom pristupu Bazel-a III i II.

**Tabela 67. Bazel III parametri i ponderi rizika za segment velikih preduzeća, na osnovu uspostavljenog internog kreditnog rejtinga**

Rejting	PD	LGD	b	R B2	Kratkoročni kredit (ef. ročnost M=1)		Srednjoročni kredit (ef. ročnost M=2.5)		Dugoročni kredit (ef. ročnost M=5)	
					RW Std. pristup	RW Napredni pristup	RW Std. pristup	RW Napredni pristup	RW Std. pristup	RW Napredni pristup
AAA	0.32%	45.00%	0.19	0.2223	100%	42.79%	100%	59.56%	100%	87.51%
AA	1.15%	45.00%	0.13	0.1875	100%	82.42%	100%	102.75%	100%	136.62%
A	3.13%	45.00%	0.10	0.1451	100%	118.13%	100%	137.77%	100%	170.50%
BBB	6.80%	45.00%	0.07	0.1240	100%	158.32%	100%	177.08%	100%	208.35%
BB	12.81%	45.00%	0.05	0.1202	100%	205.52%	100%	223.41%	100%	253.24%
B	24.04%	45.00%	0.04	0.1200	100%	245.17%	100%	260.26%	100%	285.41%
CCC	51.68%	45.00%	0.02	0.1200	100%	217.87%	100%	225.98%	100%	239.50%

Ukoliko se uporede Tabela 65., Tabela 66. i Tabela 67. može se izvesti krajnji zaključak po svim rejting klasama i ročnostima ponderi rizika najveći kod velikih preduzeća, što se na RW odražava isključivo zbog uvećanja koeficijenta korelacija. RW uzimaju najviše vrednosti po svim rejting kategorijama i svim ročnostima, upravo u Tabeli 67. u odnosu na prethodno prikazane tabele. Zaključak koji se može izvući, u smislu opravdanosti prelaska na napredne sisteme za upravljanje rizicima, ukazuje da umanjnje kapitalnih zahteva za kreditni rizik kod kratkoročnih kredita može da se očekuje samo za prve tri najbolje rejting klase, što je ukupno oko 52% od ukupnog broja clijenata. Imajući u vidu da je u Tabeli 65., jedino za ove klase *RW naprednog pristupa* niži od *RW standardnog pristupa* samo za ove rejting klase će da se postigne ušteda, odnosno smanjenje kapitalnih zahteva. Kod srednjoročnih i dugoročnih kredita u Tabeli 66. i Tabeli 67. umanjnje kapitalnih zahteva za kreditni rizik se očekuje samo u prve dve klase internog kreditnog rejtinga, što je ukupno oko 30% od ukupnog broja clijenata. Za razliku od istraživanja (Altman & Sabato, 2007) gde procenjeni efekti naprednog pristupa za merenje kreditnog rizika primenom Bazel II standarda dovode do umanjnja kapitalnih zahteva za kreditni rizik, ali na podacima preduzeća iz USA, u ovoj disertaciji je utvrđeno da bi efekat umanjnja kapitalnih zahteva postojao samo kod najboljih rejting klasa, u zavisnosti od ročnosti kreditnog plasmana, što je oko 32% do 50% preduzeća. Kod svih ostalih rejting klasa došlo bi do povećanja kapitalnih zahteva za kreditni rizik u odnosu na standardni pristup. S tim u vezi, na bankama u Srbiji ostaje pitanje procene tačnih efekata implementacije naprednog pristupa u smislu korisnosti u odnosu na dodatne troškove koji bi nastali.

## 5. ZAKLJUČAK

U ovoj doktorskoj disertaciji predstavljena je nova metodologija razvoja modela kreditnog skoringa i uspostavljanja internog kreditnog rejtinga, koja se bazira na multidisciplinarnom pristupu. Disertacija je, na sistematičan i sveobuhvatan način, predstavila realne analitičke probleme koji se javljaju, kako u toku procesa modelovanja, razvoja i kvantifikovanja verovatnoće difolta, tako i u toku uspostavljanja i implementacije internog kreditnog rejtinga za preduzeća u Srbiji. Razmotreni su i predstavljeni, kako teorijski, tako i praktični pristupi za uspešno rešavanje navedenih problema. Multidisciplinarni pristup koji je primenjen, uključuje kombinaciju primene teoretskog znanja iz oblasti upravljanja finansijskim rizicima, zatim, upotrebu matematičko statističkih metoda, kao i upotrebu softverskih alata i programiranja. Postavljena metodologija je primenjena na konkretnom empirijskom primeru, na bazi realnih podataka preduzeća u Srbiji i omogućava kvantifikaciju verovatnoće difolta preduzeća, uzimajući u obzir specifičnosti ovog tržišta i poslovnog ambijenta. Na bazi uspostavljene metodologije od strane autora, u ovoj doktorskoj disertaciji pokrivene su tri velike oblasti. Kao prvo, analiza finansijskih racija na osnovu raspoloživih višegodišnjih podataka, zatim njihova transformacija i korišćenje u svrhu kvantifikacije verovatnoće difolta, a kao konačni proces je uspostavljanje internog kreditnog rejtinga na osnovu korišćenja i uobličavanja rezultata dobijenih kroz modelom kvantifikovane verovatnoće difolta preduzeća.

Podaci na kojima se bazira istraživanje predstavljaju petogodišnje podatke iz finansijskih izveštaja, tj. bilansa stanja i bilansa uspeha preduzeća u Srbiji, kao i podatke o statusima difolta ovih preduzeća za periode od 2006.-2011. godine za potrebe razvoja, odnosno treninga i validacije<sup>116</sup> modela i 2012. godine za potrebe test uzorka, odnosno monitoringa modela i dodatne potvrde kvaliteta razvijenog modela. Ukupan razvojni uzorak kroz navedene godine se sastoji od 6906 preduzeća, na osnovu koga je duga lista od 438 finansijskih racija formirana i iskorišćena za potrebe modeliranja.

---

<sup>116</sup> Algoritam particionisanja podataka razvojne populacije, baziran na stratifikovanju po opserviranoj prosečnoj stopi difolta po godinama, je iskorišćen kako bi se formirali uzorci za trening i validaciju. Kvalitet particionisanja je utvrđen i statistički (Kolmogorov-Smirnov test) po varijablama i potvrđeno je da je nivo difolt stope između trening i uzorka za validaciju balansirani.

Finansijska racija konstruisana su na osnovu preporuka iz akademske literature tako i na osnovu velikog broja kombinacija različitih stavki iz bilansa stanja i bilansa uspeha kojima je autor dao naučni doprinos postavci finansijskih racija i praktičnoj upotrebi u finansijskoj analizi. Statistički je potvrđena i međuzavisnost verovatnoće difolta po različitim vrstama finansijskih racija. Sva finansijska racija su za potrebe optimalnog odabira u konačni model su statistički grupisana korišćenjem metoda klasterovanja u prirodne grupe. Kao jedan od važnih rezultata ove disertacije je to što je statistički utvrđeno koja su to finansijska racija koja najbolje nagoveštavaju mogućnost nastupanja događaja neizmirenja ugovorenih finansijskih obaveza od strane preduzeća u Srbiji. Ovako odabrana finansijska racija potvrđuju da je kvalitet finansijskih izveštaja preduzeća u Srbiji, a time i konstruisanih finansijskih racija, dovoljno kvalitetan za korišćenje u svrhe matematičko statističkog modeliranja. Još jedan od naučnih doprinosa ovog istraživanja, je to što je statistički utvrđen najprediktivniji finansijski racio u Srbiji. Na osnovu analize finansijskih racija i njihove statističke obrade u istraživanju, ispostavilo se da je najprediktivniji finansijski racio EBTADJ/LIAB koji dostiže individualnu informacionu vrednost od 0.923. Ovaj finansijski racio prikazuje odnos *dobitka pre oporezivanja iz bilansa uspeha sa ukupnim obavezama kao stavke pasive* iz bilansa stanja i pripada grupi finansijskih racija koja opisuje potencijal preduzeća da izmiruje svoje obaveze. U daljim fazama ove disertacije je eksperimentalno, kroz veliki broj simulacija, utvrđena optimalna struktura i broj finansijskih racija u modelu.

Posebno je istaknut značaj tehnika transformacije varijabli, tako da je WoE tehnika transformacije podataka primenjena kao najpogodnija za potrebe razvoja kreditnog skoringa. U okviru transformacije varijabli, formirani su atributi u okviru finansijskih racija i eliminisali problemi specijalnih i ekstremnih vrednosti. Specijalizovani originalni algoritam za optimalno određivanje i uspostavljanje atributa (grupa) u okviru varijabli je iskorišćen, kako bi se postigla što viša individualna prediktivna moć svakog finansijskog racija kvantifikovana u formi *informacione vrednosti* (IV).

Potvrda da je multidisciplinarni pristup korišćen u ovoj doktorskoj disertaciji je metoda klasterovanja varijabli, upotrebljena kako bi se došlo do najuže konačne liste varijabli odnosno do 25 klastera. Kao mera pripadnosti svake varijable klasteru korišćen je koeficijent determinacije ( $R^2$ ). Utvrđeni su zadovoljavajući rezultati odnosno da 61.71%

ukupno objašnjenog varijabiliteta kroz 25 klastera iz kojih su izabrane glavne varijable predstavnici. Glavni kriterijum za odabir varijabli predstavnika po svakom klasteru je pronalaženje varijable sa maksimalnom prediktivnom moći. Celokupni rezultati koji su proistekli iz analize finansijskih racija iskorišćeni su u daljem toku obrade i analize.

Kao jedan od glavnih naučnih doprinosa ove doktorske disertacije ističe se razvijen model za kvantifikaciju verovatnoće difolta u formi modela kreditnog skoringa. Odlikuje ga visoka prediktivna moć, izuzetna intuitivnost tumačenja njegovih faktora, kao i implementabilnost samog modela, uzimajući u obzir razvijenu skor-karticu modela. Model je zasnovan je na rezultatima primene logističke regresije i ulaznih varijabli u formi najužeg odabranog skupa finansijskih racija preduzeća u Srbiji. Praktična upotrebna vrednost razvijenog modela kreditnog skoringa je to, što prediktivna moć ovog modela omogućava da se u bankarskoj praksi proceni verovatnoća difolta preduzeća u Srbiji u periodu od godinu dana.

Jedan od bitnih naučnih doprinosa u ovom istraživanju je primena tzv. *metod pune snage*, za potrebe dobijanja rezultata velikog broja modela korišćenjem logističke regresije. *Metoda pune snage* kao i njeni rezultati su originalno delo autora koje je nastalo u toku istraživanja u ovoj doktorskoj disertaciji. Ova metoda je iskorišćena nad logističkom regresijom, kako bi se došlo do svih mogućih kombinacija modela sačinjenih od odabranih varijabli i kako bi se iz dobijenih rezultata prepoznao najprediktivniji model. Transformisane WoE vrednosti finansijskih racija po atributima, su iskorišćene kao osnov za simulacije LR regresija metodom pune snage. Cilj simulacionog procesa je da se dobiju sve moguće kombinacije modela od 5 do 14 varijabli iz odabrane kratke liste finansijskih racija koje su rezultat prethodnog procesa finansijske analize i klasterovanja. Ukupan broj izvršenih logističkih regresija kroz simulacije dao je oko 14 miliona estimiranih modela. Korišćenjem predefinisanih validacionih kriterijuma za odbacivanje neadekvatnih modela, tj. onih koji prikazuju znake multikolinearnosti ili znake nestabilnosti, došlo se do konačnog broja od 342,016 stabilnih modela koji su nazvani *statistički i ekonomski „korektni“ modeli*. Validacioni uzorak i na njemu izračunat Gini koeficijent je iskorišćen kao osnov za odabir konačnog modela. Konačno odabrani model kreditnog skoringa koji se pokazuje kao najprediktivniji, ali i statistički i ekonomski korektan model, sastoji se od osam varijabli i ima najbolje statističke performanse u odnosu na sve ostale modele. Što se konačnog



modela tiče, u ovoj disertaciji su jasno predstavljeni: beta koeficijenti, standardne greške i ostala statistička svojstva modela, izvedena je i skor-kartica modela, a kao prihvatljiva pokazala se i korelaciona struktura ovog modela. Umerenim koeficijentima korelacije, kao i ROC i CAP analizom performansi modela pokazano je da ovaj model, baziran na WoE transformacijama finansijskih racija, u skladu sa rezultatima postignutih od strane (Altman & Sabato, 2007) koji su koristili logaritamsku transformaciju varijabli prediktora. Konačno izračunata AUC statistika modela, na trening uzorku (AUC=0.835) i uzorku za validaciju (AUC=0.811), pokazuje bolje rezultate u odnosu na *Altmanov Z-skor model*, kao i njegovu modifikaciju, *Altmanov Z-skor SRB model*, koji je nastao u ovom istraživanju tako što je *Altmanov Z-skor model* kalibrisan nad podacima preduzeća u Srbiji, što je predstavljeno u Poglavlju 3.7. Takođe, bolji rezultati su dobijeni i u odnosu na rezultate istraživanja (Sohn & Kim, 2012). Izlazi dobijeni iz konačnog modela kreditnog skoringa iskorišćeni su, u daljim fazama istraživanja, kao osnov za izvođenje i uspostavljanje modela internog kreditnog rejtinga.

U ovoj doktorskoj disertaciji predstavljen je i nova metodologija za upostavljanje modela internog kreditnog rejtinga preduzeća u Srbiji. Ovaj pristup baziran je na prethodno razvijenom modelu kreditnog skoringa čiji se rezultati, kvantifikovanja verovantoća difolta, koriste kao osnovni ulaz. Predstavljeni su i definisani novo razvijeni kriterijumi merenja kvaliteta internog kreditnog rejtinga, korišćenjem matrica migracije za svaku od godina posmatranja. Novo razvijeni kriterijumi su upotrebljeni kako bi se odabrala najbolja postavka internog kreditnog rejtinga i to sa aspekta stabilnosti i konzistentnosti matrica migracije. Optimalna struktura internog kreditnog rejtinga sastoji se od sedam klasa kreditnog rejtinga za zdrava preduzeća i jednom klasom kreditnog rejtinga za difolt preduzeća. Korišćenjem matrica migracije i velikog broja od 100000 simulacija, kojima se vrše kontrolisana variranja inicijalnih postavki granica internog kreditnog rejtinga, došlo se do konačne postavke modela internog kreditnog rejtinga. Potvrda stabilnosti je dobijena kroz finalni korak validacije internog kreditnog rejtinga, na osnovu preporuka iz relevantne akademske literature. Kao još jedan rezultat istraživanja, pokazalo se da je razvijeni interni kreditni rejting za preduzeća u Srbiji prošao sve preporuke validacije i da je usaglašen sa Bazel II i Bazel III standardima. S tim u vezi, može biti iskorišćen kao osnova za: internu procenu

potrebnog nivoa kapitala, za pokriće potencijalnih očekivanih i neočekivanih gubitaka koji proističu od izloženosti banaka prema preduzećima u Srbiji. S tim u vezi izračunati su ponderi rizika (*eng.* risk weights - RW) koji se koriste prilikom ocene rizičnosti plasmana na nivou bankarskog portfolija. Dobijeni RW su na osnovu preporuka Bazel II standarda, i po prvi put u Srbiji su izračunati i na osnovu kriterijuma najnovijeg Bazel III pristupa.

Prema navedenim rezultatima, naučnim i praktičnim doprinosima ove doktorske disertacije, kvalitet prikazanih rezultata i činjenica da je model kreditnog scoringa baziran na realnim bilansnim i difolt podacima, može se zaključiti da celokupna metodologija može da bude primenjena u bankama koje posluju u Srbiji ili regionu Jugoistočne Evrope.

Razvijen model kreditnog scoringa i postavka internog kreditnog rejtinga prikazuju značajan nivo prediktivne moći i stabilnosti i mogu se implementirati od strane banke koja posluje sa privrednim subjektima. Treba dodati da je praktičan doprinos ove disertacije, činjenica da se dobijeni rezultati istraživanja u vidu konkretnog modela za kvantifikaciju verovatnoće difolta i internog kreditnog rejtinga mogu primenjivati u praksi u svrhe unapređenja: bankarskog poslovanja, proračuna rezervisanja za očekivane i neočekivane gubitke, izračunavanje adekvatnosti kapitala, kvaliteta odlučivanja i ubrzanje procesa odobravanja kredita.

Smernice budućeg istraživanja i dodatnog unapređenja razvijenog modela kreditnog scoringa i internog kreditnog rejtinga će da bude vođena u smeru uključivanja makroekonomskih indikatora i nefinansijskih informacija kako bi se model obogatio dodatnim kanalima informacija i kako bi mu se dodatno povećala prediktivna moć.

## 6. PRILOZI

### 6.1. Prilog – spisak i opis finansijskih pozicija koja su korišćena u konstrukciji finansijskih racija

Tabela 68. Pozicije iz bilansa uspeha (*eng. income statement*)

Oznaka	Opis i naziv ( <i>eng.</i> )	Opis
COGS	Cost of goods sold	Nabavna vrednost prodane robe + troškovi materijala
COGSADJ	Cost of goods sold adjusted	Nabavna vrednost prodane robe + troškovi materijala + troškovi zarada i drugi licni troškovi
PSCST	Personnel costs	Troškovi zarada i drugi licni troškovi
DEP	Depreciation amortisation	Troškovi amortizacije i rezervisanja
NETEXP	Net expenses	Poslovni rashodi
NETEXPADJ	Net expenses adjusted	Poslovni rashodi - troškovi amortizacije i rezervisanja
FINEXP	Financial expences	Finansijski rashodi
FININC	Financial income	Finansijski prihodi
SLS	Sales	Prihodi od prodaje
GRSPRF	Gross profit	Prihod od prodaje - (nabavna vrednost prodane robe + troškovi materijala)
GRSPRFADJ	Gross profit adjusted	Prihod od prodaje - (nabavna vrednost prodane robe + troškovi materijala + troškovi zarada i drugi licni troškovi)
NETSLS	Net sales	Poslovni prihodi
EBIT	Earnings before interest and taxes	Poslovni prihodi-poslovni rashodi
EBITDA	Earnings before interest, taxes and depreciation	Poslovni prihodi - poslovni rashodi + troškovi amortizacije i rezervisanja
EBT	Earnings before tax	poslovni prihodi-poslovni rashodi + finansijski prihodi - finansijski rashodi) = rezultat iz redovnog poslovanja
EBTADJ	Earnings before tax adjusted	Dobitak pre oporezivanja
NETPRF	Net profit	Neto dobit / gubitak

Tabela 69. Pozicije iz bilansa stanja (*eng. balance sheet*)

Oznaka	Opis i naziv ( <i>eng.</i> )	Opis
AST	Assets	Ukupna aktiva
AAST	Adjusted assets	Ukupna aktiva - goodwill - nematerijalna ulaganja
INTAST	Intangible assets	Goodwill + nematerijalna ulaganja
MSEC	Marketable securities	Kratkoročni finansijski plasmani
CSH	Cash and cash equivalents	Gotovina i gotovinski ekvivalenti
ACCREC	Accounts receivable	Kratkoročna potraživanja
INVT	Inventories	Zalihe (zalihe materijala + nedovršena proizvodnja + gotovi proizvodi + roba + nekretnine pribavljene radi prodaje + dati avansi)
CURAST	Current assets	Obrtna imovina
FAST	Fixed assets	Osnovna sredstva
LNGTFAST	Long term financial assets	Dugoročni finansijski plasmani
DTA	Deffered tax assets	Odložena poreska sredstva
LIAB	Liabilities	Dugoročna rezervisanja i obaveze

ALIAB	Aliabilities	Dugoročna rezervisanja i obaveze - gotovina i gotovinski ekvivalenti
ACCPAY	Accounts payable	Obaveze iz poslovanja
CURLIAB	Current liabilities	Kratkoročne obaveze
SHRTBDBT	Shortterm bank debt	Kratkoročne finansijske obaveze prema bankama
LTDBT	Longterm debt	Dugoročne obaveze
LTBDBT	Longterm bank debt	Dugoročni krediti (dugoročne obaveze prema bankama)
TBDBT	Total bank debt	(kratkoročne finansijske obaveze + dugoročni krediti)
TDBT	Total debt	Ukupne finansijske obaveze = dugoročne obaveze + kratkoročne obaveze
DTL	Deffered tax liabilities	Odložene poreske obaveze
CEQTY	Core equity	Osnovni i ostali kapital
EQT	Equity	Kapital
WC	Working capital	Neto obrtni fond
OA	Operating assets (assets - cash - dta - goodwill)	Radna aktiva (aktiva - gotovina - odložena poreska sredstva - goodwill)
OL	Operating liabilities (liabilities - tdbdt)	Radna pasiva (obaveze - ukupni dug prema bankama)
NOA	Net operating assets (OA - OL)	Neto radna aktiva (radna aktiva - radna pasiva)
CSH_MSEC	Cash and marketable securities	Gotovina + kratkoročni finansijski plasmani
WC_CHG	Working capital change	Radni kapital (obaveze iz poslovanja + obaveze po osnovu pdv i sl. + ostale kratkoročne obaveze i pvr + obaveze po osnovu sredstava namenjenih prodaji - odložena poreska sredstva - potraživanja za više plaćen porez na dobitak - zalihe - pdv i avr-kratkoročna potraživanja- stalna sredstva namenjena prodaji)
TNW	Tangible net worth	Kapital - gubitak iznad visine kapitala - nematerijalna ulaganja

**Tabela 70. Izvedene pozicije tokova gotovine (eng. cash flow)**

Oznaka	Opis i naziv (eng.)	Opis
FCInv	Fixed capital investments	Ulaganja u fiksni kapital (osnovna sredstva u tekućoj godini - osnovna sredstva u prethodnoj godini)
NetBorr	Net borrowing	Zaduživanje od banaka tj. razlika između ukupnog duga prema bankama u tekućoj i prethodnoj godini
CHG_WC	Change of working capital	Ulaganje u radni kapital tj. razlika između radnog kapitala u tekućoj i prethodnoj godini
CFO	Cash flow from operations	POSLOVNI PRIHODI-POSLOVNI RASHODI + depresijacija + promena radnog kapitala između tekuće i prethodne godine
FCFF	Free cash flow to firm	POSLOVNI PRIHODI-POSLOVNI RASHODI + depresijacija + finansijski prihodi - finansijski rashodi - ulaganja u fiksni kapital + ulaganja u radni kapital
FCFE	Free cash flow to equity	POSLOVNI PRIHODI-POSLOVNI RASHODI + depresijacija + finansijski prihodi - finansijski rashodi - ulaganja u fiksni kapital + ulaganja u radni kapital + Zaduživanje od banaka

## 6.2. Prilog – pregled statističke analize finansijskih racija

Tabela 71. Deskriptivna statistika svih finansijskih racija na razvojnom uzorku

Rbr	Finansijska racija	Broj spec. i neg. vrednosti	Broj poz.	Aritm. sred.	Med.	St. Dev.	Min	95ti pc.	99ti pc.	Max
1	CSH/ACCREC	38	6.868	0.303	0.043	1.948	0.000	0.871	4.322	3,603.67
2	CSH/ACCPAY	18	6.888	0.245	0.038	1.499	0.000	0.766	3.745	104.86
3	CSH_MSEC/ACCREC	40	6.866	0.566	0.083	3.159	0.000	1.777	8.843	33,113.70
4	CSH_MSEC/ACCPAY	24	6.882	0.466	0.072	2.500	0.000	1.511	7.357	724.59
5	CSH/CURAST	10	6.896	0.050	0.018	0.091	0.000	0.209	0.463	1.00
6	ACCREC/CURAST	10	6.896	0.467	0.462	0.244	0.000	0.881	0.958	1.00
7	ACCPAY/CURAST	10	6.896	0.571	0.497	0.598	0.000	1.157	2.266	18.83
8	CSH_MSEC/CURAST	10	6.896	0.089	0.035	0.138	0.000	0.381	0.687	1.00
9	CURLIAB/CURAST	10	6.896	1.043	0.851	1.872	0.006	2.014	5.069	95.01
10	SHRTBDBT/CURAST	10	6.896	0.356	0.205	1.508	0.000	0.844	2.396	80.14
11	CSH/CURLIAB	10	6.896	0.085	0.021	0.302	0.000	0.332	0.962	14.47
12	INVT/CURLIAB	11	6.895	0.586	0.423	0.968	0.000	1.618	3.025	146.64
13	ACCREC/CURLIAB	10	6.896	0.649	0.548	0.817	0.000	1.527	2.686	52.08
14	ACCPAY/CURLIAB	10	6.896	0.601	0.635	0.237	0.000	0.937	0.983	1.00
15	CSH_MSEC/CURLIAB	10	6.896	0.157	0.042	0.557	0.000	0.592	1.674	20.07
16	CSHACRCMS/CURLIAB	10	6.896	0.806	0.645	1.169	0.000	1.892	3.721	69.96
17	ACIDTEST	10	6.896	0.911	0.709	1.887	0.001	2.023	4.358	103.79
18	SHRTBDBT/CURLIAB	10	6.896	0.300	0.260	0.224	0.000	0.740	0.915	1.00
19	CURAST/CURLIAB	11	6.895	1.495	1.175	2.178	0.011	3.162	6.252	162.93
20	CSH/LTDBT	1,504	5.402	1.217	0.077	5.950	0.000	4.241	22.715	1,315.71
21	INVT/LTDBT	1,532	5.374	7.913	1.483	24.776	0.000	35.710	121.123	11,137.00
22	ACCREC/LTDBT	1,537	5.369	9.705	1.864	28.835	0.000	41.935	147.203	39,851.86
23	ACCPAY/LTDBT	1,533	5.373	10.953	2.090	32.999	0.000	46.596	164.155	36,431.29
24	CSH_MSEC/LTDBT	1,513	5.393	1.977	0.169	9.147	0.000	6.856	44.941	4,467.49
25	CURAST/LTDBT	1,542	5.364	20.442	4.365	58.129	0.000	89.930	295.354	53,605.00
26	CURLIAB/LTDBT	1,542	5.364	16.757	3.566	47.167	0.000	76.032	227.121	64,191.57
27	SHRTBDBT/LTDBT	1,533	5.373	4.370	0.820	13.496	0.000	18.379	70.551	26,001.00
28	WC/LTDBT	3,182	3.724	7.562	1.277	23.823	0.000	33.887	140.284	2,899.19
29	LTDBT/LTDBTpEQT	52	6.854	0.282	0.189	0.291	0.000	0.887	1.000	1.00
30	CURLB/CURLIABpEQT	10	6.896	0.601	0.615	0.254	0.009	0.976	1.000	1.00
31	CSH/SHRTBDBT	357	6.549	0.746	0.078	4.023	0.000	2.695	11.623	10,811.00
32	INVT/SHRTBDBT	377	6.529	4.380	1.558	12.320	0.000	14.617	53.804	1.10E+05
33	ACCREC/SHRTBDBT	381	6.525	5.412	1.968	13.459	0.000	20.147	73.667	62,380.00
34	ACCPAY/SHRTBDBT	384	6.522	6.055	2.254	14.934	0.000	22.395	73.398	1.57E+05
35	CSH_MSEC/SHRTBDBT	365	6.541	1.127	0.163	5.388	0.000	3.707	17.675	10,811.00
36	CURAST/SHRTBDBT	391	6.515	11.219	4.527	27.104	0.000	39.587	127.198	1.22E+05
37	WC/SHRTBDBT	2,425	4.481	5.619	1.389	17.866	0.000	21.775	78.346	1.21E+05
38	CSH/TBDBT	49	6.857	0.459	0.047	2.922	0.000	1.414	6.182	10,811.00
39	INVT/TBDBT	56	6.850	2.246	0.901	5.539	0.000	7.830	24.745	1.10E+05
40	ACCREC/TBDBT	55	6.851	3.003	1.167	7.533	0.000	10.715	32.298	9,294.00
41	ACCPAY/TBDBT	59	6.847	3.284	1.253	7.652	0.000	12.387	36.808	11,330.00
42	CSH_MSEC/TBDBT	55	6.851	0.637	0.095	3.604	0.000	1.987	8.568	10,811.00
43	CURAST/TBDBT	72	6.834	5.780	2.591	11.453	0.000	20.054	55.029	1.22E+05
44	CURLIAB/TBDBT	63	6.843	4.492	2.144	8.965	0.000	15.037	42.271	11,504.50
45	SHRTBDBT/TBDBT	43	6.863	0.645	0.703	0.346	0.000	1.000	1.000	1.00
46	WC/TBDBT	2,155	4.751	2.650	0.801	7.766	0.000	9.961	35.055	1.21E+05
47	CSH/AST	10	6.896	0.028	0.010	0.052	0.000	0.117	0.254	0.84
48	INVT/AST	10	6.896	0.244	0.209	0.196	0.000	0.632	0.805	0.98
49	ACCREC/AST	10	6.896	0.288	0.248	0.203	0.000	0.674	0.870	0.99
50	ACCPAY/AST	10	6.896	0.321	0.281	0.214	0.000	0.729	0.861	0.99
51	CURAST/AST	10	6.896	0.615	0.633	0.249	0.003	0.969	0.998	1.00
52	INTAST/AST	10	6.896	0.007	0.000	0.037	0.000	0.024	0.180	0.85

53	LNGTFAST/AST	10	6.896	0.028	0.000	0.092	0.000	0.177	0.499	0.93
54	CURLIAB/AST	10	6.896	0.517	0.504	0.242	0.004	0.922	0.992	1.00
55	WC/AST	2,120	4,786	0.212	0.175	0.166	0.000	0.535	0.691	0.99
56	SHRTBDBT/AST	10	6.896	0.155	0.117	0.146	0.000	0.437	0.689	1.00
57	FAST/AST	10	6.896	0.343	0.311	0.239	0.000	0.784	0.923	0.99
58	LTDBT/AST	10	6.896	0.132	0.077	0.155	0.000	0.447	0.675	0.99
59	LTBDBT/AST	10	6.896	0.105	0.047	0.140	0.000	0.386	0.600	0.99
60	TBDBT/AST	10	6.896	0.260	0.225	0.189	0.000	0.625	0.840	1.00
61	LIAB/AST	10	6.896	0.653	0.681	0.234	0.009	0.981	1.000	1.15
62	ALIAB/AST	39	6.867	0.628	0.655	0.240	0.001	0.966	0.998	1.15
63	CEQTY/AST	10	6.896	0.146	0.039	0.219	0.000	0.616	0.903	4.28
64	EQT/AST	10	6.896	0.347	0.319	0.234	0.000	0.770	0.898	0.99
65	CSH/FAST	83	6.823	0.398	0.036	2.771	0.000	1.167	5.301	435.13
66	INVT/FAST	100	6.806	3.008	0.674	9.849	0.000	11.637	48.552	84,334.38
67	ACCREC/FAST	113	6.793	3.877	0.773	13.644	0.000	14.542	60.468	9,277.63
68	ACCPAY/FAST	115	6.791	4.137	0.892	13.823	0.000	15.342	66.102	19,918.21
69	CURAST/FAST	124	6.782	7.714	1.985	22.832	0.000	29.345	113.606	85,320.17
70	INTAST/FAST	71	6.835	0.105	0.000	1.911	0.000	0.094	1.158	92.79
71	LNGTFAST/FAST	83	6.823	0.367	0.000	3.281	0.000	0.783	5.684	4,602.22
72	CURLIAB/FAST	123	6.783	6.436	1.577	21.186	0.000	23.501	99.021	85,619.92
73	WC/FAST	2,196	4,710	2.630	0.719	7.983	0.000	9.642	34.128	8,371.50
74	SHRTBDBT/FAST	108	6,798	1.875	0.385	7.353	0.000	6.671	30.642	63,429.96
75	LTDBT/FAST	85	6.821	0.758	0.264	3.532	0.000	2.163	7.823	4,886.12
76	LTBDBT/FAST	83	6.823	0.597	0.151	2.944	0.000	1.739	6.331	4,886.12
77	TBDBT/FAST	112	6,794	2.509	0.750	8.902	0.000	8.266	38.190	63,429.96
78	CSH/AAST	10	6.896	0.028	0.010	0.052	0.000	0.117	0.255	0.84
79	INVT/AAST	10	6.896	0.246	0.211	0.196	0.000	0.633	0.806	0.98
80	ACCREC/AAST	10	6.896	0.289	0.250	0.203	0.000	0.677	0.871	0.99
81	ACCPAY/AAST	10	6.896	0.323	0.284	0.215	0.000	0.732	0.864	1.05
82	CURAST/AAST	6	6,900	0.618	0.638	0.249	0.000	0.971	0.998	1.00
83	INTAST/AAST	10	6.896	0.010	0.000	0.093	0.000	0.024	0.219	5.80
84	LNGTFAST/AAST	8	6.898	0.029	0.000	0.093	0.000	0.180	0.499	0.93
85	CURLIAB/AAST	6	6,900	0.521	0.509	0.246	0.000	0.929	1.000	1.62
86	WC/AAST	2,116	4,790	0.213	0.176	0.166	0.000	0.538	0.694	0.99
87	SHRTBDBT/AAST	9	6,897	0.157	0.118	0.149	0.000	0.440	0.706	1.30
88	FAST/AAST	10	6.896	0.345	0.313	0.240	0.000	0.788	0.931	0.99
89	LTDBT/AAST	10	6.896	0.134	0.078	0.161	0.000	0.450	0.686	1.81
90	LTBDBT/AAST	10	6.896	0.106	0.047	0.142	0.000	0.389	0.605	1.57
91	TBDBT/AAST	10	6.896	0.263	0.227	0.193	0.000	0.632	0.866	2.03
92	LIAB/AAST	6	6,900	0.659	0.686	0.243	0.000	0.990	1.028	2.64
93	ALIAB/AAST	39	6,867	0.634	0.659	0.248	0.001	0.973	1.027	2.63
94	CEQTY/AAST	10	6.896	0.148	0.039	0.229	0.000	0.620	0.915	5.03
95	EQT/AAST	6	6,900	0.350	0.320	0.245	0.000	0.779	0.910	5.61
96	CSH/LIAB	10	6.896	0.059	0.016	0.148	0.000	0.249	0.672	3.61
97	INVT/LIAB	10	6.896	0.438	0.329	0.488	0.000	1.182	2.227	8.82
98	ACCREC/LIAB	10	6.896	0.493	0.417	0.395	0.000	1.179	1.826	4.29
99	ACCPAY/LIAB	10	6.896	0.480	0.478	0.239	0.000	0.870	0.942	1.00
100	CURAST/LIAB	10	6.896	1.089	0.973	0.771	0.003	2.300	4.145	15.61
101	INTAST/LIAB	10	6.896	0.014	0.000	0.128	0.000	0.043	0.313	6.44
102	LNGTFAST/LIAB	10	6.896	0.055	0.000	0.240	0.000	0.305	0.879	6.19
103	CURLIAB/LIAB	10	6.896	0.790	0.853	0.214	0.007	1.000	1.000	1.00
104	WC/LIAB	2,120	4,786	0.525	0.290	0.787	0.000	1.794	3.712	14.69
105	SHRTBDBT/LIAB	10	6.896	0.236	0.194	0.191	0.000	0.620	0.840	1.00
106	FAST/LIAB	11	6.895	0.888	0.476	2.904	0.000	2.354	6.497	111.94
107	LTDBT/LIAB	10	6.896	0.201	0.134	0.212	0.000	0.630	0.807	0.99
108	LTBDBT/LIAB	10	6.896	0.161	0.081	0.196	0.000	0.574	0.776	0.99
109	TBDBT/LIAB	10	6.896	0.396	0.376	0.235	0.000	0.810	0.950	1.00
110	CEQTY/LIAB	11	6.895	0.550	0.057	2.949	0.000	2.002	6.132	114.05
111	EQT/LIAB	11	6.895	1.055	0.468	3.125	0.000	3.339	8.740	111.93

112	CSH/ALIAB	39	6,867	0.115	0.016	1.419	0.000	0.309	1.162	95.65
113	INVT/ALIAB	35	6,871	0.498	0.345	0.902	0.000	1.320	2.794	32.09
114	ACCREC/ALIAB	39	6,867	0.584	0.435	1.681	0.000	1.328	2.560	97.60
115	ACCPAY/ALIAB	38	6,868	0.535	0.500	0.788	0.000	0.947	1.250	49.97
116	CURAST/ALIAB	32	6,874	1.248	0.997	1.981	0.000	2.722	6.010	379.85
117	INTAST/ALIAB	15	6,891	0.015	0.000	0.137	0.000	0.048	0.323	6.82
118	LNGTFAST/ALIAB	18	6,888	0.062	0.000	0.328	0.000	0.323	0.952	12.57
119	CURLIAB/ALIAB	29	6,877	0.880	0.887	1.090	0.000	1.183	1.877	68.13
120	WC/ALIAB	2,141	4,765	0.673	0.302	2.239	0.000	2.186	5.842	351.53
121	SHRTBDBT/ALIAB	29	6,877	0.259	0.204	0.344	0.000	0.670	0.948	19.12
122	FAST/ALIAB	41	6,865	0.982	0.493	3.081	0.000	2.633	8.928	486.63
123	LTDBT/ALIAB	23	6,883	0.223	0.143	0.461	0.000	0.665	0.913	27.21
124	LTBDBT/ALIAB	21	6,885	0.180	0.086	0.450	0.000	0.606	0.873	27.21
125	TBDBT/ALIAB	37	6,869	0.439	0.397	0.607	0.000	0.867	1.070	32.68
126	CEQTY/ALIAB	40	6,866	0.617	0.060	3.180	0.000	2.158	7.446	578.63
127	EQT/ALIAB	33	6,873	1.210	0.484	3.725	0.000	4.007	11.536	681.59
128	CSH/CEQTY	176	6,730	7.074	0.210	24.163	0.000	36.460	144.143	2,642.00
129	ACCREC/CEQTY	206	6,700	105.573	5.094	297.044	0.000	571.874	1,686.620	98,093.32
130	ACCPAY/CEQTY	206	6,700	128.309	6.290	361.653	0.000	701.429	2,048.030	2.89E+05
131	CURAST/CEQTY	203	6,703	233.960	13.712	624.287	0.000	1,268.060	3,492.730	1.27E+05
132	INTAST/CEQTY	176	6,730	0.747	0.000	5.722	0.000	1.545	18.519	11,314.69
133	LNGTFAST/CEQTY	201	6,705	3.577	0.000	21.074	0.000	10.625	106.104	23,402.38
134	CURLIAB/CEQTY	205	6,701	210.065	11.250	583.437	0.000	1,114.030	3,246.150	4.04E+05
135	WC/CEQTY	2,233	4,673	54.887	3.645	158.191	0.000	293.947	871.114	17,663.40
136	SHRTBDBT/CEQTY	203	6,703	57.402	2.447	183.097	0.000	304.927	1,011.710	1.01E+05
137	LTDBT/CEQTY	202	6,704	44.630	0.898	174.589	0.000	229.468	937.045	31,551.40
138	LTBDBT/CEQTY	203	6,703	31.243	0.389	119.777	0.000	173.435	645.756	14,043.03
139	TBDBT/CEQTY	203	6,703	98.689	5.031	308.435	0.000	524.075	1,734.280	1.08E+05
140	CSH/EQT	224	6,682	0.216	0.035	1.640	0.000	0.627	2.414	195.39
141	INVT/EQT	235	6,671	1.794	0.656	4.672	0.000	6.563	18.492	1,185.15
142	ACCREC/EQT	236	6,670	2.495	0.763	7.684	0.000	9.038	33.117	1,459.13
143	ACCPAY/EQT	243	6,663	3.152	0.858	8.873	0.000	12.379	41.667	3,393.65
144	CURAST/EQT	251	6,655	4.770	1.865	11.133	0.006	16.864	56.222	3,132.43
145	INTAST/EQT	224	6,682	0.071	0.000	1.245	0.000	0.084	0.909	272.70
146	LNGTFAST/EQT	226	6,680	0.210	0.000	1.774	0.000	0.645	3.407	770.93
147	CURLIAB/EQT	250	6,656	4.718	1.502	11.928	0.009	18.159	54.441	3,665.90
148	WC/EQT	2,152	4,754	0.850	0.545	2.835	0.001	1.823	5.476	1,018.74
149	SHRTBDBT/EQT	237	6,669	1.386	0.374	4.821	0.000	4.875	17.604	1,263.82
150	FAST/EQT	242	6,664	1.821	0.945	4.605	0.000	5.493	16.658	5,559.97
151	LTDBT/EQT	243	6,663	1.166	0.217	4.990	0.000	4.055	14.922	4,592.88
152	LTBDBT/EQT	239	6,667	0.918	0.126	4.189	0.000	3.225	11.618	4,592.88
153	CEQTY/EQT	224	6,682	0.415	0.168	1.325	0.000	1.108	2.513	538.26
154	TBDBT/EQT	244	6,662	2.252	0.711	6.628	0.000	7.981	26.948	5,856.69
155	TBDBTCAPRATIO	4	6,902	0.454	0.430	0.281	0.000	0.951	1.000	1.00
156	OPERRATIO	26	6,880	4.382	2.650	7.218	0.300	11.741	31.533	14,675.00
157	PSCST/NETSLS	27	6,879	0.157	0.076	1.217	0.000	0.514	0.821	537.50
158	PSCST/GRSPRF	188	6,718	0.522	0.356	1.276	0.000	1.191	3.346	403.00
159	PSCST/GRSPRFADJ	670	6,236	1.290	0.496	4.113	0.000	4.096	13.111	1,642.04
160	PSCST/EBIT	1,282	5,624	4.526	1.186	13.055	0.000	18.370	60.055	21,148.35
161	PSCST/EBITDA	878	6,028	2.583	0.984	6.331	0.000	8.696	27.547	1.06E+15
162	PSCST/EBT	1,911	4,995	7.292	1.692	18.426	0.000	32.727	101.930	2.13E+15
163	PSCST/EBTADJ	712	6,194	15.656	2.614	45.202	0.000	67.530	248.511	18,038.06
164	PSCST/NETPRF	724	6,182	19.649	2.813	63.260	0.000	86.734	313.744	15,903.00
165	PSCST/NETEXP	9	6,897	0.137	0.082	0.153	0.000	0.486	0.700	0.95
166	PSCST/NETEXPADJ	9	6,897	0.145	0.084	0.164	0.000	0.530	0.747	0.95
167	NETSLS/FINEXP	119	6,787	104.167	39.523	218.653	0.000	402.444	1,267.410	3.05E+05
168	GRSPRF/FINEXP	281	6,625	24.010	9.125	52.789	0.000	89.382	259.361	40,422.50
169	GRSPRFADJ/FINEXP	748	6,158	15.476	5.548	35.225	0.000	59.013	193.313	16,992.00
170	EBIT/FINEXP	1,325	5,581	6.263	1.996	15.952	0.000	23.340	86.556	11,451.50

171	EBITDA/FINEXP	951	5,955	7.602	2.716	18.448	0.000	27.205	100.374	12,140.50
172	NETPRF/FINEXP	751	6,155	4.861	0.984	14.588	0.000	18.965	75.089	11,674.50
173	FINEXP/NETEXP	11	6,895	0.114	0.026	1.598	0.000	0.177	0.838	1,868.94
174	FINEXP/NETEXPADJ	11	6,895	0.124	0.027	1.655	0.000	0.189	0.927	1,993.53
175	GRSPRF/SLS	189	6,717	0.323	0.248	0.249	0.000	0.852	0.975	1.00
176	NETSLS/SLS	40	6,866	1.126	1.002	1.532	0.000	1.290	2.542	8,247.77
177	NETSLS/GRSPRF	195	6,711	7.127	4.188	10.082	0.000	20.696	47.822	3,265.44
178	EBIT/NETSLS	1,262	5,644	0.080	0.053	0.090	0.000	0.236	0.451	0.96
179	EBIT/GRSPRF	1,340	5,566	0.342	0.255	0.788	0.000	0.720	1.468	33.83
180	EBIT/GRSPRFADJ	1,474	5,432	0.520	0.410	1.156	0.000	0.950	2.731	181.51
181	EBIT/EBITDA	1,254	5,652	0.732	0.805	0.236	0.000	0.984	1.000	1.00
182	EBITDA/NETSLS	882	6,024	0.100	0.072	0.100	0.000	0.277	0.505	0.96
183	EBITDA/GRSPRF	969	5,937	0.416	0.322	0.913	0.000	0.784	1.868	33.83
184	EBITDA/GRSPRFADJ	1,151	5,755	0.682	0.529	1.502	0.000	1.246	3.985	221.99
185	EBITDA/EBIT	1,272	5,634	2.055	1.241	4.626	1.000	4.228	16.321	2,906.25
186	EBT/NETSLS	1,904	5,002	0.069	0.035	0.347	0.000	0.216	0.384	23.21
187	EBT/GRSPRF	1,975	4,931	0.266	0.175	0.706	0.000	0.658	1.264	29.13
188	EBT/GRSPRFADJ	2,091	4,815	0.420	0.279	1.447	0.000	0.840	2.308	66.55
189	EBT/EBIT	2,025	4,881	0.806	0.748	1.722	0.000	1.210	3.286	9,928.20
190	EBT/EBITDA	1,972	4,934	0.586	0.565	0.779	0.000	0.996	1.690	1.30E+15
191	EBT/EBTADJ	1,950	4,956	2.080	1.029	5.784	0.000	5.366	22.989	392.59
192	EBTADJ/NETSLS	679	6,227	0.058	0.023	0.301	0.000	0.189	0.389	21.49
193	EBTADJ/GRSPRF	785	6,121	0.273	0.121	1.648	0.000	0.670	1.725	107.69
194	EBTADJ/GRSPRFADJ	1,073	5,833	0.398	0.202	1.614	0.000	0.927	2.803	66.55
195	EBTADJ/EBIT	1,401	5,505	0.986	0.634	2.785	0.000	2.334	9.085	488.64
196	EBTADJ/EBITDA	1,110	5,796	0.640	0.442	1.920	0.000	1.391	4.342	1.30E+15
197	EBTADJ/EBT	1,939	4,967	1.424	0.971	3.795	0.000	3.178	12.496	3.45E+14
198	NETPRF/NETSLS	685	6,221	0.053	0.022	0.218	0.000	0.183	0.370	15.19
199	NETPRF/GRSPRF	791	6,115	0.271	0.113	1.894	0.000	0.641	1.619	88.65
200	NETPRF/GRSPRFADJ	1,082	5,824	0.365	0.187	1.244	0.000	0.889	2.719	113.40
201	NETPRF/EBIT	1,406	5,500	0.982	0.592	3.232	0.000	2.274	9.134	435.47
202	NETPRF/EBITDA	1,115	5,791	0.623	0.414	2.189	0.000	1.361	4.196	1.17E+15
203	INVTPROCPRD	83	6,823	141.771	76.132	238.268	0.000	455.951	1,233.780	4.52E+06
204	PAYPROCPRD	86	6,820	252.042	114.348	649.239	0.000	736.945	3,186.660	3.72E+06
205	RECCOLPRD	92	6,814	93.947	69.811	94.179	0.000	259.480	478.581	9.25E+07
206	INVTCAPRATIO	501	6,405	0.201	0.148	0.304	0.000	0.518	0.854	12.01
207	EBITCAPRATIO	1,253	5,653	0.200	0.141	0.350	0.000	0.559	0.999	18.43
208	EBITDACAPRATIO	873	6,033	0.238	0.173	0.384	0.000	0.626	1.155	19.24
209	DEBTAMRTPERIOD	1,358	5,548	5.063	2.318	11.602	0.000	16.276	55.436	4.00E+15
210	CSH/NETSLS	26	6,880	0.036	0.007	0.674	0.000	0.094	0.265	202.50
211	CSH/GRSPRF	170	6,736	0.131	0.036	0.950	0.000	0.403	1.270	67.19
212	CSH/GRSPRFADJ	633	6,273	0.254	0.060	1.559	0.000	0.741	2.935	63.59
213	CSH/EBIT	1,218	5,688	0.763	0.152	3.457	0.000	2.528	11.732	13,101.70
214	CSH/EBITDA	836	6,070	0.518	0.117	2.718	0.000	1.632	6.465	4.58E+13
215	CSH/EBT	1,833	5,073	1.324	0.221	5.623	0.000	4.436	23.817	8.25E+14
216	CSH/NETPRF	678	6,228	2.383	0.325	8.780	0.000	9.555	41.944	5,285.00
217	CSH/NETEXP	9	6,897	0.033	0.008	0.286	0.000	0.105	0.302	20.41
218	CSH/NETEXPADJ	9	6,897	0.034	0.008	0.290	0.000	0.110	0.314	20.41
219	ACCREC/NETSLS	28	6,878	0.277	0.185	0.644	0.000	0.698	1.616	2.53E+05
220	ACCREC/GRSPRF	187	6,719	1.609	0.780	4.012	0.000	4.907	16.922	2.53E+05
221	ACCREC/GRSPRFADJ	666	6,240	2.807	1.303	6.771	0.000	8.826	26.869	1,403.36
222	ACCREC/EBIT	1,288	5,618	8.465	3.175	20.061	0.000	31.093	102.919	18,376.00
223	ACCREC/EBITDA	897	6,009	5.311	2.506	11.002	0.000	18.197	54.400	8.47E+15
224	ACCREC/EBT	1,923	4,983	15.884	4.393	40.046	0.000	65.147	241.164	5.74E+15
225	ACCREC/NETPRF	739	6,167	34.476	7.062	89.711	0.000	164.606	486.239	42,906.45
226	ACCREC/NETEXP	11	6,895	0.301	0.194	0.857	0.000	0.744	1.660	531.88
227	ACCREC/NETEXPADJ	11	6,895	0.316	0.200	0.921	0.000	0.792	1.763	531.88
228	CURAST/NETSLS	33	6,873	0.697	0.434	2.396	0.000	1.436	4.593	2.53E+05
229	CURAST/GRSPRF	207	6,699	3.367	1.980	6.525	0.000	9.583	30.586	2.53E+05



230	CURAST/GRSPRFADJ	692	6,214	5,725	3,154	10,772	0.000	17,320	54,180	5,014.77
231	CURAST/EBIT	1,306	5,600	18,290	7,643	40,456	0.000	61,284	213,020	61,071.30
232	CURAST/EBITDA	917	5,989	11,065	5,950	19,393	0.000	35,379	102,050	1.40E+16
233	CURAST/EBT	1,936	4,970	34,240	10,510	80,784	0.000	132,297	470,181	1.25E+16
234	CURAST/EBTADJ	1,936	4,970	34,240	10,510	80,784	0.000	132,297	470,181	1.25E+16
235	CURAST/NETPRF	750	6,156	72,601	17,602	168,726	0.000	336,862	897,427	93,699.55
236	CURAST/NETEXP	18	6,888	0,786	0,461	3,163	0.000	1,541	4,999	9,820.94
237	CURAST/NETEXPADJ	10	6,896	0,811	0,474	3,087	0.000	1,616	5,592	10,475.67
238	ACCPAY/NETSLS	31	6,875	0,341	0,196	1,321	0.000	0,808	2,198	26,449.00
239	ACCPAY/GRSPRF	201	6,705	1,884	0,877	4,500	0.000	6,035	18,744	26,449.00
240	ACCPAY/GRSPRFADJ	682	6,224	3,279	1,426	7,872	0.000	10,906	39,662	3,633.49
241	ACCPAY/EBIT	1,301	5,605	9,951	3,566	23,877	0.000	36,646	128,448	25,247.00
242	ACCPAY/EBITDA	904	6,002	6,333	2,733	13,341	0.000	22,632	66,784	1.28E+16
243	ACCPAY/EBT	1,938	4,968	17,806	4,995	43,331	0.000	70,557	249,798	6.39E+15
244	ACCPAY/NETPRF	743	6,163	38,112	8,434	90,648	0.000	181,259	498,222	34,274.31
245	ACCPAY/NETEXP	10	6,896	0,364	0,206	1,417	0.000	0,824	2,304	491.25
246	ACCPAY/NETEXPADJ	10	6,896	0,386	0,211	1,721	0.000	0,866	2,569	524.00
247	CURLIAB/NETSLS	37	6,869	0,625	0,347	2,224	0.000	1,411	5,158	1.83E+05
248	CURLIAB/GRSPRF	213	6,693	2,966	1,555	5,850	0.000	8,991	27,193	1.83E+05
249	CURLIAB/GRSPRFADJ	697	6,209	5,101	2,478	10,478	0.000	16,471	53,752	7,575.79
250	CURLIAB/EBIT	1,304	5,602	16,043	6,287	37,183	0.000	55,559	195,401	84,833.90
251	CURLIAB/EBITDA	915	5,991	9,774	4,796	18,516	0.000	33,059	103,113	1.70E+16
252	CURLIAB/EBT	1,939	4,967	28,795	8,729	66,730	0.000	116,473	392,121	8.33E+15
253	CURLIAB/EBTADJ	1,939	4,967	28,795	8,729	66,730	0.000	116,473	392,121	8.33E+15
254	CURLIAB/NETPRF	750	6,156	66,210	14,913	159,819	0.000	305,733	873,510	55,370.63
255	CURLIAB/NETEXP	22	6,884	0,739	0,369	3,393	0.000	1,464	5,530	11,740.50
256	CURLIAB/NETEXPADJ	14	6,892	0,778	0,379	3,624	0.000	1,564	6,176	12,523.20
257	SHRTBDBT/NETSLS	34	6,872	0,274	0,083	2,312	0.000	0,531	2,504	1.69E+05
258	SHRTBDBT/GRSPRF	194	6,712	0,988	0,377	3,323	0.000	3,038	11,928	18,708.67
259	SHRTBDBT/GRSPRFA	641	6,265	1,719	0,601	5,712	0.000	5,339	21,235	3,421.74
260	SHRTBDBT/EBIT	1,228	5,678	4,669	1,554	13,212	0.000	15,542	69,785	49,070.75
261	SHRTBDBT/EBITDA	847	6,059	2,931	1,195	7,684	0.000	9,475	31,841	4.04E+15
262	SHRTBDBT/EBT	1,865	5,041	8,535	1,904	24,364	0.000	35,020	115,163	3.71E+15
263	SHRTBDBT/EBTADJ	1,865	5,041	8,535	1,904	24,364	0.000	35,020	115,163	3.71E+15
264	SHRTBDBT/NETPRF	708	6,198	18,443	3,438	48,840	0.000	91,327	270,874	38,230.50
265	SHRTBDBT/NETEXP	19	6,887	0,370	0,087	3,227	0.000	0,571	3,075	11,029.06
266	SHRTBDBT/NETEXPA	19	6,887	0,386	0,089	3,289	0.000	0,602	3,088	11,764.33
267	LTDBT/NETSLS	32	6,874	0,288	0,055	1,671	0.000	0,799	3,966	37,745.36
268	LTDBT/GRSPRF	159	6,747	1,074	0,215	4,711	0.000	3,410	15,461	2,353.33
269	LTDBT/GRSPRFADJ	552	6,354	1,598	0,327	6,102	0.000	5,669	22,518	3,547.88
270	LTDBT/EBIT	1,025	5,881	3,891	0,800	11,497	0.000	15,423	56,463	1.20E+05
271	LTDBT/EBITDA	681	6,225	2,514	0,680	7,557	0.000	9,038	31,589	8.46E+15
272	LTDBT/EBT	1,630	5,276	7,972	0,762	27,952	0.000	32,680	144,574	4.67E+15
273	LTDBT/NETPRF	621	6,285	17,901	1,617	55,313	0.000	89,708	296,744	1.39E+05
274	LTDBT/NETEXP	16	6,890	0,334	0,057	2,185	0.000	0,813	4,856	1,397.30
275	LTDBT/NETEXPADJ	13	6,893	0,376	0,058	2,555	0.000	0,875	5,246	1,397.30
276	LTBDBT/NETSLS	31	6,875	0,244	0,031	1,756	0.000	0,646	3,179	37,745.36
277	LTBDBT/GRSPRF	141	6,765	0,909	0,117	4,329	0.000	2,974	12,784	2,353.33
278	LTBDBT/GRSPRFADJ	472	6,434	1,269	0,164	5,087	0.000	4,712	16,863	3,537.38
279	LTBDBT/EBIT	858	6,048	2,952	0,371	9,332	0.000	11,553	45,499	1.20E+05
280	LTBDBT/EBITDA	556	6,350	2,082	0,338	7,191	0.000	7,411	28,117	6,619.90
281	LTBDBT/EBT	1,403	5,503	5,722	0,253	20,863	0.000	25,037	96,052	4.67E+15
282	LTBDBT/EBTADJ	1,403	5,503	5,722	0,253	20,863	0.000	25,037	96,052	4.67E+15
283	LTBDBT/NETPRF	543	6,363	13,373	0,709	43,636	0.000	65,407	234,768	1.39E+05
284	LTBDBT/NETEXP	16	6,890	0,268	0,033	1,983	0.000	0,671	3,503	1,397.30
285	LTBDBT/NETEXPADJ	13	6,893	0,302	0,034	2,309	0.000	0,716	3,805	1,397.30
286	TBDBT/NETSLS	36	6,870	0,489	0,151	2,856	0.000	1,126	5,348	1.69E+05
287	TBDBT/GRSPRF	205	6,701	1,844	0,702	5,695	0.000	5,608	23,770	21,062.00
288	TBDBT/GRSPRFADJ	686	6,220	2,967	1,127	8,830	0.000	9,500	34,443	5,796.86

289	TBDBT/EBIT	1,295	5,611	7,743	2,994	19,232	0.000	27,657	97,110	1.69E+05
290	TBDBT/EBITDA	898	6,008	4,955	2,280	10,912	0.000	15,953	52,164	4.04E+15
291	TBDBT/EBT	1,937	4,969	15,795	3,583	43,716	0.000	67,380	252,256	8.38E+15
292	TBDBT/EBTADJ	1,937	4,969	15,795	3,583	43,716	0.000	67,380	252,256	8.38E+15
293	TBDBT/NETPRF	740	6,166	34,628	6,557	89,589	0.000	170,691	491,528	1.77E+05
294	TBDBT/NETEXP	25	6,881	0,569	0,161	3,373	0.000	1,191	7,084	11,029.06
295	TBDBT/NETEXPADJ	26	6,880	0,618	0,166	3,728	0.000	1,266	8,067	11,764.33
296	WC/NETSLS	2,123	4,783	0,263	0,118	1,527	0.000	0,642	1,718	69,981.00
297	WC/GRSPRF	2,208	4,698	1,059	0,556	2,947	0.000	2,721	9,198	69,981.00
298	WC/GRSPRFADJ	2,448	4,458	1,773	0,865	4,865	0.000	5,172	17,480	1,362.80
299	WC/EBIT	2,773	4,133	4,826	2,003	11,878	0.000	16,955	57,653	13,022.33
300	WC/EBITDA	2,532	4,374	3,174	1,638	7,025	0.000	9,632	26,353	11,342.03
301	WC/EBT	3,157	3,749	9,009	2,602	24,474	0.000	34,145	133,000	4.17E+15
302	WC/EBTADJ	3,157	3,749	9,009	2,602	24,474	0.000	34,145	133,000	4.17E+15
303	WC/NETPRF	2,399	4,507	17,714	3,560	48,051	0.000	83,412	269,931	38,328.92
304	WC/NETEXP	2,121	4,785	0,304	0,127	2,007	0.000	0,729	1,882	199.90
305	WC/NETEXPADJ	2,113	4,793	0,297	0,130	1,637	0.000	0,754	1,963	199.90
306	NETSLS/AST	10	6,896	1,772	1,313	1,755	0.000	4,694	8,136	34.74
307	GRSPRF/AST	190	6,716	0,409	0,300	0,575	0.000	1,067	2,121	30.37
308	GRSPRFADJ/AST	665	6,241	0,279	0,191	0,525	0.000	0,749	1,607	30.07
309	EBIT/AST	1,263	5,643	0,105	0,078	0,103	0.000	0,297	0,503	1.96
310	EBITDA/AST	883	6,023	0,124	0,099	0,107	0.000	0,321	0,517	1.96
311	EBT/AST	1,904	5,002	0,091	0,056	0,105	0.000	0,291	0,495	1.92
312	EBTADJ/AST	678	6,228	0,070	0,035	0,092	0.000	0,247	0,426	1.92
313	ROA	684	6,222	0,066	0,033	0,084	0.000	0,233	0,390	0.74
314	FINEXP/AST	10	6,896	0,043	0,032	0,040	0.000	0,113	0,174	0.64
315	NETEXP/AST	10	6,896	1,701	1,232	1,734	0.000	4,626	7,984	34.75
316	NETEXPADJ/AST	10	6,896	1,674	1,206	1,736	0.000	4,591	7,965	34.74
317	NETSLS/AAST	7	6,899	1,782	1,325	1,758	0.000	4,743	8,136	34.74
318	GRSPRF/AAST	190	6,716	0,414	0,302	0,587	0.000	1,092	2,182	30.37
319	GRSPRFADJ/AAST	665	6,241	0,282	0,191	0,534	0.000	0,765	1,610	30.07
320	EBIT/AAST	1,260	5,646	0,106	0,079	0,103	0.000	0,298	0,505	1.96
321	EBITDA/AAST	883	6,023	0,126	0,100	0,108	0.000	0,325	0,519	1.96
322	EBT/AAST	1,904	5,002	0,091	0,056	0,106	0.000	0,291	0,499	1.92
323	EBTADJ/AAST	675	6,231	0,070	0,035	0,093	0.000	0,248	0,442	1.92
324	NETPRF/AAST	681	6,225	0,066	0,034	0,084	0.000	0,235	0,393	0.74
325	FINEXP/AAST	10	6,896	0,043	0,033	0,041	0.000	0,114	0,182	0.64
326	NETEXP/AAST	7	6,899	1,709	1,243	1,737	0.000	4,652	7,984	34.75
327	NETEXPADJ/AAST	10	6,896	1,684	1,214	1,739	0.000	4,626	7,965	34.74
328	NETSLS/LIAB	11	6,895	3,036	2,198	3,254	0.000	8,175	14,673	141.45
329	GRSPRF/LIAB	190	6,716	0,794	0,483	1,153	0.000	2,518	5,099	39.10
330	GRSPRFADJ/LIAB	665	6,241	0,528	0,301	0,958	0.000	1,649	3,876	38.71
331	EBIT/LIAB	1,263	5,643	0,222	0,116	0,421	0.000	0,713	1,770	14.52
332	EBITDA/LIAB	883	6,023	0,262	0,153	0,435	0.000	0,808	1,920	14.53
333	EBT/LIAB	1,904	5,002	0,209	0,086	0,450	0.000	0,741	1,835	14.52
334	EBTADJ/LIAB	678	6,228	0,159	0,052	0,352	0.000	0,623	1,654	9.83
335	NETPRF/LIAB	684	6,222	0,151	0,049	0,339	0.000	0,586	1,590	9.83
336	FINEXP/LIAB	10	6,896	0,068	0,055	0,067	0.000	0,162	0,271	2.06
337	NETEXP/LIAB	11	6,895	2,878	2,066	3,111	0.000	7,701	14,058	139.23
338	NETEXPADJ/LIAB	11	6,895	2,823	2,010	3,100	0.000	7,633	14,049	138.99
339	NETSLS/ALIAB	36	6,870	3,373	2,269	4,334	0.000	9,607	19,336	1,084.73
340	GRSPRF/ALIAB	220	6,686	0,921	0,500	1,809	0.000	2,870	7,222	815.62
341	GRSPRFADJ/ALIAB	695	6,211	0,613	0,311	1,408	0.000	1,876	5,056	536.91
342	EBIT/ALIAB	1,281	5,625	0,306	0,120	1,943	0.000	0,861	2,497	89.55
343	EBITDA/ALIAB	911	5,995	0,358	0,159	2,219	0.000	0,948	2,737	99.48
344	EBT/ALIAB	1,932	4,974	0,285	0,089	1,699	0.000	0,902	2,610	125.59
345	EBTADJ/ALIAB	698	6,208	0,212	0,054	1,344	0.000	0,740	2,194	117.48
346	NETPRF/ALIAB	704	6,202	0,202	0,050	1,325	0.000	0,705	2,094	106.83
347	FINEXP/ALIAB	38	6,868	0,075	0,058	0,096	0.000	0,177	0,331	3.49

348	NETEXP/ALIAB	36	6.870	3.191	2.146	3.982	0.000	9.055	18.223	1,078.87
349	NETEXPADJ/ALIAB	45	6.861	3.132	2.090	3.946	0.000	8.955	18.132	1,076.35
350	NETSLS/CEQTY	206	6,700	550.821	34.897	1,362.77	0.000	3,108.310	7,480.890	3.25E+05
351	GRSPRF/CEQTY	372	6,534	114.155	7.127	312.608	0.000	568.150	1,774.150	1.87E+05
352	GRSPRFADJ/CEQTY	838	6,068	88.548	5.486	244.237	0.000	439.793	1,404.030	1.86E+05
353	EBIT/CEQTY	1,418	5,488	37.840	2.423	103.340	0.000	197.384	584.000	10,647.14
354	EBITDA/CEQTY	1,044	5,862	42.322	2.595	116.744	0.000	217.231	657.460	12,720.40
355	EBT/CEQTY	2,049	4,857	29.902	1.881	84.481	0.000	159.386	440.510	8,841.29
356	EBTADJ/CEQTY	847	6,059	23.100	1.166	70.055	0.000	122.446	358.683	8,848.52
357	NETPRF/CEQTY	852	6,054	21.548	1.072	64.744	0.000	116.857	343.282	11,082.40
358	FINEXP/CEQTY	195	6,711	15.474	0.733	49.025	0.000	80.659	271.055	35,711.57
359	NETSLS/EQT	258	6,648	12.044	4.518	23.750	0.000	48.495	126.114	20,115.00
360	GRSPRF/EQT	383	6,523	2.373	1.050	5.773	0.000	7.690	23.149	2,981.61
361	GRSPRFADJ/EQT	798	6,108	1.678	0.684	4.876	0.000	5.429	16.753	2,191.43
362	EBIT/EQT	1,310	5,596	0.570	0.293	1.825	0.000	1.552	4.755	370.19
363	EBITDA/EQT	941	5,965	0.683	0.350	2.104	0.000	1.877	5.560	433.65
364	EBT/EQT	1,930	4,976	0.378	0.216	1.307	0.000	1.058	2.261	378.52
365	EBTADJ/EQT	717	6,189	0.277	0.156	1.077	0.000	0.869	1.284	369.71
366	ROE	718	6,188	0.246	0.148	0.440	0.000	0.809	1.013	15.85
367	FINEXP/EQT	227	6,679	0.395	0.104	1.885	0.000	1.250	4.785	696.70
368	NETEXP/EQT	257	6,649	11.728	4.238	23.726	0.001	47.841	126.038	19,744.81
369	NETEXPADJ/EQT	257	6,649	11.585	4.119	23.576	0.000	47.629	125.567	19,681.35
370	BUSSCYCLE	106	6,800	246.262	166.249	327.544	0.000	633.797	1,852.180	3.48E+06
371	CASHCONVCYCLE	108	6,798	121.478	67.030	211.127	0.042	369.473	973.526	3.44E+06
372	ACCRATIO	2,394	4,512	0.599	0.343	0.862	0.000	1.961	2.764	252.20
373	CFO/NETSLS	2,264	4,642	0.146	0.083	0.529	0.000	0.405	0.929	164.62
374	FCFF/NETSLS	3,201	3,705	0.169	0.081	0.620	0.000	0.473	1.412	24.27
375	FCFE/NETSLS	1,851	5,055	0.170	0.065	1.008	0.000	0.429	1.497	48.35
376	CFO/LIAB	2,261	4,645	0.291	0.187	0.430	0.000	0.869	1.730	14.60
377	CFO/ALIAB	2,287	4,619	0.359	0.193	1.132	0.000	1.024	2.591	129.12
378	CFO/CEQTY	2,385	4,521	47.416	2.567	143.245	0.000	236.446	772.814	1.19E+05
379	CFO/EQT	2,378	4,528	0.893	0.332	3.043	0.000	2.785	9.390	1,270.70
380	CFO/TBDBT	2,298	4,608	1.727	0.558	5.776	0.000	5.782	20.598	17,631.07
381	CFO/TDBT	2,257	4,649	0.295	0.189	0.435	0.000	0.908	1.743	14.60
382	CFO/FINEXP	2,309	4,597	7.640	3.043	16.329	0.001	28.619	82.556	8,096.55
383	FCFF/AAST	3,198	3,708	0.143	0.105	0.196	0.000	0.382	0.680	6.63
384	FCFF/LIAB	3,198	3,708	0.324	0.185	0.645	0.000	1.007	2.225	22.33
385	FCFF/ALIAB	3,222	3,684	0.412	0.194	1.410	0.000	1.202	3.796	156.51
386	FCFF/CEQTY	3,294	3,612	36.614	1.838	109.356	0.000	193.510	580.092	84,685.47
387	FCFF/EQT	3,290	3,616	0.810	0.276	3.216	0.000	2.466	8.207	488.35
388	FCFF/TDBT	3,197	3,709	0.332	0.187	0.687	0.000	1.042	2.390	22.33
389	FCFF/FINEXP	3,239	3,667	8.277	3.129	18.951	0.003	28.622	116.375	9,387.44
390	FCFE/AAST	1,848	5,058	0.122	0.087	0.145	0.000	0.347	0.620	4.72
391	FCFE/LIAB	1,848	5,058	0.262	0.143	0.546	0.000	0.824	1.853	22.24
392	FCFE/EQT	1,977	4,929	0.735	0.257	2.706	0.000	2.298	7.841	554.76
393	FCFE/TDBT	1,846	5,060	0.267	0.143	0.581	0.000	0.845	1.853	22.24
394	FCFE/FINEXP	1,898	5,008	7.876	2.606	19.826	0.000	28.669	114.091	9,387.44
395	AST_GRTH	753	6,153	1.309	1.077	1.831	0.132	2.140	4.731	48,469.40
396	AAST_GRTH	753	6,153	1.303	1.076	1.779	0.000	2.136	4.714	48,469.40
397	CSH_GRTH	424	6,482	3.748	0.910	13.232	0.000	13.575	67.661	6,507.71
398	ACCREC_GRTH	217	6,689	1.639	1.113	3.641	0.000	3.353	11.968	19,431.90
399	CURAST_GRTH	757	6,149	1.328	1.099	2.094	0.024	2.344	4.731	23,602.09
400	FAST_GRTH	275	6,631	1.681	1.012	3.835	0.000	3.922	12.486	12,379.27
401	LIAB_GRTH	760	6,146	1.452	1.110	2.776	0.037	2.689	6.669	4,802.15
402	CURLIAB_GRTH	757	6,149	1.505	1.119	3.311	0.011	2.788	6.953	4,802.15
403	SHRTBDBT_GRTH	917	5,989	3.420	1.238	12.541	0.000	8.589	58.138	17,751.25
404	LTDBT_GRTH	2,019	4,887	2.515	0.909	7.882	0.000	7.870	39.044	4,080.37
405	LTBDBT_GRTH	2,988	3,918	2.167	0.870	7.049	0.000	6.253	32.141	1,001.85
406	TBDBT_GRTH	561	6,345	2.876	1.202	9.280	0.000	7.577	36.453	24,174.06

407	TDBT_GRTH	379	6,527	2,499	1.138	8.717	0.037	4.801	34.340	4.802.15
408	CEQTY_GRTH	349	6,557	1,923	0.924	9.845	0.000	1.569	23.460	5,705.48
409	EQT_GRTH	872	6,034	1,451	1.017	3.550	0.000	2.536	8.487	25,789.59
410	WC_GRTH	3,052	3,854	1,994	1.071	5.638	0.002	5.098	19.642	1,538.06
411	OA_GRTH	757	6,149	1,295	1.082	1.309	0.133	2.180	4.802	48,256.03
412	PSCST_GRTH	233	6,673	1,319	1.075	2.135	0.000	2.220	5.126	114.06
413	NETEXP_GRTH	775	6,131	1,255	1.033	2.079	0.017	2.032	4.942	1.33E+05
414	NETEXPADJ_GRTH	776	6,130	1,268	1.033	2.195	0.009	2.057	5.062	1.33E+05
415	FINEXP_GRTH	340	6,566	3,101	1.328	9.221	0.000	8.451	39.561	16,022.34
416	FININC_GRTH	1,126	5,780	6,189	1.000	25.769	0.000	21.496	122.430	7,983.34
417	GRSPRF_GRTH	440	6,466	1,462	1.050	3.245	0.000	2.842	9.120	8,015.40
418	GRSPRFADJ_GRTH	1,080	5,826	1,602	1.053	3.596	0.000	3.557	12.849	5,905.24
419	NETSLS_GRTH	789	6,117	1,270	1.029	2.304	0.000	2.049	5.212	42,127.26
420	EBIT_GRTH	2,269	4,637	2,116	1.037	5.420	0.001	6.036	23.507	388.84
421	EBITDA_GRTH	1,348	5,558	2,782	1.100	7.880	0.000	9.036	37.544	6.12E+15
422	EBT_GRTH	2,909	3,997	2,640	0.950	9.277	0.000	8.041	33.574	1.01E+15
423	EBTADJ_GRTH	1,524	5,382	2,047	0.929	5.858	0.001	6.334	27.483	493.60
424	NETPRF_GRTH	1,542	5,364	2,205	0.919	6.832	0.000	6.836	30.560	531.29
425	EQT/ALIAB_GRTH	939	5,967	1,286	0.925	2.924	0.000	2.602	8.031	1,292.01
426	TBDBT/EQT_GRTH	1,297	5,609	2,594	1.140	8.539	0.000	6.510	32.333	24,063.15
427	EBIT/FINEXP_GRTH	2,364	4,542	1,682	0.760	5.457	0.000	4.543	19.205	2,204.29
428	EBITDA/FINEXP_GRTH	1,467	5,439	2,199	0.817	7.335	0.000	7.244	30.708	3.47E+15
429	GRSPRF/SLS_GRTH	436	6,470	1,176	1.003	1.626	0.019	1.886	4.410	122.46
430	NETSLS/SLS_GRTH	800	6,106	1,043	1.000	1.357	0.003	1.125	1.555	97.95
431	INVTPROCPRD_GRTH	346	6,560	1,581	1.046	4.156	0.000	3.180	11.136	16,076.72
432	PAYPROCPRD_GRTH	213	6,693	1,429	1.048	3.008	0.000	2.894	8.964	13,521.57
433	RECCOLPRD_GRTH	244	6,662	1,465	1.068	2.824	0.000	2.874	9.486	1.58E+05
434	MONTHS_IN_BUSINESS	26	6,880	74.82	69.00	45.35	0.00	157.50	203.00	251.00
435	ROA_GRTH	1,546	5,360	1,811	0.779	5.424	0.000	5.328	23.374	380.76
436	ROE_GRTH	1,575	5,331	1,626	0.803	4.609	0.000	4.539	20.244	524.94
437	BUSSCYCLE_GRTH	229	6,677	1,274	1.062	2.103	0.000	2.266	5.105	467.03
438	CASHCONVCYCLE_GRTH	2,629	4,277	1,970	1.125	5.469	0.003	4.749	18.130	2,031.52

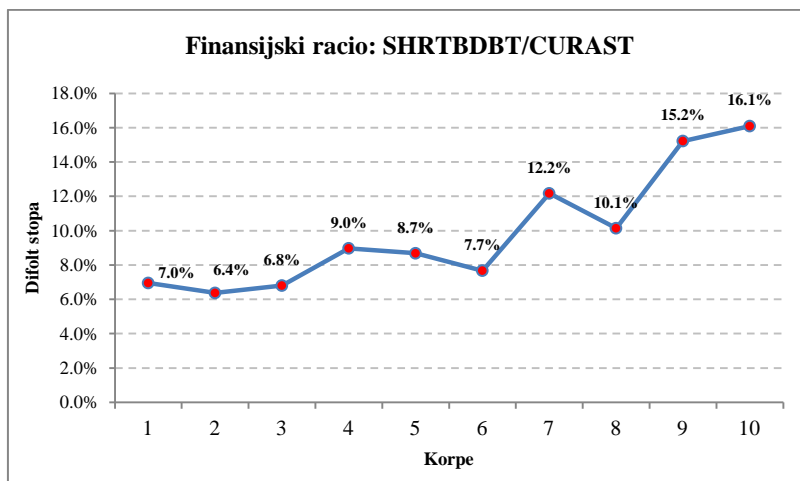
**Tabela 72. Deskriptivna statistika odabranih varijabla na uzorku za trening i validaciju**

Varijabla	Uzorak	Broj obs.	Aritmetička. sreina.	Medijana	Stand. Devijacija	Min	95ti pc.	99ti pc.	Max
SHRTBDBT/CURAST	T	4825	0.378	0.205	1.776	0.000	0.867	2.803	80.1
	V	2071	0.306	0.204	0.470	0.000	0.804	1.875	9.6
CSH/CURLIAB	T	4825	0.088	0.021	0.336	0.000	0.332	1.096	14.5
	V	2071	0.079	0.023	0.204	0.000	0.332	0.841	3.8
CSH/LTDBT	T	3807	1.169	0.078	5.376	0.000	4.253	21.468	1,315.7
	V	1607	1.330	0.074	7.129	0.000	4.221	29.298	1,078.8
TBDBT/AST	T	4825	0.260	0.228	0.188	0.000	0.621	0.840	1.0
	V	2071	0.260	0.218	0.190	0.000	0.638	0.810	1.0
ALIAB/AST	T	4803	0.629	0.656	0.242	0.001	0.968	0.999	1.2
	V	2064	0.627	0.653	0.236	0.007	0.962	0.998	1.0
ACCREC/ALIAB	T	4803	0.590	0.434	1.771	0.000	1.338	2.568	97.6
	V	2064	0.569	0.437	1.449	0.000	1.323	2.391	62.2
CURAST/ALIAB	T	4812	1.271	0.998	2.258	0.000	2.766	6.358	379.8
	V	2065	1.192	0.997	1.087	0.000	2.608	5.110	116.7
CURLIAB/ALIAB	T	4812	0.884	0.885	1.228	0.000	1.189	1.915	68.1
	V	2065	0.869	0.892	0.664	0.000	1.174	1.808	26.6
CSH/CEQTY	T	4732	7.045	0.213	23.953	0.000	36.792	133.68	2,642.0
	V	2035	7.142	0.200	24.650	0.000	34.520	150.84	2,244.0
TBDBT/CEQTY	T	4732	100.836	4.997	316.585	0.000	536.171	1,776.4	3.85E+04

	V	2035	93.683	5.049	288.554	0.000	505.204	1,655.7	1.08E+05
LTBDBT/EQT	T	4663	0.908	0.131	4.176	0.000	3.057	11.9	4,592.9
	V	2020	0.941	0.116	4.220	0.000	3.697	11.3	1,503.7
NETSLS/FINEXP	T	4796	102.220	39.794	211.221	0.000	388.402	1,216.4	3.05E+05
	V	2059	108.701	39.097	235.043	0.000	434.342	1,303.7	17,316.2
EBITDA/FINEXP	T	4165	7.466	2.712	17.944	0.005	27.053	96.7	12,140.5
	V	1823	7.912	2.744	19.550	0.000	28.615	102.3	1,531.6
PAYPROCPRD	T	4820	254.994	114.340	654.288	0.000	750.955	3,258.4	3.72E+06
	V	2068	245.155	114.487	637.407	0.000	716.966	2,411.5	2.06E+05
CSH/EBITDA	T	4229	0.514	0.119	2.622	0.000	1.611	6.314	92.0
	V	1843	0.526	0.112	2.928	0.000	1.701	6.909	4.58E+13
CURAST/NETSLS	T	4815	0.678	0.436	2.095	0.000	1.412	4.305	2.53E+05
	V	2066	0.744	0.428	2.981	0.025	1.479	5.887	137.3
CURLIAB/NETSLS	T	4815	0.607	0.347	2.019	0.000	1.407	4.939	1.83E+05
	V	2066	0.668	0.347	2.639	0.020	1.423	5.646	197.1
TDBDT/NETSLS	T	4815	0.460	0.151	2.460	0.000	1.160	5.348	1.69E+05
	V	2066	0.554	0.151	3.614	0.000	1.018	5.257	269.6
ROA	T	4332	0.065	0.034	0.083	0.000	0.236	0.383	0.7
	V	1890	0.066	0.033	0.085	0.000	0.231	0.414	0.6
EBITDA/LIAB	T	4191	0.266	0.152	0.474	0.000	0.791	2.028	14.5
	V	1832	0.254	0.153	0.331	0.000	0.829	1.748	3.8
EBTADJ/LIAB	T	4336	0.161	0.053	0.375	0.000	0.615	1.744	9.8
	V	1892	0.154	0.050	0.293	0.000	0.647	1.571	3.7
GRSPRF/ALIAB	T	4682	0.929	0.497	1.878	0.000	2.863	7.222	815.6
	V	2008	0.902	0.505	1.639	0.000	2.914	7.208	333.1
GRSPRFADJ/ALIAB	T	4345	0.619	0.306	1.490	0.000	1.921	5.032	536.9
	V	1870	0.599	0.325	1.196	0.000	1.789	5.227	307.0
FCFE/FINEXP	T	3512	7.719	2.565	19.228	0.002	28.323	106.6	9,387.4
	V	1523	8.236	2.686	21.143	0.000	30.480	136.2	4,236.8
NETSLS_GRTH	T	4284	1.238	1.031	1.887	0.000	2.012	4.783	4.21E+04
	V	1843	1.345	1.024	3.060	0.055	2.085	6.201	1,674.7
NETPRF_GRTH	T	3744	2.272	0.923	7.347	0.000	6.836	30.645	531.3
	V	1634	2.051	0.913	5.472	0.000	6.978	29.079	246.0

**Tabela 73. SHRTBDBT/CURAST pregled varijable po korpama**

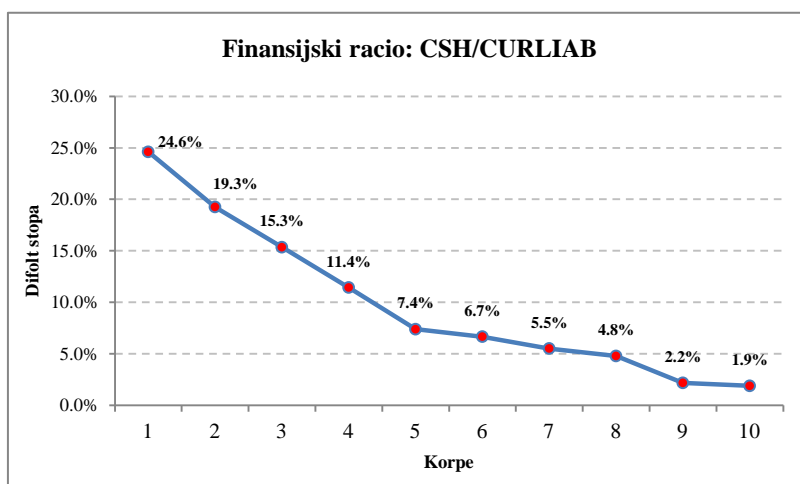
Finansijski ratio: SHRTBDBT/CURAST												
Korpe		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Broj preduzeća	Dobri	643	647	644	629	631	638	606	620	585	579	6,222
	%	93.1%	93.6%	93.2%	91.0%	91.3%	92.3%	87.8%	89.9%	84.8%	83.9%	90.1%
	Difolt	48	44	47	62	60	53	84	70	105	111	684
	%	7.0%	6.4%	6.8%	9.0%	8.7%	7.7%	12.2%	10.1%	15.2%	16.1%	9.9%
	Ukupno	691	691	691	691	691	691	690	690	690	690	6,906
Racio granice	Min	-1.0E+09	2.3E-02	0.068	0.111	0.156	0.205	0.262	0.335	0.441	0.634	
	Max	0.023	0.068	0.111	0.156	0.205	0.262	0.335	0.440	0.633	80.141	



Slika 40. SHRTBDBT/CURAST grafički prikaz difolt stope po korpama

Tabela 74. CSH/CURLIAB pregled varijable po korpama

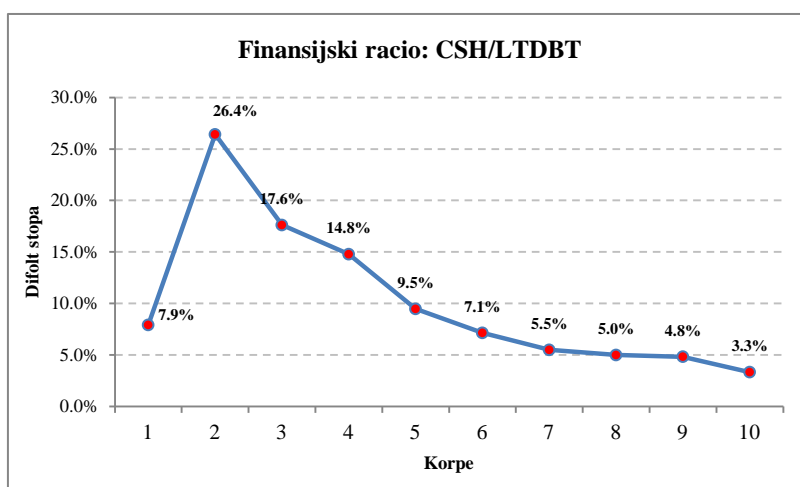
Finansijski racio: CSH/CURLIAB												
Korpe		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Broj preduzeća	Dobri	521	558	585	612	640	645	652	657	675	677	6,222
	%	75.4%	80.8%	84.7%	88.6%	92.6%	93.3%	94.5%	95.2%	97.8%	98.1%	90.1%
	Difolt	170	133	106	79	51	46	38	33	15	13	684
	%	24.6%	19.3%	15.3%	11.4%	7.4%	6.7%	5.5%	4.8%	2.2%	1.9%	9.9%
	Ukupno	691	691	691	691	691	691	690	690	690	690	6,906
Racio granice	Min	-1.0E+09	5.2E-04	0.003	0.007	0.013	0.021	0.034	0.056	0.094	0.190	
	Max	0.001	0.003	0.007	0.013	0.021	0.034	0.056	0.094	0.190	14.473	



Slika 41. CSH/CURLIAB grafički prikaz difolt stope po korpama

**Tabela 75. CSH/LTDBT pregled varijable po korpama**

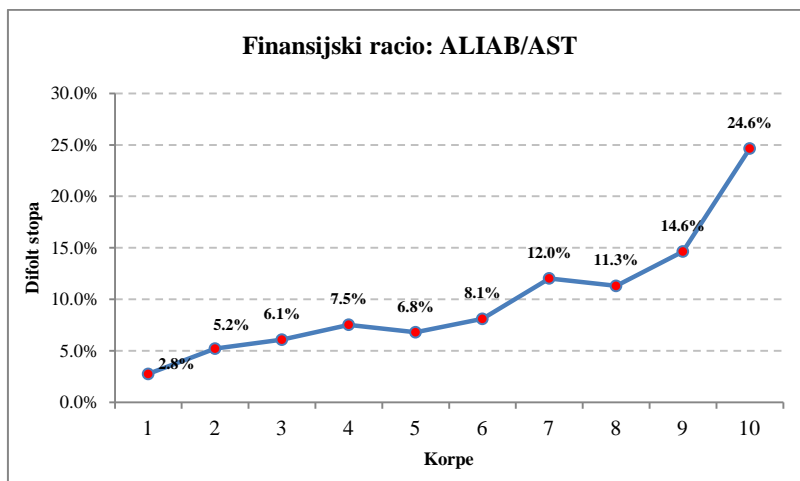
Finansijski racio: CSH/LTDBT												
Korpe		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Broj preduzeća	Dobri	1374	443	496	513	545	559	568	571	572	581	6,222
	%	92.1%	73.6%	82.4%	85.2%	90.5%	92.9%	94.5%	95.0%	95.2%	96.7%	90.1%
	Difolt	118	159	106	89	57	43	33	30	29	20	684
	%	7.9%	26.4%	17.6%	14.8%	9.5%	7.1%	5.5%	5.0%	4.8%	3.3%	9.9%
	Ukupno	1492	602	602	602	602	602	601	601	601	601	6,906
Racio granice	Min	-1.0E+09	0.000	0.002	0.010	0.026	0.055	0.109	0.216	0.469	1.528	
	Max	-1.0E+09	0.002	0.010	0.026	0.055	0.109	0.216	0.469	1.527	1315.710	



**Slika 42. CSH/LTDBT grafički prikaz difolt stope po korpama**

**Tabela 76. ALIAB/AST pregled varijable po korpama**

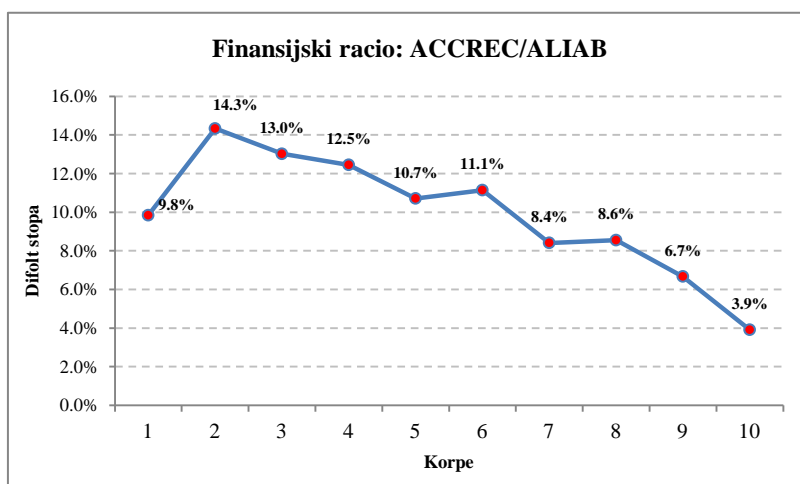
Finansijski racio: ALIAB/AST												
Korpe		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Broj preduzeća	Dobri	672	655	649	639	644	635	607	612	589	520	6,222
	%	97.3%	94.8%	93.9%	92.5%	93.2%	91.9%	88.0%	88.7%	85.4%	75.4%	90.1%
	Difolt	19	36	42	52	47	56	83	78	101	170	684
	%	2.8%	5.2%	6.1%	7.5%	6.8%	8.1%	12.0%	11.3%	14.6%	24.6%	9.9%
	Ukupno	691	691	691	691	691	691	690	690	690	690	6,906
Racio granice	Min	-1.0E+09	0.271	0.402	0.498	0.578	0.653	0.726	0.793	0.861	0.928	
	Max	2.7E-01	0.402	0.498	0.578	0.653	0.726	0.793	0.861	0.928	1.152	



**Slika 43. ALIAB/AST grafički prikaz difolt stope po korpama**

**Tabela 77. ACCREC/ALIAB pregled varijable po korpama**

Finansijski racio: ACCREC/ALIAB												
Korpe		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Broj preduzeća	Dobri	623	592	601	605	617	614	632	631	644	663	6,222
	%	90.2%	85.7%	87.0%	87.6%	89.3%	88.9%	91.6%	91.5%	93.3%	96.1%	90.1%
	Difolt	68	99	90	86	74	77	58	59	46	27	684
	%	9.8%	14.3%	13.0%	12.5%	10.7%	11.1%	8.4%	8.6%	6.7%	3.9%	9.9%
	Ukupno	691	691	691	691	691	691	690	690	690	690	6,906
Racio granice	Min	-6.7E+08	0.091	0.180	0.259	0.344	0.433	0.529	0.639	0.788	1.038	
	Max	9.1E-02	0.180	0.259	0.344	0.433	0.528	0.638	0.786	1.038	97.603	

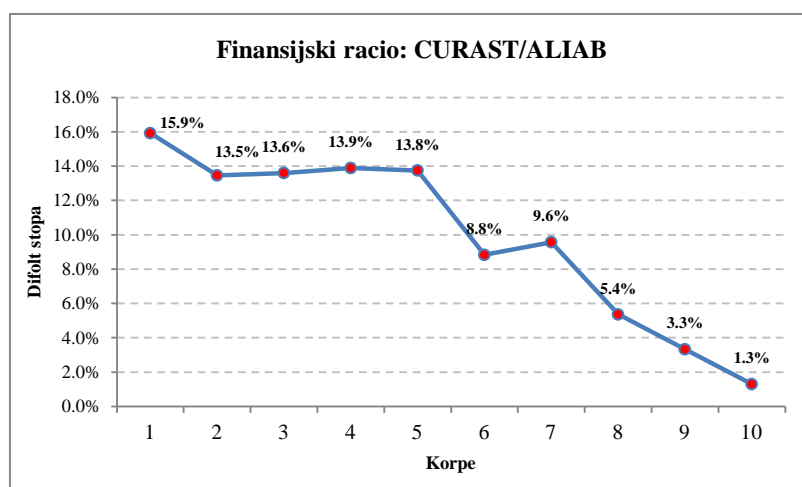


**Slika 44. ACCREC/ALIAB grafički prikaz difolt stope po korpama**



**Tabela 78. CURAST/ALIAB pregled varijable po korpama**

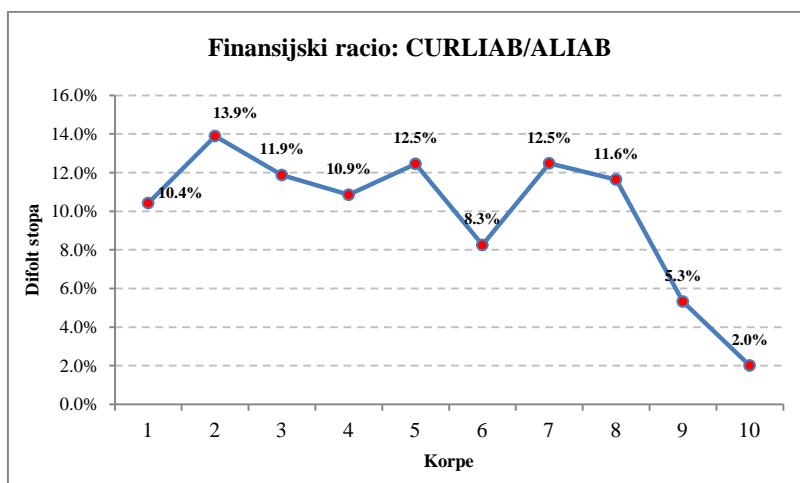
Finansijski racio: CURAST/ALIAB												
Korpe		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Broj preduzeća	Dobri	581	598	597	595	596	630	624	653	667	681	6,222
	%	84.1%	86.5%	86.4%	86.1%	86.3%	91.2%	90.4%	94.6%	96.7%	98.7%	90.1%
	Difolt	110	93	94	96	95	61	66	37	23	9	684
	%	15.9%	13.5%	13.6%	13.9%	13.8%	8.8%	9.6%	5.4%	3.3%	1.3%	9.9%
	Ukupno	691	691	691	691	691	691	690	690	690	690	6,906
Racio granice	Min	-6.7E+08	0.454	0.639	0.777	0.895	0.996	1.085	1.218	1.433	1.948	
	Max	4.5E-01	0.639	0.777	0.895	0.996	1.085	1.218	1.433	1.945	379.849	



**Slika 45. CURAST/ALIAB grafički prikaz difolt stope po korpama**

**Tabela 79. CURLIAB/ALIAB pregled varijable po korpama**

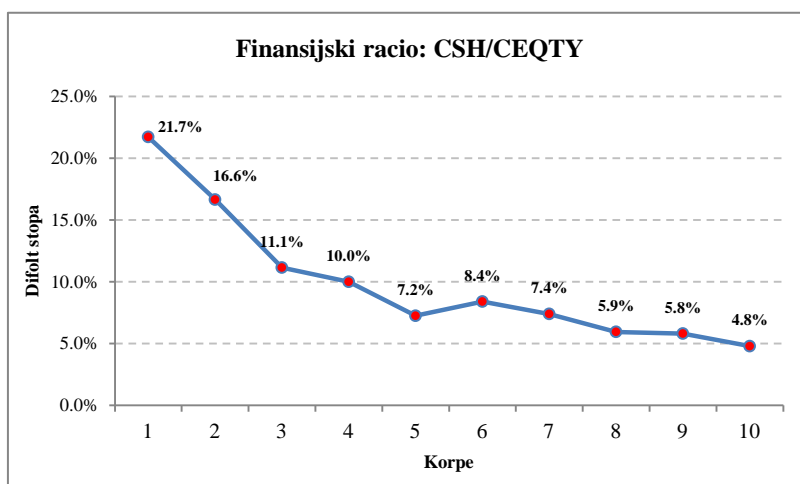
Finansijski racio: CURLIAB/ALIAB												
Korpe		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Broj preduzeća	Dobri	619	595	609	616	605	634	589	615	659	681	6,222
	%	89.6%	86.1%	88.1%	89.2%	87.6%	91.8%	87.5%	88.4%	94.7%	98.0%	90.1%
	Difolt	72	96	82	75	86	57	84	81	37	14	684
	%	10.4%	13.9%	11.9%	10.9%	12.5%	8.3%	12.5%	11.6%	5.3%	2.0%	9.9%
	Ukupno	691	691	691	691	691	691	673	696	696	695	6,906
Racio granice	Min	-6.7E+08	0.485	0.623	0.724	0.813	0.886	0.951	1.000	1.015	1.076	
	Max	4.8E-01	0.623	0.724	0.813	0.886	0.951	1.000	1.015	1.076	68.132	



Slika 46. CURLIAB/ALIAB grafički prikaz difolt stope po korpama

Tabela 80. CSH/CEQTY pregled varijable po korpama

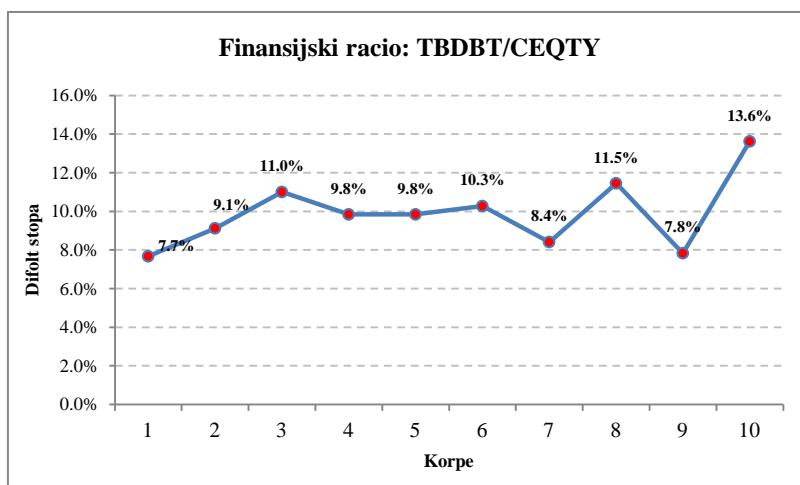
Finansijski racio: CSH/CEQTY												
Korpe		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Broj preduzeća	Dobri	541	576	614	622	641	633	639	649	650	657	6,222
	%	78.3%	83.4%	88.9%	90.0%	92.8%	91.6%	92.6%	94.1%	94.2%	95.2%	90.1%
	Difolt	150	115	77	69	50	58	51	41	40	33	684
	%	21.7%	16.6%	11.1%	10.0%	7.2%	8.4%	7.4%	5.9%	5.8%	4.8%	9.9%
	Ukupno	691	691	691	691	691	691	690	690	690	690	6,906
Racio granice	Min	-1.0E+09	0.001	0.010	0.032	0.085	0.199	0.483	1.335	4.271	16.897	
	Max	1.3E-03	0.010	0.032	0.085	0.198	0.482	1.326	4.264	16.827	2642.000	



Slika 47. CSH/CEQTY grafički prikaz difolt stope po korpama

**Tabela 81. TBDBT/CEQTY pregled varijable po korpama**

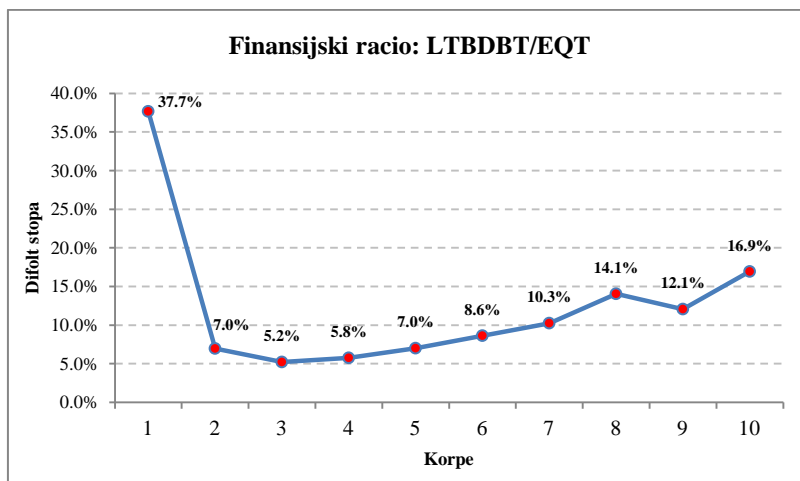
Finansijski racio: TBDBT/CEQTY												
Korpe		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Broj preduzeća	Dobri	638	628	615	623	623	620	632	611	636	596	6,222
	%	92.3%	90.9%	89.0%	90.2%	90.2%	89.7%	91.6%	88.6%	92.2%	86.4%	90.1%
	Difolt	53	63	76	68	68	71	58	79	54	94	684
	%	7.7%	9.1%	11%	9.8%	9.8%	10.3%	8.4%	11.5%	7.8%	13.6%	9.9%
	Ukupno	691	691	691	691	691	691	690	690	690	690	6,906
Racio granice	Min	-1.0E+09	0.166	0.515	1.185	2.414	4.860	11.04	26.48	72.357	248.775	
	Max	1.7E-01	0.514	1.183	2.413	4.853	11.04	26.46	72.33	248.769	1.08E+05	



**Slika 48. TBDBT/CEQTY grafički prikaz difolt stope po korpama**

**Tabela 82. LTDBDT/EQT pregled varijable po korpama**

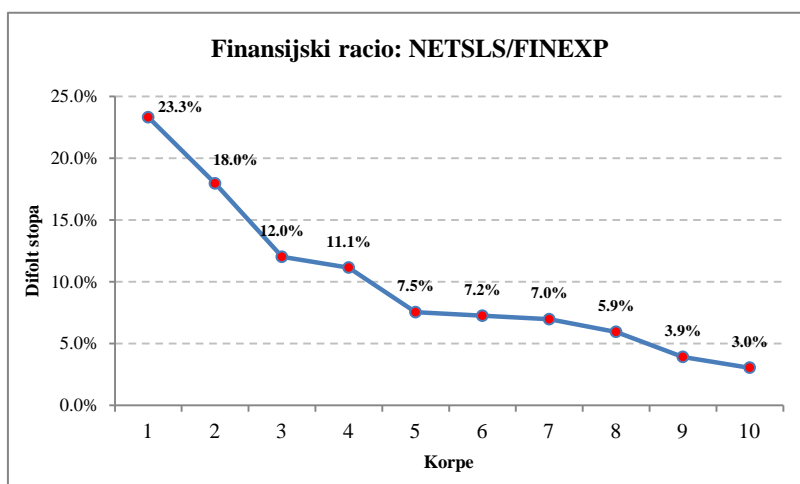
Finansijski racio: LTDBDT/EQT												
Korpe		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Broj preduzeća	Dobri	139	2082	527	524	517	508	499	477	488	461	6,222
	%	62.3%	93.0%	94.8%	94.2%	93.0%	91.4%	89.8%	86.0%	87.9%	83.1%	90.1%
	Difolt	84	156	29	32	39	48	57	78	67	94	684
	%	37.7%	7.0%	5.2%	5.8%	7.0%	8.6%	10.3%	14.1%	12.1%	16.9%	9.9%
	Ukupno	223	2238	556	556	556	556	556	555	555	555	6,906
Racio granice	Min	-1.0E+09	0.000	0.000	0.048	0.129	0.230	0.383	0.599	1.033	2.163	
	Max	-1.0E+09	0.000	0.048	0.129	0.230	0.382	0.599	1.032	2.162	4.59E+03	



**Slika 49. LTBDDBT/EQT grafički prikaz difolt stope po korpama**

**Tabela 83. NETSLS/FINEXP pregled varijable po korpama**

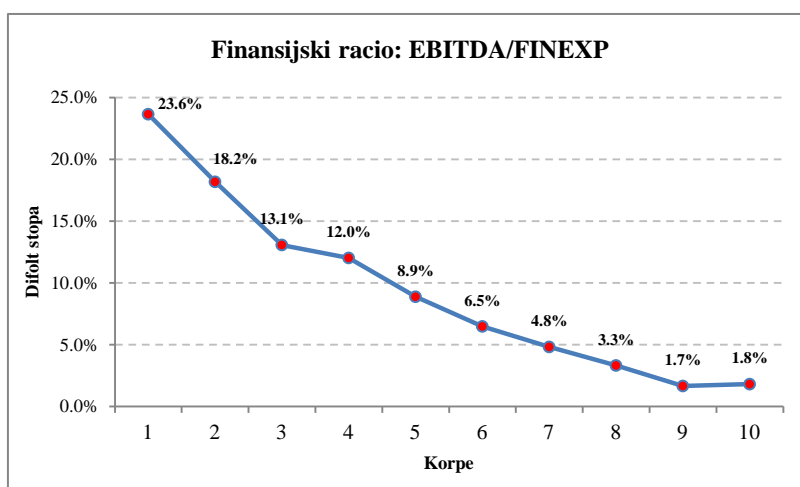
Finansijski racio: NETSLS/FINEXP												
Korpe		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Broj preduzeća	Dobri	530	567	608	614	639	641	642	649	663	669	6,222
	%	76.7%	82.1%	88.0%	88.9%	92.5%	92.8%	93.0%	94.1%	96.1%	97.0%	90.1%
	Difolt	161	124	83	77	52	50	48	41	27	21	684
	%	23.3%	18.0%	12.0%	11.1%	7.5%	7.2%	7.0%	5.9%	3.9%	3.0%	9.9%
	Ukupno	691	691	691	691	691	691	690	690	690	690	6,906
Racio granice	Min	-1.0E+09	9.080	15.312	21.788	29.829	39.700	54.687	77.778	120.591	240.031	
	Max	9.1E+00	15.309	21.776	29.825	39.696	54.683	77.725	120.370	239.319	3.05E+05	



**Slika 50. NETSLS/FINEXP grafički prikaz difolt stope po korpama**

**Tabela 84. EBITDA/FINEXP pregled varijable po korpama**

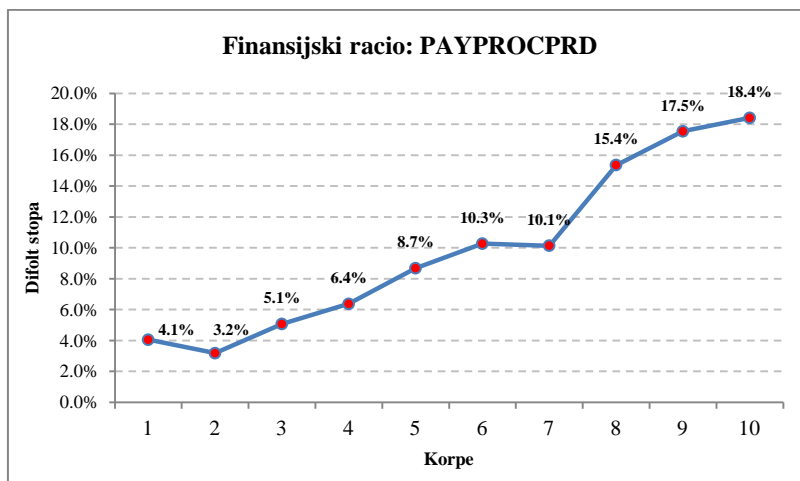
Finansijski racio: EBITDA/FINEXP												
Korpe		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Broj preduzeća	Dobri	701	545	579	586	606	622	633	643	654	653	6,222
	%	76.4%	81.8%	86.9%	88.0%	91.1%	93.5%	95.2%	96.7%	98.4%	98.2%	90.1%
	Difolt	217	121	87	80	59	43	32	22	11	12	684
	%	23.6%	18.2%	13.1%	12.0%	8.9%	6.5%	4.8%	3.3%	1.7%	1.8%	9.9%
	Ukupno	918	666	666	666	665	665	665	665	665	665	6,906
Racio granice	Min	-1.0E+09	0.000	0.829	1.307	1.760	2.362	3.191	4.580	7.095	14.738	
	Max	-7.8E+08	0.828	1.307	1.760	2.361	3.189	4.578	7.095	14.732	1.21E+04	



**Slika 51. EBITDA/FINEXP grafički prikaz difolt stope po korpama**

**Tabela 85. PAYPROCPRD pregled varijable po korpama**

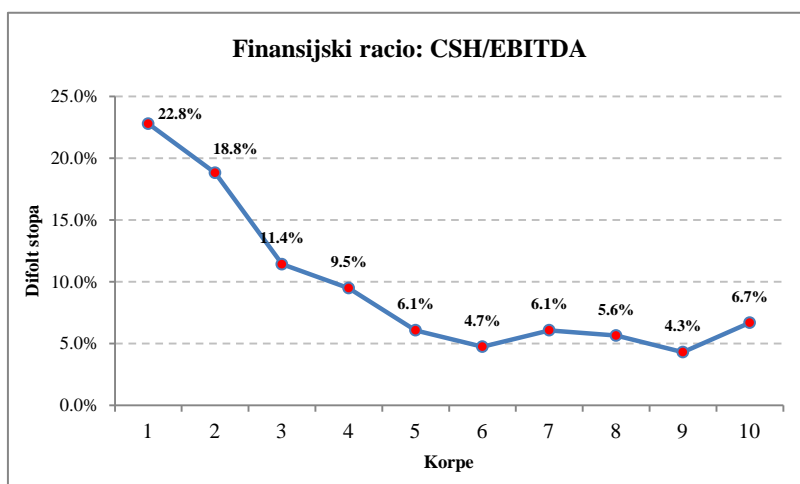
Finansijski racio: PAYPROCPRD												
Korpe		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Broj preduzeća	Dobri	663	669	656	647	631	620	620	584	569	563	6,222
	%	96.0%	96.8%	94.9%	93.6%	91.3%	89.7%	89.9%	84.6%	82.5%	81.6%	90.1%
	Difolt	28	22	35	44	60	71	70	106	121	127	684
	%	4.1%	3.2%	5.1%	6.4%	8.7%	10.3%	10.1%	15.4%	17.5%	18.4%	9.9%
	Ukupno	691	691	691	691	691	691	690	690	690	690	6,906
Racio granice	Min	-1.0E+09	32.606	53.395	71.492	91.624	115.468	144.056	188.014	260.992	467.654	
	Max	3.3E+01	53.321	71.489	91.609	115.432	143.937	187.984	260.677	467.060	3.72E+06	



Slika 52. PAYPROCPRD grafički prikaz difolt stope po korpama

Tabela 86. CSH/EBITDA pregled varijable po korpama

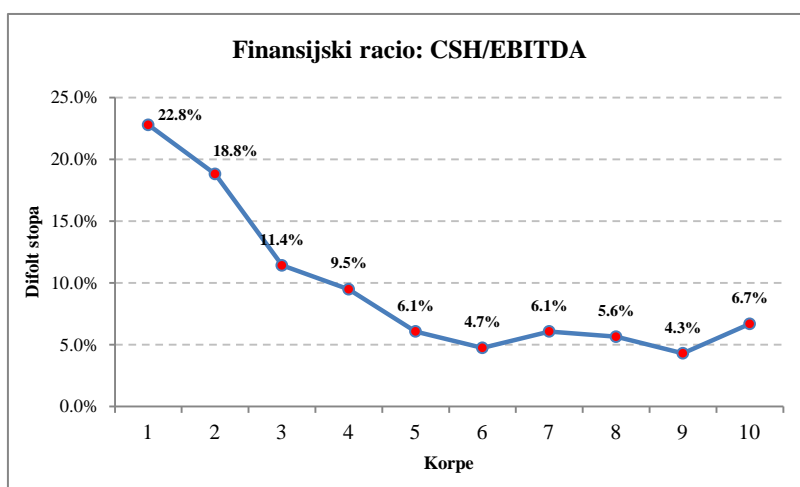
Finansijski racio: CSH/EBITDA												
Korpe		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Broj preduzeća	Dobri	644	548	598	611	634	643	634	636	645	629	6,222
	%	77.2%	81.2%	88.6%	90.5%	93.9%	95.3%	93.9%	94.4%	95.7%	93.3%	90.1%
	Difolt	190	127	77	64	41	32	41	38	29	45	684
	%	22.8%	18.8%	11.4%	9.5%	6.1%	4.7%	6.1%	5.6%	4.3%	6.7%	9.9%
	Ukupno	834	675	675	675	675	675	675	674	674	674	6,906
Racio granice	Min	-1.0E+09	0.000	0.004	0.020	0.047	0.087	0.148	0.237	0.395	0.855	
	Max	-6.7E+08	0.004	0.020	0.047	0.087	0.148	0.237	0.395	0.855	4.58E+13	



Slika 53. CSH/EBITDA grafički prikaz difolt stope po korpama

**Tabela 87. CURAST/NETSLS pregled varijable po korpama**

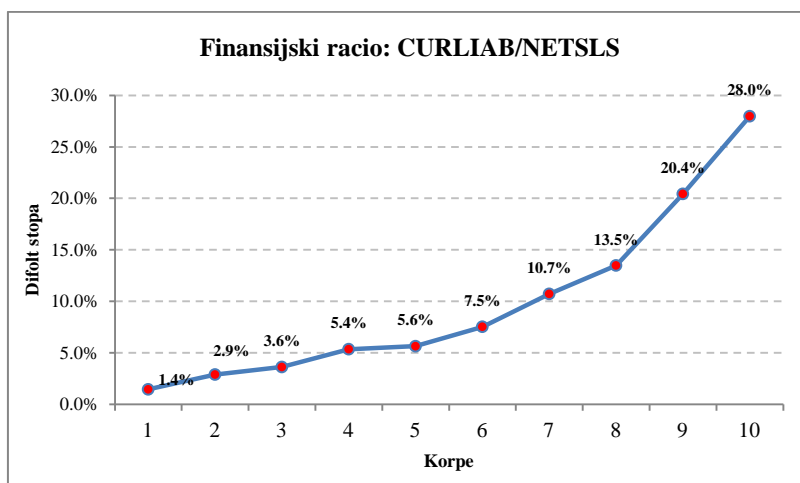
Finansijski racio: CURAST/NETSLS												
Korpe		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Broj preduzeća	Dobri	659	658	651	647	647	631	624	613	567	525	6,222
	%	95.4%	95.2%	94.2%	93.6%	93.6%	91.3%	90.4%	88.8%	82.2%	76.1%	90.1%
	Difolt	32	33	40	44	44	60	66	77	123	165	684
	%	4.6%	4.8%	5.8%	6.4%	6.4%	8.7%	9.6%	11.2%	17.8%	23.9%	9.9%
	Ukupno	691	691	691	691	691	691	690	690	690	690	6,906
Racio granice	Min	-1.0E+09	0.168	0.235	0.303	0.373	0.433	0.508	0.607	0.747	1.029	
	Max	1.7E-01	0.235	0.303	0.373	0.433	0.508	0.607	0.747	1.029	2.53E+05	



**Slika 54. CSH/EBITDA grafički prikaz difolt stope po korpama**

**Tabela 88. CURLIAB/NETSLS pregled varijable po korpama**

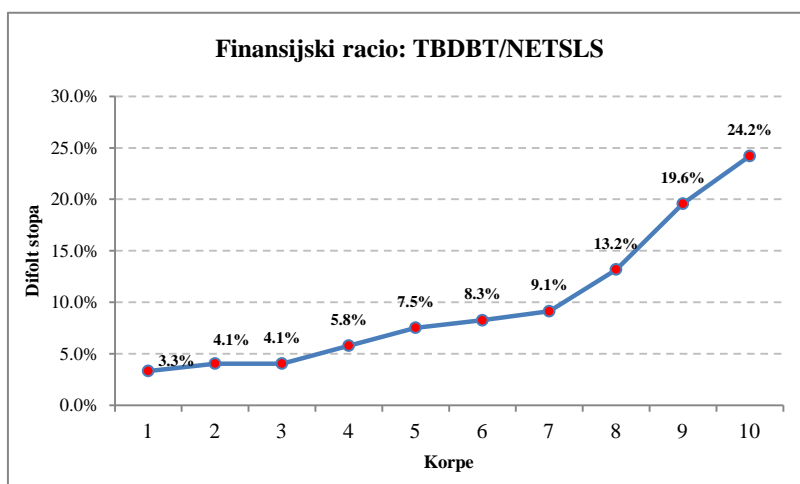
Finansijski racio: CURLIAB/NETSLS												
Korpe		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Broj preduzeća	Dobri	681	671	666	654	652	639	616	597	549	497	6,222
	%	98.6%	97.1%	96.4%	94.7%	94.4%	92.5%	89.3%	86.5%	79.6%	72.0%	90.1%
	Difolt	10	20	25	37	39	52	74	93	141	193	684
	%	1.5%	2.9%	3.6%	5.4%	5.6%	7.5%	10.7%	13.5%	20.4%	28.0%	9.9%
	Ukupno	691	691	691	691	691	691	690	690	690	690	6,906
Racio granice	Min	-1.0E+09	0.130	0.182	0.231	0.284	0.346	0.418	0.510	0.644	0.950	
	Max	1.3E-01	0.182	0.231	0.284	0.346	0.418	0.510	0.644	0.949	1.83E+05	



Slika 55. CURLIAB/NETSLS grafički prikaz difolt stope po korpama

Tabela 89. TBDBT/NETSLS pregled varijable po korpama

Finansijski ratio: TBDBT/NETSLS												
Korpe		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Broj preduzeća	Dobri	668	663	663	651	639	634	627	599	555	523	6,222
	%	96.7%	96.0%	96.0%	94.2%	92.5%	91.8%	90.9%	86.8%	80.4%	75.8%	90.1%
	Difolt	23	28	28	40	52	57	63	91	135	167	684
	%	3.3%	4.1%	4.1%	5.8%	7.5%	8.3%	9.1%	13.2%	19.6%	24.2%	9.9%
	Ukupno	691	691	691	691	691	691	690	690	690	690	6,906
Racio granice	Min	-1.0E+09	0.027	0.052	0.079	0.111	0.151	0.201	0.275	0.392	0.675	
	Max	2.7E-02	0.052	0.079	0.111	0.151	0.201	0.275	0.392	0.675	1.69E+05	

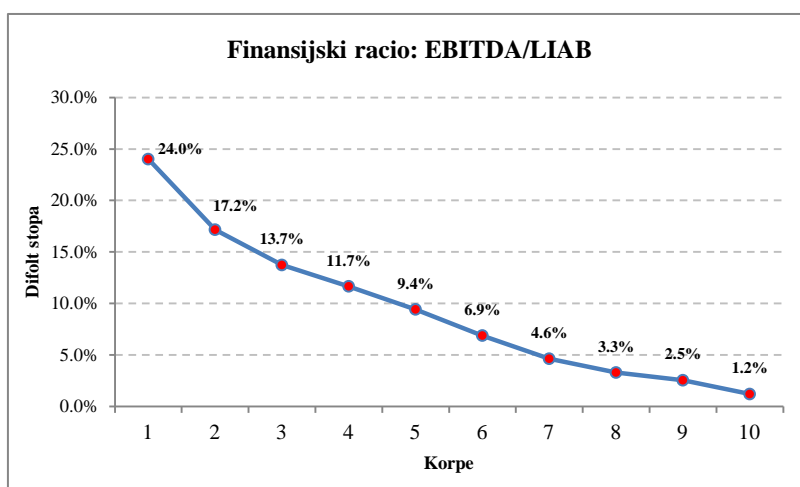


Slika 56. TBDBT/NETSLS grafički prikaz difolt stope po korpama



**Tabela 90. EBITDA/LIAB pregled varijable po korpama**

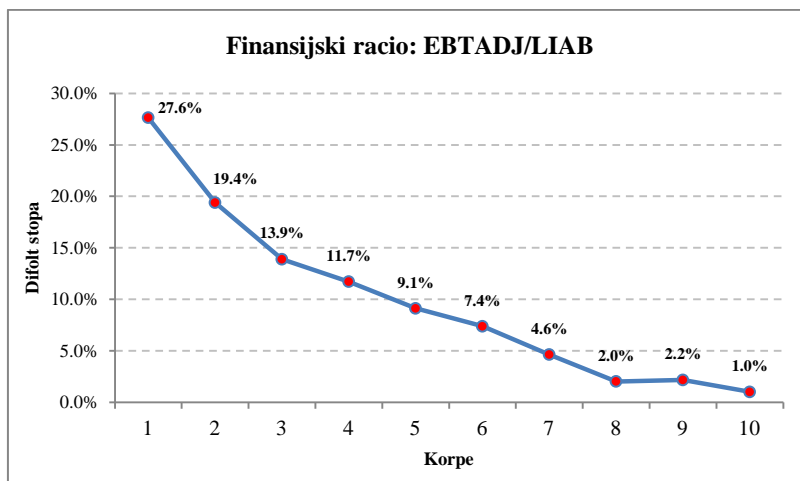
Finansijski ratio: EBITDA/LIAB												
Korpe		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Broj preduzeća	Dobri	671	555	578	591	606	623	638	647	652	661	6,222
	%	76.0%	82.8%	86.3%	88.3%	90.6%	93.1%	95.4%	96.7%	97.5%	98.8%	90.1%
	Difolt	212	115	92	78	63	46	31	22	17	8	684
	%	24.0%	17.2%	13.7%	11.7%	9.4%	6.9%	4.6%	3.3%	2.5%	1.2%	9.9%
	Ukupno	883	670	670	669	669	669	669	669	669	669	6,906
Racio granice	Min	-1.0E+09	0.000	0.044	0.073	0.102	0.135	0.175	0.229	0.317	0.520	
	Max	-7.8E+08	0.044	0.073	0.102	0.135	0.175	0.229	0.316	0.520	1.45E+01	



**Slika 57. EBITDA/LIAB grafički prikaz difolt stope po korpama**

**Tabela 91. EBITDA/LIAB pregled varijable po korpama**

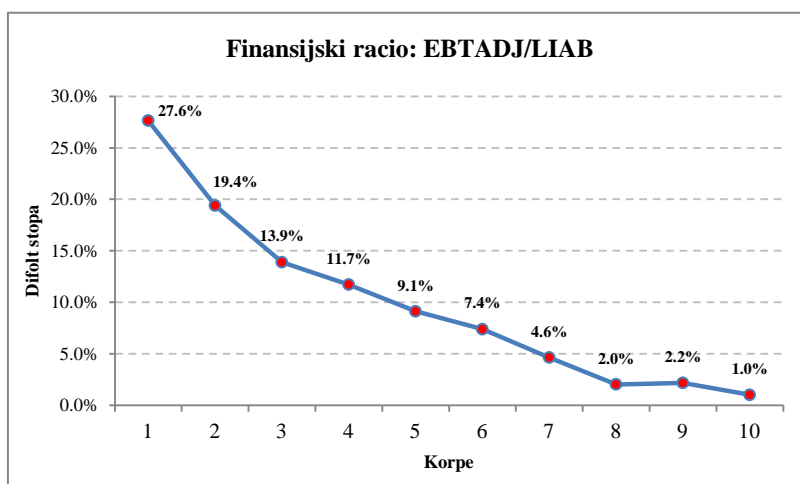
Finansijski ratio: EBITDA/LIAB												
Korpe		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Broj preduzeća	Dobri	500	557	595	610	628	640	658	676	675	683	6,222
	%	72.4%	80.6%	86.1%	88.3%	90.9%	92.6%	95.4%	98.0%	97.8%	99.0%	90.1%
	Difolt	191	134	96	81	63	51	32	14	15	7	684
	%	27.6%	19.4%	13.9%	11.7%	9.1%	7.4%	4.6%	2.0%	2.2%	1.0%	9.9%
	Ukupno	691	691	691	691	691	691	690	690	690	690	6,906
Racio granice	Min	-1.0E+09	0.000	0.006	0.013	0.025	0.042	0.067	0.109	0.190	0.355	
	Max	9.4E-05	0.006	0.013	0.025	0.042	0.067	0.109	0.189	0.355	9.83E+00	



Slika 58. EBTADJ/LIAB grafički prikaz difolt stope po korpama

Tabela 92. EBTADJ/LIAB pregled varijable po korpama

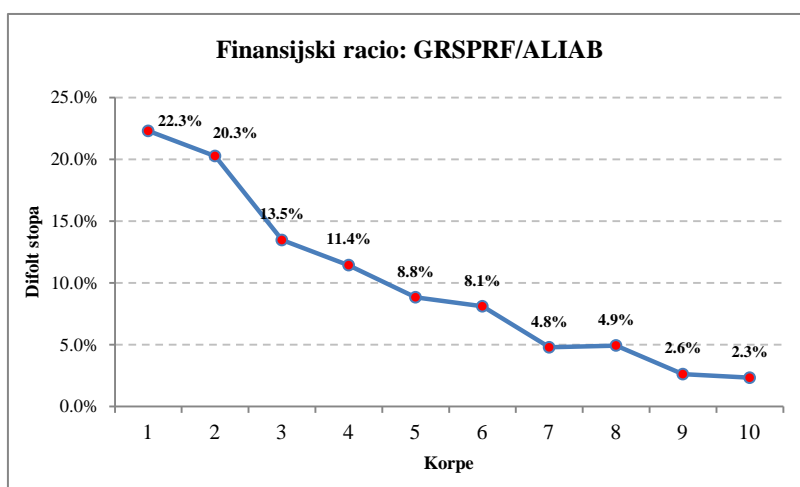
Finansijski racio: EBTADJ/LIAB												
Korpe		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Broj preduzeća	Dobri	500	557	595	610	628	640	658	676	675	683	6,222
	%	72.4%	80.6%	86.1%	88.3%	90.9%	92.6%	95.4%	98.0%	97.8%	99.0%	90.1%
	Difolt	191	134	96	81	63	51	32	14	15	7	684
	%	27.6%	19.4%	13.9%	11.7%	9.1%	7.4%	4.6%	2.0%	2.2%	1.0%	9.9%
	Ukupno	691	691	691	691	691	691	690	690	690	690	6,906
Racio granice	Min	-1.0E+09	0.000	0.006	0.013	0.025	0.042	0.067	0.109	0.190	0.355	
	Max	9.4E-05	0.006	0.013	0.025	0.042	0.067	0.109	0.189	0.355	9.83E+00	



Slika 59. EBTADJ/LIAB grafički prikaz difolt stope po korpama

**Tabela 93. GRSPRF/ALIAB pregled varijable po korpama**

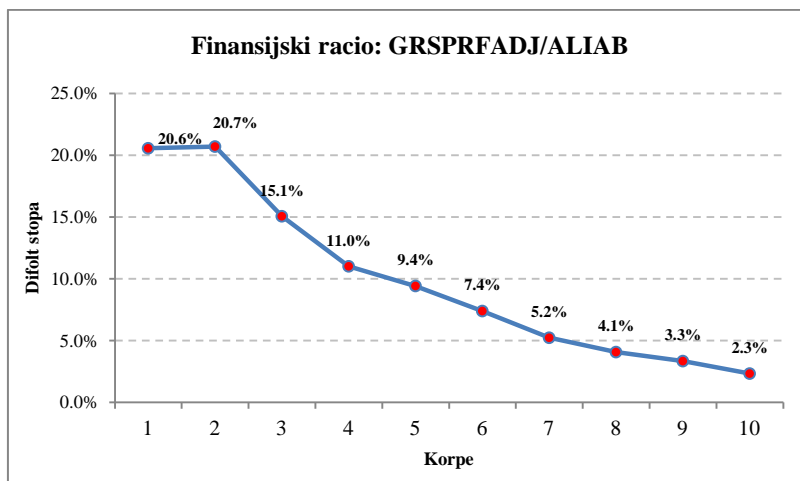
Finansijski racio: GRSPRF/ALIAB												
Korpe		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Broj preduzeća	Dobri	537	551	598	612	630	635	657	656	672	674	6,222
	%	77.7%	79.7%	86.5%	88.6%	91.2%	91.9%	95.2%	95.1%	97.4%	97.7%	90.1%
	Difolt	154	140	93	79	61	56	33	34	18	16	684
	%	22.3%	20.3%	13.5%	11.4%	8.8%	8.1%	4.8%	4.9%	2.6%	2.3%	9.9%
	Ukupno	691	691	691	691	691	691	690	690	690	690	6,906
Racio granice	Min	-8.9E+08	0.106	0.203	0.291	0.375	0.483	0.616	0.813	1.119	1.807	
	Max	1.1E-01	0.203	0.291	0.375	0.483	0.616	0.813	1.118	1.803	8.16E+02	



**Slika 60. GRSPRF/ALIAB grafički prikaz difolt stope po korpama**

**Tabela 94. GRSPRFADJ/ALIAB pregled varijable po korpama**

Finansijski racio: GRSPRFADJ/ALIAB												
Korpe		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Broj preduzeća	Dobri	549	548	587	615	626	640	654	662	667	674	6,222
	%	79.5%	79.3%	85.0%	89.0%	90.6%	92.6%	94.8%	95.9%	96.7%	97.7%	90.1%
	Difolt	142	143	104	76	65	51	36	28	23	16	684
	%	20.6%	20.7%	15.1%	11.0%	9.4%	7.4%	5.2%	4.1%	3.3%	2.3%	9.9%
	Ukupno	691	691	691	691	691	691	690	690	690	690	6,906
Racio granice	Min	-8.9E+08	0.000	0.083	0.148	0.209	0.272	0.361	0.479	0.678	1.124	
	Max	-6.7E+08	0.083	0.148	0.209	0.272	0.361	0.479	0.678	1.122	5.37E+02	

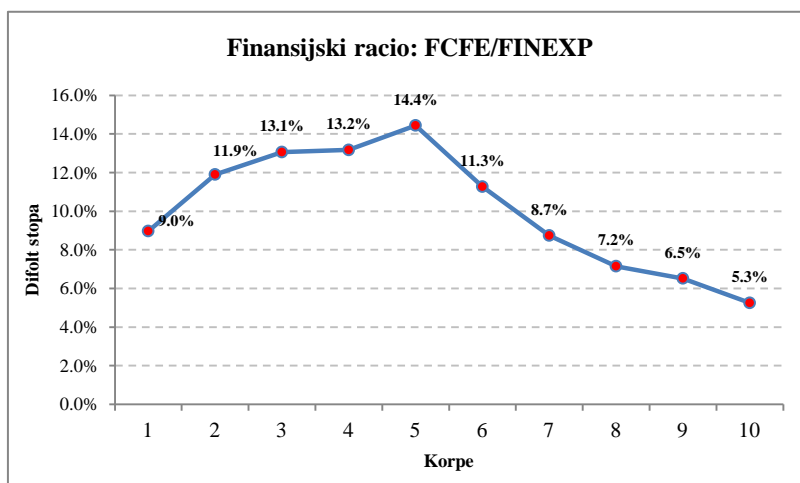


Slika 61. GRSPRFADJ/ALIAB grafički prikaz difolt stope po korpama

Tabela 95. FCFE/FINEXP pregled varijable po korpama

Finansijski racio: FCFE/FINEXP												
Korpe		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Broj preduzeća	Dobri	132	37	1464	547	539	559	574	584	588	596	602
	%	91.0%	88.1%	86.9%	86.8%	85.6%	88.7%	91.3%	92.9%	93.5%	94.8%	95.7%
	Difolt	13	5	220	83	91	71	55	45	41	33	27
	%	9.0%	11.9%	13.1%	13.2%	14.4%	11.3%	8.7%	7.2%	6.5%	5.3%	4.3%
	Ukupno	145	42	1684	630	630	630	629	629	629	629	629
Racio granice	Min	.*	-1.00E+09	-7.78E+08	0.000	0.544	1.074	1.754	2.622	3.954	6.522	
	Max	.*	-1.00E+09	-7.78E+08	0.543	1.073	1.751	2.618	3.953	6.521	1.33E+01	

\* nedostajući podatak usled nepostojanja bilansa iz prethodne godine koji su neophodni za izračunavanje ovog racija

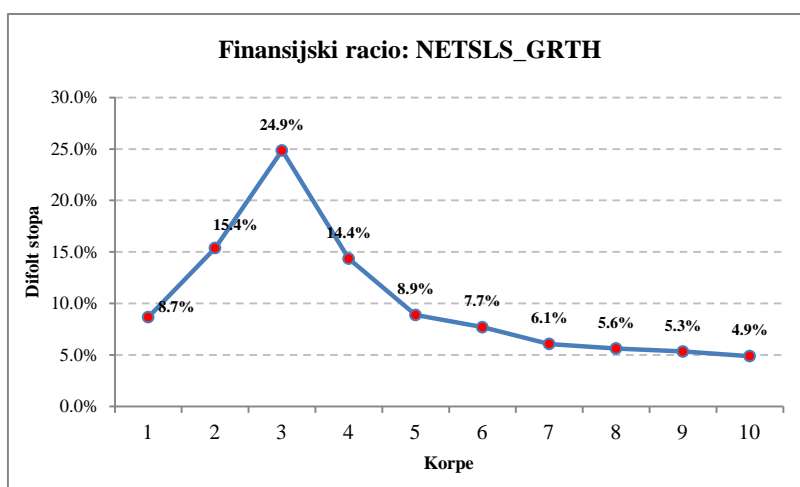


Slika 62. grafički prikaz difolt stope po korpama

**Tabela 96. NETSLS\_GRTH pregled varijable po korpama**

Finansijski racio: NETSLS_GRTH												
Korpe		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Broj preduzeća	Dobri	137	572	508	579	616	624	635	637	639	642	633
	%	91.3%	84.6%	75.2%	85.7%	91.1%	92.3%	93.9%	94.4%	94.7%	95.1%	93.8%
	Difolt	13	104	168	97	60	52	41	38	36	33	42
	%	8.7%	15.4%	24.9%	14.4%	8.9%	7.7%	6.1%	5.6%	5.3%	4.9%	6.2%
	Ukupno	150	676	676	676	676	676	676	675	675	675	675
Racio granice	Min	.*	-1.00E+09	0.271	0.713	0.849	0.927	0.997	1.068	1.157	1.290	
	Max	.*	0.270	0.713	0.848	0.927	0.997	1.067	1.157	1.290	1.56E+00	

\* nedostajući podatak usled nepostojanja bilansa iz prethodne godine koji su neophodni za izračunavanje ovog racija

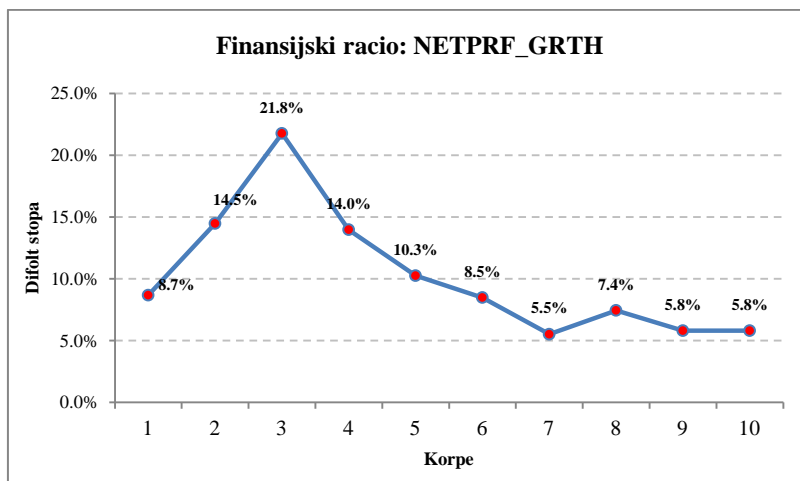


**Slika 63. NETSLS\_GRTH grafički prikaz difolt stope po korpama**

**Tabela 97. NETPRF\_GRTH pregled varijable po korpama**

Finansijski racio: NETPRF_GRTH												
Korpe		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
Broj preduzeća	Dobri	137	526	597	579	604	615	635	622	633	633	641
	%	91.3%	85.5%	78.2%	86.0%	89.8%	91.5%	94.5%	92.6%	94.2%	94.2%	95.4%
	Difolt	13	89	166	94	69	57	37	50	39	39	31
	%	8.7%	14.5%	21.8%	14.0%	10.3%	8.5%	5.5%	7.4%	5.8%	5.8%	4.6%
	Ukupno	150	615	763	673	673	672	672	672	672	672	672
Racio granice	Min	.	-1.00E+09	-8.89E+09	0.000	0.245	0.477	0.705	0.922	1.158	1.645	
	Max	.	-1.00E+09	-6.67E+09	0.244	0.476	0.705	0.922	1.158	1.645	3.09E+00	

\* nedostajući podatak usled nepostojanja bilansa iz prethodne godine koji su neophodni za izračunavanje ovog racija

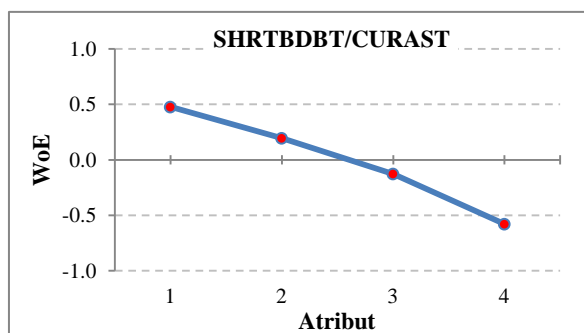


Slika 64. NETPRF\_GRTH grafički prikaz difolt stope po korpama

### 6.3. Prilog – pregled varijabli po atributima i WoE vrednostima

Tabela 98. SHRTBDBT/CURAST prikaz optimalnog broja atributa, njihovog raspona i WoE vrednosti

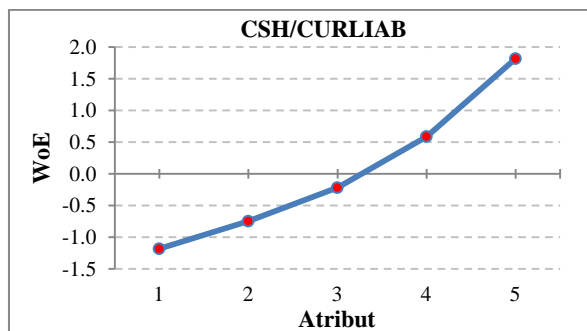
SHRTBDBT/CURAST finansijski racio – trening uzorak						
Atribut	Interval vrednosti varijable		WoE	Broj preduzeća		
	min	max		Difolt	Dobri	Ukupno
1	-999999999	0.111	0.477	93	1362	1455
2	0.111	0.263	0.195	120	1326	1446
3	0.263	0.435	-0.127	107	857	964
4	0.435	80.141	-0.579	159	810	969



Slika 65. SHRTBDBT/CURAST grafički prikaz WoE vrednosti po atributima

Tabela 99. CSH/CURLIAB prikaz optimalnog broja atributa, njihovog raspona i WoE vrednosti

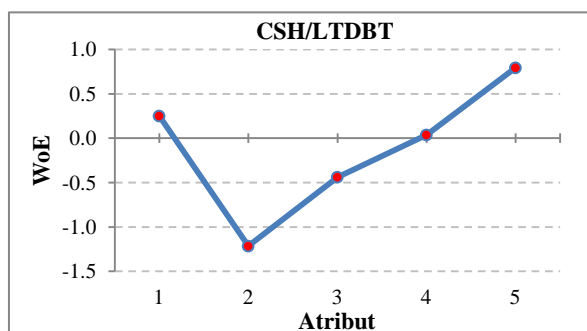
CSH/CURLIAB finansijski racio – trening uzorak						
Atribut	Interval vrednosti varijable		WoE	Broj preduzeća		
	min	max		Difolt	Dobri	Ukupno
1	-999999999	0.000	-1.182	66	184	250
2	0.000	0.007	-0.747	227	978	1205
3	0.007	0.013	-0.218	58	424	482
4	0.013	0.093	0.588	111	1817	1928
5	0.093	14.473	1.818	17	952	969



Slika 66. – CSH/CURLIAB grafički prikaz WoE vrednosti po atributima

Tabela 100. CSH/LTDBT prikaz optimalnog broja atributa, njihovog raspona i WoE vrednosti

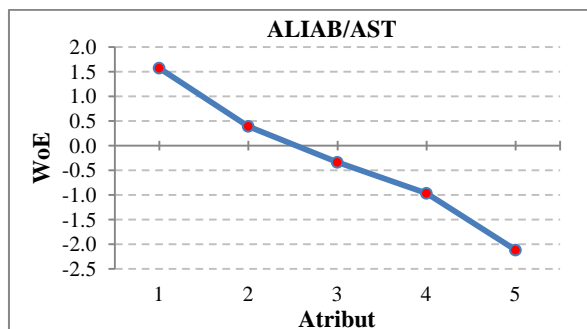
CSH/LTDBT finansijski racio – trening uzorak						
Atribut	Interval vrednosti varijable		WoE	Broj preduzeća		
	min	max		Difolt	Dobri	Ukupno
1	-999999999	-999999999	0.250	81	946	1027
2	0.000	0.005	-1.216	161	434	595
3	0.005	0.020	-0.438	74	434	508
4	0.020	0.068	0.037	69	651	720
5	0.068	1,315.7	0.794	94	1890	1984



Slika 67. – CSH/LTDBT grafički prikaz WoE vrednosti po atributima

Tabela 101. ALIAB/AST prikaz optimalnog broja atributa, njihovog raspona i WoE vrednosti

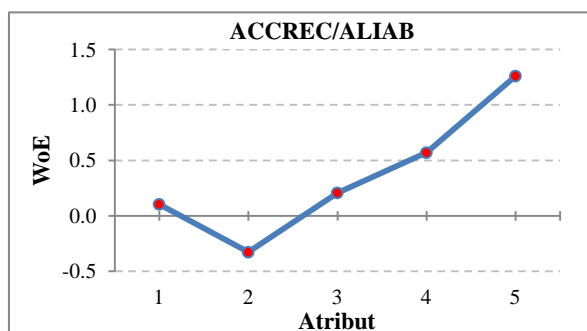
ALIAB/AST finansijski racio – trening uzorak						
Atribut	Interval vrednosti varijable		WoE	Broj preduzeća		
	min	max		Difolt	Dobri	Ukupno
1	-999999999	0.328	1.572	15	657	672
2	0.329	0.740	0.391	160	2151	2311
3	0.741	0.955	-0.338	206	1336	1542
4	0.955	0.991	-0.968	44	152	196
5	0.992	1.152	-2.119	54	59	113



Slika 68. – ALIAB/AST grafički prikaz WoE vrednosti po atributima

Tabela 102. ACCREC/ALIAB prikaz optimalnog broja atributa, njihovog raspona i WoE vrednosti

ACCREC/ALIAB finansijski racio – trening uzorak						
Atribut	Interval vrednosti varijable		WoE	Broj preduzeća		
	min	max		Difolt	Dobri	Ukupno
1	-666666666	0.085	0.104	43	434	477
2	0.085	0.495	-0.327	298	1953	2251
3	0.495	0.801	0.207	97	1085	1182
4	0.801	1.050	0.570	27	434	461
5	1.051	97.603	1.261	14	449	463

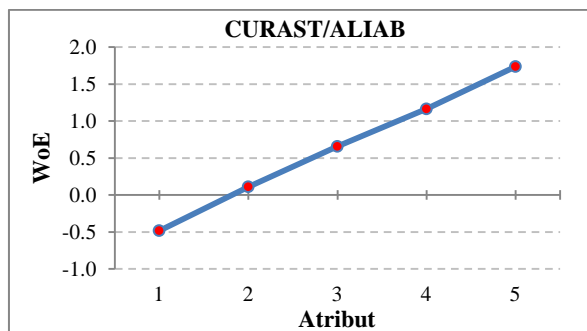


Slika 69. – ACCREC/ALIAB grafički prikaz WoE vrednosti po atributima

Tabela 103. CURAST/ALIAB prikaz optimalnog broja atributa, njihovog raspona i WoE vrednosti

CURAST/ALIAB finansijski racio – trening uzorak						
Atribut	Interval vrednosti varijable		WoE	Broj preduzeća		
	min	max		Difolt	Dobri	Ukupno
1	-666666666	0.948	-0.482	328	1841	2169
2	0.948	1.212	0.111	108	1097	1205
3	1.213	1.298	0.657	13	228	241
4	1.298	1.619	1.164	16	466	482
5	1.619	379.85	1.737	14	723	737

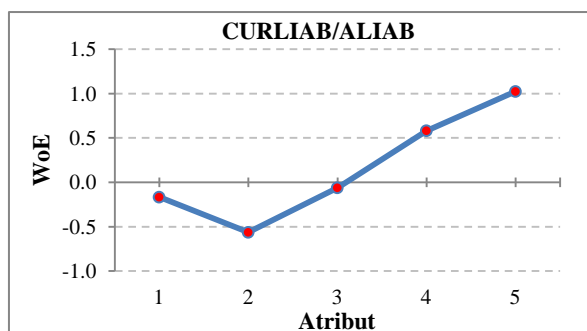




Slika 70. – CURAST/ALIAB grafički prikaz WoE vrednosti po atributima

Tabela 104. CURLIAB/ALIAB prikaz optimalnog broja atributa, njihovog raspona i WoE vrednosti

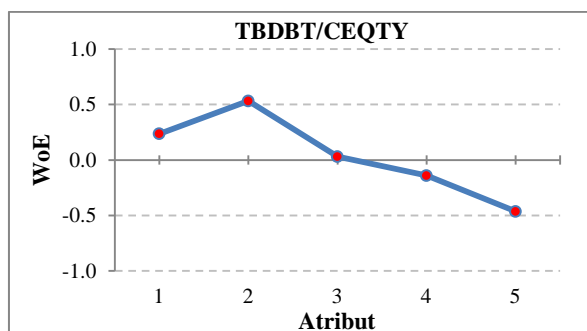
CURLIAB/ALIAB finansijski racio – trening uzorak						
Atribut	Interval vrednosti varijable		WoE	Broj preduzeća		
	min	max		Difolt	Dobri	Ukupno
1	-666666666	0.820	-0.167	230	1769	1999
2	0.82033387	0.862	-0.564	46	238	284
3	0.862	1.009	-0.062	154	1316	1470
4	1.009	1.036	0.581	23	374	397
5	1.036	68.132	1.024	26	658	684



Slika 71. – CURLIAB/ALIAB grafički prikaz WoE vrednosti po atributima

Tabela 105. TBDBT/CEQTY prikaz optimalnog broja atributa, njihovog raspona i WoE vrednosti

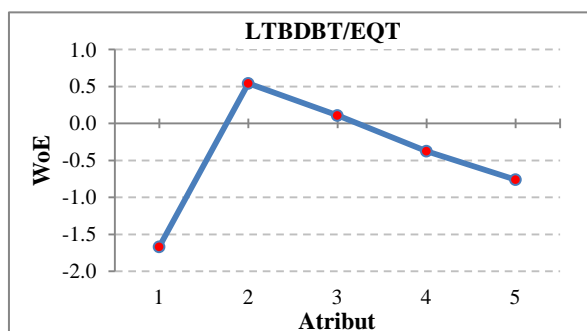
TBDBT/CEQTY finansijski racio – trening uzorak						
Atribut	Interval vrednosti varijable		WoE	Broj preduzeća		
	min	max		Difolt	Dobri	Ukupno
1	-999999999	0.418	0.237	69	795	864
2	73.400	185.337	0.532	23	356	379
3	1.234	73.224	0.031	230	2156	2386
4	0.419	1.233	-0.141	69	545	614
5	185.48	38.493	-0.464	88	503	591



Slika 72. – TBDBT/CEQTY grafički prikaz WoE vrednosti po atributima

Tabela 106. LTDBDT/EQT prikaz optimalnog broja atributa, njihovog raspona i WoE vrednosti

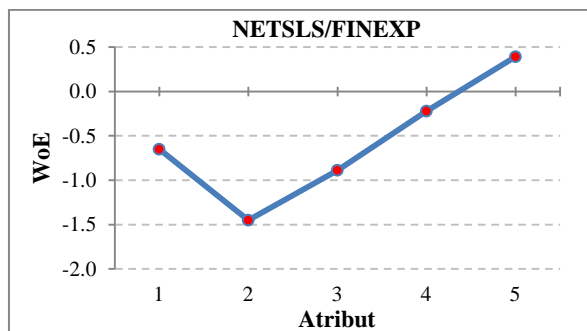
LTDBDT/EQT finansijski racio – trening uzorak						
Atribut	Interval vrednosti varijable		WoE	Broj preduzeća		
	min	max		Difolt	Dobri	Ukupno
1	-999999999	-999999999	-1.668	63	108	171
2	0.000	0.171	0.542	150	2345	2495
3	0.171	0.601	0.108	92	932	1024
4	0.601	2.451	-0.374	115	719	834
5	2.459	4,592.9	-0.759	59	251	310



Slika 73. – LTDBDT/EQT grafički prikaz WoE vrednosti po atributima

Tabela 107. NETSLS/FINEXP prikaz optimalnog broja atributa, njihovog raspona i WoE vrednosti

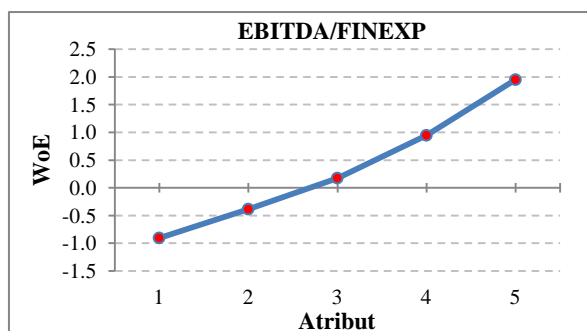
NETSLS/FINEXP finansijski racio – trening uzorak						
Atribut	Interval vrednosti varijable		WoE	Broj preduzeća		
	min	max		Difolt	Dobri	Ukupno
1	-999999999	2.047	-0.652	23	109	132
2	2.074	5.640	-1.451	46	98	144
3	5.656	13.349	-0.889	115	430	545
4	13.356	30.292	-0.222	138	1005	1143
5	30.293	95.314	0.391	115	1546	1661



Slika 74. – NETSLS/FINEXP grafički prikaz WoE vrednosti po atributima

Tabela 108. EBITDA/FINEXP prikaz optimalnog broja atributa, njihovog raspona i WoE vrednosti

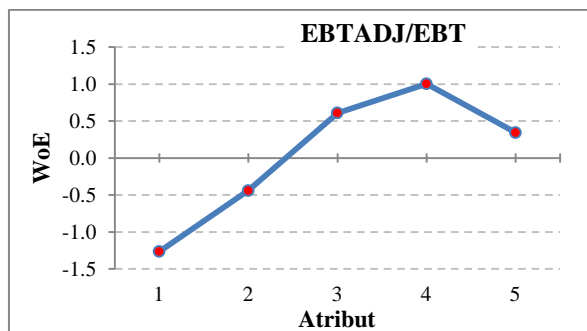
EBITDA/FINEXP finansijski racio – trening uzorak						
Atribut	Interval vrednosti varijable		WoE	Broj preduzeća		
	min	max		Difolt	Dobri	Ukupno
1	-999999999	0.888	-0.902	256	944	1200
2	0.891	1.401	-0.383	70	434	504
3	1.403	2.987	0.177	100	1085	1185
4	2.987	6.357	0.948	37	868	905
5	6.366	12,140.5	1.952	16	1024	1040



Slika 75. – EBITDA/FINEXP grafički prikaz WoE vrednosti po atributima

Tabela 109. EBTADJ/EBT prikaz optimalnog broja atributa, njihovog raspona i WoE vrednosti

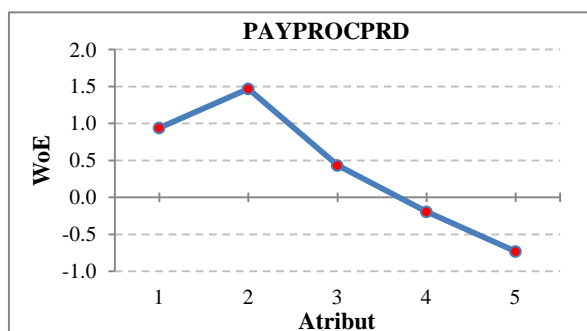
EBTADJ/EBT finansijski racio – trening uzorak						
Atribut	Interval vrednosti varijable		WoE	Broj preduzeća		
	min	max		Difolt	Dobri	Ukupno
1	-888888888	-777777777	-1.264	137	352	489
2	-666666666	0.247	-0.441	167	977	1144
3	0.247	1.008	0.610	114	1908	2022
4	1.008	1.497	1.004	28	695	723
5	1.500	3.45E+14	0.343	33	423	456



Slika 76. – EBTADJ/EBT grafički prikaz WoE vrednosti po atributima

Tabela 110. PAYPROCPRD prikaz optimalnog broja atributa, njihovog raspona i WoE vrednosti

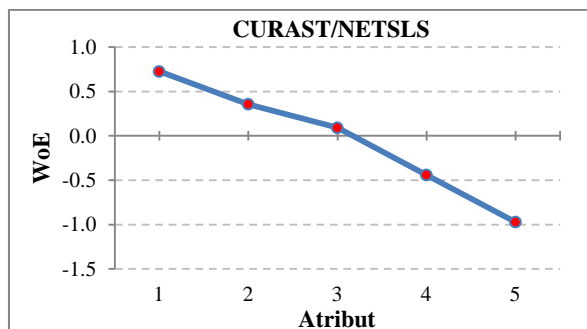
PAYPROCPRD finansijski racio – trening uzorak						
Atribut	Interval vrednosti varijable		WoE	Broj preduzeća		
	min	max		Difolt	Dobri	Ukupno
1	-999999999	41.758	0.939	28	651	679
2	41.778	59.278	1.468	11	434	445
3	59.339	120.705	0.432	93	1302	1395
4	120.828	238.070	-0.195	145	1085	1230
5	238.100	3.72E+06	-0.732	202	883	1085



Slika 77. – PAYPROCPRD grafički prikaz WoE vrednosti po atributima

Tabela 111. CSH/EBITDA prikaz optimalnog broja atributa, njihovog raspona i WoE vrednosti

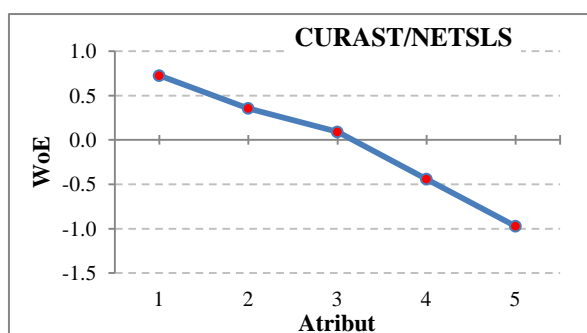
CSH/EBITDA finansijski racio – trening uzorak						
Atribut	Interval vrednosti varijable		WoE	Broj preduzeća		
	min	max		Difolt	Dobri	Ukupno
1	-666666666	0.000	-0.982	192	654	846
2	0.000	0.005	-0.593	40	201	241
3	0.005	0.036	-0.137	81	642	723
4	0.036	0.161	0.505	75	1130	1205
5	0.161	2.311	0.846	76	1611	1687



Slika 78. – CSH/EBITDA grafički prikaz WoE vrednosti po atributima

Tabela 112. CURAST/NETSLS prikaz optimalnog broja atributa, njihovog raspona i WoE vrednosti

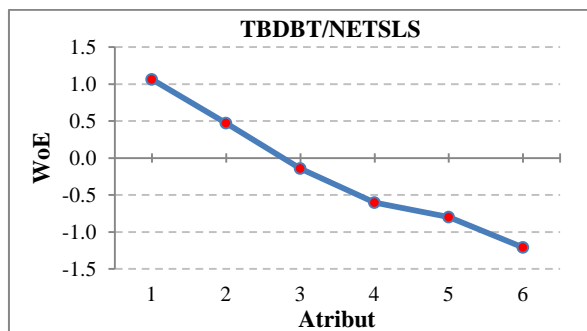
CURAST/NETSLS finansijski racio – trening uzorak						
Atribut	Interval vrednosti varijable		WoE	Broj preduzeća		
	min	max		Difolt	Dobri	Ukupno
1	-999999999	0.359	0.724	92	1726	1818
2	0.359	0.443	0.356	46	597	643
3	0.443	0.697	0.090	115	1144	1259
4	0.697	0.820	-0.441	46	269	315
5	0.820	253,353	-0.972	180	619	799



Slika 79. – CURAST/NETSLS grafički prikaz WoE vrednosti po atributima

Tabela 113. TBDBT/NETSLS prikaz optimalnog broja atributa, njihovog raspona i WoE vrednosti

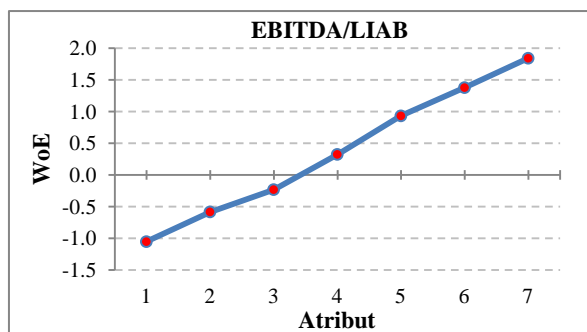
TBDBT/NETSLS finansijski racio – trening uzorak						
Atribut	Interval vrednosti varijable		WoE	Broj preduzeća		
	min	max		Difolt	Dobri	Ukupno
1	-999999999	0.068	1.062	46	1210	1256
2	0.068	0.222	0.471	115	1675	1790
3	0.222	0.329	-0.143	69	544	613
4	0.329	0.466	-0.604	69	343	412
5	0.466	0.781	-0.800	69	282	351
6	0.782	168,586	-1.210	111	301	412



Slika 80. – TBDBT/NETSLS grafički prikaz WoE vrednosti po atributima

Tabela 114. EBITDA/LIAB prikaz optimalnog broja atributa, njihovog raspona i WoE vrednosti

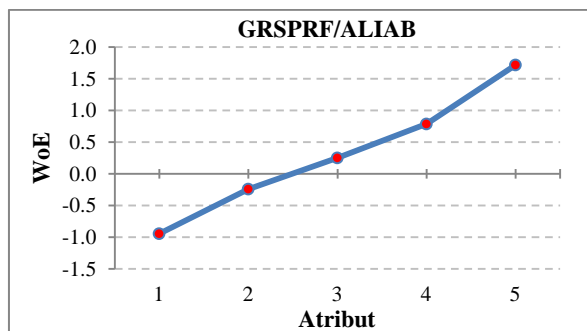
EBITDA/LIAB finansijski racio – trening uzorak						
Atribut	Interval vrednosti varijable		WoE	Broj preduzeća		
	min	max		Difolt	Dobri	Ukupno
1	-999999999	-777777777	-1.052	154	489	643
2	0.000	0.061	-0.583	119	604	723
3	0.061	0.105	-0.231	88	635	723
4	0.105	0.182	0.325	71	893	964
5	0.183	0.242	0.932	20	462	482
6	0.242	0.346	1.378	13	469	482
7	0.347	14.528	1.842	14	0	14



Slika 81. – EBITDA/LIAB grafički prikaz WoE vrednosti po atributima

Tabela 115. GRSPRF/ALIAB prikaz optimalnog broja atributa, njihovog raspona i WoE vrednosti

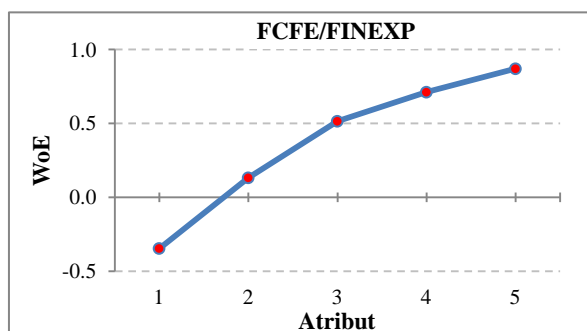
GRSPRF/ALIAB finansijski racio – trening uzorak						
Atribut	Interval vrednosti varijable		WoE	Broj preduzeća		
	min	max		Difolt	Dobri	Ukupno
1	-888888888	0	-0.945	193	682	875
2	0.187	0.401	-0.241	148	1057	1205
3	0.401	0.664	0.251	76	888	964
4	0.664	1.249	0.786	46	918	964
5	1.250	815.62	1.717	16	810	826



Slika 82. – GRSPRF/ALIAB grafički prikaz WoE vrednosti po atributima

Tabela 116. FCFE/FINEXP prikaz optimalnog broja atributa, njihovog raspona i WoE vrednosti

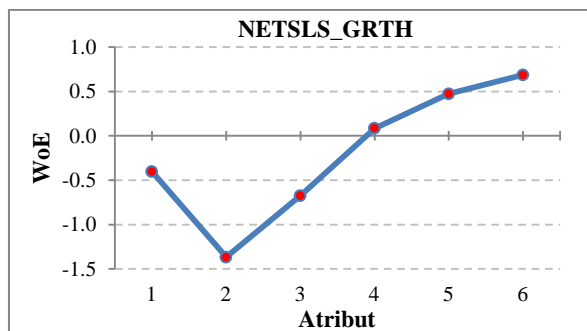
FCFE/FINEXP finansijski racio – trening uzorak						
Atribut	Interval vrednosti varijable		WoE	Broj preduzeća		
	min	max		Difolt	Dobri	Ukupno
1	-999999999	1.596	-0.345	330	2124	2454
2	1.596	2.473	0.133	50	519	569
3	2.474	6.296	0.515	56	852	908
4	6.307	13.122	0.712	23	426	449
5	13.138	9,387.44	0.870	20	434	454



Slika 83. – FCFE/FINEXP grafički prikaz WoE vrednosti po atributima

Tabela 117. NETSLS\_GRTH prikaz optimalnog broja atributa, njihovog raspona i WoE vrednosti

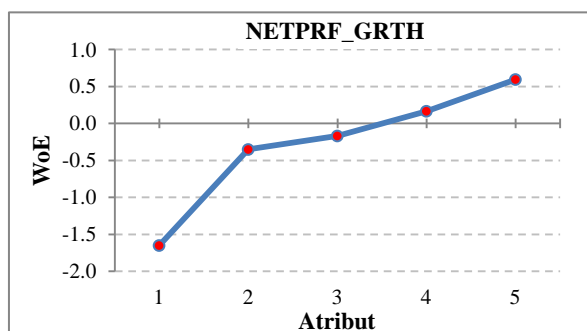
NETSLS_GRTH finansijski racio – trening uzorak						
Atribut	Interval vrednosti varijable		WoE	Broj preduzeća		
	min	max		Difolt	Dobri	Ukupno
1	-999999999	-999999999	-0.402	63	383	446
2	0.000	0.620	-1.368	92	213	305
3	0.620	0.813	-0.675	92	426	518
4	0.813	0.939	0.086	74	733	807
5	0.940	1.108	0.473	73	1065	1138
6	1.108	42,127.3	0.686	85	1535	1620



Slika 84. – NETSLS\_GRTH grafički prikaz WoE vrednosti po atributima

Tabela 118. NETPRF\_GRTH prikaz optimalnog broja atributa, njihovog raspona i WoE vrednosti

NETPRF_GRTH finansijski racio – trening uzorak						
Atribut	Interval vrednosti varijable		WoE	Broj preduzeća		
	min	max		Difolt	Dobri	Ukupno
1	-777777777	-777777777	-1.651	90	157	247
2	-999999999	-888888888	-0.352	84	537	621
3	-666666666	0.543	-0.169	136	1044	1180
4	0.543	0.661	0.165	29	311	340
5	0.661	531.29	0.594	140	2306	2446



Slika 85. – NETPRF\_GRTH grafički prikaz WoE vrednosti po atributima



## 6.4. Prilog – pregled prediktivne moći po varijablama

Tabela 119. Pregled prediktivne moći po svim varijablama

Rbr	Finansijski racio	IV	Rbr	Finansijski racio	IV
1	EBTADJ2LIAB	0.9231	220	CURAST2NETEXP	0.3009
2	NETPRF2ALIAB	0.9080	221	CSH2CEQTY	0.3002
3	CURLIAB2NETSLS	0.9062	222	NETEXP2AAST	0.2981
4	NETPRF2LIAB	0.8991	223	LTDBT2GRSPRF	0.2975
5	EBTADJ2ALIAB	0.8985	224	FCFF2EQT	0.2974
6	CURLIAB2NETPRF	0.8837	225	NETEXPADJ2AAST	0.2963
7	ROA	0.8649	226	PSCST2EBITDA	0.2963
8	NETPRF2AAST	0.8625	227	EBIT2CEQTY	0.2947
9	EBTADJ2AAST	0.8615	228	GRSPRFADJ_GRTH	0.2945
10	EBTADJ2AST	0.8558	229	NETEXPADJ2AST	0.2938
11	NETSLS2ALIAB	0.8540	230	CURAST2NETEXPADJ	0.2918
12	NETSLS2LIAB	0.8508	231	FCFE2EQT	0.2915
13	NETPRF2FINEXP	0.8450	232	WC2AAST	0.2913
14	TBDBT2NETPRF	0.8286	233	PSCST2EBIT	0.2894
15	EBITDA2FINEXP	0.8210	234	EBIT_GRTH	0.2883
16	CURLIAB2NETEXP	0.8096	235	WC2AST	0.2868
17	EBT2LIAB	0.7987	236	LNGTFAST2EQT	0.2841
18	EBT2ALIAB	0.7982	237	LTDBT2NETSLS	0.2833
19	CURLIAB2EBT	0.7903	238	WC2GRSPRF	0.2827
20	CURLIAB2EBTADJ	0.7903	239	ACCREC2NETEXP	0.2805
21	CURAST2NETPRF	0.7879	240	EBIT2NETSLS	0.2802
22	CURLIAB2NETEXPADJ	0.7874	241	WC2LTDBT	0.2779
23	ACCPAY2NETPRF	0.7845	242	CFO2EQT	0.2765
24	NETEXP2ALIAB	0.7686	243	CURAST2GRSPRF	0.2691
25	EBITDA2LIAB	0.7681	244	GRSPRF2EQT	0.2689
26	EBITDA2ALIAB	0.7636	245	BUSSCYCLE	0.2676
27	NETEXPADJ2ALIAB	0.7573	246	ACCREC2NETEXPADJ	0.2675
28	ACCREC2NETPRF	0.7500	247	EBIT2FINEXP_GRTH	0.2657
29	NETEXP2LIAB	0.7465	248	LTBDBT2NETSLS	0.2640
30	CSH2CURLIAB	0.7463	249	CSH_MSEC2TBDBT	0.2625
31	CSH2LIAB	0.7370	250	EQT2ALIAB_GRTH	0.2612
32	NETEXPADJ2LIAB	0.7314	251	LTBDBT2GRSPRFADJ	0.2607
33	DEBTAMRTPERIOD	0.7274	252	LTBDBT2GRSPRF	0.2576
34	EBT2AST	0.7234	253	LTDBT2NETEXPADJ	0.2562
35	EBT2AAST	0.7224	254	LTDBT2NETEXP	0.2527
36	EBIT2FINEXP	0.7222	255	EBITDA2FINEXP_GRTH	0.2522

37	SHRTBDBT2NETPRF	0.7198	256	INVT2EQT	0.2497
38	CSH2ALIAB	0.7175	257	LTBDBT2NETEXP	0.2455
39	ACCPAY2EBT	0.7157	258	WC2NETSLS	0.2436
40	CSH2TBDBT	0.7067	259	NETSLS2EQT	0.2425
41	ACCREC2EBT	0.7020	260	LTBDBT2NETEXPADJ	0.2421
42	CURLIAB2EBITDA	0.7005	261	WC_GRTH	0.2421
43	CURAST2EBT	0.6927	262	ACCREC2GRSPRF	0.2403
44	CURAST2EBTADJ	0.6900	263	CURLIAB2AST	0.2387
45	TBDBT2EBT	0.6856	264	INVT2ALIAB	0.2357
46	TBDBT2EBTADJ	0.6856	265	WC2SHRTBDBT	0.2315
47	TBDBT2EBITDA	0.6787	266	CURAST2TBDBT	0.2310
48	CSH2ACCPAY	0.6656	267	WC2NETEXPADJ	0.2283
49	EBIT2ALIAB	0.6631	268	CSH_MSEC2CURLIAB	0.2280
50	NETPRF2EBITDA	0.6616	269	WC2NETEXP	0.2277
51	NETPRF2GRSPRFADJ	0.6593	270	CSH_MSEC2ACCPAY	0.2254
52	EBIT2LIAB	0.6581	271	NETEXP2EQT	0.2243
53	EBT2EBITDA	0.6544	272	NETEXPADJ2EQT	0.2216
54	SHRTBDBT2EBT	0.6513	273	TBDBT2AAST	0.2171
55	SHRTBDBT2EBTADJ	0.6513	274	PSCST_GRTH	0.2148
56	CURLIAB2EBIT	0.6482	275	WC2FAST	0.2146
57	NETPRF2EBIT	0.6463	276	INTAST2EQT	0.2137
58	SHRTBDBT2EBITDA	0.6462	277	INVT2LIAB	0.2129
59	EBTADJ2EBITDA	0.6274	278	CSH_GRTH	0.2108
60	EBTADJ2EBIT	0.6258	279	TBDBT2AST	0.2096
61	ACCPAY2NETSLS	0.6241	280	WC2CEQTY	0.2094
62	EBT2EBIT	0.6182	281	CURLIAB2AAST	0.2071
63	GRSPRF2ALIAB	0.6124	282	INVT2TBDBT	0.2064
64	EBITDA2AAST	0.6062	283	CFO2FINEXP	0.2025
65	EBTADJ2GRSPRF	0.6058	284	FCFE2FINEXP	0.1978
66	CSH2AST	0.6031	285	CFO2TBDBT	0.1901
67	CSH2AAST	0.6024	286	CSH_MSEC2CURAST	0.1870
68	EBTADJ2GRSPRFADJ	0.6015	287	CSH_MSEC2LTDBT	0.1854
69	NETPRF2GRSPRF	0.6003	288	ACCREC2ALIAB	0.1853
70	EBT2GRSPRFADJ	0.5998	289	FCFE2TDBT	0.1807
71	EBITDA2AST	0.5978	290	FCFE2LIAB	0.1801
72	GRSPRF2LIAB	0.5943	291	CSH_MSEC2SHRTBDBT	0.1777
73	TBDBT2EBIT	0.5912	292	BUSSCYCLE_GRTH	0.1725
74	CSH2CURAST	0.5834	293	GRSPRF2SLS_GRTH	0.1724
75	GRSPRFADJ2ALIAB	0.5826	294	CSH_MSEC2ACCREC	0.1688
76	LTDBT2NETPRF	0.5804	295	CFO2ALIAB	0.1624

77	WC2EBT	0.5804	296	INVT2CURLIAB	0.1593
78	WC2EBTADJ	0.5791	297	PSCST2GRSPRF	0.1591
79	GRSPRFADJ2LIAB	0.5755	298	CFO2TDBT	0.1587
80	LTDBT2EBT	0.5692	299	CURLIAB2ALIAS	0.1580
81	EBT2GRSPRF	0.5678	300	GRSPRFADJ2CEQTY	0.1570
82	TBDBT2NETSLS	0.5635	301	SHRTBDBT2CURAST	0.1550
83	CSH2SHRTBDBT	0.5619	302	PAYPROCPRD_GRTH	0.1527
84	ALIAS2AST	0.5574	303	CURAST2SHRTBDBT	0.1523
85	ACCPAY2NETEXP	0.5542	304	INVTPROCPRD_GRTH	0.1503
86	SHRTBDBT2EBIT	0.5539	305	CFO2LIAB	0.1497
87	CSH2ACCREC	0.5531	306	FCFF2ALIAS	0.1482
88	ACCPAY2NETEXPADJ	0.5489	307	CSHACRCMS2CURLIAB	0.1471
89	EBTADJ2EBT	0.5475	308	ACCPAY2ALIAS	0.1405
90	EBT2EQT	0.5470	309	PSCST2GRSPRFADJ	0.1404
91	ACCPAY2EBITDA	0.5448	310	FINEXP2AAST	0.1384
92	EBIT2AAST	0.5440	311	CURAST_GRTH	0.1365
93	ROE	0.5358	312	FINEXP2AST	0.1358
94	EBT2EBTADJ	0.5323	313	ACIDTEST	0.1348
95	GRSPRFADJ2FINEXP	0.5310	314	TBDBT2FAST	0.1341
96	EBIT2AST	0.5298	315	ACCREC2CURLIAB	0.1340
97	SHRTBDBT2NETSLS	0.5281	316	ACCREC2TBDBT	0.1319
98	LTBDBT2NETPRF	0.5259	317	GRSPRF2CEQTY	0.1312
99	CURAST2EBITDA	0.5217	318	SHRTBDBT2AAST	0.1303
100	CSH2EBT	0.5194	319	FCFF2NETSLS	0.1266
101	CURLIAB2GRSPRF	0.5174	320	SHRTBDBT2AST	0.1242
102	CURLIAB2GRSPRFADJ	0.5156	321	FCFF2TDBT	0.1232
103	EBTADJ2EQT	0.5153	322	FCFF2FINEXP	0.1225
104	WC2NETPRF	0.5148	323	INVT2SHRTBDBT	0.1212
105	CSH2LTDBT	0.5125	324	ACCREC2LIAB	0.1212
106	ALIAS2AAST	0.5089	325	ACCPAY2CURAST	0.1184
107	EBT2NETSLS	0.5083	326	CASHCONVCYCLE	0.1173
108	NETSLS2FINEXP	0.5063	327	CFO2NETSLS	0.1124
109	TBDBT2EQT	0.5038	328	LTBDBT_GRTH	0.1122
110	TBDBT2GRSPRF	0.5038	329	FCFE2NETSLS	0.1040
111	CSH2EBITDA	0.5027	330	FCFF2LIAB	0.1039
112	NETPRF2NETSLS	0.5017	331	ACCREC2SHRTBDBT	0.1024
113	EBTADJ2NETSLS	0.4995	332	INVTPROCPRD	0.1016
114	ACCPAY2EBIT	0.4981	333	TBDBT2EQT_GRTH	0.0989
115	ACCREC2EBITDA	0.4973	334	LTDBT2FAST	0.0981
116	TBDBT2GRSPRFADJ	0.4962	335	CASHCONVCYCLE_GRTH	0.0976

117	TBDBT2NETEXP	0.4934	336	INVT2LTDBT	0.0966
118	EBITDACAPRATIO	0.4926	337	ACCPAY2TBDBT	0.0956
119	TBDBTCAPRATIO	0.4905	338	CURAST2LTDBT	0.0950
120	TBDBT2NETEXPADJ	0.4875	339	LTBDBT2FAST	0.0903
121	SHRTBDBT2NETEXP	0.4755	340	RECCOLPRD_GRTH	0.0882
122	LTDBT2EBITDA	0.4718	341	LTBDBT2AAST	0.0876
123	GRSPRF2FINEXP	0.4718	342	SHRTBDBT2FAST	0.0873
124	EBT_GRTH	0.4717	343	LTDBT2AST	0.0866
125	PSCST2EBTADJ	0.4697	344	LTDBT2AAST	0.0866
126	INVT2CAPRATIO	0.4696	345	FAST2LIAB	0.0850
127	CURAST2ALIAB	0.4692	346	FAST2ALIAB	0.0838
128	FINEXP2EQT	0.4689	347	LTBDBT2AST	0.0832
129	PSCST2NETPRF	0.4668	348	FCFE2AAST	0.0785
130	PSCST2EBT	0.4657	349	OA_GRTH	0.0775
131	LTBDBT2EBT	0.4654	350	AAST_GRTH	0.0749
132	LTBDBT2EBTADJ	0.4654	351	CURLIAB2FAST	0.0744
133	ACCREC2EBIT	0.4615	352	CURLIAB2TBDBT	0.0739
134	SHRTBDBT2NETEXPA	0.4612	353	FCFF2AAST	0.0739
135	CSH2EQT	0.4604	354	AST_GRTH	0.0737
136	CSH2EBIT	0.4566	355	NETSLS2CEQTY	0.0733
137	SHRTBDBT2GRSPRFA	0.4561	356	TBDBT_GRTH	0.0729
138	CURAST2EBIT	0.4543	357	FAST_GRTH	0.0715
139	LIAB2AST	0.4463	358	ACCPAY2LIAB	0.0710
140	NETSLS_GRTH	0.4418	359	CURAST2FAST	0.0700
141	LTDBT2EBIT	0.4384	360	NETSLS2SLS	0.0698
142	WC2EBITDA	0.4383	361	ACCREC2CURAST	0.0689
143	CURAST2LIAB	0.4352	362	NETSLS2SLS_GRTH	0.0638
144	EBITCAPRATIO	0.4308	363	INVT2AAST	0.0633
145	EQT2AAST	0.4302	364	CURAST2AST	0.0619
146	WC2EBIT	0.4278	365	TBDBT2CEQTY	0.0618
147	CSH2FAST	0.4270	366	INVT2AST	0.0611
148	NETPRF2CEQTY	0.4269	367	CURAST2AAST	0.0596
149	EQT2AST	0.4234	368	FCFF2CEQTY	0.0595
150	EQT2LIAB	0.4234	369	INVT2FAST	0.0592
151	EBTADJ2CEQTY	0.4233	370	SHRTBDBT2TBDBT	0.0590
152	LIAB2AAST	0.4216	371	ACCPAY2AST	0.0586
153	NETPRF_GRTH	0.4193	372	ACCPAY2LTDBT	0.0564
154	EBT2CEQTY	0.4169	373	ACCPAY2FAST	0.0562
155	PAYPROCPRD	0.4141	374	ACCREC2LTDBT	0.0557
156	EQT2ALIAB	0.4133	375	SHRTBDBT2CEQTY	0.0546

157	SHRTBDBT2GRSPRF	0.4097	376	CEQTY_GRTH	0.0540
158	LTBDBT2EBITDA	0.4089	377	LTBDBT2CEQTY	0.0527
159	FINEXP2NETEXP	0.4081	378	LNGTFAST2FAST	0.0527
160	SHRTBDBT2EQT	0.4079	379	OPERRATIO	0.0527
161	CURAST2NETSLS	0.4069	380	LTDBT_GRTH	0.0515
162	EBTADJ_GRTH	0.4059	381	ACCPAY2AAST	0.0509
163	FINEXP2NETEXPADJ	0.4004	382	PSCST2NETSLS	0.0507
164	NETEXPADJ_GRTH	0.3985	383	TDBT_GRTH	0.0503
165	CURLB2CURLIABpEQT	0.3946	384	LTBDBT2ALIAS	0.0503
166	NETEXP_GRTH	0.3931	385	GRSPRF2SLS	0.0501
167	CSH2NETPRF	0.3914	386	FAST2AST	0.0496
168	CSH2GRSPRFADJ	0.3902	387	LTDBT2ALIAS	0.0495
169	EBITDA2EBIT	0.3898	388	SHRTBDBT2CURLIAB	0.0493
170	CSH2NETEXP	0.3898	389	LTDBT2LIAB	0.0486
171	LTDBT2EQT	0.3881	390	SHRTBDBT_GRTH	0.0475
172	GRSPRF2AST	0.3875	391	NETSLS2GRSPRF	0.0472
173	CURLIAB2EQT	0.3862	392	SHRTBDBT2LIAB	0.0453
174	EQT_GRTH	0.3859	393	FINEXP2ALIAS	0.0451
175	EBITDA2EQT	0.3852	394	TBDBT2LIAB	0.0449
176	ACCPAY2GRSPRFADJ	0.3841	395	LNGTFAST2AST	0.0442
177	CSH2NETEXPADJ	0.3837	396	CURLIAB2LTDBT	0.0438
178	NETSLS2AST	0.3837	397	ACCPAY2SHRTBDBT	0.0433
179	EBIT2EBITDA	0.3828	398	PSCST2NETEXPADJ	0.0421
180	WC2ALIAS	0.3815	399	ACCRC2FAST	0.0420
181	LTBDBT2EQT	0.3804	400	LTDBT2CEQTY	0.0420
182	GRSPRF2AAST	0.3788	401	LTBDBT2LIAB	0.0413
183	FAST2EQT	0.3768	402	LNGTFAST2AAST	0.0403
184	ACCPAY2GRSPRF	0.3766	403	TBDBT2ALIAS	0.0394
185	CSH2GRSPRF	0.3750	404	FINEXP2CEQTY	0.0390
186	EBIT2EQT	0.3735	405	CURLIAB_GRTH	0.0389
187	NETSLS2AAST	0.3734	406	FINEXP_GRTH	0.0389
188	LTDBT2LTDBTpEQT	0.3673	407	FINEXP2LIAB	0.0386
189	EBITDA2GRSPRFADJ	0.3638	408	ACCPAY2CURLIAB	0.0378
190	GRSPRFADJ2AST	0.3629	409	ACCPAY2CEQTY	0.0377
191	WC2TBDBT	0.3628	410	CEQTY2AAST	0.0377
192	WC2EQT	0.3602	411	FAST2AAST	0.0376
193	GRSPRFADJ2AAST	0.3583	412	LIAB_GRTH	0.0359
194	ACCRC2NETSLS	0.3551	413	CEQTY2AST	0.0355
195	LTBDBT2EBIT	0.3543	414	ACCRC_GRTH	0.0350
196	WC2LIAB	0.3498	415	PSCST2NETEXP	0.0349

197	EBITDA2GRSPRF	0.3421	416	SHRTBDBT2LTDBT	0.0347
198	EBIT2GRSPRFADJ	0.3396	417	CURAST2CEQTY	0.0345
199	EBITDA_GRTH	0.3369	418	FININC_GRTH	0.0339
200	EBIT2GRSPRF	0.3362	419	CEQTY2ALIAB	0.0330
201	RECCOLPRD	0.3341	420	CFO2CEQTY	0.0322
202	CSH2NETSLS	0.3306	421	CEQTY2LIAB	0.0310
203	ACCREC2EQT	0.3229	422	LNGTFAST2LIAB	0.0286
204	LTDBT2GRSPRFADJ	0.3224	423	LNGTFAST2CEQTY	0.0282
205	ACCPAY2EQT	0.3218	424	ACCREC2CEQTY	0.0268
206	CURAST2GRSPRFADJ	0.3197	425	INTAST2ALIAB	0.0262
207	CEQTY2EQT	0.3182	426	INTAST2LIAB	0.0259
208	ACCREC2GRSPRFADJ	0.3172	427	MONTHS_IN_BUSINESS	0.0250
209	EBITDA2CEQTY	0.3118	428	ACCREC2AST	0.0237
210	CURLIAB2CURAST	0.3093	429	LNGTFAST2ALIAB	0.0228
211	NETEXP2AST	0.3092	430	ACCREC2AAST	0.0227
212	ROE_GRTH	0.3085	431	CURLIAB2LIAB	0.0206
213	GRSPRFADJ2EQT	0.3072	432	INTAST2FAST	0.0170
214	WC2GRSPRFADJ	0.3065	433	CURLIAB2CEQTY	0.0167
215	CURAST2EQT	0.3055	434	ACCRATIO	0.0158
216	EBITDA2NETSLS	0.3033	435	INTAST2AST	0.0150
217	ROA_GRTH	0.3031	436	INTAST2AAST	0.0150
218	CURAST2CURLIAB	0.3028	437	SHRTBDBT2ALIAB	0.0147
219	GRSPRF_GRTH	0.3017	438	INTAST2CEQTY	0.0092

## 6.5. Prilog – pregled rezultata klaster analize varijabli

Sledeća tabela prikazuje rezultate klaster analize, nakon primene PROC VARCLUS procedure i raspoređivanja varijabli po klasterima. Po svakom klasteru varijable su sortirane od onih sa najvišom prediktivnom moći, do onih sa najnižom. Kao predstavnici svakog klastera su odabrane varijable sa najvećom prediktivnom moći, odnosno one kod kojih je kolona „Varijabla Rbr“ jednaka 1. Kolona  $R^2_{sk}$  predstavlja koeficijent determinacije varijable sa svojim klasterom. Kolone „Najbliži klaster“ pokazuje sledeći najbliži klaster sa trenutno posmatranim, kolona  $R^2_{snk}$  predstavlja povezanost izraženu kroz koeficijent determinacije sa svake varijable sa sledećim najbližim klasterom.  $1-R^2$  kolona pokazuje povezanost sa svojim klasterom dok u isto vreme udaljenost od sledećeg najbližeg klaster, drugim rečima što je manja vrednost ovog pokazatelja, to je varijabla bliža svom klasteru, a udaljenija je od drugog najbližeg klastera. Poslednja kolona označava kvantifikovanu prediktivnost svake varijable kroz pokazatelj informacione vrednosti.

**Tabela 120. Rezultati klaster analize – raspored varijabli po klasterima**

Klaster	Varijabla Rbr	Varijabla	$R^2_{sk}$	Najbliži klaster	$R^2_{snk}$	$1-R^2$	IV
CLUS01	1	EBITDA/FINEXP	61.0%	CLUS13	54.4%	85.6%	0.821
CLUS01	2	EBT/LIAB	89.9%	CLUS13	73.7%	38.4%	0.799
CLUS01	3	EBT/ALIAB	88.2%	CLUS13	72.1%	42.1%	0.798
CLUS01	4	CURLIAB/EBTADJ	88.1%	CLUS13	71.7%	42.0%	0.790
CLUS01	5	CURLIAB/EBT	88.1%	CLUS13	71.7%	42.0%	0.790
CLUS01	6	EBT/AST	90.4%	CLUS13	72.9%	35.5%	0.723
CLUS01	7	EBT/AAST	90.1%	CLUS13	72.6%	36.2%	0.722
CLUS01	8	EBIT/FINEXP	73.6%	CLUS13	62.3%	70.0%	0.722
CLUS01	9	ACCPAY/EBT	83.4%	CLUS13	67.8%	51.5%	0.716
CLUS01	10	ACCREC/EBT	78.8%	CLUS13	62.5%	56.4%	0.702
CLUS01	11	CURAST/EBT	90.2%	CLUS13	72.3%	35.2%	0.693
CLUS01	12	CURAST/EBTADJ	89.9%	CLUS13	71.9%	36.0%	0.690
CLUS01	13	TBDBT/EBTADJ	87.0%	CLUS13	65.5%	37.7%	0.686
CLUS01	14	TBDBT/EBT	87.0%	CLUS13	65.5%	37.7%	0.686
CLUS01	15	EBT/EBITDA	82.5%	CLUS13	59.4%	43.1%	0.654
CLUS01	16	SHRTBDBT/EBTADJ	82.5%	CLUS13	59.8%	43.5%	0.651
CLUS01	17	SHRTBDBT/EBT	82.5%	CLUS13	59.8%	43.5%	0.651
CLUS01	18	EBT/EBIT	84.1%	CLUS13	55.7%	35.8%	0.618
CLUS01	19	EBT/GRSPRFADJ	83.1%	CLUS13	56.6%	39.0%	0.600
CLUS01	20	WC/EBT	74.6%	CLUS13	50.5%	51.4%	0.580
CLUS01	21	WC/EBTADJ	73.9%	CLUS13	49.8%	52.0%	0.579
CLUS01	22	LTDBT/EBT	65.8%	CLUS13	47.4%	65.1%	0.569
CLUS01	23	EBT/GRSPRF	85.0%	CLUS13	56.8%	34.9%	0.568
CLUS01	24	EBT/EQT	65.7%	CLUS23	55.5%	77.1%	0.547
CLUS01	25	CSH/EBT	53.3%	CLUS09	38.0%	75.4%	0.519
CLUS01	26	EBT/NETSLS	82.8%	CLUS13	58.6%	41.5%	0.508
CLUS01	27	EBT_GRTH	70.4%	CLUS13	46.8%	55.5%	0.472
CLUS01	28	PSCST/EBT	79.2%	CLUS13	53.1%	44.4%	0.466
CLUS01	29	LTBDBT/EBTADJ	58.3%	CLUS13	41.1%	70.8%	0.465

CLUS01	30	LTBDBT/EBT	58.3%	CLUS13	41.1%	70.8%	0.465
CLUS01	31	EBT/CEQTY	76.8%	CLUS13	50.6%	46.9%	0.417
CLUS02	1	ALIAB/AST	81.8%	CLUS21	38.9%	29.8%	0.557
CLUS02	2	ALIAB/AAST	82.3%	CLUS21	34.4%	27.0%	0.509
CLUS02	3	TBDBT/EQT	76.6%	CLUS21	53.7%	50.6%	0.504
CLUS02	4	TBDBTCAPRATIO	74.7%	CLUS21	47.6%	48.3%	0.490
CLUS02	5	FINEXP/EQT	60.0%	CLUS21	41.1%	67.9%	0.469
CLUS02	6	LIAB/AST	88.1%	CLUS21	46.4%	22.1%	0.446
CLUS02	7	EQT/AAST	89.8%	CLUS21	45.3%	18.6%	0.430
CLUS02	8	EQT/LIAB	90.9%	CLUS21	45.6%	16.7%	0.423
CLUS02	9	EQT/AST	90.9%	CLUS21	45.6%	16.7%	0.423
CLUS02	10	LIAB/AAST	88.3%	CLUS21	40.7%	19.8%	0.422
CLUS02	11	EQT/ALIAB	83.5%	CLUS21	42.5%	28.8%	0.413
CLUS02	12	SHRTBDBT/EQT	74.5%	CLUS21	45.5%	46.8%	0.408
CLUS02	13	CURLB/CURLIABPEQT	87.5%	CLUS21	42.6%	21.7%	0.395
CLUS02	14	CURLIAB/EQT	87.2%	CLUS21	44.0%	22.9%	0.386
CLUS02	15	ACCREC/EQT	66.7%	CLUS21	48.3%	64.4%	0.323
CLUS02	16	ACCPAY/EQT	72.0%	CLUS21	46.4%	52.2%	0.322
CLUS02	17	CURAST/EQT	73.6%	CLUS21	55.7%	59.6%	0.305
CLUS02	18	CURLIAB/AST	47.4%	CLUS17	12.6%	60.2%	0.239
CLUS02	19	CURLIAB/AAST	52.5%	CLUS06	14.9%	55.7%	0.207
CLUS02	20	SHRTBDBT/AAST	19.3%	CLUS15	33.4%	121.1%	0.130
CLUS02	21	SHRTBDBT/AST	18.4%	CLUS15	32.6%	120.9%	0.124
CLUS02	22	OPERRATIO	24.4%	CLUS14	8.1%	82.3%	0.053
CLUS03	1	CURLIAB/ALIAB	41.8%	CLUS16	23.5%	76.1%	0.158
CLUS03	2	LTBDBT_GRTH	33.3%	CLUS16	23.6%	87.3%	0.112
CLUS03	3	SHRTBDBT/TBDBT	37.5%	CLUS16	11.3%	70.4%	0.059
CLUS03	4	ACCPAY/LTDBT	67.2%	CLUS16	38.0%	52.9%	0.056
CLUS03	5	ACCREC/LTDBT	62.0%	CLUS16	43.0%	66.6%	0.056
CLUS03	6	LTDBT_GRTH	35.7%	CLUS16	19.9%	80.3%	0.052
CLUS03	7	LTBDBT/ALIAB	61.8%	CLUS16	18.3%	46.7%	0.050
CLUS03	8	LTDBT/ALIAB	67.0%	CLUS16	19.0%	40.7%	0.049
CLUS03	9	LTDBT/LIAB	71.6%	CLUS16	30.7%	41.0%	0.049
CLUS03	10	CURLIAB/LTDBT	61.5%	CLUS16	25.1%	51.4%	0.044
CLUS03	11	LTBDBT/LIAB	62.9%	CLUS16	32.7%	55.1%	0.041
CLUS03	12	FININC_GRTH	0.4%	CLUS18	0.5%	100.1%	0.034
CLUS03	13	CURLIAB/LIAB	36.4%	CLUS16	6.8%	68.3%	0.021
CLUS04	1	EBTADJ/LIAB	89.7%	CLUS01	59.3%	25.3%	0.923
CLUS04	2	NETPRF/ALIAB	90.2%	CLUS01	56.8%	22.6%	0.908
CLUS04	3	NETPRF/LIAB	91.2%	CLUS01	58.1%	21.1%	0.899
CLUS04	4	EBTADJ/ALIAB	88.0%	CLUS01	56.9%	27.8%	0.898
CLUS04	5	CURLIAB/NETPRF	88.0%	CLUS01	54.9%	26.6%	0.884
CLUS04	6	ROA	90.3%	CLUS23	59.0%	23.6%	0.865
CLUS04	7	NETPRF/AAST	90.4%	CLUS23	59.3%	23.6%	0.863
CLUS04	8	EBTADJ/AAST	90.8%	CLUS23	59.3%	22.5%	0.861
CLUS04	9	EBTADJ/AST	90.1%	CLUS23	59.3%	24.4%	0.856
CLUS04	10	NETPRF/FINEXP	75.6%	CLUS01	50.2%	49.1%	0.845
CLUS04	11	TBDBT/NETPRF	79.5%	CLUS23	53.2%	43.8%	0.829
CLUS04	12	CURAST/NETPRF	87.8%	CLUS23	57.4%	28.7%	0.788
CLUS04	13	ACCPAY/NETPRF	82.4%	CLUS23	53.0%	37.4%	0.785
CLUS04	14	ACCREC/NETPRF	76.3%	CLUS23	51.1%	48.5%	0.750
CLUS04	15	SHRTBDBT/NETPRF	72.5%	CLUS23	52.0%	57.1%	0.720
CLUS04	16	NETPRF/EBITDA	68.9%	CLUS23	53.2%	66.4%	0.662
CLUS04	17	NETPRF/GRSPRFADJ	72.5%	CLUS23	53.1%	58.6%	0.659
CLUS04	18	NETPRF/EBIT	70.8%	CLUS23	60.2%	73.3%	0.646
CLUS04	19	EBTADJ/EBITDA	70.1%	CLUS23	54.8%	66.1%	0.627
CLUS04	20	EBTADJ/EBIT	69.5%	CLUS23	55.5%	68.5%	0.626
CLUS04	21	EBTADJ/GRSPRF	78.7%	CLUS23	59.3%	52.4%	0.606
CLUS04	22	EBTADJ/GRSPRFADJ	73.4%	CLUS23	54.3%	58.1%	0.602
CLUS04	23	NETPRF/GRSPRF	80.1%	CLUS23	60.8%	50.8%	0.600
CLUS04	24	LTDBT/NETPRF	55.2%	CLUS23	39.2%	73.7%	0.580
CLUS04	25	LTBDBT/NETPRF	48.2%	CLUS23	34.1%	78.6%	0.526
CLUS04	26	NETPRF/NETSLS	82.3%	CLUS23	62.4%	47.1%	0.502



CLUS04	27	EBTADJ/NETSLS	82.6%	CLUS23	61.8%	45.6%	0.500
CLUS04	28	PSCST/EBTADJ	73.2%	CLUS23	62.6%	71.7%	0.470
CLUS04	29	PSCST/NETPRF	74.6%	CLUS23	64.9%	72.3%	0.467
CLUS04	30	ACCRATIO	5.2%	CLUS10	3.7%	98.5%	0.016
CLUS05	1	CSH/CURLIAB	86.7%	CLUS17	15.4%	15.8%	0.746
CLUS05	2	CSH/LIAB	90.0%	CLUS19	15.3%	11.8%	0.737
CLUS05	3	CSH/ALIAB	86.7%	CLUS19	14.8%	15.6%	0.717
CLUS05	4	CSH/TBDBT	77.2%	CLUS15	26.5%	31.0%	0.707
CLUS05	5	CSH/ACCPAY	83.1%	CLUS17	12.7%	19.3%	0.666
CLUS05	6	CSH/AST	90.9%	CLUS19	10.4%	10.2%	0.603
CLUS05	7	CSH/AAST	91.1%	CLUS19	10.3%	9.9%	0.602
CLUS05	8	CSH/CURAST	87.4%	CLUS17	9.1%	13.9%	0.583
CLUS05	9	CSH/SHRTBDBT	74.7%	CLUS15	17.0%	30.5%	0.562
CLUS05	10	CSH/ACCREC	80.0%	CLUS18	8.7%	22.0%	0.553
CLUS05	11	CSH/EQT	53.4%	CLUS23	24.1%	61.4%	0.460
CLUS05	12	CSH/GRSPRFADJ	59.6%	CLUS07	8.7%	44.3%	0.390
CLUS05	13	CSH/GRSPRF	65.2%	CLUS06	3.0%	35.9%	0.375
CLUS05	14	CSH/NETSLS	77.7%	CLUS17	4.5%	23.4%	0.331
CLUS05	15	CSH_GRTH	37.6%	CLUS10	1.3%	63.2%	0.211
CLUS06	1	CURAST/ALIAB	66.7%	CLUS24	31.1%	48.3%	0.469
CLUS06	2	CURAST/LIAB	71.2%	CLUS24	33.5%	43.2%	0.435
CLUS06	3	WC/ALIAB	83.7%	CLUS24	35.0%	25.0%	0.381
CLUS06	4	WC/TBDBT	78.5%	CLUS24	29.6%	30.6%	0.363
CLUS06	5	WC/EQT	49.5%	CLUS21	42.3%	87.6%	0.360
CLUS06	6	WC/LIAB	87.9%	CLUS24	36.2%	18.9%	0.350
CLUS06	7	CURLIAB/CURAST	79.9%	CLUS24	29.9%	28.6%	0.309
CLUS06	8	CURAST/CURLIAB	80.6%	CLUS24	30.7%	27.9%	0.303
CLUS06	9	WC/AAST	85.0%	CLUS24	28.4%	21.0%	0.291
CLUS06	10	WC/AST	84.3%	CLUS24	28.3%	21.9%	0.287
CLUS06	11	WC/GRSPRF	54.0%	CLUS23	16.7%	55.2%	0.283
CLUS06	12	WC/LTDBT	54.8%	CLUS16	23.5%	59.0%	0.278
CLUS06	13	WC/NETSLS	49.1%	CLUS23	13.1%	58.5%	0.244
CLUS06	14	WC_GRTH	53.0%	CLUS20	14.9%	55.3%	0.242
CLUS06	15	WC/SHRTBDBT	78.7%	CLUS24	24.2%	28.0%	0.232
CLUS06	16	WC/CEQTY	66.6%	CLUS23	18.2%	40.9%	0.209
CLUS06	17	ACCPAY/CURAST	27.5%	CLUS02	13.3%	83.6%	0.118
CLUS06	18	CASHCONVCYCLE_GRTH	14.9%	CLUS21	4.7%	89.3%	0.098
CLUS06	19	ACCREC/AST	1.0%	CLUS21	0.5%	99.4%	0.024
CLUS06	20	ACCREC/AAST	0.9%	CLUS21	0.5%	99.6%	0.023
CLUS07	1	GRSPRFADJ/ALIAB	79.1%	CLUS17	62.8%	56.2%	0.583
CLUS07	2	GRSPRFADJ/LIAB	83.3%	CLUS17	67.2%	51.0%	0.576
CLUS07	3	GRSPRFADJ/FINEXP	58.0%	CLUS25	35.7%	65.3%	0.531
CLUS07	4	CURLIAB/GRSPRFADJ	78.2%	CLUS17	65.2%	62.7%	0.516
CLUS07	5	TBDBT/GRSPRFADJ	70.4%	CLUS17	45.5%	54.2%	0.496
CLUS07	6	SHRTBDBT/GRSPRFA	61.4%	CLUS17	46.6%	72.2%	0.456
CLUS07	7	GRSPRF/AST	72.2%	CLUS17	66.0%	81.6%	0.387
CLUS07	8	ACCPAY/GRSPRFADJ	69.2%	CLUS17	57.9%	73.2%	0.384
CLUS07	9	GRSPRF/AAST	72.7%	CLUS17	64.7%	77.2%	0.379
CLUS07	10	GRSPRFADJ/AST	84.1%	CLUS13	44.2%	28.6%	0.363
CLUS07	11	GRSPRFADJ/AAST	86.5%	CLUS13	44.7%	24.4%	0.358
CLUS07	12	LTDBT/GRSPRFADJ	47.8%	CLUS16	38.4%	84.8%	0.322
CLUS07	13	CURAST/GRSPRFADJ	83.2%	CLUS17	50.0%	33.6%	0.320
CLUS07	14	ACCREC/GRSPRFADJ	66.2%	CLUS17	38.2%	54.7%	0.317
CLUS07	15	WC/GRSPRFADJ	30.5%	CLUS07	30.5%	100.0%	0.306
CLUS07	16	GRSPRF_GRTH	19.0%	CLUS17	11.7%	91.7%	0.302
CLUS07	17	GRSPRFADJ_GRTH	40.1%	CLUS09	24.4%	79.2%	0.295
CLUS07	18	CURAST/GRSPRF	52.4%	CLUS07	52.4%	100.0%	0.269
CLUS07	19	LTDBT/GRSPRFADJ	43.0%	CLUS16	36.5%	89.7%	0.261
CLUS07	20	ACCREC/GRSPRF	34.2%	CLUS07	34.2%	100.0%	0.240
CLUS07	21	PSCST/GRSPRF	44.3%	CLUS09	26.7%	76.0%	0.159
CLUS07	22	GRSPRFADJ/CEQTY	50.0%	CLUS23	31.9%	73.5%	0.157
CLUS07	23	PSCST/GRSPRFADJ	35.5%	CLUS09	20.7%	81.3%	0.140
CLUS07	24	NETSLS/GRSPRF	11.6%	CLUS17	5.0%	93.1%	0.047

CLUS08	1	SHRTBDBT/CURAST	48.2%	CLUS15	44.7%	93.6%	0.155
CLUS08	2	ACCPAY/ALIAB	47.7%	CLUS15	27.8%	72.4%	0.140
CLUS08	3	ACCREC/SHRTBDBT	38.6%	CLUS15	29.2%	86.8%	0.102
CLUS08	4	ACCPAY/TBDBT	53.8%	CLUS15	26.3%	62.6%	0.096
CLUS08	5	CURLIAB/TBDBT	60.1%	CLUS15	45.4%	73.0%	0.074
CLUS08	6	ACCPAY/LIAB	41.1%	CLUS15	23.8%	77.4%	0.071
CLUS08	7	SHRTBDBT/CURLIAB	67.6%	CLUS15	21.3%	41.1%	0.049
CLUS08	8	SHRTBDBT_GRTH	12.3%	CLUS25	7.0%	94.3%	0.047
CLUS08	9	SHRTBDBT/LIAB	47.3%	CLUS15	8.1%	57.3%	0.045
CLUS08	10	TBDBT/LIAB	64.3%	CLUS15	54.2%	77.9%	0.045
CLUS08	11	ACCPAY/SHRTBDBT	64.7%	CLUS15	14.0%	41.0%	0.043
CLUS08	12	TBDBT/ALIAB	47.8%	CLUS15	20.1%	65.3%	0.039
CLUS08	13	ACCPAY/CURLIAB	51.5%	CLUS15	11.0%	54.4%	0.038
CLUS08	14	SHRTBDBT/LTDBT	20.6%	CLUS03	20.1%	99.4%	0.035
CLUS08	15	SHRTBDBT/ALIAB	61.5%	CLUS15	19.5%	47.8%	0.015
CLUS09	1	CSH/EBITDA	39.4%	CLUS09	39.4%	100.0%	0.503
CLUS09	2	ACCREC/EBITDA	51.3%	CLUS09	51.3%	100.0%	0.497
CLUS09	3	CSH/EBIT	50.3%	CLUS05	33.6%	74.8%	0.457
CLUS09	4	WC/EBITDA	65.7%	CLUS13	42.7%	59.8%	0.438
CLUS09	5	WC/EBIT	63.4%	CLUS13	43.7%	65.0%	0.428
CLUS09	6	EBITDA/EBIT	78.3%	CLUS13	54.1%	47.3%	0.390
CLUS09	7	EBITDA/EQT	65.2%	CLUS23	45.5%	63.9%	0.385
CLUS09	8	EBIT/EBITDA	78.9%	CLUS13	52.0%	43.9%	0.383
CLUS09	9	EBIT/EQT	64.5%	CLUS23	47.8%	68.0%	0.373
CLUS09	10	EBITDA/GRSPRFADJ	76.3%	CLUS13	48.1%	45.6%	0.364
CLUS09	11	EBITDA/GRSPRF	81.3%	CLUS13	46.5%	34.9%	0.342
CLUS09	12	EBIT/GRSPRFADJ	82.4%	CLUS13	53.4%	37.8%	0.340
CLUS09	13	EBITDA_GRTH	69.6%	CLUS13	38.8%	49.6%	0.337
CLUS09	14	EBIT/GRSPRF	82.4%	CLUS13	56.2%	40.1%	0.336
CLUS09	15	EBITDA/CEQTY	82.8%	CLUS13	49.5%	34.0%	0.312
CLUS09	16	EBITDA/NETSLS	80.9%	CLUS13	47.9%	36.6%	0.303
CLUS09	17	PSCST/EBITDA	81.4%	CLUS13	45.6%	34.2%	0.296
CLUS09	18	EBIT/CEQTY	82.2%	CLUS13	55.5%	40.0%	0.295
CLUS09	19	PSCST/EBIT	80.1%	CLUS13	53.8%	43.0%	0.289
CLUS09	20	EBIT_GRTH	51.8%	CLUS20	34.1%	73.1%	0.288
CLUS09	21	EBIT/NETSLS	85.7%	CLUS13	55.3%	32.0%	0.280
CLUS09	22	EBIT/FINEXP_GRTH	57.2%	CLUS13	38.4%	69.4%	0.266
CLUS09	23	EBITDA/FINEXP_GRTH	50.7%	CLUS13	30.8%	71.2%	0.252
CLUS09	24	FCFE/NETSLS	7.7%	CLUS18	8.1%	100.4%	0.104
CLUS10	1	FCFE/FINEXP	46.2%	CLUS25	24.6%	71.4%	0.198
CLUS10	2	FCFE/TDBT	69.8%	CLUS17	15.4%	35.6%	0.181
CLUS10	3	FCFE/LIAB	69.7%	CLUS17	15.4%	35.8%	0.180
CLUS10	4	CFO/ALIAB	64.4%	CLUS13	20.3%	44.7%	0.162
CLUS10	5	CFO/TDBT	64.2%	CLUS13	23.3%	46.6%	0.159
CLUS10	6	CFO/LIAB	68.5%	CLUS13	23.6%	41.2%	0.150
CLUS10	7	FCFF/ALIAB	76.4%	CLUS17	16.2%	28.1%	0.148
CLUS10	8	FCFF/TDBT	78.5%	CLUS17	15.8%	25.5%	0.123
CLUS10	9	FCFF/FINEXP	68.4%	CLUS15	16.8%	38.0%	0.123
CLUS10	10	FCFF/LIAB	84.6%	CLUS17	13.2%	17.8%	0.104
CLUS10	11	FCFF/AAST	38.6%	CLUS21	7.9%	66.7%	0.074
CLUS10	12	FCFF/CEQTY	30.7%	CLUS21	11.0%	77.9%	0.059
CLUS10	13	CEQTY_GRTH	0.9%	CLUS20	6.8%	106.4%	0.054
CLUS11	1	NETSLS_GRTH	29.0%	CLUS20	13.8%	82.4%	0.442
CLUS11	2	CURAST_GRTH	62.0%	CLUS20	11.7%	43.0%	0.137
CLUS11	3	OA_GRTH	64.8%	CLUS20	8.9%	38.6%	0.078
CLUS11	4	AAST_GRTH	70.8%	CLUS20	10.6%	32.7%	0.075
CLUS11	5	AST_GRTH	71.7%	CLUS20	11.1%	31.9%	0.074
CLUS11	6	NETSLS/SLS_GRTH	22.9%	CLUS20	9.7%	85.4%	0.064
CLUS11	7	TDBT_GRTH	19.9%	CLUS20	2.7%	82.3%	0.050
CLUS11	8	CURLIAB_GRTH	37.0%	CLUS20	8.7%	69.0%	0.039
CLUS11	9	LIAB_GRTH	44.0%	CLUS20	10.3%	62.4%	0.036
CLUS11	10	ACCREC_GRTH	9.2%	CLUS23	2.0%	92.6%	0.035
CLUS12	1	PAYPROCPRD	50.9%	CLUS12	50.9%	100.0%	0.414

CLUS12	2	NETSLS/AST	80.2%	CLUS19	52.2%	41.5%	0.384
CLUS12	3	NETSLS/AAST	78.1%	CLUS19	49.3%	43.1%	0.373
CLUS12	4	BUSSCYCLE	54.4%	CLUS18	46.0%	84.4%	0.268
CLUS12	5	NETSLS/EQT	19.2%	CLUS21	33.2%	121.0%	0.242
CLUS12	6	PSCST_GRTH	5.7%	CLUS23	3.6%	97.9%	0.215
CLUS12	7	PAYPROCPRD_GRTH	5.3%	CLUS19	4.2%	98.9%	0.153
CLUS12	8	CASHCONVCYCLE	36.8%	CLUS19	15.3%	74.6%	0.117
CLUS12	9	NETSLS/SLS	16.7%	CLUS19	5.0%	87.7%	0.070
CLUS12	10	PSCST/NETSLS	31.7%	CLUS23	8.9%	74.9%	0.051
CLUS12	11	GRSPRF/SLS	9.2%	CLUS07	9.2%	100.0%	0.050
CLUS12	12	PSCST/NETEXP	22.9%	CLUS19	3.9%	80.2%	0.035
CLUS13	1	EBITDA/LIAB	88.1%	CLUS01	63.3%	32.4%	0.768
CLUS13	2	EBITDA/ALIAB	85.6%	CLUS01	61.4%	37.4%	0.764
CLUS13	3	DEBTAMRTPERIOD	67.3%	CLUS01	53.4%	70.1%	0.727
CLUS13	4	CURLIAB/EBITDA	78.9%	CLUS01	53.2%	45.1%	0.701
CLUS13	5	TBDBT/EBITDA	74.7%	CLUS01	57.0%	58.8%	0.679
CLUS13	6	EBIT/ALIAB	84.4%	CLUS01	68.5%	49.4%	0.663
CLUS13	7	EBIT/LIAB	87.3%	CLUS01	70.8%	43.5%	0.658
CLUS13	8	CURLIAB/EBIT	80.3%	CLUS01	61.5%	51.3%	0.648
CLUS13	9	SHRTBDBT/EBITDA	58.5%	CLUS09	43.3%	73.2%	0.646
CLUS13	10	EBITDA/AAST	89.7%	CLUS01	62.1%	27.3%	0.606
CLUS13	11	EBITDA/AST	90.6%	CLUS01	63.1%	25.4%	0.598
CLUS13	12	TBDBT/EBIT	75.3%	CLUS01	66.1%	72.8%	0.591
CLUS13	13	SHRTBDBT/EBIT	68.1%	CLUS01	58.1%	76.2%	0.554
CLUS13	14	ACCPAY/EBITDA	64.1%	CLUS09	47.8%	68.8%	0.545
CLUS13	15	EBIT/AAST	85.8%	CLUS01	66.4%	42.4%	0.544
CLUS13	16	EBIT/AST	84.5%	CLUS01	65.2%	44.6%	0.530
CLUS13	17	CURAST/EBITDA	78.4%	CLUS09	56.0%	49.1%	0.522
CLUS13	18	ACCPAY/EBIT	76.3%	CLUS01	55.0%	52.6%	0.498
CLUS13	19	EBITDACAPRATIO	76.0%	CLUS09	65.0%	68.5%	0.493
CLUS13	20	LTDBT/EBITDA	49.6%	CLUS09	38.2%	81.6%	0.472
CLUS13	21	ACCREC/EBIT	67.2%	CLUS09	54.1%	71.4%	0.462
CLUS13	22	CURAST/EBIT	85.9%	CLUS01	62.7%	37.8%	0.454
CLUS13	23	LTDBT/EBIT	49.4%	CLUS01	41.3%	86.2%	0.438
CLUS13	24	EBITCAPRATIO	73.6%	CLUS01	58.0%	62.8%	0.431
CLUS13	25	LTBDBT/EBITDA	42.1%	CLUS01	29.8%	82.5%	0.409
CLUS13	26	LTBDBT/EBIT	46.8%	CLUS01	38.4%	86.4%	0.354
CLUS13	27	FCFE/AAST	12.2%	CLUS13	12.2%	100.0%	0.078
CLUS13	28	CFO/CEQTY	12.6%	CLUS10	10.2%	97.4%	0.032
CLUS14	1	TBDBT/CEQTY	44.9%	CLUS15	4.6%	57.8%	0.062
CLUS14	2	ACCPAY/AST	11.8%	CLUS02	5.5%	93.3%	0.059
CLUS14	3	SHRTBDBT/CEQTY	60.2%	CLUS02	13.0%	45.8%	0.055
CLUS14	4	ACCPAY/AAST	12.7%	CLUS02	7.6%	94.5%	0.051
CLUS14	5	FINEXP/CEQTY	44.0%	CLUS22	3.8%	58.2%	0.039
CLUS14	6	ACCPAY/CEQTY	37.6%	CLUS22	6.7%	66.9%	0.038
CLUS14	7	CEQTY/ALIAB	65.3%	CLUS02	22.9%	45.0%	0.033
CLUS14	8	CEQTY/LIAB	66.6%	CLUS02	10.6%	37.4%	0.031
CLUS14	9	CURLIAB/CEQTY	4.5%	CLUS14	4.5%	100.0%	0.017
CLUS15	1	TBDBT/NETSLS	70.7%	CLUS16	39.9%	48.8%	0.564
CLUS15	2	SHRTBDBT/NETSLS	45.0%	CLUS19	30.6%	79.3%	0.528
CLUS15	3	TBDBT/GRSPRF	61.0%	CLUS17	56.5%	89.8%	0.504
CLUS15	4	CURAST/TBDBT	74.4%	CLUS08	43.7%	45.5%	0.231
CLUS15	5	TBDBT/AAST	76.2%	CLUS08	38.2%	38.6%	0.217
CLUS15	6	TBDBT/AST	77.8%	CLUS08	37.7%	35.6%	0.210
CLUS15	7	CFO/TBDBT	36.3%	CLUS15	36.3%	100.0%	0.190
CLUS15	8	ACCREC/TBDBT	56.8%	CLUS08	31.7%	63.3%	0.132
CLUS16	1	CSH/LTDBT	24.4%	CLUS16	24.4%	100.0%	0.512
CLUS16	2	LTBDBT/EQT	49.4%	CLUS16	49.4%	100.0%	0.380
CLUS16	3	LTDBT/GRSPRF	68.5%	CLUS15	31.1%	45.7%	0.297
CLUS16	4	LTDBT/NETSLS	62.3%	CLUS15	26.3%	51.1%	0.283
CLUS16	5	LTBDBT/NETSLS	63.0%	CLUS15	32.5%	54.9%	0.264
CLUS16	6	LTBDBT/GRSPRF	59.8%	CLUS15	31.4%	58.6%	0.258
CLUS16	7	CURAST/LTDBT	73.1%	CLUS03	36.5%	42.4%	0.095

CLUS16	8	LTDBT/AAST	77.2%	CLUS03	41.8%	39.2%	0.088
CLUS16	9	LTDBT/AST	73.5%	CLUS03	50.2%	53.3%	0.087
CLUS16	10	LTDBT/AAST	73.5%	CLUS03	50.3%	53.4%	0.087
CLUS16	11	LTDBT/AST	74.3%	CLUS03	50.6%	52.0%	0.083
CLUS16	12	LTDBT/CEQTY	36.7%	CLUS03	18.7%	77.8%	0.053
CLUS16	13	LTDBT/CEQTY	30.4%	CLUS03	16.0%	82.9%	0.042
CLUS17	1	GRSPRF/ALIAB	89.1%	CLUS07	58.5%	26.3%	0.612
CLUS17	2	GRSPRF/LIAB	92.7%	CLUS07	62.5%	19.6%	0.594
CLUS17	3	CURLIAB/GRSPRF	91.9%	CLUS07	57.2%	19.0%	0.517
CLUS17	4	SHRTBDBT/GRSPRF	58.3%	CLUS07	38.5%	67.7%	0.410
CLUS17	5	ACCPAY/GRSPRF	70.7%	CLUS07	37.5%	46.8%	0.377
CLUS18	1	CURAST/NETSLS	65.9%	CLUS12	48.2%	65.8%	0.407
CLUS18	2	ACCREC/NETSLS	83.3%	CLUS19	28.3%	23.3%	0.355
CLUS18	3	RECCOLPRD	83.4%	CLUS19	29.4%	23.5%	0.334
CLUS18	4	FCFF/NETSLS	13.3%	CLUS21	7.5%	93.7%	0.127
CLUS18	5	CFO/NETSLS	16.2%	CLUS12	9.3%	92.4%	0.112
CLUS18	6	ACCREC/CURAST	3.6%	CLUS24	2.1%	98.5%	0.069
CLUS19	1	CURLIAB/NETSLS	88.3%	CLUS12	45.1%	21.3%	0.906
CLUS19	2	NETSLS/ALIAB	86.5%	CLUS12	50.8%	27.3%	0.854
CLUS19	3	NETSLS/LIAB	89.4%	CLUS12	55.6%	23.8%	0.851
CLUS19	4	ACCPAY/NETSLS	68.9%	CLUS18	28.2%	43.3%	0.624
CLUS20	1	NETPRF_GRTH	86.7%	CLUS23	39.7%	22.1%	0.419
CLUS20	2	EBTADJ_GRTH	86.2%	CLUS23	39.7%	22.9%	0.406
CLUS20	3	EQT_GRTH	53.1%	CLUS23	33.3%	70.3%	0.386
CLUS20	4	ROE_GRTH	75.3%	CLUS23	27.7%	34.1%	0.308
CLUS20	5	ROA_GRTH	86.1%	CLUS23	40.0%	23.2%	0.303
CLUS20	6	TBDBT/EQT_GRTH	28.8%	CLUS21	14.1%	82.9%	0.099
CLUS21	1	LTDBT/EQT	63.9%	CLUS16	47.9%	69.3%	0.388
CLUS21	2	LTDBT/LTDBTPEQT	62.3%	CLUS16	44.0%	67.2%	0.367
CLUS21	3	FCFF/EQT	70.3%	CLUS02	37.0%	47.1%	0.297
CLUS21	4	FCFE/EQT	60.4%	CLUS02	30.7%	57.1%	0.291
CLUS21	5	CFO/EQT	64.4%	CLUS02	32.2%	52.5%	0.277
CLUS21	6	EQT/ALIAB_GRTH	42.1%	CLUS20	29.1%	81.7%	0.261
CLUS21	7	BUSSCYCLE_GRTH	6.0%	CLUS18	3.2%	97.1%	0.172
CLUS21	8	GRSPRF/SLS_GRTH	8.2%	CLUS07	12.7%	105.2%	0.172
CLUS21	9	RECCOLPRD_GRTH	4.3%	CLUS18	3.4%	99.1%	0.088
CLUS22	1	CSH/CEQTY	22.0%	CLUS22	22.0%	100.0%	0.300
CLUS22	2	GRSPRF/CEQTY	49.0%	CLUS07	28.0%	70.8%	0.131
CLUS22	3	NETSLS/CEQTY	55.1%	CLUS12	20.9%	56.8%	0.073
CLUS22	4	CURAST/AST	12.5%	CLUS06	4.0%	91.1%	0.062
CLUS22	5	CURAST/AAST	19.8%	CLUS06	8.8%	87.9%	0.060
CLUS22	6	CEQTY/AAST	69.1%	CLUS23	6.1%	32.9%	0.038
CLUS22	7	CEQTY/AST	69.3%	CLUS23	6.1%	32.7%	0.036
CLUS22	8	CURAST/CEQTY	29.9%	CLUS14	16.3%	83.8%	0.035
CLUS22	9	ACCREC/CEQTY	21.4%	CLUS14	7.8%	85.2%	0.027
CLUS23	1	EBTADJ/EBT	67.3%	CLUS01	55.7%	73.6%	0.547
CLUS23	2	ROE	80.5%	CLUS04	64.3%	54.6%	0.536
CLUS23	3	EBT/EBTADJ	67.7%	CLUS01	63.3%	87.9%	0.532
CLUS23	4	EBTADJ/EQT	80.2%	CLUS04	62.3%	52.6%	0.515
CLUS23	5	WC/NETPRF	57.7%	CLUS04	52.5%	89.2%	0.515
CLUS23	6	NETPRF/CEQTY	78.6%	CLUS04	58.6%	51.8%	0.427
CLUS23	7	EBTADJ/CEQTY	77.4%	CLUS04	57.3%	52.9%	0.423
CLUS23	8	CSH/NETPRF	43.6%	CLUS04	23.4%	73.7%	0.391
CLUS23	9	CEQTY/EQT	60.8%	CLUS21	31.4%	57.2%	0.318
CLUS23	10	GRSPRFADJ/EQT	41.2%	CLUS21	40.8%	99.4%	0.307
CLUS23	11	GRSPRF/EQT	39.5%	CLUS23	39.5%	100.0%	0.269
CLUS24	1	ACCREC/ALIAB	83.6%	CLUS06	24.4%	21.6%	0.185
CLUS24	2	ACIDTEST	60.6%	CLUS06	31.2%	57.3%	0.135
CLUS24	3	ACCREC/CURLIAB	78.3%	CLUS06	23.2%	28.2%	0.134
CLUS24	4	ACCREC/LIAB	81.5%	CLUS06	24.4%	24.5%	0.121
CLUS25	1	NETSLS/FINEXP	59.7%	CLUS19	32.0%	59.3%	0.506
CLUS25	2	GRSPRF/FINEXP	54.6%	CLUS17	43.6%	80.4%	0.472
CLUS25	3	CFO/FINEXP	34.3%	CLUS25	34.3%	100.0%	0.203

CLUS25	4	FINEXP/AAST	75.2%	CLUS15	18.0%	30.3%	0.138
CLUS25	5	FINEXP/AST	78.5%	CLUS15	19.5%	26.7%	0.136
CLUS25	6	TBDBT_GRTH	13.1%	CLUS08	5.7%	92.2%	0.073
CLUS25	7	FINEXP/ALIAB	22.4%	CLUS08	5.6%	82.2%	0.045
CLUS25	8	FINEXP_GRTH	2.1%	CLUS01	0.2%	98.1%	0.039
CLUS25	9	FINEXP/LIAB	42.7%	CLUS08	9.3%	63.2%	0.039

## 6.6. Prilog – pregled najprediktivnijih modela kreditnog skoringa od 5 do 14 varijabli

Tabela 121. Pregled najprediktivnijih modela sa 5 varijabli

Broj varijabli i model ID. Ukupan broj modela 42,506	SHRIBDBT2CURAST	CSH2CURLIAB	CSH2LTDBT	ALIAB2AST	ACCREC2ALIAB	CURAST2ALIAB	CURLIAB2ALIAB	CSH2CEQTY	TBDBT2CEQTY	LTBDBT2EQT	NETSLS2FINEXP	EBITDA2FINEXP	EBTADJ2EBT	PAYPROCPRD	CSH2EBITDA	CURAST2NETSLS	CURLIAB2NETSLS	TBDBT2NETSLS	EBITDA2LIAB	EBTADJ2LIAB	GRSPRF2ALIAB	FCFE2FINEXP	NETSLS_GRTH	NETPRF_GRTH	GINI - train	GINI - validacija	Rank - GINI train	Rank - GINI valid.	Max p-vrednost
5v_25117				x				x								x									0.658	0.608	68	1	0.000
5v_25120				x				x								x									0.641	0.605	799	2	0.000
5v_25113				x				x								x									0.650	0.604	278	3	0.000
5v_38058								x																	0.624	0.601	3276	4	0.000
5v_25153				x				x																	0.661	0.601	44	5	0.000
5v_24931				x				x				x				x									0.659	0.601	58	6	0.000
5v_25149				x				x																	0.656	0.600	103	7	0.000
5v_25172				x				x																	0.642	0.599	732	8	0.000
5v_25156				x				x																	0.644	0.598	498	9	0.000
5v_38113								x																	0.631	0.597	2055	10	0.000
5v_36238							x									x									0.612	0.594	6505	11	0.001
5v_16092		x														x									0.654	0.594	136	12	0.000
5v_11262		x		x												x									0.664	0.593	26	13	0.000
5v_25115				x				x								x									0.631	0.593	2054	14	0.006
5v_24883				x				x				x													0.654	0.593	150	15	0.000
5v_25138				x				x								x									0.666	0.592	11	16	0.000
5v_25108				x				x								x									0.648	0.592	318	17	0.000
5v_26922				x												x									0.630	0.592	2219	18	0.001
5v_37127								x			x														0.623	0.592	3483	19	0.000
5v_25105				x				x								x									0.640	0.592	901	20	0.000
5v_15612		x														x									0.664	0.592	25	21	0.000
5v_16138		x														x									0.661	0.592	40	22	0.000
5v_24928				x				x								x									0.641	0.592	773	23	0.000
5v_16083		x														x									0.655	0.591	134	24	0.001
5v_37918								x								x									0.631	0.591	2064	25	0.000
5v_16147		x														x									0.659	0.591	57	26	0.005
5v_38093								x								x									0.642	0.591	714	27	0.000
5v_24557																x									0.630	0.590	2197	28	0.001
5v_34488							x	x								x									0.612	0.590	6331	29	0.029
5v_25122				x				x								x									0.642	0.590	720	30	0.000
5v_25134				x				x								x									0.659	0.590	55	31	0.000
5v_15106		x														x									0.660	0.590	50	32	0.000
5v_3418	x							x								x									0.635	0.590	1383	33	0.001
5v_8777	x															x									0.619	0.590	4446	34	0.000
5v_17247			x	x												x									0.656	0.589	110	35	0.000
5v_24938				x				x								x									0.670	0.589	3	36	0.000
5v_24944				x				x								x									0.658	0.589	62	37	0.000
5v_25110				x				x								x									0.631	0.589	1998	38	0.002
5v_11298				x												x									0.667	0.589	7	39	0.000
5v_16073		x														x									0.660	0.589	48	40	0.000
5v_25056								x								x									0.641	0.589	753	41	0.000
5v_24890				x				x																	0.643	0.589	593	42	0.000
5v_38132								x																	0.621	0.588	4039	43	0.000
5v_37413								x																	0.626	0.588	2872	44	0.000
5v_38049								x								x									0.620	0.588	4232	45	0.000
5v_42444																x									0.616	0.588	5073	46	0.000
5v_38123								x																	0.614	0.588	5835	47	0.023
5v_38104								x																	0.630	0.588	2100	48	0.000
5v_25116				x				x								x									0.636	0.588	1365	49	0.000

Tabela 122. Pregled najprediktivnijih modela sa 6 varijabli

Broj varijabli i model ID. Ukupan broj modela 134,596	SHRTBDBT2CURAST	CSH2CURLIAB	CSH2LTDBT	ALIAB2AST	ACCRC2ALIAB	CURAST2ALIAB	CURLIAB2ALIAB	CSH2CEQTY	TBDBT2CEQTY	LTBDBT2EQT	NETSLS2FINEXP	EBITDA2FINEXP	EBTADJ2EBT	PAYPROCPRD	CSH2EBITDA	CURAST2NETSLS	CURLIAB2NETSLS	TBDBT2NETSLS	EBITDA2LIAB	EBTADJ2LIAB	GRSPRF2ALIAB	FCFE2FINEXP	NETSLS_GRTH	NETPRF_GRTH	GINI - train	GINI - validacija	Rank - GINI train	Rank - GINI valid.	Max p-vrednost
<b>6v_91390</b>				x				x							x				x		x				<b>0.659</b>	<b>0.619</b>	<b>804</b>	<b>1</b>	<b>0.003</b>
6v_90910				x				x							x				x		x				0.668	0.613	140	2	0.000
6v_91371				x				x				x			x				x		x				0.668	0.613	141	3	0.000
6v_91381				x				x							x				x		x				0.660	0.613	698	4	0.018
6v_16262	x			x				x							x				x		x				0.664	0.612	325	5	0.003
6v_91392				x				x							x				x		x				0.666	0.611	250	6	0.000
6v_91445				x				x							x				x		x				0.662	0.611	498	7	0.004
6v_91367				x				x							x				x		x				0.662	0.611	472	8	0.000
6v_91384				x				x							x				x		x				0.650	0.609	2150	9	0.027
6v_91374				x				x							x				x		x				0.651	0.609	1995	10	0.000
6v_16258	x			x				x							x				x		x				0.659	0.609	867	11	0.000
6v_85385				x		x		x							x				x		x				0.665	0.608	296	12	0.000
6v_90690				x				x				x			x				x		x				0.666	0.608	249	13	0.000
6v_90913				x				x				x			x				x		x				0.661	0.607	603	14	0.015
6v_16265	x			x				x							x				x		x				0.648	0.607	2787	15	0.002
6v_90686				x				x							x				x		x				0.662	0.607	463	16	0.000
6v_90407				x				x		x					x				x		x				0.643	0.607	4539	17	0.014
6v_91436				x				x							x				x		x				0.663	0.607	384	18	0.002
6v_91386				x				x							x				x		x				0.656	0.607	1293	19	0.002
6v_91397				x				x							x				x		x				0.647	0.607	3046	20	0.000
6v_91395				x				x							x				x		x				0.647	0.606	2989	21	0.001
6v_91394				x				x							x				x		x				0.658	0.606	896	22	0.012
6v_124508				x				x							x				x		x				0.639	0.605	6734	23	0.000
6v_90400				x				x		x					x				x		x				0.652	0.605	1799	24	0.012
6v_29203	x			x				x							x				x		x				0.634	0.605	9152	25	0.000
6v_62945		x		x				x							x				x		x				0.665	0.604	309	26	0.000
6v_117774				x			x	x							x				x		x				0.626	0.604	14999	27	0.043
6v_126509				x				x							x				x		x				0.634	0.603	9126	28	0.001
6v_91388				x				x							x				x		x				0.653	0.603	1639	29	0.000
6v_16076	x			x				x				x			x				x		x				0.663	0.603	385	30	0.038
6v_91250				x				x							x				x		x				0.657	0.603	1028	31	0.000
6v_91447				x				x							x				x		x				0.666	0.603	217	32	0.002
6v_126519				x				x							x				x		x				0.627	0.603	13679	33	0.029
6v_90901				x				x							x				x		x				0.667	0.603	202	34	0.001
6v_91231				x				x							x				x		x				0.669	0.603	101	35	0.000
6v_90040				x				x							x				x		x				0.666	0.603	222	36	0.000
6v_91279				x				x							x				x		x				0.661	0.603	595	37	0.007
6v_90917				x				x							x				x		x				0.662	0.603	464	38	0.000
6v_125718				x				x							x				x		x				0.637	0.603	7833	39	0.000
6v_90745				x				x							x				x		x				0.658	0.603	892	40	0.000
6v_91406				x				x							x				x		x				0.672	0.603	38	41	0.000
6v_91356				x				x							x				x		x				0.668	0.603	161	42	0.009
6v_91227				x				x							x				x		x				0.667	0.603	214	43	0.000
6v_91425				x				x							x				x		x				0.667	0.602	189	44	0.008
6v_91441				x				x							x				x		x				0.660	0.602	662	45	0.015
6v_126528				x				x							x				x		x				0.635	0.602	9011	46	0.000
6v_90693				x				x							x				x		x				0.651	0.602	2062	47	0.000
6v_85381				x				x							x				x		x				0.659	0.602	757	48	0.000
6v_91234				x				x							x				x		x				0.657	0.602	1142	49	0.000

Tabela 123. Pregled najprediktivnijih modela sa 7 varijabli

Broj varijabli i model ID. Ukupan broj modela 346,104	SHRTBDBT2CURAST	CSH2CURLIAB	CSH2LTDBT	ALIAB2AST	ACCREC2ALIAB	CURAST2ALIAB	CURLIAB2ALIAB	CSH2CEQTY	TBDBT2CEQTY	LTBDBT2EQT	NETSLS2FINEXP	EBITDA2FINEXP	EBTADJ2EBT	PAYPROCPRD	CSH2EBITDA	CURAST2NETSLS	CURLIAB2NETSLS	TBDBT2NETSLS	EBITDA2LIAB	EBTADJ2LIAB	GRSPRF2ALIAB	FCFE2FINEXP	NETSLS_GRTH	NETPRF_GRTH	GINI - train	GINI - validacija	Rank - GINI train	Rank - GINI valid.	Max p-vrednost
7v_260497				x				x								x		x						0.668	0.621	1060	1	0.022	
7v_57741	x			x				x											x	x	x				0.665	0.620	1867	2	0.006
7v_260516				x				x											x	x	x	x			0.667	0.619	1360	3	0.014
7v_259706				x				x				x							x	x	x				0.668	0.618	1087	4	0.045
7v_260488				x				x											x	x	x				0.670	0.617	662	5	0.010
7v_260518				x				x										x	x	x			x	x	0.660	0.617	3740	6	0.005
7v_260246				x				x						x					x	x	x				0.663	0.617	2489	7	0.019
7v_259211				x				x			x								x	x	x				0.667	0.616	1306	8	0.006
7v_245574				x		x		x			x								x	x	x				0.665	0.616	1785	9	0.027
7v_57732	x			x				x											x	x	x				0.667	0.616	1346	10	0.011
7v_57743	x			x				x											x	x	x				0.671	0.616	546	11	0.008
7v_57261	x			x				x				x							x	x	x				0.671	0.615	476	12	0.034
7v_260499				x				x				x						x	x	x					0.674	0.615	256	13	0.002
7v_259687				x				x			x							x	x	x					0.674	0.614	241	14	0.002
7v_257495				x				x	x										x	x	x				0.667	0.614	1166	15	0.006
7v_259202				x				x			x								x	x	x				0.669	0.614	763	16	0.002
7v_186618		x		x				x			x								x	x	x				0.666	0.613	1562	17	0.026
7v_260372				x				x							x				x	x	x				0.662	0.613	2987	18	0.015
7v_260493				x				x										x	x	x					0.666	0.613	1420	19	0.010
7v_260301				x				x						x				x	x	x					0.671	0.613	555	20	0.002
7v_260566				x				x										x	x	x					0.666	0.612	1430	21	0.012
7v_245576				x		x		x											x	x	x				0.671	0.612	552	22	0.001
7v_259710				x				x				x							x	x	x				0.668	0.612	1138	23	0.021
7v_57737	x			x				x											x	x	x				0.664	0.611	2293	24	0.005
7v_260501				x				x										x	x	x					0.668	0.611	1033	25	0.013
7v_259713				x				x											x	x	x				0.664	0.611	2124	26	0.007
7v_258490				x				x	x			x							x	x	x				0.652	0.611	7309	27	0.041
7v_259192				x				x			x								x	x	x				0.670	0.611	700	28	0.047
7v_258731				x				x			x	x							x	x	x				0.670	0.611	601	29	0.047
7v_260514				x				x											x	x	x				0.654	0.611	6478	30	0.007
7v_245565				x		x		x											x	x	x				0.666	0.611	1426	31	0.023
7v_51736	x			x		x		x											x	x	x				0.668	0.611	1094	32	0.043
7v_260511				x				x											x	x	x				0.660	0.611	3498	33	0.018
7v_260227				x				x										x	x	x					0.671	0.610	539	34	0.031
7v_260477				x				x										x	x	x					0.668	0.610	1139	35	0.020
7v_260495				x				x										x	x	x					0.665	0.610	1889	36	0.000
7v_259511				x				x											x	x	x				0.671	0.610	513	37	0.021
7v_56751	x			x				x											x	x	x				0.661	0.610	3381	38	0.019
7v_260504				x				x											x	x	x				0.657	0.610	4909	39	0.000
7v_259188				x				x											x	x	x				0.666	0.610	1610	40	0.020
7v_245555				x				x			x								x	x	x				0.669	0.610	740	41	0.010
7v_260568				x		x		x											x	x	x				0.662	0.610	2837	42	0.020
7v_259683				x				x											x	x	x				0.668	0.610	1019	43	0.044
7v_260519				x				x											x	x	x				0.666	0.609	1487	44	0.006
7v_259213				x				x			x								x	x	x				0.670	0.609	671	45	0.009
7v_57745	x			x				x											x	x	x				0.665	0.609	1856	46	0.011
7v_57748	x			x				x											x	x	x				0.654	0.609	6136	47	0.003
7v_90859	x			x				x											x	x	x				0.646	0.609	####	48	0.001
7v_260532				x				x											x	x	x				0.672	0.609	426	49	0.038



Tabela 124. Pregled najprediktivnijih modela sa 8 varijabli

Broj varijabli i model ID. Ukupan broj modela 735,471	SHRTBDBT2CURAST	CSH2CURLIAB	CSH2LTDBT	ALIAB2AST	ACCREC2ALIAB	CURAST2ALIAB	CURLIAB2ALIAB	CSH2CEQTY	TBDBT2CEQTY	LTBDBT2EQT	NETSLS2FINEXP	EBITDA2FINEXP	EBTADJ2EBT	PAYPROCPRD	CSH2EBITDA	CURAST2NETSLS	CURLIAB2NETSLS	TBDBT2NETSLS	EBITDA2LIAB	EBTADJ2LIAB	GRSPRF2ALIAB	FCFE2FINEXP	NETSLS_GRTH	NETPRF_GRTH	GINI - train	GINI - validacija	Rank - GINI train	Rank - GINI valid.	Max p-vrednost
8v_159569	x			x				x							x			x			x		x		0.671	0.621	1964	1	0.021
8v_598025				x				x							x			x							0.668	0.620	3328	2	0.011
8v_159562	x			x				x							x			x							0.672	0.619	1525	3	0.042
8v_598016				x				x							x			x							0.675	0.619	820	4	0.034
8v_159571	x			x				x							x			x							0.666	0.618	4758	5	0.006
8v_597079				x				x			x				x			x							0.668	0.618	3233	6	0.023
8v_597772				x				x					x		x			x							0.671	0.618	1986	7	0.026
8v_596285				x				x			x				x			x							0.670	0.618	2384	8	0.025
8v_598033				x				x			x				x			x							0.667	0.617	3973	9	0.006
8v_159299	x			x				x					x		x			x							0.670	0.617	2507	10	0.007
8v_596287				x				x			x				x			x							0.667	0.616	4116	11	0.007
8v_595475				x				x			x	x			x			x							0.670	0.616	2441	12	0.044
8v_597791				x				x			x	x			x			x							0.670	0.616	2239	13	0.008
8v_598018				x				x			x				x			x							0.670	0.616	2351	14	0.014
8v_596257				x				x			x				x			x							0.672	0.616	1615	15	0.027
8v_596807				x				x			x	x			x			x							0.672	0.615	1609	16	0.018
8v_597763				x				x			x	x			x			x							0.673	0.615	1241	17	0.033
8v_592977				x				x	x						x			x							0.673	0.615	1313	18	0.028
8v_569581				x	x			x			x				x			x							0.671	0.615	2056	19	0.015
8v_159567	x			x				x			x				x			x							0.661	0.615	7533	20	0.019
8v_597793				x				x			x			x				x							0.663	0.614	6329	21	0.016
8v_159425	x			x				x			x				x			x							0.667	0.614	3937	22	0.016
8v_156548	x			x				x	x						x			x							0.671	0.614	1866	23	0.021
8v_596278				x				x			x				x			x							0.672	0.614	1613	24	0.045
8v_85671	x	x		x				x			x				x			x							0.671	0.614	2147	25	0.044
8v_158763	x			x				x			x				x			x							0.672	0.614	1537	26	0.031
8v_159564	x			x				x			x				x			x							0.667	0.614	4095	27	0.012
8v_568304				x				x			x				x			x							0.670	0.614	2684	28	0.030
8v_569592				x				x			x				x			x							0.674	0.614	995	29	0.025
8v_596015				x				x			x				x			x							0.670	0.613	2666	30	0.030
8v_592996				x				x	x						x			x							0.673	0.613	1128	31	0.025
8v_597898				x				x			x				x			x							0.670	0.613	2276	32	0.041
8v_598026				x				x			x				x			x							0.674	0.613	938	33	0.007
8v_144618	x			x				x			x				x			x							0.670	0.613	2560	34	0.031
8v_597062				x				x			x				x			x							0.674	0.613	956	35	0.021
8v_159290	x			x				x			x				x			x							0.671	0.613	2106	36	0.024
8v_158766	x			x				x			x				x			x							0.668	0.613	3700	37	0.043
8v_157545	x			x				x			x				x			x							0.665	0.613	5118	38	0.026
8v_597917				x				x			x				x			x							0.668	0.613	3487	39	0.023
8v_597065				x				x			x				x			x							0.670	0.613	2542	40	0.027
8v_596280				x				x			x				x			x							0.669	0.612	2715	41	0.019
8v_569611				x				x			x				x			x							0.666	0.612	4394	42	0.015
8v_596283				x				x			x				x			x							0.665	0.612	5205	43	0.041
8v_597774				x				x			x				x			x							0.677	0.612	454	44	0.013
8v_596788				x				x			x				x			x							0.678	0.612	321	45	0.013
8v_597843				x				x			x				x			x							0.670	0.612	2323	46	0.010
8v_597841				x				x			x				x			x							0.676	0.612	586	47	0.006
8v_159572	x			x				x			x				x			x							0.672	0.612	1730	48	0.008
8v_598022				x				x			x				x			x							0.670	0.612	2465	49	0.004

Tabela 125. Pregled najprediktivnijih modela sa 9 varijabli

Broj varijabli i model ID Ukupan broj modela 1,307,504	SHRTBDET2CURAST	CSH2CURLIAB	CSH2LTDBT	ALIAB2AST	ACCREC2ALIAB	CURAST2ALIAB	CURLIAB2ALIAB	CSH2CEQTY	TBDET2CEQTY	LTBDET2EQT	NETSL2FINEXP	EBITDA2FINEXP	EBTADJ2EBT	PAYPROCPRD	CSH2EBITDA	CURAST2NETSLS	CURLIAB2NETSLS	TBDET2NETSLS	EBITDA2LIAB	EBTADJ2LIAB	GRSPRF2ALIAB	FCFE2FINEXP	NETSLS_GRTH	NETPRF_GRTH	GINI - train	GINI - validacija	Rank - GINI train	Rank - GINI valid.	Max p-vrednost
9v_1126665				x				x							x			x					x	0.673	0.620	2365	1	0.030	
9v_352876	x			x				x								x		x					x	0.672	0.620	3199	2	0.014	
9v_351922	x			x				x								x		x					x	0.671	0.619	3610	3	0.040	
9v_1126516				x				x								x		x					x	0.677	0.618	1088	4	0.028	
9v_1126663				x				x								x		x					x	0.676	0.617	1492	5	0.038	
9v_351650	x			x				x				x				x		x					x	0.676	0.617	1251	6	0.022	
9v_1124927				x				x								x		x					x	0.669	0.617	4852	7	0.046	
9v_352634	x			x				x								x		x					x	0.676	0.617	1426	8	0.007	
9v_1126518				x				x								x		x					x	0.672	0.617	3286	9	0.014	
9v_1084301				x		x		x								x		x					x	0.676	0.616	1474	10	0.046	
9v_352636	x			x				x								x		x					x	0.670	0.616	4127	11	0.006	
9v_1124930				x				x								x		x					x	0.672	0.616	3463	12	0.016	
9v_352874	x			x				x								x		x					x	0.673	0.615	2755	13	0.046	
9v_1125614				x				x								x		x					x	0.672	0.615	2960	14	0.017	
9v_1124679				x				x								x		x					x	0.671	0.615	3617	15	0.048	
9v_1123976				x				x								x		x					x	0.671	0.615	3939	16	0.049	
9v_1084310				x		x		x								x		x					x	0.670	0.615	4253	17	0.031	
9v_1126509				x				x								x		x					x	0.678	0.615	680	18	0.041	
9v_352627	x			x				x								x		x					x	0.677	0.615	1167	19	0.049	
9v_1126526				x				x								x		x					x	0.671	0.615	3784	20	0.007	
9v_324182	x			x		x		x								x		x					x	0.672	0.615	3262	21	0.040	
9v_352760	x			x				x								x		x					x	0.673	0.615	2664	22	0.036	
9v_352875	x			x				x								x		x					x	0.667	0.615	6333	23	0.036	
9v_1124915				x				x								x		x					x	0.673	0.615	2739	24	0.026	
9v_1084057				x				x								x		x					x	0.672	0.615	3191	25	0.047	
9v_352762	x			x		x		x								x		x					x	0.667	0.614	6234	26	0.035	
9v_1124688				x				x								x		x					x	0.673	0.614	2385	27	0.015	
9v_347839	x			x				x								x		x					x	0.677	0.614	1050	28	0.039	
9v_1126511				x				x								x		x					x	0.673	0.614	2638	29	0.032	
9v_1084318				x				x								x		x					x	0.672	0.613	2880	30	0.046	
9v_1124690				x				x								x		x					x	0.670	0.613	4097	31	0.026	
9v_351923	x			x				x								x		x					x	0.674	0.613	1900	32	0.043	
9v_1126602				x				x								x		x					x	0.670	0.613	4360	33	0.024	
9v_1120203				x				x								x		x					x	0.673	0.613	2668	34	0.013	
9v_1084076				x		x		x								x		x					x	0.673	0.613	2669	35	0.047	
9v_1126514				x				x								x		x					x	0.669	0.613	5133	36	0.032	
9v_876119		x		x				x								x		x					x	0.677	0.613	1154	37	0.029	
9v_347841	x			x				x								x		x					x	0.672	0.613	3331	38	0.021	
9v_1082563				x				x								x		x					x	0.673	0.613	2395	39	0.042	
9v_876128				x				x								x		x					x	0.671	0.612	4029	40	0.032	
9v_349565	x			x				x								x		x					x	0.666	0.612	6602	41	0.029	
9v_875875				x				x								x		x					x	0.674	0.612	2286	42	0.026	
9v_351652	x			x				x								x		x					x	0.679	0.612	546	43	0.044	
9v_1124729				x				x								x		x					x	0.674	0.612	2357	44	0.042	
9v_201229	x			x				x								x		x					x	0.677	0.612	1035	45	0.027	
9v_1120194				x				x								x		x					x	0.680	0.612	425	46	0.026	
9v_1124928				x				x								x		x					x	0.672	0.612	3109	47	0.028	
9v_1126391				x				x								x		x					x	0.674	0.612	2092	48	0.023	
9v_1126553				x				x								x		x					x	0.677	0.612	1103	49	0.006	

Tabela 126. Pregled najprediktivnijih modela sa 10 varijabli

Broj varijabli i model ID Ukupan broj modela 1,961,256	SHRTBDBT2CURAST	CSH2CURLIAB	CSH2LTDBT	ALIAB2AST	ACCREC2ALIAB	CURAST2ALIAB	CURLIAB2ALIAB	CSH2CEQIY	TBDBT2CEQIY	LTBDBT2EQI	NETSLS2FINEXP	EBITDA2FINEXP	EBTADJ2EBT	PAYPROCPRD	CSH2EBITDA	CURAST2NETSLS	CURLIAB2NETSLS	TBDBT2NETSLS	EBITDA2LIAB	EBTADJ2LIAB	GRSPRF2ALIAB	FCFE2FINEXP	NETSLS_GRTH	NETPRF_GRTH	GINI - train	GINI - validacija	Rank - GINI train	Rank - GINI valid.	Max p-vrednost	
10v_635300	x			x				x				x			x				x	x			x	x	0.677	0.617	1337	1	0.018	
10v_1765006				x				x							x			x	x	x	x			x	x	0.678	0.617	926	2	0.015
10v_1764409				x				x				x			x			x	x	x	x			x	x	0.678	0.617	1015	3	0.031
10v_636212	x			x				x							x			x	x	x	x			x	x	0.677	0.616	1223	4	0.005
10v_593762	x			x				x							x			x	x	x	x			x	x	0.677	0.616	1274	5	0.034
10v_634376	x			x		x		x							x			x	x	x	x			x	x	0.673	0.615	2512	6	0.048
10v_1764417				x				x				x			x			x	x	x	x			x	x	0.675	0.615	1783	7	0.033
10v_1765004				x				x							x			x	x	x	x			x	x	0.679	0.614	818	8	0.047
10v_634367	x			x				x				x			x			x	x	x	x			x	x	0.678	0.614	958	9	0.034
10v_636296	x			x				x							x			x	x	x	x			x	x	0.673	0.614	2500	10	0.041
10v_632654	x			x				x		x					x			x	x	x	x			x	x	0.671	0.614	3315	11	0.046
10v_1714854				x				x							x			x	x	x	x			x	x	0.673	0.614	2719	12	0.045
10v_1763625				x				x				x			x			x	x	x	x			x	x	0.675	0.614	2106	13	0.017
10v_1765005				x				x							x			x	x	x	x			x	x	0.674	0.613	2353	14	0.045
10v_629897	x			x				x	x						x			x	x	x	x			x	x	0.678	0.613	1086	15	0.039
10v_636096	x			x				x							x	x		x	x	x	x			x	x	0.678	0.613	945	16	0.028
10v_1758616				x				x	x						x			x	x	x	x			x	x	0.679	0.613	851	17	0.037
10v_593764	x			x				x							x			x	x	x	x			x	x	0.672	0.613	2927	18	0.038
10v_1764941				x				x							x	x		x	x	x	x			x	x	0.680	0.612	678	19	0.042
10v_1764943				x				x							x	x		x	x	x	x			x	x	0.674	0.612	2256	20	0.033
10v_636211	x			x				x							x			x	x	x	x			x	x	0.673	0.612	2637	21	0.010
10v_634372	x			x				x							x			x		x	x			x	x	0.672	0.612	3121	22	0.039
10v_1763613				x				x							x			x	x	x	x			x	x	0.671	0.612	3440	23	0.044
10v_357391	x		x	x				x							x			x	x	x	x			x	x	0.679	0.612	791	24	0.036
10v_636098	x			x				x							x	x		x	x	x	x			x	x	0.672	0.612	3037	25	0.048
10v_629655	x			x				x	x						x			x	x	x	x			x	x	0.683	0.612	202	26	0.016
10v_385580	x			x				x							x			x	x	x	x			x	x	0.681	0.612	419	27	0.042
10v_1758467				x				x	x						x			x	x	x	x			x	x	0.683	0.612	227	28	0.028
10v_1763649				x				x							x			x	x	x	x			x	x	0.674	0.612	2468	29	0.047
10v_1714862				x				x							x			x	x	x	x			x	x	0.675	0.611	2093	30	0.042
10v_1758614				x				x	x						x			x	x	x	x			x	x	0.681	0.611	471	31	0.029
10v_1758469				x				x	x						x			x	x	x	x			x	x	0.677	0.611	1302	32	0.014
10v_1764410				x				x							x			x		x	x			x	x	0.681	0.611	467	33	0.035
10v_1763624				x				x							x			x	x	x	x			x	x	0.671	0.610	3524	34	0.025
10v_635301	x			x				x							x			x	x	x	x			x	x	0.680	0.610	628	35	0.025
10v_629657	x			x				x	x						x			x	x	x	x			x	x	0.677	0.610	1396	36	0.009
10v_1713264				x				x							x			x	x	x	x			x	x	0.675	0.610	2028	37	0.028
10v_1427554			x	x				x							x			x	x	x	x			x	x	0.674	0.610	2211	38	0.019
10v_1764444				x				x							x			x	x	x	x			x	x	0.680	0.610	648	39	0.040
10v_1427699				x				x							x			x	x	x	x			x	x	0.677	0.610	1180	40	0.033
10v_1763623				x				x							x			x	x	x	x			x	x	0.674	0.610	2164	41	0.048
10v_1425966				x				x							x			x	x	x	x			x	x	0.675	0.610	2022	42	0.049
10v_1756881				x				x	x						x			x	x	x	x			x	x	0.677	0.610	1217	43	0.019
10v_1427545				x				x							x			x	x	x	x			x	x	0.680	0.610	515	44	0.034
10v_1763709				x				x							x			x	x	x	x			x	x	0.673	0.610	2520	45	0.029
10v_1758477				x				x	x						x			x	x	x	x			x	x	0.679	0.609	711	46	0.006
10v_802599	x			x				x		x					x			x	x	x	x			x	x	0.664	0.609	6765	47	0.004
10v_385582	x			x				x							x			x	x	x	x			x	x	0.676	0.609	1677	48	0.008
10v_1757565				x				x							x			x	x	x	x			x	x	0.680	0.609	540	49	0.016

Tabela 127. Pregled najprediktivnijih modela sa 11 varijabli

Broj varijabli i model ID Ukupno broj modela 2,496,144	SHRTBDBT2CURAST	CSH2CURLIAB	CSH2LTDBT	ALIAB2AST	ACCREC2ALIAB	CURAST2ALIAB	CURLIAB2ALIAB	CSH2CEQIY	TBDBT2CEQIY	LTDBT2EQT	NETSLS2FINEXP	EBITDA2FINEXP	EBTADJ2EBT	PAYPROCPRD	CSH2EBITDA	CURAST2NETSLS	CURLIAB2NETSLS	TBDBT2NETSLS	EBITDA2LIAB	EBTADJ2LIAB	GRSPRF2ALIAB	FCFE2FINEXP	NETSLS_GRTH	NETPRF_GRTH	GINI - train	GINI - validacija	Rank - GINI train	Rank - GINI valid.	Max p-vrednost
11v_947227	x			x				x				x			x				x	x	x	x	x	x	0.680	0.616	416	1	0.034
11v_2319902				x				x				x			x				x	x	x	x	x	x	0.681	0.616	304	2	0.043
11v_2272932				x				x				x			x				x	x	x	x	x	x	0.678	0.614	637	3	0.043
11v_946434	x			x				x			x				x				x	x	x	x	x	x	0.676	0.614	967	4	0.027
11v_897672	x			x				x			x				x				x	x	x	x	x	x	0.678	0.614	663	5	0.036
11v_946433	x			x				x			x				x				x	x	x	x	x	x	0.679	0.613	551	6	0.041
11v_2320148				x				x			x				x				x	x	x	x	x	x	0.680	0.612	408	7	0.042
11v_941287	x			x				x	x						x				x	x	x	x	x	x	0.684	0.612	117	8	0.016
11v_2315117				x				x	x						x				x	x	x	x	x	x	0.684	0.611	145	9	0.015
11v_945979	x			x				x			x		x		x				x	x	x	x	x	x	0.675	0.610	1170	10	0.040
11v_1947178			x	x				x							x				x	x	x	x	x	x	0.681	0.610	365	11	0.040
11v_2314520				x				x	x			x			x				x	x	x	x	x	x	0.683	0.610	159	12	0.037
11v_2314528				x				x	x			x			x				x	x	x	x	x	x	0.683	0.609	190	13	0.040
11v_610372	x		x	x				x				x			x				x	x	x	x	x	x	0.682	0.609	214	14	0.022
11v_603815	x		x	x				x	x			x			x				x	x	x	x	x	x	0.686	0.609	46	15	0.048
11v_2319352				x				x			x				x				x	x	x	x	x	x	0.677	0.609	865	16	0.040
11v_568162	x		x	x				x			x				x				x	x	x	x	x	x	0.680	0.609	438	17	0.041
11v_941171	x			x				x	x						x				x	x	x	x	x	x	0.684	0.609	101	18	0.049
11v_2313733				x				x	x		x				x				x	x	x	x	x	x	0.678	0.608	632	19	0.041
11v_2313736				x				x	x		x				x				x	x	x	x	x	x	0.682	0.608	260	20	0.034
11v_1133413	x			x				x		x		x			x				x	x	x	x	x	x	0.666	0.608	2601	21	0.012
11v_2224312				x	x			x							x				x	x	x	x	x	x	0.678	0.608	727	22	0.026
11v_2315052				x				x	x						x				x	x	x	x	x	x	0.684	0.608	131	23	0.046
11v_307085	x	x		x				x	x	x					x				x	x	x	x	x	x	0.684	0.608	124	24	0.044
11v_1947176			x	x				x							x				x	x	x	x	x	x	0.681	0.608	298	25	0.040
11v_2315115				x				x	x						x				x	x	x	x	x	x	0.685	0.608	81	26	0.035
11v_603817	x		x	x				x	x						x				x	x	x	x	x	x	0.681	0.607	363	27	0.009
11v_853914	x			x	x			x							x				x	x	x	x	x	x	0.678	0.607	692	28	0.015
11v_941285	x			x				x	x						x				x	x	x	x	x	x	0.685	0.607	91	29	0.038
11v_61008	x	x		x				x	x						x				x	x	x	x	x	x	0.684	0.606	123	30	0.045
11v_2266403				x				x							x				x	x	x	x	x	x	0.682	0.606	253	31	0.034
11v_1940632			x	x				x	x						x				x	x	x	x	x	x	0.685	0.606	80	32	0.036
11v_1587916		x		x				x	x						x				x	x	x	x	x	x	0.688	0.606	19	33	0.046
11v_603808	x		x	x				x	x						x				x	x	x	x	x	x	0.687	0.606	38	34	0.024
11v_1133497	x			x				x		x		x			x				x	x	x	x	x	x	0.660	0.605	3863	35	0.040
11v_2313760				x				x	x		x				x				x	x	x	x	x	x	0.680	0.605	445	36	0.029
11v_610370	x		x	x				x							x				x	x	x	x	x	x	0.683	0.605	160	37	0.036
11v_1133299	x			x				x		x					x				x	x	x	x	x	x	0.664	0.605	3010	38	0.048
11v_1588070		x		x				x	x						x				x	x	x	x	x	x	0.686	0.605	57	39	0.047
11v_1133297	x			x				x		x					x				x	x	x	x	x	x	0.669	0.605	2051	40	0.022
11v_941286	x			x				x	x						x				x	x	x	x	x	x	0.680	0.605	442	41	0.019
11v_940376	x			x				x	x						x				x	x	x	x	x	x	0.686	0.605	51	42	0.046
11v_1940649			x	x				x	x						x				x	x	x	x	x	x	0.683	0.605	173	43	0.019
11v_604055	x		x	x				x	x						x				x	x	x	x	x	x	0.683	0.605	189	44	0.024
11v_2314521				x				x	x						x				x	x	x	x	x	x	0.686	0.605	44	45	0.039
11v_312890	x	x		x				x		x					x				x	x	x	x	x	x	0.678	0.605	690	46	0.038
11v_1591365		x		x				x		x					x				x	x	x	x	x	x	0.678	0.605	660	47	0.049
11v_65803	x	x		x				x							x				x	x	x	x	x	x	0.683	0.605	184	48	0.049
11v_316442	x	x		x				x							x				x	x	x	x	x	x	0.682	0.604	230	49	0.029

Tabela 128. Pregled najprediktivnijih modela sa 12 varijabli

Broj varijabli i model ID Ukupan broj modela 2,704,156	SHRIBDBT2CURAST	CSH2CURLIAB	CSH2LTDBT	ALIAB2AST	ACCREC2ALIAB	CURAST2ALIAB	CURLIAB2ALIAB	CSH2CEQTY	TBDBT2CEQTY	LTBDBT2EQT	NETSLS2FINEXP	EBITDA2FINEXP	EBTADJ2EBT	PAYPROCPRD	CSH2EBITDA	CURAST2NETSLS	CURLIAB2NETSLS	TBDBT2NETSLS	EBITDA2LIAB	EBTADJ2LIAB	GRSPRF2ALIAB	FCFE2FINEXP	NETSLS_GRTH	NETPRF_GRTH	GINI - train	GINI - validacija	Rank - GINI train	Rank - GINI valid.	Max p-vrednost
12v_2570541				x				x	x			x		x		x		x		x	x	x	x	x	0.686	0.610	18	1	0.047
12v_1128811	x			x				x						x	x	x				x	x	x	x	x	0.680	0.609	121	2	0.043
12v_796583	x		x	x				x	x					x	x	x				x	x	x	x	x	0.687	0.606	12	3	0.026
12v_1346380	x							x		x		x		x	x	x				x	x	x	x	x	0.669	0.606	532	4	0.033
12v_440306	x	x		x				x	x	x				x	x	x				x	x	x	x	x	0.687	0.606	14	5	0.048
12v_106388	x	x	x	x				x	x					x	x	x				x	x	x	x	x	0.688	0.604	7	6	0.040
12v_443867	x	x						x	x					x	x	x				x	x	x	x	x	0.687	0.604	16	7	0.037
12v_2494568	x			x	x			x						x	x	x			x	x	x	x	x	x	0.680	0.603	127	8	0.041
12v_796581	x		x	x				x	x					x	x	x				x	x	x	x	x	0.688	0.603	4	9	0.028
12v_1309601	x					x		x		x		x		x	x	x				x	x	x	x	x	0.669	0.603	533	10	0.034
12v_1080191	x			x	x			x				x		x	x	x				x	x	x	x	x	0.680	0.602	129	11	0.037
12v_2229197			x	x				x	x					x	x	x				x	x	x	x	x	0.686	0.602	20	12	0.043
12v_106635	x	x	x	x				x	x					x	x	x				x	x	x	x	x	0.685	0.602	42	13	0.044
12v_709210	x		x	x	x			x						x	x	x				x	x	x	x	x	0.683	0.601	73	14	0.042
12v_1342062	x							x	x	x		x		x	x	x				x	x	x	x	x	0.673	0.601	337	15	0.016
12v_1073717	x			x	x			x	x					x	x	x				x	x	x	x	x	0.685	0.601	36	16	0.042
12v_795672	x		x	x				x	x			x		x	x	x				x	x	x	x	x	0.690	0.601	2	17	0.048
12v_440308	x	x		x				x	x	x				x	x	x				x	x	x	x	x	0.683	0.600	74	18	0.036
12v_1310135	x					x		x		x				x	x	x				x	x	x	x	x	0.670	0.600	492	19	0.014
12v_1875102	x	x		x				x	x		x			x	x	x				x	x	x	x	x	0.686	0.600	22	20	0.042
12v_1309485	x					x		x		x		x		x	x	x				x	x	x	x	x	0.671	0.600	450	21	0.039
12v_794740	x		x	x				x	x		x			x	x	x				x	x	x	x	x	0.684	0.600	64	22	0.049
12v_746414	x		x	x				x	x					x	x	x				x	x	x	x	x	0.688	0.599	10	23	0.049
12v_746406	x		x	x				x	x					x	x	x				x	x	x	x	x	0.683	0.599	69	24	0.049
12v_630482	x	x						x	x	x				x	x	x				x	x	x	x	x	0.681	0.599	97	25	0.026
12v_1341946	x							x	x	x		x		x	x	x				x	x	x	x	x	0.675	0.599	286	26	0.041
12v_1342596	x							x	x	x				x	x	x				x	x	x	x	x	0.673	0.599	333	27	0.014
12v_2227816	x			x	x			x	x		x			x	x	x				x	x	x	x	x	0.685	0.599	33	28	0.029
12v_988709	x		x					x		x		x		x	x	x				x	x	x	x	x	0.673	0.599	360	29	0.024
12v_1304090	x					x		x	x	x				x	x	x				x	x	x	x	x	0.672	0.599	376	30	0.027
12v_106390	x	x	x	x				x	x					x	x	x				x	x	x	x	x	0.684	0.598	44	31	0.032
12v_2493772	x			x	x			x			x			x	x	x				x	x	x	x	x	0.678	0.598	195	32	0.038
12v_941010	x		x					x		x				x	x	x				x	x	x	x	x	0.667	0.598	593	33	0.046
12v_1342146	x							x	x	x		x		x	x	x				x	x	x	x	x	0.666	0.598	648	34	0.031
12v_1309487	x					x		x		x				x	x	x				x	x	x	x	x	0.667	0.598	574	35	0.041
12v_709208	x		x	x	x			x						x	x	x				x	x	x	x	x	0.684	0.598	62	36	0.041
12v_983195	x		x					x	x	x				x	x	x				x	x	x	x	x	0.670	0.598	489	37	0.018
12v_2048083		x						x	x	x				x	x	x				x	x	x	x	x	0.680	0.598	141	38	0.038
12v_2489535				x	x			x	x					x	x	x				x	x	x	x	x	0.685	0.598	39	39	0.042
12v_940897	x		x					x		x				x	x	x				x	x	x	x	x	0.672	0.597	384	40	0.047
12v_983082	x		x					x	x	x				x	x	x				x	x	x	x	x	0.677	0.597	230	41	0.031
12v_630480	x	x						x	x	x				x	x	x				x	x	x	x	x	0.683	0.597	76	42	0.023
12v_1073601	x			x	x			x						x	x	x				x	x	x	x	x	0.685	0.597	28	43	0.049
12v_581313	x	x						x	x	x				x	x	x				x	x	x	x	x	0.678	0.597	191	44	0.044
12v_1265843	x				x			x		x				x	x	x				x	x	x	x	x	0.667	0.597	605	45	0.023
12v_702646	x		x	x	x			x	x					x	x	x				x	x	x	x	x	0.688	0.597	9	46	0.027
12v_983198	x		x					x	x	x				x	x	x				x	x	x	x	x	0.676	0.597	263	47	0.005
12v_1304087	x					x		x	x	x				x	x	x				x	x	x	x	x	0.667	0.596	583	48	0.029
12v_2679894						x		x		x				x	x	x				x	x	x	x	x	0.668	0.596	573	49	0.021

Tabela 129. Pregled najprediktivnijih modela sa 13 varijabli

Broj varijabli i model ID Ukupan broj modela 2,496,144	SHRTBDBT2CURAST	CSH2CURLIAB	CSH2LTDBT	ALIAB2AST	ACCREC2ALIAB	CURAST2ALIAB	CURLIAB2ALIAB	CSH2CEQTY	TBDBT2CEQTY	LTBDBT2EQT	NETSLS2FINEXP	EBITDA2FINEXP	EBTADJ2EBT	PAYPROCPRD	CSH2EBITDA	CURAST2NETSLS	CURLIAB2NETSLS	TBDBT2NETSLS	EBITDA2LIAB	EBTADJ2LIAB	GRSPRF2ALIAB	FCFE2FINEXP	NETSLS_GRTH	NETPRF_GRTH	GINI - train	GINI - validacija	Rank - GINI train	Rank - GINI valid.	Max p-vrednost
13v_149935	x	x	x	x				x	x					x	x	x			x	x	x	x	x	x	0.689	0.601	1	1	0.046
13v_1327816	x					x		x		x				x	x	x			x	x	x	x	x	x	0.672	0.600	51	2	0.038
13v_1048722	x		x					x	x	x				x	x	x			x	x	x	x	x	x	0.677	0.598	23	3	0.049
13v_657442	x	x					x	x	x	x				x	x	x			x	x	x	x	x	x	0.684	0.598	7	4	0.034
13v_779787	x		x	x	x			x	x					x	x	x			x	x	x	x	x	x	0.688	0.598	3	5	0.049
13v_1016205	x		x			x		x	x	x				x	x	x			x	x	x	x	x	x	0.673	0.597	44	6	0.033
13v_1015671	x		x					x	x	x		x		x	x	x			x	x	x	x	x	x	0.674	0.595	39	7	0.037
13v_1324032	x					x		x	x	x				x	x	x			x	x	x	x	x	x	0.676	0.595	31	8	0.038
13v_1048132	x		x					x	x	x		x		x	x	x			x	x	x	x	x	x	0.678	0.595	15	9	0.027
13v_1295992	x							x	x	x		x		x	x	x			x	x	x	x	x	x	0.670	0.594	57	10	0.031
13v_779785	x		x	x	x			x	x					x	x	x			x	x	x	x	x	x	0.688	0.594	2	11	0.032
13v_1013258	x		x			x		x	x					x	x	x			x	x	x	x	x	x	0.678	0.594	17	12	0.045
13v_1291674	x				x			x	x	x				x	x	x			x	x	x	x	x	x	0.674	0.591	40	13	0.027
13v_1010046	x		x			x		x	x	x				x	x	x			x	x	x	x	x	x	0.671	0.591	53	14	0.037
13v_2483061	x				x			x	x	x		x		x	x	x			x	x	x	x	x	x	0.675	0.591	33	15	0.049
13v_1827598	x	x		x		x		x	x	x		x		x	x	x			x	x	x	x	x	x	0.684	0.590	8	16	0.048
13v_1010158	x		x			x		x	x	x				x	x	x			x	x	x	x	x	x	0.678	0.590	18	17	0.019
13v_2264074	x		x			x		x	x	x		x		x	x	x			x	x	x	x	x	x	0.677	0.590	22	18	0.043
13v_613684	x	x			x			x	x	x				x	x	x			x	x	x	x	x	x	0.684	0.590	5	19	0.026
13v_971913	x		x		x			x	x	x				x	x	x			x	x	x	x	x	x	0.673	0.590	45	20	0.048
13v_1013202	x		x			x		x	x	x				x	x	x			x	x	x	x	x	x	0.677	0.590	19	21	0.027
13v_2264608	x		x			x		x	x	x				x	x	x			x	x	x	x	x	x	0.675	0.589	38	22	0.032
13v_972447	x		x		x			x	x	x				x	x	x			x	x	x	x	x	x	0.673	0.589	46	23	0.033
13v_1291558	x				x			x	x	x		x		x	x	x			x	x	x	x			0.676	0.588	28	24	0.030
13v_966286	x		x					x	x	x				x	x	x			x	x	x	x			0.677	0.588	21	25	0.035
13v_1292208	x				x			x	x	x				x	x	x			x	x	x	x	x	x	0.674	0.588	41	26	0.015
13v_966399	x		x		x			x	x	x				x	x	x			x	x	x	x	x	x	0.670	0.588	54	27	0.039
13v_969500	x		x		x			x	x	x				x	x	x			x	x	x	x	x	x	0.676	0.586	27	28	0.041
13v_779339	x		x	x				x	x				x	x	x				x	x	x	x	x	x	0.682	0.586	10	29	0.029
13v_965490	x		x		x			x	x	x				x	x	x			x	x	x	x	x	x	0.675	0.585	36	30	0.034
13v_966486	x		x					x	x	x				x	x	x			x	x	x	x			0.669	0.585	58	31	0.022
13v_2464497	x				x			x	x	x		x		x	x	x			x	x	x	x	x	x	0.672	0.584	49	32	0.044
13v_2232250	x		x					x	x	x				x	x	x			x	x	x	x	x	x	0.675	0.584	35	33	0.037
13v_968910	x		x					x	x	x				x	x	x			x	x	x	x	x	x	0.678	0.584	16	34	0.029
13v_1293990	x							x	x					x	x	x			x	x	x	x	x	x	0.673	0.584	43	35	0.018
13v_1010047	x		x			x		x	x	x				x	x	x			x	x	x	x	x	x	0.676	0.584	29	36	0.023
13v_1937556	x	x			x			x	x	x	x			x	x	x			x	x	x	x	x	x	0.680	0.583	14	37	0.046
13v_422991	x	x			x			x	x	x				x	x	x			x	x	x	x			0.684	0.582	6	38	0.046
13v_1783840	x	x			x			x	x				x	x	x				x	x	x	x	x	x	0.683	0.582	9	39	0.031
13v_2232784	x		x					x	x	x				x	x	x			x	x	x	x	x	x	0.672	0.582	48	40	0.032
13v_966288	x		x					x	x	x				x	x	x			x	x	x	x	x	x	0.669	0.582	59	41	0.036
13v_969444	x		x					x	x	x				x	x	x			x	x	x	x	x	x	0.676	0.582	26	42	0.026
13v_1009712	x		x			x		x	x	x				x	x	x			x	x	x	x	x	x	0.671	0.582	52	43	0.025
13v_966400	x		x					x	x	x				x	x	x			x	x	x	x	x	x	0.677	0.582	25	44	0.025
13v_1022992	x		x					x	x	x				x	x	x			x	x	x	x	x	x	0.677	0.582	20	45	0.047
13v_1125316	x			x				x				x		x	x	x			x	x	x	x	x	x	0.670	0.582	55	46	0.041
13v_966401	x		x					x	x	x				x	x	x			x	x	x	x	x	x	0.672	0.582	50	47	0.040
13v_2231455	x		x					x	x	x	x			x	x	x			x	x	x	x	x	x	0.667	0.582	62	48	0.050
13v_1009245	x					x		x	x	x				x	x	x			x	x	x	x	x	x	0.675	0.582	34	49	0.041

Tabela 130. Pregled najprediktivnijih modela sa 14 varijabli<sup>117</sup>

Broj varijabli i model ID (Ukupan broj modela 1,961,256)	SHRTBDBT2CURAST	CSH2CURLIAB	CSH2LTDBT	ALIAB2AST	ACCREC2ALIAB	CURAST2ALIAB	CURLIAB2ALIAB	CSH2CEQTY	TBDBT2CEQTY	LTDBT2EQT	NETSLS2FINEXP	EBITDA2FINEXP	EBTADJ2EBT	PAYPROCPRD	CSH2EBITDA	CURAST2NETSLS	CURLIAB2NETSLS	TBDBT2NETSLS	EBITDA2LIAB	EBTADJ2LIAB	GRSPRF2ALIAB	FCFE2FINEXP	NETSLS_GRTH	NETPRF_GRTH	GINI - train	GINI - validacija	Rank - GINI train	Rank - GINI valid.	Max p-vrednost
912530	x		x			x		x	x	x				x	x	x							x	x	0.678	0.593	2	1	0.045
1112419	x				x			x	x	x				x	x	x					x	x	x	x	0.676	0.588	4	2	0.044
880172	x		x		x			x	x	x		x		x		x					x	x	x	x	0.679	0.586	1	3	0.046
880706	x		x		x			x	x	x				x	x	x					x	x	x	x	0.678	0.585	3	4	0.044

<sup>117</sup> Broj statistički i ekonomski „korektnih“ modela sa 14 varijabli je svega 4, uzrok otpadanja svih ostalih modela je visok nivo multikolinearnosti koji se postiže sa ovako visokim brojem finansijskih racija u modelu.

## 6.7. Prilog – originalni autorski kôd korišćen u doktorskoj disertaciji

U ovom prilogu dat je pregled originalnog kôda koji je delo autora i koji je kreiran u toku izrade ove doktorske disertacije. Prikazan kôd predstavlja originalni doprinos autora oblasti razvoja modela kreditnog skoringa.

### 6.7.1. Programski kôd - metoda pune snage

U nastavku dat je SAS programski kôd metode pune snage čiji su rezultati predstavljeni u Poglavlju 3.7.

**Tabela 131. Programski SAS kôd metode pune snage, fajl „Ulazni parametri.sas“**

```
%let osnovna_tabela=PHD_TRAIN;
%let valid_tabela=PHD_VALID;

%let naziv_tabele_rezultata=PHD_REZ_;
%let naziv_kombinacija_modela=KOMB_MODELA_;

%let id_god_varijabla=MBR_GOD;
%let target_varijabla=TG;

%let prob=0.05;
```

**Tabela 132. Programski SAS kôd metode pune snage, fajl „Start brute force.sas“**

```
%let broj_varijabli_u_modelu=5;
%let ukupno_sliceova=8;

%let naziv_fajla=PHD_REG_;
%let lib= C:\PhD Brute Force method;
%let lib_data=\Data;

%let ime_fajla=&naziv_fajla&broj_varijabli_u_modelu.V_S;

%include 'Ulazni parametri.sas';

%include 'Usitnjavanje tabela.sas';

options noxwait;

%macro start;

%do r=1 %to &ukupno_sliceova;

filename AAA "&lib&ime_fajla.&r..sas";

data _null_;
file AAA;

    put "% " "let broj_varijabli_u_modelu=&broj_varijabli_u_modelu.;" ;
    put "% " "let slice_number=&r.;" ;
    put "libname ABA "&lib&lib_data";";
    put "%include 'Ulazni parametri.sas';";
    put "%include 'Brute force generator.sas';";

run;

/*-- pušta računicu za svaki .sas fajl koji je parametrizovan za odgovarajući slajs-
*/
X Start "Slice&r" "C:\Program Files\SASHome\SASFoundation\9.3\sas.exe" -sysin
"&lib&ime_fajla.&r..sas";

data _null_;
x=sleep(5);
```



```
run;

%end;
%mend;
%start
```

**Tabela 133. Programski SAS kôd metode pune snage, fajl „Usitnjavanje tabela.sas“**

```
%let tabela_kombinacija_modela=&naziv_kombinacija_modela&broj_varijabli_u_modelu.V;
%let bibname=ABA;
libname ABA "&lib&lib_data";
ods listing close;

/*--broj izvlači broj varijabli u tabelu--*/
proc sql noprint;
  create table IMENA_KOLONA as
  select name AS IME_VARIJABLE from
  dictionary.columns where libname = "&bibname" and memname = "&osnovna_tabela" and
  name not in ("&id_god_varijabla", "&target_varijabla");
quit;

/*-- imena kolona se snimaju u makro varijable --*/
PROC SQL noprint;
select count(distinct(IME_VARIJABLE)) into: ukupan_broj_varijabli from IMENA_KOLONA;
select distinct(IME_VARIJABLE) into :imel - :ime%trim(&ukupan_broj_varijabli) from
IMENA_KOLONA;
QUIT;

%macro comb_new(dsout2=&bibname.&tabela_kombinacija_modela, dsin2=DDD, k=,n=) ;
%local dsin2 dsout2 i start stop n k;
data DDD;
set IMENA_KOLONA end=last ;
array _vals {%TRIM(&ukupan_broj_varijabli)} $ 32;
retain _vals1 - _vals%TRIM(&ukupan_broj_varijabli) ;
keep _vals1 - _vals%TRIM(&ukupan_broj_varijabli) ;
_vals{_N_} = IME_VARIJABLE ;
if last then output ;
run;

%let start = 1 ;
%let stop = %eval(&n - &k) ;

      data &dsout2 ;
        set &dsin2 ;
        array _vals {&n} $ ;
        array Varijabla {&k} $ 32 ;
        keep j Varijabla1 - Varijabla&k ;
        retain j 1 ;

%do i = 1 %to &k;
  %let stop = %eval(&stop + 1) ;
  do var&i = &start to &stop ;
    %let start = %str(%(var&i + 1 %)) ;
  %end ;

%do i = 1 %to &k ;
  Varijabla{&i} = _vals{var&i} ;
%end ;
  output ;
  j + 1 ;
%do i = 1 %to &k ;
  end ;
%end ;
run;

data &bibname.&tabela_kombinacija_modela (rename = (j = ID_MODELA) drop=t);
set &bibname.&tabela_kombinacija_modela;
array varijable{*} _character_;
do t = 1 to dim(varijable);
  length MODEL $ %eval(&broj_varijabli_u_modelu*32+&broj_varijabli_u_modelu-1);
```

```

MODEL = trim(MODEL) || " " || trim(varijable(t));
end;
run;

PROC SQL;
DROP TABLE DDD;
DROP TABLE IMENA_KOLONA;
QUIT;

/*-- izbaci suvišne kolone--*/
%do u=1 %to &broj_varijabli_u_modelu;
proc sql noprint;
alter table &bibname..&tabela_kombinacija_modela drop Varijabla&u;
quit;
%end;
%mend comb_new;

%macro slicing;

%let slice_size_prethodni=1;
%let
slice_size=%eval(%sysfunc(comb(&ukupan_broj_varijabli,&broj_varijabli_u_modelu))/&ukupno_sliceova+1);
%let slice_size_sledeci=%eval(&slice_size);

data
%do i=1 %to &ukupno_sliceova;
&bibname..&tabela_kombinacija_modela._ver&i
%end;
;

set &bibname..&tabela_kombinacija_modela;

%do i=1 %to &ukupno_sliceova;

if (ID_MODELA ge &slice_size_prethodni) and (ID_MODELA le
&slice_size_sledeci) then output &bibname..&tabela_kombinacija_modela._ver&i;

%let slice_size_prethodni=%eval(&slice_size_prethodni+&slice_size);
%let slice_size_sledeci=%eval(&slice_size_sledeci+&slice_size);
%end;

run;

PROC SQL;
DROP TABLE &bibname..&tabela_kombinacija_modela;
QUIT;

%mend;

%comb_new(k=&broj_varijabli_u_modelu, n=%TRIM(&ukupan_broj_varijabli))

%slicing

ods listing;

```

**Tabela 134. Programski SAS kôd metode pune snage, fajl „Brute force generator.sas“**

```

%let tabela_sa_rezultatima=&naziv_tabele_rezultata&broj_varijabli_u_modelu.V;
%let tabela_kombinacija_modela=&naziv_kombinacija_modela&broj_varijabli_u_modelu.V;
%let bibname=ABA;

proc printto log="nul:";
run;

ods listing close;

data WORK.TRAIN;
set &bibname..&osnovna_tabela;
run;

data WORK.VALID;
set &bibname..&valid_tabela;

```

```

run;

%macro uradi_logisticku_train_test (model, j, id_mod_min);

ods output Association=GINI_TRAIN ParameterEstimates=PARAMETRI_BETE;
PROC LOGISTIC DATA=TRAIN OUTEST=BETE descending;
model &target_varijabla(event='1')=&model;
run;

data _null_;
set GINI_TRAIN;
if Labell eq 'Percent Concordant' then call symput('gini_train', nValue2);
run;

/*----- BETE PROVERA-----*/
-*/
/*proverava da li postoji pozitivna beta*/
%global flag_bete;
%let flag_bete=0;
data _null_;
set PARAMETRI_BETE;
if Estimate gt 0 then call symputx('flag_bete',1,'g');
run;

/*proverava broj probability significance za bete*/
%global flag_prob;
%let flag_prob=0;

data _null_;
set PARAMETRI_BETE;
if ProbChiSq ge &prob then do;
brojac+1;
call symputx('flag_prob',brojac,'g');
end;
run;

/*upisuje prob max*/
PROC SQL noprint;
SELECT max(ProbChiSq) into: prob_max FROM PARAMETRI_BETE;
QUIT;

ods output Association=GINI_VALID;
PROC LOGISTIC DATA=VALID INEST=BETE descending;
model &target_varijabla(event='1')=&model/ maxiter=0;
run;

data _null_;
set GINI_VALID;
if Labell eq 'Percent Concordant' then call symput('gini_valid', nValue2);
run;

/*-- u REG_REZULTATI se upisuje sam red koji je jedna redu na koji se odnosi &model--*/
data REG_REZULTATI;
br=%eval(&j-&id_mod_min+1);
set &bibname..&tabela_kombinacija_modela._ver&slice_number point=br;
GINI_TRAIN=&gini_train;
GINI_VALID=&gini_valid;
FLAG_BETE=&flag_bete;
FLAG_PROB=&flag_prob;
PROB_MAX=&prob_max;
output;

stop;
run;

%put TABELA JE &bibname..&tabela_kombinacija_modela._ver&slice_number;

/*-- ukoliko je prvi model u nizu, napravi se tabela else, dopuni se tabela --*/
%if &j eq &id_mod_min %then %do;
proc sql noprint;
create table &bibname..&tabela_sa_rezultatima._ver&slice_number as
select * from REG_REZULTATI;
quit;

```

```

%end;
%else %do;
proc sql noprint;
insert into &bibname..&tabela_sa_rezultatima._ver&slice_number
select * from REG_REZULTATI;
quit;
%end;

%mend uradi_logisticku_train_test;

%macro pocni_logisticke;

/*-- računa broj od koga ide (min, max) id_modela u datom SLICE-u --*/
proc sql noprint;
select min(ID_MODELA) into :id_modela_min from
&bibname..&tabela_kombinacija_modela._ver&slice_number;
select max(ID_MODELA) into :id_modela_max from
&bibname..&tabela_kombinacija_modela._ver&slice_number;
quit;

%do j=%trim(&id_modela_min) %to %trim(&id_modela_max);

PROC SQL noprint;
select MODEL into: model from
&bibname..&tabela_kombinacija_modela._ver&slice_number where ID_MODELA=&j;
QUIT;

%uradi_logisticku_train_test (&model, &j, %trim(&id_modela_min));
%end;

PROC SQL noprint;
DROP TABLE GINI_TRAIN;
DROP TABLE GINI_VALID;
DROP TABLE TRAIN;
DROP TABLE VALID;
DROP TABLE BETE;
DROP TABLE REG_REZULTATI;
DROP TABLE REZULTATI;
DROP TABLE IMENA_KOLONA;
DROP PARAMETRI_BETE;

QUIT;

%mend pocni_logisticke;

%pocni_logisticke;

ods listing;

```

Tabela 135. Programski SAS kôd metode pune snage, fajl „Grupisanje rezultata.sas“

```

/***** INPUTI *****/
libname ABA "C:\PhD Brute Force method\Data";
%let broj_varijabli_u_modelu=5;
%let slice_number=8;
%let naziv_tabele_rezultata=PHD_REZ_;
%let rezultati_grupisano=PHD_REG_;
%let final_tabela=PHD_FINAL_;

/***** */

%macro spoj;

%do i=1 %to &slice_number;

%if &i=1 %then
%do;
data ABA.&rezultati_grupisano&broj_varijabli_u_modelu.V;
set ABA.&naziv_tabele_rezultata&broj_varijabli_u_modelu.v_ver&i;
run;
%end;
%else
%do;

```

```

proc append base=ABA.&rezultati_grupisano&broj_varijabli_u_modelu.V
data=ABA.&naziv_tabele_rezultata&broj_varijabli_u_modelu.v_ver&i;
RUN;
%end;
%end;
%mend;

%spoj

PROC SQL;
CREATE TABLE ABA.&final_tabela&broj_varijabli_u_modelu.V AS
SELECT * FROM ABA.&rezultati_grupisano&broj_varijabli_u_modelu.V WHERE FLAG_BETE=0 AND
FLAG_PROB=0 ORDER BY GINI_TRAIN DESC;
QUIT;

DATA ABA.&final_tabela&broj_varijabli_u_modelu.V;
SET ABA.&final_tabela&broj_varijabli_u_modelu.V;
R_GINI_TRAIN+1;
RUN;

PROC SORT data=ABA.&final_tabela&broj_varijabli_u_modelu.V;
BY DESCENDING GINI_VALID;
run;

DATA ABA.&final_tabela&broj_varijabli_u_modelu.V;
SET ABA.&final_tabela&broj_varijabli_u_modelu.V;
R_GINI_VALID +1;
RANK_final_tabela=R_GINI_VALID+R_GINI_TRAIN;
IF (R_GINI_VALID-R_GINI_TRAIN) le 0 then
    FLAG_R_GINI=0;
ELSE
    FLAG_R_GINI=1;
RUN;

PROC SORT data=ABA.&final_tabela&broj_varijabli_u_modelu.V;
BY RANK_final_tabela;
run;

```

## 6.7.2. Programski kôd – simulacija klasa internog kreditnog rejtinga

U nastavku dat je kôd fajla „Generator analize migracionih matrica.sas“ koji se koristi u u Poglavlju 4.6.

**Tabela 136. Programski SAS kôd simulacije rejtinga, fajl „Genarator analize migracionih matrica.sas“**

```
proc printto log="nul:";
run;

%macro tr_matrice(file_nm = , lib_nm = , kol_rating = , kol_mb_god = , broj_petlje=);

/*Kreiranje pomoćne tabele sa prilagođenim nazivima kolona*/
proc sql noprint;
create table pom1 as
  select distinct substr(a.&kol_mb_god, 6) as MB, a.&kol_rating as Rating,
  substr(a.&kol_mb_god,1,4) as GOD
  from &&lib_nm.&file_nm a;
quit;

/*provera duplih rekorda, matičnih brojeva koji za istu godinu imaju dupli rejting*/
proc sql noprint;
  create table dupli_rc as
  select mb, count(mb) as broj_pojavljivanja, god
  from pom1
  group by mb, god
  having count(mb)>1;
  select count(*) into :broj_rc from dupli_rc;
quit;

%IF &broj_rc > 0 %THEN %DO;
  title "Matični brojevi sa duplim rejtingom";
  proc sql noprint;
  proc print data = dupli_rc;
  run;
  %GOTO quit;
%END;

/*Kreiranje varijabli koje sadrže podatke o godinama koje se pojavljuju u fajlu*/
proc sql noprint;
  create table godine as
  select distinct god from pom1
  order by god;
  select count(distinct god) into :nbr_god from godine;
  select distinct god into :god1-:god%TRIM(%LEFT(&nbr_god)) from godine;
quit;

/* ---- kreiranje tabele u koju se smeštaju FLAGOVI po dijagonalama --- */
data WORK.FLAG_DIJAGONALA;
Granica=&broj_petlje;
do Godina=1 to %EVAL(&nbr_god - 1);
  Granica=&broj_petlje;
  FLAG_D=0;
  output;
end;
RUN;

/*****GLAVNA PETLJA*****/

%do i = 1 %to %EVAL(&nbr_god - 1);
  %let j = %EVAL(&i + 1);

/*Kreiranje pomoćnih tabela za dve uzastopne godine*/
data pom2;
  set pom1;
  where god = "&&god&i";
```

```

run;

data pom3;
  set pom1;
  where god = "&&god&j";
run;

/*Spajanje tabela, dobijaju se rekordi koji imaju pojavljivanje u oba fajla*/
proc sql noprint;
  create table pom4 as
    select a.mb, a.rating as Rating1, b.rating as Rating2
    from pom2 a
      inner join
      pom3 b
    on a.mb = b.mb;
quit;

/*Kreiranje Migracionih matrica uz pomoć FREQ procedure*/
title "Migraciona matrica za &&god&i ----> &&god&j godinu";

/*pom4 tabela sadrzi % prelasku iz grupa u grupe, ako ne postoje prelasci iz neke grupe
onda se taj red ne pojavljuje u tabeli, pravi se tabela udaljenost*/
proc freq data=pom4 noprint;
tables rating1*rating2/nopercent nocol nofreq out=WORK.udaljenost outpct;
run;

ods trace off;

/*sortira se tabela udaljenost, koja ne sadrži grupe po kojima nema prelaska*/
PROC SORT
  /*DATA=WORK.udaljenost(KEEP=RowPercent Rating2 Rating1);*/
  DATA=WORK.udaljenost(KEEP=PCT_ROW Rating2 Rating1);
  BY Rating1;
RUN;

/*transponuje se udaljenost_TRS kako bi se dobila tranziciona matrica, za grupe koje
nemaju prelasku javlja se missing, što je dobro!*/
PROC TRANSPOSE DATA=udaljenost
  OUT=udaljenost_TRS(drop = _NAME_ _LABEL_);
  BY Rating1;
  ID Rating2;
  /*VAR RowPercent;*/
  VAR PCT_ROW;
RUN;

QUIT;

/*novonastali missing u udaljenost_TRS koji se javlja kod grupa koje ne prelaze jedna u
drugu, se stavlja na nule!*/
proc stdize data=WORK.udaljenost_TRS OUT=WORK.udaljenost_TRS reponly MISSING=0;
VAR _numeric_;
run;

/*transponuje se udaljenost_TRS u udaljenost, kako bi se zabeležile nule u udaljenost
tabeli*/
PROC TRANSPOSE DATA=udaljenost_TRS OUT=udaljenost(RENAME=(COL1=PCT_ROW)) NAME=Rating2;
VAR M;
BY Rating1;
RUN;

/*za svaki slučaj sortira se udaljenost*/
proc sort data=work.udaljenost;
by Rating1 Rating2;
run;

/*obezbedjuje se tacan poredak kolona*/
data udaljenost_TRS;
RETAIN Rating1 M1-M7;
SET udaljenost_TRS;
RUN;

/*računa se na osnovu udaljenost_TRS tabele, nova tabela udaljenost_TRS1 u kojoj se
računaju udaljenosti od glavne dijagonale*/

```

```

data udaljenost_TRS1 (drop = m);
  set udaljenost_TRS;
  array kolone(*) _numeric_;
  do m = 1 to dim(kolone);
    if _n_ eq m then suma_dijag + kolone{m};
    if (m lt dim(kolone)) and (m ge _n_) then
      do;
        if kolone{m}<kolone{m+1} then KMR+1;
      end;
    kolone{m} = kolone{m} * (abs(_n_ - m) * abs(_n_ - m));
    suma + kolone{m};
  end;
  if _n_ = dim(kolone) then
    do;
      call symput('suma', round(suma, .01));
      call symput('suma_dijag', round(suma_dijag, .01));
      call symput('KMR', round(KMR, .01));
    end;
run;

/* ----- provera da li postoje grupe bez ijedne firme koja je prenesena u sledeću godinu
-----*/
proc sql noprint;
select count(distinct(Rating1)) into: broj_rejtinga from WORK.UDALJENOST_TRS1;
quit;

/* ----- računanje reziduala za prosečno odstupanje broja firmi po grupama u slučaju
kada zacrtani raspored firmi po grupama nije isti -----*/

/*u tabeli AAA se nalaze count po klasama rejtinga*/
proc freq data=pom4 noprint;
tables rating1*rating2 /out=WORK.AAA;
run;

/*sabiraju se i sve firme po svakoj klasi i upisuju u RESIDUAL tabelu*/
proc sql NOPRINT;
create table WORK.RESIDUAL AS
select sum(COUNT) as SUME from WORK.AAA group by Rating1;
select sum(SUME)into: sume from WORK.RESIDUAL;
quit;

/*računa se različiti proseci odstupanja u odnosu na zacrtane vrednosti*/
DATA WORK.RESIDUAL;
SET WORK.RESIDUAL;
SUME_SVI=&sume;
/*u proseke se upisuju brojevi firmi po rejting klasama, upisane su ručno proračunate
vrednosti*/
PROSEK=464;
PROSEK_ADJ=(PROSEK/3250*SUME_SVI);
PROCENAT=SUME/PROSEK_ADJ;
/*ABS je odstupanje od prosečno zacrtanog broja grupa po klasama*/
ABS=abs(SUME-PROSEK_ADJ);
RUN;

/*Generiše se onoliko proslo tabela koliko ima migracionih po godinama,svaka tabela
proslo flaguje po kojoj klasi je bilo odstupanja manjeg od 10%, praktično RESIDUAL
tabela se preslikava pri svakom prolasku u PROSLO*/

data _null_;
call symput('res_br', 0);
run;

DATA WORK.PROSLO&i (KEEP=REJTING P&i);
SET WORK.RESIDUAL;
REJTING+1;
IF PROCENAT<=0.1 THEN
  do;
    P&i=1;
    call symput('res_br', 1);
  end;
ELSE
P&i=0;
RUN;

```



```

/*računa sumu reziduala po ABS, tj. ukupno prosečno odstupanje od zacrtanog broja po
klasama*/
PROC SQL noprint;
SELECT MEAN(ABS) into: sum_abs FROM WORK.RESIDUAL;
drop table WORK.AAA;
drop table WORK.RESIDUAL;
QUIT;

/*----- FLAGOVANJE za TABELE KOJE IMAJU PROCENAT PRELASKA PO SPOREDNIM DIJAGONALAMA
VEĆI NEGO NA GLAVNOJ -----*/

data _null_;
call symput('flag_glavna', 0);
run;

%do k = 1 %to &broj_rejtinga;

    proc sql noprint;
    select PCT_ROW into: max_vrednost from WORK.UDALJENOST WHERE (Rating1="M&k" and
Rating2="M&k");
    quit;

    data _null_;
    SET WORK.UDALJENOST;
    IF (%TRIM(%LEFT(Rating1))="M&k" and %TRIM(%LEFT(Rating2)) ne "M&k") THEN

        IF PCT_ROW>&max_vrednost THEN
        DO;
            call symput('flag_glavna',1);
            stop;
        END;
    RUN;
%end;

/*----- upis u tabelu REZULTATI sume po dijagonalama -----*/

data PHD.&TABELA_REZULTATI;
set PHD.&TABELA_REZULTATI end = last;
output;
if last then do;
i+1;

%if &broj_rejtinga=7 %then
%do;
    Granica=&broj_petlje;
    Suma_rastojanja=&suma;
    Suma_reziduala=&sum_abs;
    Suma_dijag=&suma_dijag;
    KMR=&KMR;
    FLAG=&res_br;
    FLAG_G=&flag_glavna;
%end;
%else
%do;
    Granica=&broj_petlje;
    Suma_rastojanja=-1;
    Suma_reziduala=-1;
    Suma_dijag=-1;
    KMR=-1;
    FLAG=0;
    FLAG_G=-1;
%end;

output;
end;
run;

/*u FLAG_DIJAGONALA nalazi se informacija da li postoji odstupanje od glavne
dijagonale*/
data WORK.FLAG_DIJAGONALA;
SET WORK.FLAG_DIJAGONALA;
if (Granica=&broj_petlje and Godina=&i) then FLAG_D=&flag_glavna;
RUN;

```

```

/* ----- brisanje pomoćnih tabela -----*/
proc sql noprint;
  drop table pom2, pom3, udaljenost_TRS, udaljenost_TRS1;
quit;

/*-- OVDE SE ZAVRŠAVA PETLJA PO GODINAMA--*/
%end;

/*Brisanje pomoćnih tabela*/
proc sql noprint;
  drop table pom1, pom4, dupli_rc, godine,udaljenost,FLAG_DIJAGONALA;
quit;

%quit;
%mend;

/*****GLAVNA PETLJA*****/
%macro zavrti_random(broj_koraka=);

data PHD.&TABELA_REZULTATI;
i=0;
Granica=0;
Suma_rastojanja=0;
Suma_reziduala=0;
Suma_dijag=0;
KMR=0;
FLAG=0;
FLAG_G=0;
run;

data WORK.PODACI;
set PHD.&TABELA_OSNOVNA;
run;

%do m=1 %to &broj_koraka;

data WORK.PROBA;
SET PHD.RANDOM_KVANTILI;
WHERE GRANICE=&m;
RUN;

PROC TRANSPOSE DATA=WORK.PROBA OUT=WORK.PROBA_TRANSPONOVANO NAME=RATING PREFIX=R;
ID GRANICE;
RUN;

data _null_;
  set WORK.PROBA_TRANSPONOVANO end = last;
  i+1;
  call symput("v" ||left(i), compress(R&m));
  if last then call symput("br1",i);
run;

DATA WORK.PTS_PROBA;
SET WORK.PODACI;

if PD>=&v1 and PD<1 then
  MASTER_GROUP="M7";
if PD>=&v2 and PD<&v1 then
  MASTER_GROUP="M6";
if PD>=&v3 and PD<&v2 then
  MASTER_GROUP="M5";
if PD>=&v4 and PD<&v3 then
  MASTER_GROUP="M4";
if PD>=&v5 and PD<&v4 then
  MASTER_GROUP="M3";
if PD>=&v6 and PD<&v5 then
  MASTER_GROUP="M2";
if PD>=0 and PD<&v6 then
  MASTER_GROUP="M1";
run;

%tr_matrice(file_nm = PTS_PROBA, lib_nm = WORK, kol_rating = MASTER_GROUP, kol_mb_god
= BO_MBID_GOD, broj_petlje=&m)

```

```
PROC SQL;
DROP TABLE WORK.PTS_PROBA;
QUIT;

%end;

PROC SQL;
DROP TABLE WORK.PROBA, WORK.PROBA_TRANSPONOVANO, WORK.PODACI;
QUIT;

%mend;

%zavrti_random(broj_koraka=&broj_simulacija)
```

## 7. LITERATURA

- [1] Agarwal, S., Chomsisengphet, S., & Liu, C. (2005). Determinants of Small Business Default. *SSRN paper* .
- [2] Akaike, H. (1974). Information theory and an extension of the maximum likelihood principle. *Second International Symposium on Information Theory* , 267-281.
- [3] Allison, P. D. (1999). *Logistic Regression using SAS*. Cary : SAS Institute, Inc.
- [4] Altman, E. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *Journal of Finance* , 23 (4), 189-209.
- [5] Altman, E. I., Marco, G., & Varetto, F. (1994). Corporate distress diagnosis: Comparisons using linear discriminant analysis and neural networks (the Italian experience). *Journal of Banking and Finance* , 505-529.
- [6] Altman, E. I., Sabato, G., & Wilson, H. (2008). The Value of Qualitative Information in SME Risk Management. *Working paper* .
- [7] Altman, E., & Rijken, H. (2006). A point-in-time perspective on through-the-ratings. *Financial Analysts Journal* , 54–70.
- [8] Altman, E., & Sabato, G. (2007). Modeling Credit Risk for SMEs: Evidence from the US Market. *Abacus* , 43 (3), 323-357.
- [9] Altman, E., Haldeman, R., & Narayanan, P. (1977). ZETA Analysis: A New Model to Identify Bankruptcy Risk of Corporations. *Journal of Banking and Finance* 1 , 1, 29-54.
- [10] Anderberg, M. (1973). *Cluster Analysis for Applications*. New York: Academic Press, Inc.
- [11] Anderson, R. (2007). *The Credit Scoring Toolkit*. Oxford University Press.
- [12] Arnaud, D. S., & Oliver, R. (2004). *Measuring and Managing Credit Risk*. Mc Graw-Hill.
- [13] ASB. (2013). *Association of Serbian Banks*. Preuzeto sa <http://www.ubs-asb.com/>
- [14] Ashish, D. (2004). *Economic Capital A Practitioner Guide*. Risk books.
- [15] Atkinson, A. C. (1981). Likelihood ratios, posterior odds and information criteria. *Journal of Econometrics* , 15-20.
- [16] Austrian National Bank. (2004). *New Quantitative Models of Banking Supervision*. Vienna: Oesterreichische Nationalbank.
- [17] Aziz, A., Emanuel, D. C., & Lawson, G. H. (2007). An investigation of cash flow based models. *Journal of Management Studies* , 25 (5), 419–437.
- [18] Banasik, J., Crook, J., & Thomas, L. (2003). Sample selection bias in credit scoring models. *Journal of the Operational Research Society* , 54 (8), 822-832.
- [19] Bank of Japan. (2005). Advancing Credit Risk Management through Internal Rating Systems. *Working paper, Bank of Japan* .
- [20] BCBS. (2005). An Explanatory Note on the Basel II IRB Risk Weight Functions. *BCBS consultative document* .
- [21] BCBS. (2010). *Basel III: A global regulatory framework for more resilient banks and banking system*. Basel: Basel Committee on Banking Supervision.

- [22] BCBS. (2006). International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards: A Revised Framework. *Basel Committee on Banking Supervision* .
- [23] BCBS. (2005, May). Studies on the Validation of Internal Rating Systems. *Basel Committee on Banking Supervision* .
- [24] BCBS. (2005). The Consultative Document: The Internal Ratings-based Approach. *BCBS consultative document* .
- [25] BCBS. (2006). The IRB Use Test: Background and Implementation. *Basel Committee Newsletter No.9* .
- [26] Beaver, W. H. (1967). Financial Ratios as Predictors of Failure. *Empirical Research in Accounting* , 71-111.
- [27] Becchetti, L., & Sierra, J. (2003). Bankruptcy risk and productive efficiency in manufacturing firms. *Journal of Banking and Finance* , 27 (11), 2099-2120.
- [28] Behr, P., Guttler, A., & Plattner, D. (2005). Credit Scoring and Relationship Lending: The Case of German SME. *Bundesbank, Working paper* .
- [29] Besis, J. (2000). *Risk Management in Banking*. New York: John Wiley & Sons, Ltd.
- [30] Bielecki, T. R., & Rutkowski, M. (2002). *Credit Risk: Modeling, Valuation and Hedging*. Berlin: Springer.
- [31] Bierns, H. J. (2005). *Introduction to the Mathematical and Statistical foundation of Econometrics*. Cambridge: Cambridge University Press.
- [32] Bijak, K., & Thomas, L. C. (2012). Does segmentation always improve model performance in credit scoring? *Expert Systems with Applications* , 39, 2433–2442.
- [33] Blanco, A., Pino-Mejias, R., Lara, J., & Rayo, S. (2013). Credit scoring models for the microfinance industry using neural networks: Evidence from Peru. *Expert Systems with Applications* , 40, 356–364.
- [34] Blochlinger, A., & Leippold, M. (2006). Economic benefit of powerful credit scoring. *Journal of Banking & Finance* , 30 (3), 851–873.
- [35] Blochwitz, S., Hohl, S., Tasche, D., & Wehn, C. (2004). Validating Default Probabilities on Short Time Series. *Working paper SSRN* .
- [36] Bloomfield, R., Hodge, F. D., Hopkins, P., & Rennekamp, K. (2010). Does classifying and disaggregating financial statement information help credit analysts recognize firms' cost structures? *SSRN paper* .
- [37] Bluhm, C., Overbeck, L., & Wagner, C. (2003). *An Introduction to Credit Risk Modeling*. CRC Press LLC.
- [38] Bohn, J. R., & Stein, R. M. (2009). *Active Credit Portfolio Management in Practice*. New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.
- [39] Božović, M. (2009). *PhD thesis: Risks in Commodity and Currency Markets*. Barcelona: Universitat Pompeu Fabra.
- [40] Brandolini, D., Pallotta, M., & Zenti, R. (2000). Risk Management in an Asset Management Company: a practical case. *SSRN working paper* .

- [41] Burgt, M. J. (2008). Calibrating low-default portfolios using the cumulative accuracy profile. *Journal of Risk Model Validation* .
- [42] Burns, P., & Ody, C. (2004). Validation of Consumer Credit Risk Models. *Warton Conference Summary* .
- [43] Cantor, R., & Falkenstein, E. (2001). Testing for Rating Consistency in Annual Default Rates. *Journal of Fixed Income* , 36-51.
- [44] Carey, M., & Hrycay, M. (2001). Parametrizing Credit Risk Models With Rating Data. *Journal of Banking* .
- [45] Carling, K., Jacobson, T., Lindé, J., & Roszbach, K. (2007). Corporate credit risk modeling and the macroeconomy. *Journal of Banking and Finance* , 845-868.
- [46] CFA Institute. (2013). *Equity investments (CFA® Level II Program Curriculum)*. Pearson.
- [47] CFA Institute. (2012). *Financial Reporting and Analysis (CFA® Level I Program Curriculum)*. Pearson.
- [48] CFA Institute. (2013). *Financial Reporting and Analysis (CFA® Level II Program Curriculum)* (T. 2). Pearson.
- [49] Chen, K., & T., S. (1981). An Empirical Analysis of Useful Financial Ratios. *Financial Management* , 51-60.
- [50] Chen, M.-Y. (2011). Predicting corporate financial distress based on integration of decision tree classification and logistic regression. *Expert Systems with Applications* , 38, 11261–11272.
- [51] Christensen, J., Hansen, E., & Lando, D. (2004). Confidence sets for continuous time rating transition probabilities. *Journal of Banking and Finance* , 28, 2575–2602.
- [52] Christoffersen, P. (2003). *Elements of Financial Risk Management*. San Diego: Academic press.
- [53] Cramer, J. S. (2004). Scoring bank loans that may go wrong: a case study. *Statistica Neerlandica* , 58 (3), 365–380.
- [54] Credit Suisse. (2004). *Credit Portfolio Modeling Handbook*. First Boston.
- [55] Crone, S. F., & Finlay, S. (2012). Instance sampling in credit scoring: An empirical study of sample size and balancing. *International Journal of Forecasting* , 28, 224–238.
- [56] Crook, J. N., Edelman, D. B., & Thomas, L. C. (2007). Recent developments in consumer credit risk assessment. *European Journal of Operational Research* , 183 (3), 1447-1465.
- [57] Crouhy, M., Galai, D., & Mark, R. (2000). Comparative analysis of current credit risk models. *Journal of Banking and Finance* , 59-117.
- [58] Crouhy, M., Galai, D., & Mark, R. (1999). *Risk management*. New York: McGraw-Hill.
- [59] Crouhy, M., Galai, D., & Mark, R. (2006). *The essentials of risk management*. McGraw-Hill Companies, Inc.
- [60] Cvitanic, J., & Zapatero, F. (2004). *Introduction to the Economics and Mathematics of Financial Markets*. Massachusetts Institute of Technology.
- [61] Dedu, V., & Ganea, T. A. (2009). Developing a Rating Model on a Statistical Basis. *Theoretical and Applied Economics* .

- [62] Derelioglu, G., & Gurgen, F. (2011). Knowledge discovery using neural approach for SME's credit risk analysis problem in Turkey. *Expert Systems with Applications* , 38 , 9313–9318.
- [63] Derelioglu, G., Gurgen, F., & Okay, N. (2009). A Neural Approach for SME's Credit Risk Analysis in Turkey. *Machine Learning and Data Mining in Pattern Recognition* , 749-759.
- [64] Dimitras, A. I., Zanakis, S. H., & Zopounidis, C. (1996). A survey of business failure with an emphasis on prediction methods and industrial applications. *European Journal of Operational Research* , 90 (3), 487-513.
- [65] Dwyer, D. (2005). Examples of overfitting encountered when building private firm default prediction models. *Moody's KMV, New York, www.moody's.com/whitepapers* .
- [66] Dwyer, D., & Stein, R. (2006). Inferring the default rate in a population by comparing two incomplete default databases. *Journal of Banking and Finance* , 30, 797-810.
- [67] Eduardu, F. J. (2005). Corporate credit risk modeling: Quantitative rating system and probability of default estimation. *Paper available at SSRN* .
- [68] Engelmann, B. (2002). Measuring the discriminative power of rating systems. *Discussion paper, Deutsche Bundesbank* .
- [69] Engelmann, B., & Rauhmeier, R. (2006). *The Basel II Risk Parameters*. Berlin Heidelberg New York: Springer.
- [70] Engelmann, B., Hyden, E., & Tasche, D. (2003). Testing rating accuracy. *Discussion paper at SSRN* .
- [71] Esch, L., Kieffer, R., & Lopez, T. (2005). *Asset and Risk Management: Risk Oriented Finance*. Chichester: John Wiley & Sons.
- [72] European Central Bank. (2004). Market dynamics associated with credit ratings: A literature review. *Occasional Paper Series* , 16, 1-37.
- [73] Falkenstein, E. (2003). Credit Scoring for Corporate Debt. *Deephaven Capital Management, Working paper* .
- [74] Fantazzini, D., & Figini, S. (2009). Random survival forests model for SME credit risk measurement. *Methodology and computing in applied probability. Springer* .
- [75] Faraggi, D., & Reiser, B. (2002). Estimation of the area under the ROC curve. *Statistics in Medicine* , 3093-3106.
- [76] Fedorova, E., Gilenko, E., & Dovzhenko, S. (2013). Bankruptcy prediction for Russian companies: Application of combined classifiers. *Expert Systems with Applications* , 40, 7285–7293.
- [77] Fidrmuc, J., & Hainz, C. (2010). Default rates in the loan market for SMEs: Evidence from Slovakia. *Economic Systems* , 34 (2), 133-147.
- [78] Finlay, S. (2010). *Credit Scoring Response Modelling and Insurance Rating*. New York: Palgrave MacMillan.
- [79] Gallati, R. (2003). *Risk Management and Capital Adequacy*. McGraw-Hill Companies, Inc.
- [80] Genest, B., & Brie, L. (2013). Basel II IRB Risk Weight Functions: Demonstration and Analysis. *Global Research & Analytics by Chappuis Halder & Cie* .
- [81] Gentry, J., Newbold, P., & Whitford, D. (1985). Classifying bankrupt firms with funds flow components. *Journal of Accounting Research* , 23 (1), 146-160.

- [82] Ghosh, J. K., & Tapas, S. (2001). Model selection - An overview. *Current Science* , 80.
- [83] Gonen, M. (2007). *Analyzing Receiver Operating Characteristic Curves with SAS*. Cary: SAS Institute Inc.
- [84] Greene, W. (2003). *Econometric analysis, fifth edition*. Prentice Hall.
- [85] Gupta, J., Wilson, N., Gregoriou, A., & Healy, J. (2012). The Value of Operating Cash Flow in Modelling Credit Risk for SMEs. *Available at SSRN 2180313* .
- [86] Gupta, M. C., & Huefner, R. J. (1972). A cluster analysis study of financial ratios and industry characteristics. *Journal of Accounting Research* , 77-95.
- [87] Hahn, B. D., & Valentine, D. T. (2007). *Essential MATLAB for Engineers and Scientists*. Oxford: Elsevier.
- [88] Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2010). *Multivariate Data Analysis*. Pearson Prentice Hall.
- [89] Hand, D. J. (1999). *Construction and Assessment of Classification Rules*. John Wiley & Sons, Inc.
- [90] Hand, D., & Niall, A. (2000). Defining attributes for scorecard construction in credit scoring. *Journal of Applied Statistics* , 27 (5), 527-540.
- [91] Hanley, J. A., & McNeil, B. J. (1982). The Meaning and Use of the Area under a Receiver Operating Characteristic Curve. *Radiology* , 29-36.
- [92] Hanson, S., & Schuermann, T. (2005). Confidence Intervals for Probabilities of Default. *Federal Reserve: Bank of New York paper* .
- [93] Hardle, W., & Hlavka, Z. (2007). *Multivariate Statistics: Exercises and Solutions*. New York: Springer Science.
- [94] Harrell, F. E. (2001). Regression modeling strategies: With Applications to Linear Models, Logistic Regression, and Survival Analysis. *Working paper, Springer-Verlag New York Inc*.
- [95] Hayden, E. (2003). Are Credit Scoring Models Sensitive With Respect to Default Definitions? Evidence from the Austrian Market. *Paper available at SSRN* .
- [96] Hermanto, B., & Gunawidjaja, S. (2010). Default Prediction Model for SME's: Evidence from Indonesian Market Using Financial Ratios. *SSRN 1666703* .
- [97] Hosmer, D. W., & Lemeshow, S. (2000). *Applied Logistic Regression*. John Wiley & Sons, Inc.
- [98] Israel, R., Rosenthal, J., & Wei, J. (2000). Finding generators for Markov chains via empirical transition matrices, with application to credit ratings. *Mathematical Finance* , 11, 245–265.
- [99] J.P.Morgan. (1996). *RiskMetrics - Technical Document*. New York.
- [100] Jackel, P. (2002). *Monte Carlo methods in finance*. Chichester: John Wiley & Sons Ltd.
- [101] Jacobson, T., & Roszbach, K. (2003). Bank lending policy, credit scoring and value-at-risk. *Journal of Banking and Finance* , 27, 615-633.
- [102] Jafry, Y., & Schuermann, T. (2004). Measurement, estimation and comparison of migration matrices. *Journal of Banking and Finance* 28 , 2603–2639.
- [103] Jain, K., Gupta, P., & Sanjiv, M. (2011). Logistic Predictive Model for SMEs Financing in India. *The Journal of Business Perspective* , 15 (4), 331-346.



- [104] Jarrow, R., Lando, D., & Turnbull, S. (1997). A Markov model for the term structure of credit risk spreads. *Review of Financial Studies* , 10, 481–523.
- [105] Johnsen, T., & Melicher, R. (1994). Predicting corporate bankruptcy and financial distress: Information value added by multinomial logit models. *Journal of Economics and Business* , 46 (4), 269-286.
- [106] Joksimović, N. Ž. (2009). *Upravljanje finansijama - osnove i principi*. Beograd: Fakultet organizacionih nauka.
- [107] Joksimović, N. Ž., & Arsić, V. B. (2008). *Računovodstvo*. Beograd: Fakultet organizacionih nauka.
- [108] Kass, G. V. (1980). An exploratory technique for investigating large quantities of categorical data. *Applied Statistics* , 29 (2), 119–127.
- [109] Keasey, K., & Watson, R. (1987). Non-financial symptoms and the prediction of small company failure: a test of Argenti's hypotheses. *Journal of Business, Finance and Accounting* , 335-354.
- [110] Kennedy, K., Namee, B. M., Delany, S., O'Sullivan, M., & Watson, N. (2013). A window of opportunity: Assessing behavioural scoring. *Expert Systems with Applications* , 40, 1372–1380.
- [111] Kim, K.-j., & Ahn, H. (2012). A corporate credit rating model using multi-class support vector machines with an ordinal pairwise partitioning approach. *Computers & Operations Research* , 39, 1800–1811.
- [112] Kramer, W., & Guttler, A. (2008). On comparing the accuracy of default predictions in the rating industry. *SSRN paper* .
- [113] Kumar, P. R., & Ravi, V. (2007). Bankruptcy prediction in banks and firms via statistical and intelligent techniques – A review. *European Journal of Operational Research* , 180, 1-28.
- [114] Kupiec, P. (1995). Techniques for Verifying the Accuracy of Risk Measurement Models. *Journal of Derivatives* .
- [115] Laitinen, E. K., & Laitinen, T. (2000). Bankruptcy prediction Application of the Taylor's expansion in logistic regression. *International Review of Financial Analysis* , 9, 327-349.
- [116] Lando, D. (2004). *Credit Risk Modeling*. Princeton University Press.
- [117] Lando, D., & Maagard, T. S. (2002). Analyzing rating transitions and rating drift with continuous observation. *Journal of Banking and Finance* , 26, 423-444.
- [118] Lee, K. C., Han, I., & Kwon, Y. (1996). Hybrid neural network models for bankruptcy predictions. *Decision Support Systems* , 18 (1), 63-72.
- [119] Leshno, M., & Spector, Y. (1996). Neural network prediction analysis: The bankruptcy case. *Neurocomputing* , 10, 125-147.
- [120] Li, Z., Crook, J., & Andreeva, G. (2014). Chinese companies distress prediction: an application of data envelopment analysis. *Journal of the Operational Research Society* (65), 466–479.
- [121] Lin, F., & McClean, S. (2001). A datamining approach to the prediction of corporate failure. *Knowledge Based Systems* , 14, 189–195.
- [122] Lingo, M., & Winkler, G. (2008). Discriminatory Power - an Obsolete Validation Criterion? *Journal of Risk Model Validation* .

- [123] Lizal, L. (2002). Determinants of financial distress: what drives bankruptcy in a transition economy? The Czech Republic case. *William Davidson Working Paper, Number 451* .
- [124] Lo, A. W. (1986). Logit versus discriminant analysis: A specification test and application to corporate bankruptcies . *Journal of Econometrics* , 151-178 .
- [125] Löffler, G., & Posch, P. (2007). *Credit Risk Modeling using Excel and VBA*. Chichester: John Wiley & Sons.
- [126] Louzada, F., Ferreira-Silva, P. H., & Diniz, C. A. (2012). On the impact of disproportional samples in credit scoring models: An application to a Brazilian bank data. *Expert Systems with Applications* , 39, 8071–8078.
- [127] Mahlmann, T. (2004). Classification and Rating of Firms in the Presence of Financial and Non-financial Information. *SSRN paper* .
- [128] Martinez, W. L., & Martinez, A. R. (2002). *Computational Statistics Handbook with MATLAB*. CRC Press LLC.
- [129] Medema, L., Koning, R. H., & Lensink, R. (2009). A practical approach to validating a PD model. *Journal of Banking and Finance* , 701-708.
- [130] Merton, R. (1974). On the pricing of corporate debt: The Risk Structure of Interest Rates. *Journal of Finance* , 29, 449–470.
- [131] Miller, M., & Rojas, D. (2004). Improving Access to Credit for SMEs: An Empirical Analysis of the Viability of Pooled Data SME Credit Scoring Models in Brazil, Colombia and Mexico. *SSRN paper* .
- [132] Min, J. H., & Jeong, C. (2009). A binary classification method for bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications* , 36, 5256–5263.
- [133] Moody's KMV. (2005). Examples of overfitting encountered when building private firm default prediction models. *KMV working paper* .
- [134] Moon, T., & Sohn, S. (2010). Technology credit scoring model considering both SME characteristics and economic conditions: The Korean case. *Journal of the Operational Research Society* , 666 --675.
- [135] National Bank of Serbia. (2008). Decision on Risk Management by Banks. *RS Official Gazette* , No.129/2007, 63/2008 and 112/2008.
- [136] NBS. (2011). Odluka o adekvatnosti kapitala banke. *Narodna Banka Srbije* .
- [137] NBS. (2013). Odluka o klasifikaciji bilansne aktive i vanbilansnih stavki banke. *Službeni glasnik RS, br.113* .
- [138] Nickell, P., Perraudin, W., & Varotto, S. (2007). Rating-based credit risk modeling: an empirical analysis. *SSRN paper* .
- [139] OeNB, & FMA. (2004). Guidelines on Credit Risk Management: Rating models and Validation. *Report* .
- [140] Ohlson, J. S. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research* , 109-131.
- [141] Ong, M. (1999). *Internal Credit Risk Models : Capital Allocation and Performance Measurement*. London: Risk Books.

- [142] Ozdemir, B., & Miu, P. (2009). *Basel II Implementation: A Guide to Developing and Validating a Compliant, Internal Risk Rating System*. Mc Graw-Hill.
- [143] Peduzzi, P., Concato, J., Kemper, E., Holford, T., & Feinstein, A. (1996). A simulation of the number of events per variable in logistic regression analysis. *Journal of Clinical Epidemiology* , 49 (12), 1373-1379.
- [144] Platt, H. D., & Platt, M. B. (1990). Development of a class of stable predictive variables: the case of bankruptcy prediction. *Journal of Business & Finance & Accounting*, Vol 17. , 31-51.
- [145] Plattner, D. (2002). Why Firms Go Bankrupt. The In Factors on the Insolvency Probability of Small and Medium Sized Enterprises. *KfW Research* , 28, 37-51.
- [146] Pluto, K., & Tasche, D. (2005). Estimating Probabilities of Default for Low Default Portfolios. *Paper available at SSRN* .
- [147] Pluto, K., & Tasche, D. (2010). Internal-Ratings-Based Approach. *Encyclopedia of Quantitative Finance* .
- [148] Rencher, A. (2002). *Methods of Multivariate Analysis*. John Wiley & Sons, Inc.
- [149] Research, O. R. (2001). James E. Bartlett; Joe W. Kotrlik; Chadwick C. Higgins. *Working paper, Organizational Systems Research Association* .
- [150] Roy, P. v. (2005). Credit Ratings and the Standardized Approach to Credit Risk in Basel II. *Working paper, Central Bank No. 517, Frankfurt, Germany* .
- [151] Ruthenberg, D., & Landskroner, Y. (2008). Loan pricing under Basel II in an imperfectly competitive banking market. *Journal of Banking & Finance* , 32 (12), 2725–2733.
- [152] Sa, J. P. (2007). *Applied Statistics Using SPSS, STATISTICA, MATLAB and R*. Berlin: Springer.
- [153] SAS Institute Inc. (2011). *SAS/STAT® 9.3 User's Guide*. Cary, NC: SAS Institute Inc.
- [154] Schuermann, T., & Hanson, S. (2004). Estimating Probabilities of Default. *Federal Reserve Bank of New York: Staff Report no. 190* .
- [155] Schwarz, G. E. (1978). Estimating the dimension of a model. *Annals of Statistics* , 6 (2), 461–464.
- [156] Shao, J. (1993). Linear model selection by cross-validation. *Journal of the American Statistical Association* , 486-494.
- [157] Siddiqi, N. (2006). *Credit Risk Scorecards. Developing and Implementing Intelligent Credit Scoring*. John Wiley & Sons, Inc.
- [158] Sivia, D. S., & Skilling, J. (2006). *Data Analysis: A Bayesian Tutorial*. Oxford: Oxford University Press.
- [159] Soberhart, J., & Keenan, S. (2001). Measuring Default Accurately. *Risk magazine* .
- [160] Sohn, S. Y., & Kim, Y. S. (2012). Behavioral credit scoring model for technology-based firms that considers uncertain financial ratios obtained from relationship banking. *Small Business Economics* , 1-13.
- [161] Stein, R. M. (2002). Benchmarking Default Prediction Models: Pitfalls and Remedies in Model Validation. *Technical Report, Moody's KMV* .
- [162] Stein, R. (2005). The relationship between default prediction and lending profits: Integrating ROC analysis and loan pricing. *Journal of Banking and Finance* , 29, 1213-1236.

- [163] Steyerberg, E. W., Eijkemans, M. J., & Habbema, J. D. (1999). Stepwise Selection in Small Data Sets: A Simulation Study of Bias in Logistic Regression Analysis. *J Clin Epidemiol Vol. 52* , 935-942.
- [164] Stojanovski, D. (2007). *Interni modeli za merenje kreditnog rizika: Value-at-Risk model*. Beograd: Ekonomski fakultet.
- [165] Stone, M. (1974). Cross-validators choice and assessment of statistical predictions. *Journal of the Royal Statistical Society* , 111-147.
- [166] Suhobokov, A. (2007). Application of Monte Carlo simulation methods in risk management. *Journal of Business Economics and Management No.3* , 165-168.
- [167] Suković, M., & Delibašić, B. (2010). *Poslovna inteligencija i sistemi za podršku odlučivanju*. Beograd: Fakultet organizacionih nauka.
- [168] Sustersic, M., Mramor, D., & Zupan, J. (2009). Consumer credit scoring models with limited data. *Expert Systems with Applications* , 36, 4736–4744.
- [169] Tasche, D. (2006). Validation of internal rating systems and PD estimates. *The Analytics of Risk Model Validation* , 169-196.
- [170] Tasche, D. (2008). Validation of PD Estimates. *Milano, Course notes* .
- [171] Tashe, D. (2005). Rating and Probability of Default Validation. *Working Paper no. 14* .
- [172] Thomas, L. C. (2009). *Consumer Credit Models: Pricing, Profit, and Portfolios*. New York: Oxford University Press Inc.
- [173] Thomas, L. C., Edelman, D. B., & Crook, J. N. (2002). *Credit Scoring and Its Applications*. Philadelphia: Siam.
- [174] Trueck, S., & Rachev, S. (2009). *Rating Based Modeling of Credit Risk: Theory and Application of Migration Matrices*. Elsevier Inc.
- [175] Tsay, R. (2002). *Analysis of Financial Time Series*. Canada: John Wiley & Sons, Inc.
- [176] Udell, G. F. (2004). SME Lending: Defining the Issues in a Global Perspective. *Working paper, Indiana University* .
- [177] Urošević, B. (2008). *Finansijska ekonomija*. Ekonomski fakultet.
- [178] Verstraeten, G., & Poel, D. V. (2004). The Impact of Sample Bias on Consumer Credit Scoring Performance and Profitability. *Paper provided by Ghent University* .
- [179] Vukovic, S., Delibasic, B., Uzelac, A., & Suknovic, M. (2012). A case-based reasoning model that uses preference theory functions for credit scoring. *Expert Systems with Applications* , 39, 8389–8395.
- [180] Wang, Y.-J., & Lee, H.-S. (2008). A clustering method to identify representative financial ratios. *Information Sciences* , 178 (4), 1087–1097.
- [181] Wang, Z. (2000). Model selection using Akaike selection criterion. *STATA technical bulletin* , 47-49.
- [182] Westgaard, S., & Wijst, N. v. (2001). Default probabilities in a corporate bank portfolio: A logistic model approach. *European Journal of Operational Research* , 135, 338-349.
- [183] Yazdanfar, D. (2011). Predicting bankruptcy among SMEs: evidence from Swedish firm-level data. *International Journal of Entrepreneurship and Small Business* , 14 (4), 551-565.

[184] Zavgren, C. V. (1983). Corporate failure prediction: The state of the art. *Working paper, Purdue University* .

Zekic-Susac, M., Sarlija, N., & Bencic, M. (2004). Small Business Credit Scoring: A Comparison of Logistic Regression, Neural Networks, and Decision Tree Models. *In 26th International Conference on Information Technology Interfaces. Croatia.*

## Pregled Tabela

Tabela 1. Generički pregled strukture podataka .....	24
Tabela 2. Pregled podele razvojnog uzorka na uzorke za trening i validaciju (80:20).....	26
Tabela 3. Uvid u strukturu razvojnog uzorka i naknadno formirana finansijska racija.....	27
Tabela 4. Pregled test uzorka.....	28
Tabela 5. Pregled specijalnih vrednosti u varijablama i njihovo tumačenje.....	37
Tabela 6. Deskriptivna statistika ROA i TBDBT/AST racija na razvojnem uzorku.....	39
Tabela 7. Deskriptivna statistika ROA i TBDBT/AST racija na trening i validacionom uzorku.....	40
Tabela 8. Grupisanje vrednosti finansijskog racija ROA po binovima u odnosu na difolt status.....	41
Tabela 9. Grupisanje vrednosti finansijskog racija TBDBT/AST po binovima u odnosu na difolt status.....	43
Tabela 10. ROA - prikaz optimalnog broja atributa, njihovog raspona i WoE vrednosti.....	57
Tabela 11. TBDBT/AST - prikaz optimalnog broja atributa, njihovog raspona i WoE vrednosti .....	58
Tabela 12. Pregled informacione vrednosti (IV) najprediktivnijih racija preduzeća u Srbiji .....	60
Tabela 13. Rezultati objašnjenog varijabiliteta u odnosu na broj klastera.....	73
Tabela 14. Sumarni rezultati klasterovanja finansijskih racija .....	75
Tabela 15. Koeficijent korelacije između 25 formiranih klastera.....	76
Tabela 16. Korelacije između finansijskih racija koja su predstavnici klastera .....	77
Tabela 17. Matrica pogrešnog klasifikovanja.....	101
Tabela 18. Optimalan izbor skor odnosno PD praga.....	104
Tabela 19. Broj LR modela na osnovu raspoloživih varijabli za finalni model .....	112
Tabela 20. Prediktivna moć dobijenih rezultata metodom pune snage.....	115
Tabela 21. Performanse finansijskih racija iz kratke liste varijabli .....	117
Tabela 22. Pregled najprediktivnijih LR modela iz liste od 342,016 statistički i ekonomski korektnih modela .....	119
Tabela 23. Parametri finalnog modela 8v_159569 estimirani na uzorku za trening korišćenjem logističke regresije.....	122
Tabela 24. Korelaciona struktura modela 8v_159569 .....	124
Tabela 25. Skor kartica modela 8v_159569 .....	125
Tabela 26. Performanse skor kartice modela 8v_159569 na razvojnem uzorku .....	127
Tabela 27. Performanse skor kartice modela 8v_159569 na testnom uzorku .....	130
Tabela 28. Parametri rekaliبرانog Altmanovog Z-skor SRB modela, estimirani na trening uzorku preduzeća u Srbiji korišćenjem logističke regresije.....	134
Tabela 29. Komparacija prediktivne moći modela za predikciju verovatnoće difolta preduzeća u Srbiji .....	134
Tabela 30. Opis i značenje klasa internog kreditnog rejtinga.....	142
Tabela 31. Matrica migracije i njena logika tumačenja.....	144
Tabela 32. Primer migracione matrice preuzete od <i>Moody's</i> , generisana za period 1982-2001, prikazuje prosečne jednogodišnje migracije za korporativne obveznice .....	145

Tabela 33. Primer migracione matrice .....	151
Tabela 34. Ponderi kreditnog rizika za privredna društva .....	166
Tabela 35. Razvojni uzorak – pregled potrebnih podataka za uspostavljanje internog kreditnog rejtinga.....	183
Tabela 36. Kôd za određivanje početnih granica PD korišćenjem PROC UNIVARIATE metode.....	185
Tabela 37. Početne PD granice korišćenjem PROC UNIVARIATE metode.....	185
Tabela 38. Kôd za određivanje početnih granica PD korišćenjem PROC UNIVARIATE metode.....	186
Tabela 39. Početne granice PD korišćenjem PROC RANK metode .....	186
Tabela 40. Početne granice PD koje odgovaraju normalnoj distribuciji raspodele preduzeća po rejting klasama.....	187
Tabela 41. Struktura rejting klasa nad inicijalno odabranim granicama internog kreditnog rejtinga .....	191
Tabela 42. Difolt struktura rejting klasa nad inicijalno odabranim granicama.....	192
Tabela 43. Struktura rejting klasa nad preduzećima koja ulaze u strukturu migracionih matrica .....	192
Tabela 44. Migraciona matrica 2008→2009 na osnovu inicijalnih granica rejting klasa.....	193
Tabela 45. Migraciona matrica 2009→2010 na osnovu inicijalnih granica rejting klasa.....	193
Tabela 46. Migraciona matrica 2010→2011 na osnovu inicijalnih granica rejting klasa.....	193
Tabela 47. Migraciona matrica kumulativno: 2008→2009→2010→2011 za sve godine na osnovu inicijalnih granica rejting klasa.....	194
Tabela 48. Simulirane PD granice rejting klasa na osnovu slučajnog broja 93762647.....	197
Tabela 49. Pregled rezultata novih kriterijuma konzistentnosti po rednim brojevima simulacija za svaki od migracionih perioda.....	198
Tabela 50. Pregled sumarnih rezultata po novim kriterijumima konzistentnosti za svaku od odabranih simulacija.....	200
Tabela 51. Sortirani rezultati 100000 simulacija granica rejting klasa.....	201
Tabela 52. Struktura finalnog internog kreditnog rejtinga po broju preduzeća .....	202
Tabela 53. Struktura finalnog internog kreditnog rejtinga po % broja preduzeća .....	202
Tabela 54. Struktura finalnog internog kreditnog rejtinga po prosečnoj stopi difolta .....	204
Tabela 55. Struktura finalnog internog kreditnog rejtinga po prosečnom PD modela .....	205
Tabela 56. Struktura finalnog internog kreditnog rejting po broju preduzeća koja ulaze u analizu migracionih matrica.....	205
Tabela 57. Migraciona matrica 2008→2009 na osnovu finalnog modela internog kreditnog rejtinga ....	205
Tabela 58. Migraciona matrica 2009→2010 na osnovu finalnog modela internog kreditnog rejtinga ....	206
Tabela 59. Migraciona matrica 2010→2011 na osnovu finalnog modela internog kreditnog rejtinga ....	206
Tabela 60. Migraciona matrica kumulativno: 2008→2009→2010→2011 za sve godine na osnovu finalnog modela internog kreditnog rejtinga .....	206
Tabela 61. Validacija internog kreditnog rejtinga korišćenjem binomnog i normalnog testa .....	207
Tabela 62. Intervali poverenja nad vrednostima PD modela.....	208
Tabela 63. Test uzorak 2012. godina i performanse internog kreditnog rejtinga .....	208
Tabela 64. Migraciona matrica kumulativno: 2008→2009→2010→2011→2012, na osnovu finalnog modela internog kreditnog rejtinga.....	209

Tabela 65. Bazel III parametri i ponderi rizika za segment malih preduzeća, na osnovu uspostavljenog internog kreditnog rejtinga.....	210
Tabela 66. Bazel III parametri i ponderi rizika za segment srednjih preduzeća, na osnovu uspostavljenog internog kreditnog rejtinga.....	211
Tabela 67. Bazel III parametri i ponderi rizika za segment velikih preduzeća, na osnovu uspostavljenog internog kreditnog rejtinga.....	212
Tabela 68. Pozicije iz bilansa uspeha ( <i>eng.</i> income statement).....	218
Tabela 69. Pozicije iz bilansa stanja ( <i>eng.</i> balance sheet).....	218
Tabela 70. Izvedene pozicije tokova gotovine ( <i>eng.</i> cash flow).....	219
Tabela 71. Deskriptivna statistika svih finansijskih racija na razvojnom uzorku.....	220
Tabela 72. Deskriptivna statistika odabranih varijabla na uzorku za trening i validaciju.....	227
Tabela 73. SHRTBDBT/CURAST pregled varijable po korpama.....	228
Tabela 74. CSH/CURLIAB pregled varijable po korpama.....	229
Tabela 75. CSH/LTDBT pregled varijable po korpama.....	230
Tabela 76. ALIAB/AST pregled varijable po korpama.....	230
Tabela 77. ACCREC/ALIAB pregled varijable po korpama.....	231
Tabela 78. CURAST/ALIAB pregled varijable po korpama.....	232
Tabela 79. CURLIAB/ALIAB pregled varijable po korpama.....	232
Tabela 80. CSH/CEQTY pregled varijable po korpama.....	233
Tabela 81. TBDBT/CEQTY pregled varijable po korpama.....	234
Tabela 82. LTDBT/EQT pregled varijable po korpama.....	234
Tabela 83. NETSLS/FINEXP pregled varijable po korpama.....	235
Tabela 84. EBITDA/FINEXP pregled varijable po korpama.....	236
Tabela 85. PAYPROCPRD pregled varijable po korpama.....	236
Tabela 86. CSH/EBITDA pregled varijable po korpama.....	237
Tabela 87. CURAST/NETSLS pregled varijable po korpama.....	238
Tabela 88. CURLIAB/NETSLS pregled varijable po korpama.....	238
Tabela 89. TBDBT/NETSLS pregled varijable po korpama.....	239
Tabela 90. EBITDA/LIAB pregled varijable po korpama.....	240
Tabela 91. EBITDA/LIAB pregled varijable po korpama.....	240
Tabela 92. EBTADJ/LIAB pregled varijable po korpama.....	241
Tabela 93. GRSPRF/ALIAB pregled varijable po korpama.....	242
Tabela 94. GRSPRFADJ/ALIAB pregled varijable po korpama.....	242
Tabela 95. FCFE/FINEXP pregled varijable po korpama.....	243
Tabela 96. NETSLS_GRTH pregled varijable po korpama.....	244
Tabela 97. NETPRF_GRTH pregled varijable po korpama.....	244
Tabela 98. SHRTBDBT/CURAST prikaz optimalnog broja atributa, njihovog raspona i WoE vrednosti.....	245
Tabela 99. CSH/CURLIAB prikaz optimalnog broja atributa, njihovog raspona i WoE vrednosti.....	245
Tabela 100. CSH/LTDBT prikaz optimalnog broja atributa, njihovog raspona i WoE vrednosti.....	246



Tabela 101. ALIAB/AST prikaz optimalnog broja atributa, njihovog raspona i WoE vrednosti.....	246
Tabela 102. ACCREC/ALIAB prikaz optimalnog broja atributa, njihovog raspona i WoE vrednosti ....	247
Tabela 103. CURAST/ALIAB prikaz optimalnog broja atributa, njihovog raspona i WoE vrednosti.....	247
Tabela 104. CURLIAB/ALIAB prikaz optimalnog broja atributa, njihovog raspona i WoE vrednosti...	248
Tabela 105. TBDBT/CEQTY prikaz optimalnog broja atributa, njihovog raspona i WoE vrednosti .....	248
Tabela 106. LTBDBT/EQT prikaz optimalnog broja atributa, njihovog raspona i WoE vrednosti .....	249
Tabela 107. NETSLS/FINEXP prikaz optimalnog broja atributa, njihovog raspona i WoE vrednosti ....	249
Tabela 108. EBITDA/FINEXP prikaz optimalnog broja atributa, njihovog raspona i WoE vrednosti ....	250
Tabela 109. EBTADJ/EBT prikaz optimalnog broja atributa, njihovog raspona i WoE vrednosti .....	250
Tabela 110. PAYPROCPRD prikaz optimalnog broja atributa, njihovog raspona i WoE vrednosti .....	251
Tabela 111. CSH/EBITDA prikaz optimalnog broja atributa, njihovog raspona i WoE vrednosti .....	251
Tabela 112. CURAST/NETSLS prikaz optimalnog broja atributa, njihovog raspona i WoE vrednosti ..	252
Tabela 113. TBDBT/NETSLS prikaz optimalnog broja atributa, njihovog raspona i WoE vrednosti.....	252
Tabela 114. EBITDA/LIAB prikaz optimalnog broja atributa, njihovog raspona i WoE vrednosti .....	253
Tabela 115. GRSRPF/ALIAB prikaz optimalnog broja atributa, njihovog raspona i WoE vrednosti .....	253
Tabela 116. FCFE/FINEXP prikaz optimalnog broja atributa, njihovog raspona i WoE vrednosti.....	254
Tabela 117. NETSLS_GRTH prikaz optimalnog broja atributa, njihovog raspona i WoE vrednosti .....	254
Tabela 118. NETPRF_GRTH prikaz optimalnog broja atributa, njihovog raspona i WoE vrednosti.....	255
Tabela 119. Pregled prediktivne moći po svim varijablama.....	256
Tabela 120. Rezultati klaster analize – raspored varijabli po klasterima.....	262
Tabela 121. Pregled najprediktivnijih modela sa 5 varijabli .....	269
Tabela 122. Pregled najprediktivnijih modela sa 6 varijabli .....	270
Tabela 123. Pregled najprediktivnijih modela sa 7 varijabli .....	271
Tabela 124. Pregled najprediktivnijih modela sa 8 varijabli .....	272
Tabela 125. Pregled najprediktivnijih modela sa 9 varijabli .....	273
Tabela 126. Pregled najprediktivnijih modela sa 10 varijabli .....	274
Tabela 127. Pregled najprediktivnijih modela sa 11 varijabli .....	275
Tabela 128. Pregled najprediktivnijih modela sa 12 varijabli .....	276
Tabela 129. Pregled najprediktivnijih modela sa 13 varijabli .....	277
Tabela 130. Pregled najprediktivnijih modela sa 14 varijabli .....	278
Tabela 131. Programski SAS kôd metode pune snage, fajl „Ulazni parametri.sas“.....	279
Tabela 132. Programski SAS kôd metode pune snage, fajl „Start brute force.sas“ .....	279
Tabela 133. Programski SAS kôd metode pune snage, fajl „Usitnjavanje tabela.sas“ .....	280
Tabela 134. Programski SAS kôd metode pune snage, fajl „Brute force generator.sas“.....	281
Tabela 135. Programski SAS kôd metode pune snage, fajl „Grupisanje rezultata.sas“ .....	283
Tabela 136. Programski SAS kôd simulacije rejtinga, fajl „Genarator analize migracionih matrica.sas“ .....	285

## Pregled Slika

Slika 1. Grafički prikaz stope difolta po korpama finansijskog racija ROA .....	42
Slika 2. Grafički prikaz stope difolta po korpama finansijskog racija TBDBT/AST .....	43
Slika 3. ROA – grafički prikaz WoE vrednosti po atributima.....	57
Slika 4. TBDBT/AST – grafički prikaz WoE vrednosti po atributima.....	59
Slika 5. Međuzavisnost varijabli CURLIAB/NETSLS i CURAST/NETSLS za koje je koeficijent korelacije $R=0.748$ .....	68
Slika 6. Odnos broja klastera i ukupno objašnjenog varijabiliteta.....	74
Slika 7. Raspodela dobrih i difolt clijenata .....	98
Slika 8. Kumulativna distribucija dobrih i difolt clijenata .....	99
Slika 9. ROC kriva .....	103
Slika 10. Optimalan izbor skor odnosno PD praga.....	104
Slika 11. CAP kriva.....	106
Slika 12. Prikaz programskih SAS fajlova potrebnih za pokretanje <i>metode pune snage</i> .....	114
Slika 13. Usporedni prikaz prosečnih GINI koeficijenata nad uzorkom za trening i validaciju .....	116
Slika 14. Grafički prikaz ROC krive za model 8v_159569 .....	123
Slika 15. CAP kriva za model 8v_159569 trening i validacioni uzorak .....	125
Slika 16. Funkcije gustine raspodele po dobrim i difolt preduzećima na razvojnom uzorku u odnosu na skor poene dobijene modelom 8v_15969 .....	128
Slika 17. CAP kriva za model 8v_159569 poređenje u odnosu na test i trening uzorak .....	131
Slika 18. Funkcije gustine raspodele po dobrim i difolt preduzećima na test uzorku u odnosu na skor poene dobijene modelom 8v_15969 .....	132
Slika 19. CAP kriva usporedni prikaz nad trening uzorkom: modela 8v_159569, originalnog Altmanovog Z-skor modela , kao i verzije Altmanovog Z-skor SRB modela, rekaliبرانog nad podacima preduzeća u Srbiji .....	135
Slika 20. PIT i TTC rejting.....	139
Slika 21. Proces dodele konačnog rejtinga .....	140
Slika 22. Prikupljanje podataka o rejting procesu .....	143
Slika 23. Odnos očekivanog i neočekivanog gubitka za kreditne rizike .....	158
Slika 24. Prikaz komponenti Kreditnog VaR-a .....	161
Slika 25. Osnovni stubovi Bazela II .....	164
Slika 26. Različiti pristupi merenja kreditnog rizika po Bazelu II i III .....	165
Slika 27. Dizajn sistema za merenje kreditnog rizika.....	170
Slika 28. Napredni sistem upravljanja kreditnim rizikom prema Bazelu III .....	175
Slika 29. Vremenski raspored validacije modela.....	177
Slika 30. Aspekti i pravci validacije rejting modela.....	177
Slika 31. Prikaz fajlova koji se koriste za simulaciju granica rejtinga .....	195
Slika 32. Podešavanja konfiguracionog fajla “Start simulacije granica.sas” .....	195
Slika 33. SAS kôd u fajlu “Simuliraj rejting granice.sas ” .....	197

Slika 34. Struktura internog kreditnog rejtinga za 2008. godinu posmatranja.....	202
Slika 35. Struktura internog kreditnog rejtinga za 2009. godinu posmatranja.....	202
Slika 36. Struktura internog kreditnog rejtinga za 2010. godinu posmatranja.....	203
Slika 37. Struktura internog kreditnog rejtinga za 2011. godinu posmatranja.....	203
Slika 38. Interni kreditni rejting 2008.-2011. godine posmatranja, oblik pite.....	203
Slika 39. Interni kreditni rejtinga 2008.-2011. godine posmatranja, oblik stubića.....	203
Slika 40. SHRTBDBT/CURAST grafički prikaz difolt stope po korpama.....	229
Slika 41. CSH/CURLIAB grafički prikaz difolt stope po korpama.....	229
Slika 42. CSH/LTDBT grafički prikaz difolt stope po korpama.....	230
Slika 43. ALIAB/AST grafički prikaz difolt stope po korpama.....	231
Slika 44. ACCREC/ALIAB grafički prikaz difolt stope po korpama.....	231
Slika 45. CURAST/ALIAB grafički prikaz difolt stope po korpama.....	232
Slika 46. CURLIAB/ALIAB grafički prikaz difolt stope po korpama.....	233
Slika 47. CSH/CEQTY grafički prikaz difolt stope po korpama.....	233
Slika 48. TBDBT/CEQTY grafički prikaz difolt stope po korpama.....	234
Slika 49. LTDBT/EQT grafički prikaz difolt stope po korpama.....	235
Slika 50. NETSLS/FINEXP grafički prikaz difolt stope po korpama.....	235
Slika 51. EBITDA/FINEXP grafički prikaz difolt stope po korpama.....	236
Slika 52. PAYPROCPRD grafički prikaz difolt stope po korpama.....	237
Slika 53. CSH/EBITDA grafički prikaz difolt stope po korpama.....	237
Slika 54. CSH/EBITDA grafički prikaz difolt stope po korpama.....	238
Slika 55. CURLIAB/NETSLS grafički prikaz difolt stope po korpama.....	239
Slika 56. TBDBT/NETSLS grafički prikaz difolt stope po korpama.....	239
Slika 57. EBITDA/LIAB grafički prikaz difolt stope po korpama.....	240
Slika 58. EBTADJ/LIAB grafički prikaz difolt stope po korpama.....	241
Slika 59. EBTADJ/LIAB grafički prikaz difolt stope po korpama.....	241
Slika 60. GRSPRF/ALIAB grafički prikaz difolt stope po korpama.....	242
Slika 61. GRSPRFADJ/ALIAB grafički prikaz difolt stope po korpama.....	243
Slika 62. grafički prikaz difolt stope po korpama.....	243
Slika 63. NETSLS_GRTH grafički prikaz difolt stope po korpama.....	244
Slika 64. NETPRF_GRTH grafički prikaz difolt stope po korpama.....	245
Slika 65. SHRTBDBT/CURAST grafički prikaz WoE vrednosti po atributima.....	245
Slika 66. – CSH/CURLIAB grafički prikaz WoE vrednosti po atributima.....	246
Slika 67. – CSH/LTDBT grafički prikaz WoE vrednosti po atributima.....	246
Slika 68. – ALIAB/AST grafički prikaz WoE vrednosti po atributima.....	247
Slika 69. – ACCREC/ALIAB grafički prikaz WoE vrednosti po atributima.....	247
Slika 70. – CURAST/ALIAB grafički prikaz WoE vrednosti po atributima.....	248
Slika 71. – CURLIAB/ALIAB grafički prikaz WoE vrednosti po atributima.....	248

Slika 72. – TBDBT/CEQTY grafički prikaz WoE vrednosti po atributima .....	249
Slika 73. – LTBDBT/EQT grafički prikaz WoE vrednosti po atributima .....	249
Slika 74. – NETSLS/FINEXP grafički prikaz WoE vrednosti po atributima.....	250
Slika 75. – EBITDA/FINEXP grafički prikaz WoE vrednosti po atributima.....	250
Slika 76. – EBTADJ/EBT grafički prikaz WoE vrednosti po atributima.....	251
Slika 77. – PAYPROCPRD grafički prikaz WoE vrednosti po atributima .....	251
Slika 78. – CSH/EBITDA grafički prikaz WoE vrednosti po atributima.....	252
Slika 79. – CURAST/NETSLS grafički prikaz WoE vrednosti po atributima .....	252
Slika 80. – TBDBT/NETSLS grafički prikaz WoE vrednosti po atributima.....	253
Slika 81. – EBITDA/LIAB grafički prikaz WoE vrednosti po atributima .....	253
Slika 82. – GRSPRF/ALIAB grafički prikaz WoE vrednosti po atributima .....	254
Slika 83. – FCFE/FINEXP grafički prikaz WoE vrednosti po atributima.....	254
Slika 84. – NETSLS_GRTH grafički prikaz WoE vrednosti po atributima .....	255
Slika 85. – NETPRF_GRTH grafički prikaz WoE vrednosti po atributima.....	255

## Biografija

**Mr Nebojša Nikolić**, rođen je 04. aprila 1982. godine u Beogradu, gde je završio osnovnu školu, a zatim i XIII beogradsku gimnaziju – prirodno matematičkog smera, a paralelno i srednju muzičku školu „dr Vojislav Vučković“ u Beogradu, gde je proglašen za đaka generacije. Diplomirao je na Fakultetu organizacionih nauka (FON) u Beogradu 2005. godine na smeru “Informacioni sistemi i tehnologije” sa prosekom 9,19. Uporedo sa studiranjem na FON-u, pohađao je i redovne studije klarineta na Fakultetu muzičkih umetnosti u Beogradu u klasi profesora Ante Grgina, gde je 2006. godine diplomirao sa prosekom 9,14. Magistrirao je pod mentorstvom prof. dr Branka Uroševića u decembru 2009, na međunarodnom poslediplomskom programu “Kvantitativne finansije” na Ekonomskom fakultetu u Beogradu (*International Masters of Quantitative Finance - IMQF*), sa radom pod nazivom: “VaR modeli trgovačkog portfolija banaka“ (*Value-at-Risk (VaR) models for trading portfolios of banks*).

Svoju profesionalnu karijeru započeo je kao konsultant u junu 2006. godine u Centru za Investicije i Finansije u Beogradu, na poslovima razvijanja modela i softverskog sistema za upravljanje finansijskim rizicima u bankarstvu. Paralelno postaje i saradnik u nastavi na FON. U martu 2010. godine prešao je u bankarki sektor, na poslove upravljanja rizicima u Banca Intesa a.d. Beograd, gde je radio na matematičko statističkim modelima za procenu kreditnog rizika. Od avgusta 2013. godine karijeru je nastavio, u UniCredit Bank Srbija a.d, gde i danas radi.

Mr Nebojša Nikolić, autor je i koautor naučno-istraživačkih radova u časopisima i tematskim zbornicima radova iz oblasti finansija, s posebnim osvrtom na upravljanje finansijskim rizicima. U toku akademske karijere 2008.-2009. godine, predavao je i na Kursu za sticanje zvanja brokera u organizaciji Komisije za hartije od vrednosti Republike Srbije i Ekonomskog fakulteta u Beogradu. Bio je učesnik sledeća dva naučno istraživačka projekta:

- „Inovativni sistem za upravljanje i kontrolu rizika u finansijskim institucijama“, projekat broj 451-01-00065/2008-01/115 (2008.–2009.), koji je finansiran od strane Ministarstva nauke Republike Srbije.
- “Interakcija etiopatogenetskih mehanizama parodontopatije i peri-implantitisa sa sistemskim bolestima današnjice” Integrativna interdisciplinarna istraživanja

(III), Ministarstva nauke Republike Srbije, Inovativni projekat broj 41008 (2011.–2013.)

Kao relevantne, za tematiku analiziranu u okviru doktorske disertacije, izdvajamo sledeće radove kandidata:

**Nikolić, N.** & Manojlović V. (2010). “Value-At-Risk Estimation with Multivariate GARCH Models”. Management journal FON, Belgrade, Serbia. (Award for best paper on SYMORG 2010 conference)

Vujnović M. & Manojlović U. & **Nikolić, N.** (2010). “Embedded currency option valuation”. SYMORG 2010, Belgrade, Serbia.

**Nikolic, N.**, Zarkic-Joksimovic, N., Stojanovski, D. & Joksimovic, I., (2013). „The Application of Brute Force Logistic Regression to Corporate Credit Scoring Models: Evidence from Serbian financial statements“. (<http://dx.doi.org/10.1016/j.eswa.2013.05.022>), Expert Systems with Applications, 40(15), p. 5932–5944.

Od marta 2014. godine, nosilac je prestižnog američkog sertifikata FRM<sup>®</sup> iz oblasti finansijskog upravljanja rizicima, koji je izdat od strane GARP asocijacije (*eng.* Global Association of Risk Professionals, [www.garp.com](http://www.garp.com)). Takođe, kandidat je trećeg nivoa (*eng.* Level 3 candidate) za dobijanje prestižne CFA<sup>®</sup> licence od strane američkog CFA instituta (*eng.* Chartered Financial Analyst Institute, [www.cfainstitute.org](http://www.cfainstitute.org)).

**Prilog 1.**

**Izjava o autorstvu**

Potpisan Nebojša N. Nikolić, broj indeksa 507/2011

**Izjavljujem**

da je doktorska disertacija pod naslovom

Kvantifikovanje verovatnoće difolta preduzeća u Srbiji i razvoj internog kreditnog rejtinga za potrebe banke

- rezultat sopstvenog istraživačkog rada,
- da predložena disertacija u celini ni u delovima nije bila predložena za dobijanje bilo koje diplome prema studijskim programima drugih visokoškolskih ustanova,
- da su rezultati korektno navedeni i
- da nisam kršio autorska prava i koristio intelektualnu svojinu drugih lica.

U Beogradu, 28. maj 2014.

**Potpis doktoranta**



---

**Prilog 2.**

## **Izjava o istovetnosti štampane i elektronske verzije doktorskog rada**

Ime i prezime autora: Nebojša N. Nikolić

Broj indeksa: 507/2011

Studijski program: \_\_\_\_\_

Naslov rada: Kvantifikovanje verovatnoće difolta preduzeća u Srbiji i razvoj internog kreditnog rejtinga za potrebe banke

Mentor: Prof. dr Nevenka Žarkić-Joksimović

Potpisan Nebojša Nikolić

Izjavljujem da je štampana verzija mog doktorskog rada istovetna elektronskoj verziji koju sam predao za objavljivanje na portalu **Digitalnog repozitorijuma Univerziteta u Beogradu**.

Dozvoljavam da se objave moji lični podaci vezani za dobijanje akademskog zvanja doktora nauka, kao što su ime i prezime, godina i mesto rođenja i datum odbrane rada.

Ovi lični podaci mogu se objaviti na mrežnim stranicama digitalne biblioteke, u elektronskom katalogu i u publikacijama Univerziteta u Beogradu.

U Beogradu, 28. maj 2014.

**Potpis doktoranta**





### Prilog 3.

## Izjava o korišćenju

Ovlašćujem Univerzitetsku biblioteku „Svetozar Marković“ da u Digitalni repozitorijum Univerziteta u Beogradu unese moju doktorsku disertaciju pod naslovom:

Kvantifikovanje verovatnoće difolta preduzeća u Srbiji i razvoj internog kreditnog rejtinga za potrebe banke

koja je moje autorsko delo.

Disertaciju sa svim priložima predao sam u elektronskom formatu pogodnom za trajno arhiviranje.

Moju doktorsku disertaciju pohranjenu u Digitalni repozitorijum Univerziteta u Beogradu mogu da koriste svi koji poštuju odredbe sadržane u odabranom tipu licence Kreativne zajednice (Creative Commons) za koju sam se odlučio.

1. Autorstvo
2. Autorstvo - nekomercijalno
3. Autorstvo – nekomercijalno – bez prerade
4. Autorstvo – nekomercijalno – deliti pod istim uslovima
5. Autorstvo – bez prerade
6. Autorstvo – deliti pod istim uslovima

U Beogradu, 28. maj 2014.

**Potpis doktoranta**

