

UNIVERZITET U BEOGRADU
FAKULTET ORGANIZACIONIH NAUKA

Sonja Z. Išljamović

**MOGUĆNOSTI PRIMENE POSLOVNE
INTELIGENCIJE ZA ANALIZU I
PREDVIĐANJE USPEHA STUDIRANJA**

doktorska disertacija

Beograd, 2015

UNIVERSITY OF BELGRADE
FACULTY OF ORGANIZATIONAL SCIENCES

Sonja Z. Išljamović

**BUSINESS INTELLIGENCE USAGE FOR
ANALYSIS AND PREDICTION OF
UNIVERSITY STUDENTS' SUCCESS**

Doctoral Dissertation

Belgrade, 2015

Mentor:

dr Milija Suknović, redovni profesor,
Univerzitet u Beogradu, Fakultet organizacionih nauka

Članovi komisije:

dr Boris Delibašić, vanredni profesor,
Univerzitet u Beogradu, Fakultet organizacionih nauka

dr Dragan Radojević, viši naučni savetnik,
Institut Mihajlo Pupin

Datum odbrane:

MOGUĆNOSTI PRIMENE POSLOVNE INTELIGENCIJE ZA ANALIZU I PREDVIĐANJE USPEHA STUDIRANJA

Rezime:

Kontinualno obrazovanje i stalno usavršavanje predstavlja jednu od osnovnih paradigmi napretka savremenog društva, zasnovanog na tehničko-tehnološkom razvoju i globalnom poslovanju. Obrazovanje i sticanje znanja danas postaje mnogo brže, praćeno informatičkom evolucijom i napredovanjem tehnologija, što dovodi do novih naučnih saznanja i primena, ali i razvoja novih naučnih oblasti. Početkom XXI veka, nastala je jedna nova naučna oblast, kao disciplina poslovne inteligencije, za otkrivanje zakonitosti u podacima iz oblasti edukacije (eng. *Educational Data Mining*), koja se bavi razvojem metoda za istraživanje i utvrđivanje zakonitosti u podacima koji dolaze iz oblasti edukacije i koristi svoje metode radi boljeg razumevanja ponašanja studenata i realizacije nastavnog procesa.

Predmet doktorske disertacije predstavlja mogućnost primene poslovne inteligencije u obrazovanju, kako bi se identifikovali ključni činioci uspeha studenata radi poboljšanja visokoškolskog obrazovnog procesa. Utvrđivanje najznačajnijih varijabli o studentu, od sredine iz koje dolazi i završene srednje škole, uspeha na prvoj godini osnovnih akademskih studija, preko njihovog uticaja i korelacije sa celokupnim uspehom studiranja, do mogućnosti preciznog predviđanja uspeha na kraju studija, primenom metoda, tehnika i alata poslovne inteligencije, predstavlja centralni predmet istraživanja disertacije. Doktorska disertacija detaljno analizira dosadašnja istraživanja i saznanja iz oblasti otkrivanja zakonitosti u podacima iz oblasti edukacije, a posebno visokoškolske edukacije, na osnovu koga je uočena potreba za predlogom novog pristupa i metoda za predviđanje indikatora uspešnosti studiranja na visokoškolskim institucijama. Disertacija takođe daje predlog originalnog softverskog rešenja–aplikacije za analizu, praćenje i predviđanje uspeha studenata na osnovnim akademskim studijama, kao deo integrisanog portala za razmenu znanja i informacija na relaciji student-fakultet. Primenom metoda i tehnika poslovne inteligencije, izvršena je implementacija razvijenih modela za predviđanje uspeha studiranja, kao i verifikacija dobijenih rezultata nad bazom studenata Fakulteta organizacionih nauka, Univerziteta u Beogradu.

Doktorska disertacija je strukturirana u 12 poglavlja, gde su u uvodnom poglavlju predstavljeni ciljevi, hipoteze, kao i plan realizacije i istraživanja doktorske disertacije. Potom su kroz naredna dva poglavlja dati osnovni koncepti poslovne inteligencije i otkrivanja zakonitosti u podacima, uključujući analizu i sistematizaciju saznanja istraživanjem obimne literature o otkrivanju zakonitosti u podacima u oblasti visokoškolske edukacije. Četvrto poglavlje daje osnovni prikaz projektovanog modela istraživanja, pre svega u pogledu korišćene softverske podrške za realizaciju istraživanja, kao i izvora i strukture podataka koji su korišćeni. U petom poglavlju su primenjeni koncepti deskriptivne i komparativne analize, za detaljnije utvrđivanje strukture podataka, međusobnih zavisnosti i korelacija unutar podataka. Od šestog do osmog poglavlja, predstavljen je

razvoj predikcionih modela u RapidMiner, Clementine i Matlab softverskom okruženju korišćenjem modela regresije, stabla odlučivanja, mašina sa vektorima podrške i veštačkih neuronskih mreža, dok deveto poglavlje pruža komparativnu analizu performansi prethodno razvijenih predikcionih modela, kao i identifikaciju najuticajnijih atributa na uspeh studiranja. U desetom poglavlju predstavljena je osnovna struktura i funkcionalnosti informacionog sistema za analizu i praćenje uspešnosti visokoškolske edukacije. Jedanaesto poglavlje pruža zaključna razmatranja i sumiranje ključnih rezultata, kao i osnovne smernice za dalji razvoj i unapređenje predikativnih modela, dok se sama doktorska disertacija završava sa dvanaestim poglavljem u kojem je dat pregled korišćene literature. Doktorska disertacija sadrži dva dokumenta kao priloge. U prvom prilogu daje se detaljna specifikacija svih slučajeva korišćenja razvijenog informacionog sistema za analizu i praćenje uspešnosti studiranja. Mogućnosti takvog informacionog sistema, putem detaljnog prikaza korisničkog interfejsa, sa sintetičkom i analitičkom analizom podataka o performansama uspeha i uticajnih faktora predstavljene su u drugom prilogu.

U disertaciji je predstavljen celovit istraživački poduhvat na ovim prostorima sa primenom metoda i tehnika poslovne inteligencije u cilju sprovođenja analiza i mogućnosti predviđanja uspeha studenata na osnovnim akademskim studijama, koji ujedno može predstavljati i efikasnu podršku menadžmentu visokoškolskih institucija za donošenje odluka sa ciljem poboljšanja realizacije edukativnog procesa. Razvijeni modeli bi trebalo da pomognu nastavnicima u ranoj identifikaciji studenata sa kojima mogu da saraduju, studenata koji imaju ambicije konstantnog usavršavanja i napredne edukacije, ali i studenata kojima je potrebna dodatna, dopunska edukacija kako bi poboljšali i unapredili svoje znanje. Model može koristiti i studentima, kao mogućnost uvida u prediktovani uspeh na fakultetu na osnovu postojećih navika učenja, rada i ocena, a takođe, koristi bi imale i kompanije koje žele da na vreme identifikuju studente kao potencijalne buduće praktikante ili zaposlene.

Konačni rezultat disertacije ogleda se u preporuci korišćenja 14 modela koji ostvaruju tačnost veću od 90%, za predikciju prosečne ocene, prosečne dužine studiranja ili ocene na stručnim predmetima sa četvrte godine, kao i utvrđenim faktorima, varijablama koje su od krucijalnog značaja za determinisanje uspešnosti studiranja. Rezultati istraživanja pomoći će da se analizira problematika daljeg uvođenja sistema i modela za predviđanje uspeha studenata na visokoškolskim obrazovnim institucijama, kao i da se detaljnije utvrde zahtevi koji se postavljaju pred buduće studente i na koji način oni mogu da ostvare što bolji uspeh. Takođe, rezultate istraživanja mogu koristiti i drugi visokoškolski obrazovni sistemi (npr. master akademske studije) sa minimalnim doradama, dopunama, a sve sa ciljem unapređenja i poboljšanja celokupnog procesa akademskog obrazovanja. Razvijen je integralni sistem za praćenje uspeha studenata tokom osnovnih akademskih studija, koji može pomoći visokoškolskim obrazovnim institucijama da prilikom izrade nastavnog plana i programa donesu adekvatne odluke i usmere edukaciju u optimalnom pravcu. Rezultati istraživanja sprovedenog u doktorskoj disertaciji pomoći će da se oblast otkrivanja zakonitosti u podacima iz oblasti edukacije približi istraživačima u Srbiji, kao i da se

započne proces uvođenja sistema i modela za predviđanje uspeha studenata na visokoškolskim obrazovnim institucijama.

Ključne reči: poslovna inteligencija, otkrivanje zakonitosti u podacima iz oblasti edukacije, visokoškolsko obrazovanje, predukcija uspeha studiranja, regresija, neuronska mreža

Naučna oblast: Tehničke nauke

Uža naučna oblast: Modelovanje poslovnih sistema i poslovno odlučivanje

UKD broj: _____

BUSINESS INTELLIGENCE USAGE FOR ANALYSIS AND PREDICTION OF UNIVERSITY STUDENTS' SUCCESS

Abstract:

Lifelong education and constant training, represents one of the basic paradigms of progress of modern society, based on the technical-technological development and global business. Education and learning has become much faster, followed by IT evolution and technology progress, leading to new scientific knowledge and application, but also the development of new scientific fields. At the beginning of the XXI century, there was a new area of science, as a discipline of business intelligence, to discover the relations of the data in the field of education - Educational Data Mining, which deals with the development of methods for analyzing and determination of the legality of the data coming from the field of education and uses its methods to better understand the behavior of students and realization of teaching progress.

The subject of the PhD thesis presents the possibility of applying business intelligence in education, in order to identify the key factors of student's success in order to improve the higher education process. Determining the most important variables of a student from his/her origin and high school, success in the first year of undergraduate studies, through their influence and the correlation with the overall success of the studies, to the ability to accurately predict success at the end of the studies, using methods, techniques and tools of the business intelligence, is the central subject of dissertation. PhD thesis analyzes current research and knowledge in the field of data mining in education in detail, especially in the field of higher education, on the basis of which the need for proposing a new approach and method for predicting performance indicators of study in higher education institutions is perceived. Dissertation, also proposes original software solution—application for analysis, monitoring and forecasting the success of students at the undergraduate level, as part of an integrated portal for the exchange of knowledge and information between student and faculty. By applying the methods and techniques of the business intelligence, the implementation of the developed models to predict the success of the study was made, as well as the result verification of the data base of students of the Faculty of Organizational Sciences, University of Belgrade.

PhD dissertation is structured in 12 chapters. Objectives, hypotheses, as well as the plan for the implementation of research and doctoral dissertations are being presented in the introductory chapter. Then the next two chapters provide the basic concepts of business intelligence and data mining, including the analysis and systematization of knowledge and extensive research literature on data mining in the field of higher education. The fourth chapter provides a basic outline of the projected research model, especially in terms of software support used for the implementation of research, as well as sources and data structures that are used. In the fifth chapter concepts of descriptive and comparative analysis are being applied, for a detailed definition of data structures, mutual dependencies and correlations within the data. From the sixth to the eighth chapter, the

development of predictable model in RapidMiner, Clementine and Matlab software environment is introduced, by using the regression, decision trees, support vector machines, artificial neural networks and the ninth chapter provides a comparative analysis of prediction model performance that was previously developed, as well as the identification attributes on the influences of the study success. The basic structure and functionality of the information system for analysis and monitoring the performance of higher education is being presented in the tenth chapter. The eleventh chapter provides concluding remarks and summarizes the key results, as well as the basic guidelines for further development and improvement of predicative models, while the doctoral dissertation itself ends with the twelfth chapter, in which an overview of the bibliography is provided. PhD dissertation contains two documents as enclosures. The first enclosure provides a detailed specification of cases where the developed information system for analyzing and monitoring performance of studies is used. Functionalities and options of the developed information system are shown through a detailed presentation of the user interface, with synthetic and analytical analysis of data about the performance and success of the influential factors is presented in the second attachment.

In the dissertation, a comprehensive research project in this area is presented with the application of methods and techniques of business intelligence in order to carry out analysis and to predict the success of students at the undergraduate level, which can also represent and support the effective management of higher education at the institutions to take decisions aimed at improving the implementation of the educational process. The developed models should help professors in the early identification of students with whom they can work, students who have the ambition of constant training and advanced education, but also students who need extra or additional training to improve and enhance their knowledge. The model may be useful to students, as well as an insight into predictable success in university based on existing habits of learning, working and evaluation, and would also benefit the companies that want to timely identify students as potential future apprentices or employees.

The final result of the thesis is reflected in the recommendation of using 14 models that achieve greater accuracy of 90% for prediction of the average study grade, the average length of study or an assessment on professional courses on the fourth year of study, as well as the established factors and variables that are crucial for determining academic success. The research results will help to analyze the issue of further introduction of systems and models for predicting the success of students in higher educational institutions, as well as to determine the detailed requirements to be achieved by future students and how they can achieve more and be more successful. Also, the survey results can be used by other higher educational systems (eg. Master academic studies) with minimal upgrades and updates, all with the goal of promoting and improving the entire process of academic education. An integrated system for monitoring the success of students during undergraduate studies is developed, which can help higher education institutions to make informed decisions and direct training in optimal direction when creating the curriculum. Conducted research results in the thesis will help bring educational data mining closer to researchers in Serbia, as well

as to begin the process of introducing systems and models for predicting the success of students in higher educational institutions.

Keywords: business intelligence, educational data mining, university education, study success prediction, regression, neural network

Scientific Area: Technical Sciences

Specific Scientific Area: Business systems modeling and business decisions

UKD Number: _____

Sadržaj

1. UVOD	1
1.1. DEFINISANJE PREDMETA ISTRAŽIVANJA	1
1.2. CILJEVI ISTRAŽIVANJA	2
1.3. POLAZNE HIPOTEZE	2
1.4. METODI ISTRAŽIVANJA	3
1.5. PLAN ISTRAŽIVANJA I STRUKTURA RADA.....	4
2. KONCEPT OTKRIVANJA ZAKONITOSTI U PODACIMA I POSLOVNE INTELIGENCIJE.....	5
2.1. KONCEPT POSLOVNE INTELIGENCIJE.....	5
2.2. OTKRIVANJE ZAKONITOSTI U PODACIMA - OZP.....	8
2.3. POSLOVNA INTELIGENCIJA I EDUKACIJA	11
3. OTKRIVANJE ZAKONITOSTI U PODACIMA IZ OBLASTI EDUKACIJE – EDUCATIONAL DATA MINING.....	14
3.1. DEFINISANJE EDM-A	14
3.2. RAZVOJ EDM-A	15
3.3. ISTRAŽIVAČKO POREKLO EDM-A	17
3.4. PROCES OTKRIVANJA ZNANJA U OBLASTI EDUKACIJE.....	21
3.5. CILJEVI I PRIMENA EDM-A.....	24
3.6. METODE EDM-A	26
3.7. RAZVOJ APLIKACIJA I PRAKTIČNA PRIMENA EDM-A	29
4. PROJEKTOVANJE MODELA I NAČIN ISTRAŽIVANJA.....	33
4.1. SOFTVERSKA PODRŠKA ZA REALIZACIJU ISTRAŽIVANJA.....	33
4.1.1. <i>SPSS</i>	33
4.1.2. <i>RapidMiner</i>	33
4.1.3. <i>Clementine</i>	33
4.1.4. <i>MatLab</i>	34
4.1.5. <i>QlikView</i>	34
4.2. SKUP PODATAKA ZA ISTRAŽIVANJE.....	35
4.3. NAČIN REALIZACIJE ISTRAŽIVANJA.....	36
5. STATISTIČKA ANALIZA PODATAKA.....	37
5.1. ANALIZA VARIJABLI	37
5.1.1. <i>Deskriptivna statistika</i>	37
5.1.2. <i>Deskriptivna statistika po polu</i>	38
5.1.3. <i>Deskriptivna statistika po statusu upisa</i>	39
5.1.4. <i>Deskriptivna statistika po studijskom programu</i>	40
5.2. KOMPARIJACIJA OCENA SA PRVE GODINE STUDIJA SA PROSEČNOM OCENOM NA KRAJU STUDIJA I PROSEČNOM DUŽINOM STUDIRANJA	41
5.2.1. <i>Odnos prosečne ocene na kraju studija i ocena na predmetima prve godine</i>	41
5.2.2. <i>Odnos prosečne dužine studiranja i ocena na predmetima prve godine</i>	42
5.3. ANALIZA VARIJANSI – ANOVA	43
5.3.1. <i>ANOVA po regionima iz kojih studenti dolaze na studije</i>	43
5.3.2. <i>ANOVA po kategorijama srednjih škola iz kojih studenti dolaze na studije</i>	45

6. PREDIKCIJA U SOFTVERSKOM OKRUŽENJU RAPIDMINER	49
6.1. PROCESI KORIŠĆENI U RAZVOJU MODELA U RAPIDMINER-U	49
6.1.1. <i>Jednostavan proces</i>	50
6.1.2. <i>Složen proces</i>	51
6.2. RAZVOJ MODELA U RAPIDMINER-U PO CRISP-DM METODOLOGIJI	53
6.3. REZULTATI PREDVIĐANJA INDIKATORA USPEŠNOSTI STUDIRANJA U RAPIDMINER-U.....	55
6.3.1. <i>Predviđanje prosečne ocene na kraju studija</i>	55
6.3.2. <i>Predviđanje prosečne dužine studiranja</i>	58
6.3.3. <i>Predviđanje ocena na stručnim predmetima na 4. godini osnovnih akademskih studija</i>	60
7. PREDIKCIJA U SOFTVERSKOM OKRUŽENJU CLEMENTINE	66
7.1. KONCEPT CLEMENTINE RAZVOJNOG OKRUŽENJA.....	66
7.2. KONCEPTI RAZVOJA MODELA ZA ANALIZU I PREDVIĐANJE U CLEMENTINI	68
7.2.1. <i>Koncept modela regresione analize</i>	68
7.2.2. <i>Koncept modela stabla odlučivanja</i>	69
7.2.3. <i>Koncept modela neuronske mreže</i>	70
7.3. RAZVOJ MODELA U CLEMENTINI.....	70
7.3.1. <i>Predviđanje uspeha studiranja na osnovu ličnih podataka i ocena sa prve godine studija</i> ... 71	
7.3.2. <i>Predviđanje uspeha studiranja na osnovu ocena sa prve godine studija</i>	73
7.3.3. <i>Predviđanje uspeha studiranja na osnovu ličnih podataka studenata</i>	75
7.3.4. <i>Predviđanje dužine studiranja na osnovu ličnih podataka i ocena sa prve godine studija</i>	76
7.3.5. <i>Predviđanje dužine studiranja na osnovu ocena sa prve godine studija</i>	78
7.3.6. <i>Predviđanje dužine studiranja na osnovu ličnih podataka studenata</i>	80
7.3.7. <i>Predviđanje ocena iz stručnih predmeta sa 4. godine studija</i>	81
8. PREDIKCIJA U SOFTVERSKOM OKRUŽENJU MATLAB	92
8.1. VEŠTAČKE NEURONSKE MREŽE	92
8.1.1. <i>Biološke i veštačke neuronske mreže</i>	92
8.1.2. <i>Elementi veštačke neuronske mreže</i>	93
8.1.3. <i>Učenje veštačkih neuronskih mreža</i>	94
8.1.4. <i>Veštačke neuronske mreže u sistemu za podršku odlučivanju</i>	97
8.2. RAZVOJ NEURONSKIH MREŽA ZA PREDIKCIJU USPEŠNOSTI STUDIRANJA	98
8.2.1. <i>Predviđanje uspeha studiranja na osnovu ličnih podataka i ocena sa prve godine studija</i> ... 98	
8.2.2. <i>Predviđanje uspeha studiranja na osnovu ocena sa prve godine studija</i>	100
8.2.3. <i>Predviđanje uspeha studiranja na osnovu ličnih podataka studenata</i>	101
8.2.4. <i>Predviđanje dužine studiranja na osnovu ličnih podataka i ocena sa prve godine studija</i> ..	102
8.2.5. <i>Predviđanje dužine studiranja na osnovu ocena sa prve godine studija</i>	103
8.2.6. <i>Predviđanje dužine studiranja na osnovu ličnih podataka studenata</i>	104
8.2.7. <i>Predviđanje ocena iz stručnih predmeta sa 4. godine studija</i>	105
9. KOMPARATIVNA ANALIZA REZULTATA PREDIKCIJE.....	115
9.1. PREDIKCIJA PROSEČNE OCENE STUDIJA.....	115
9.2. PREDIKCIJA PROSEČNE DUŽINE STUDIRANJA	116
9.3. KOMPARATIVNA ANALIZA PREDVIĐANJA OCENA IZ PREDMATA SA 4. GODINE STUDIJA	118
9.3.1. <i>Komparativna analiza predviđanja ocena sa studijskog programa Informacioni sistemi i tehnologije</i>	119

9.3.2. Komparativna analiza predviđanja ocena sa studijskog programa Menadžment i organizacija	120
10. DOKUMENTACIJA SISTEMA ZA PRAĆENJE I PREDVIĐANJE USPEŠNOSTI STUDIRANJA NA FAKULTETU ORGANIZACIONIH NAUKA.....	123
10.1. OPIS PROBLEMA.....	123
10.1.1. Verbalni opis.....	123
10.1.2. Korisnici	124
10.1.3. Ciljevi.....	124
10.2. SPECIFIKACIJA ZAHTEVA I SLUČAJEVI KORIŠĆENJA	124
10.2.1. Specifikacija zahteva po svakoj grupi korisnika.....	124
10.2.2. Specifikacija slučajeva korišćenja po svakoj grupi korisnika.....	126
10.2.3. Model objekti-veze.....	128
10.2.4. Relacioni model.....	130
10.3. PROJEKTOVANJE SOFTVERSKOG SISTEMA.....	130
10.4. ARHITEKTURA SOFTVERSKOG SISTEMA	130
10.5. STRUKURA KORISNIČKOG INTERFEJSA I PROJEKTOVANJE EKRANSKIH FORMI.....	131
10.5.1. Osnovni korisnički interfejs za aktora Dekanat.....	132
10.5.2. Osnovni korisnički interfejs za aktora Nastavnik	135
10.5.3. Osnovni korisnički interfejs za aktora Student.....	136
10.5.4. Osnovni korisnički interfejs za aktora Srednjoškolac	137
11. ZAKLJUČAK I SMERNICE BUDUĆEG ISTRAŽIVANJA	138
12. LITERATURA.....	141
PRILOG A	149
PRILOG B	167

1. Uvod

Civilizaciju i istoriju nemoguće je zamisliti bez želje čoveka za istraživanjem i izučavanjem nepoznatog, pomeranjem granica i normi. Ostvariti zamisao, realizovati plodove uma – oduvek je ljudima predstavljao smisao postojanja. Skoro da nema svesne aktivnosti kojoj ne predstoji rešavanje intelektualnih problema. Može se reći da je sadašnji nivo problema za obradom podataka i informacija posledica složenosti i obima savremenih intelektualnih problema u raznim oblastima ljudske delatnosti. Za rešavanje intelektualnih problema, za donošenje pravih odluka moraju se osigurati istinite, tačne i pravovremene informacije. Poslovna inteligencija kao naučna oblast koja treba da upravlja informacijama, pomaže u otkrivanju zakonitosti u podacima, donošenju odluka i daljoj distribuciji informacija, te tako zauzima sve višu poziciju na vrhu tehnoloških potreba za daljim razvojem i usavršavanjem. U vreme brzih društvenih i ekonomskih promena zasnovanih na novim saznanjima, tehnologijama i proizvodima, vrednost i upotrebljivost stečenih znanja je sve kraća, zbog čega je ulaganje u nauku, obrazovanje, obuku i razvoj kadrova najbolja dugoročna strategija za postizanje konkurentnosti. Otkrivanje zakonitosti u podacima koji dolaze iz oblasti edukacije je samo jedan od koraka za otkrivanje novih saznanja, oblika ponašanja, prilagođavanja i osavremenjivanja procesa obrazovanja, te je ova doktorska disertacija mali doprinos unapređenju procesa visokoškolske edukacije.

1.1. Definisane predmeta istraživanja

Kontinualan napredak savremenog društva, koji je praćen razvojem tehnologije i globalnim poslovanjem, kao nužnost nameće potrebu da se konstantno vodi briga o obrazovanju i stalnom usavršavanju. Predmet doktorske disertacije predstavlja mogućnost primene poslovne inteligencije u obrazovanju, kako bi se identifikovali ključni činioci uspeha studenata radi poboljšanja visokoškolskog obrazovnog procesa. Utvrđivanje najznačajnijih varijabli o studentu, od sredine iz koje dolazi i završene srednje škole, uspeha na prvoj godini osnovnih akademskih studija, preko njihovog uticaja i korelacije sa celokupnim uspehom studiranja, do mogućnosti preciznog predviđanja uspeha na kraju studija, primenom metoda, tehnika i alata poslovne inteligencije, predstavlja centralni predmet istraživanja disertacije.

U disertaciji će biti korišćene tehnike i alati poslovne inteligencije za analizu i razvoj modela za predviđanje uspeha studenata, zasnovanog na ključnim karakteristikama studenata i faktora koji utiču na njihov uspeh, radi unapređenja i poboljšanja kvaliteta visokoškolskog obrazovanja. Razvijeni modeli bi trebalo da pomognu nastavnicima u ranoj identifikaciji studenata sa kojima mogu da ostvare dobru saradnju, pomognu u razvoju njihovog naučnog i profesionalnog potencijala, studenata koji imaju ambicije konstantnog usavršavanja i napredne edukacije, ali i studenata kojima je potrebna dodatna, dopunska edukacija kako bi poboljšali i unapredili svoje znanje. Modeli bi koristili i studentima, koji bi imali mogućnost uvida u prediktovani uspeh na fakultetu na osnovu postojećih navika učenja, rada i ocena, te da tako mogu da procene da li su im postavljeni ciljevi realni ili je potrebno da nešto koriguju tokom studija. Takođe, koristio bi i kompanijama da na vreme identifikuju studente kao potencijalne buduće praktikante ili zaposlene, nudeći im mnogostruke vidove saradnje, a što će njima (kompanijama) omogućiti bolji poslovni status.

1.2. Ciljevi istraživanja

Cilj istraživanja je sprovođenje celovitog istraživačkog poduhvata sa primenom poslovne inteligencije i otkrivanja zakonitosti u podacima za potrebe brojnih analiza i predviđanja ponašanja i uspeha studenata na osnovnim akademskim studijama, u cilju podrške menadžmentu visokoškolskih institucija za donošenje odluka u cilju realizacije i poboljšanja nastavnog i edukativnog procesa, kao i kreiranje novih i aktuelnih obrazovnih programa (na osnovu iskazanih potreba privrede i društva).

Naučni cilj rada se ogleda u definisanju i razvoju modela i metoda za predviđanje uspeha studiranja na visokoškolskim obrazovnim institucijama kao osnove za poboljšanje nastavnog procesa shodno karakteristikama studenata. Konačni rezultati disertacije daće doprinos formalizaciji i standardizaciji procesa predviđanja ukupnog uspeha studenata tokom školovanja na osnovnim akademskim studijama, obezbeđujući bolje parametre predikcije u odnosu na referentne radove, kao i definisanju faktora koji su ključni za determinisanje ukupnog uspeha studenta.

U disertaciji će, kroz primere, biti predstavljene mogućnosti razvoja modela zasnovanih na različitim metodama i algoritmima, urađena komparativna analiza rezultata i predstavljene potencijalne primene tih modela na visokoškolskim ustanovama. Izgradnjom modela za analizu i predviđanje uspeha studenata, kao i njegovom realizacijom u softverskom okruženju, koje će ga učiniti širokodomstupnim, pruža se mogućnost za objektivnijim sagledavanjem uspeha fakulteta i studenata.

1.3. Polazne hipoteze

Opšta hipoteza razvijena u okviru istraživanja, polazeći od postavljenih ciljeva i zadataka istraživanja glasi:

H1: Primena metoda i tehnika poslovne inteligencije za predviđanje uspeha studenata može doprineti boljem kvalitetu obrazovnog procesa i poboljšati ga shodno karakteristikama studenata.

Posebne hipoteze:

H1.1: Uspeh studenata na visokoškolskim institucijama može da se modeluje na osnovu ocena sa prve godine studija, regiona iz kojeg student dolazi, završene srednje škole i uspeha u njoj.

H1.2: Uspeh studenata osnovnih akademskih studija (prosečna ocena, dužina studiranja) moguće je predvideti bolje u odnosu na referentne radove.

H1.3: Moguće je napraviti model koji koreliše faktore uspeha studenata sa karakteristikama studenata i faktorima uspeha zaključno sa prvom godina studija.

1.4. Metodi istraživanja

Osnovni metodi istraživanja baziraju se na postojećim teorijskim rezultatima i eksperimentalnom radu u navedenoj oblasti. Sakupljanje i proučavanje dostupne literature, njena analiza i sistematizacija, a sve sa ciljem da se pokaže opravdanost i korisnost razvoja novog modela za poboljšanje nastavnog procesa shodno karakteristikama studenata na osnovnim akademskim studijama, biće predstavljene u doktorskoj disertaciji. Eksperimentalni deo rada će se ogledati na raznorodnim primenama alata i tehnika poslovne inteligencije u cilju analize i predviđanja ponašanja i uspeha studenata tokom osnovnih akademskih studija.

Osnovni metodi istraživanja koji će se koristiti pri rešavanju postavljenog problema su sledeći:

- metodi analize podataka;
- metodi sinteze;
- metodi kompilacije;
- metodi statističkih analiza;
- komparativni metodi;
- metodi modelovanja;
- metodi poslovne inteligencije.

Metodi analize podataka biće korišćeni za definisanje osnovnih koncepata i relacija među postojećim podacima, putem deskriptivnih značajnosti varijabli i njihove uloge u realnom sistemu. Primenom metodi sinteze će se omogućiti sintetizovanje i uopštavanje jednostavnih sudova u složenije, čime se teži u izgradnji teorijskog znanja u pravcu od posebnog ka opštem, dok će se komparativni metodi koristiti kroz postupak uporedne analize značajnosti rezultata istraživanja i modela, a sa ciljem da se utvrde njihove sličnosti u ponašanju i razlika među njima. Metodi kompilacije će biti primenjeni u smislu sagledavanja, analize i preuzimanja rezultata naučnoistraživačkog rada, odnosno opažanja, stavova, zaključaka i spoznaja referentnih autora iz oblasti, pri čemu će se ovi metodi upotrebiti i u kombinaciji i sa drugim metodima u naučnoistraživačkom radu, a pre svega sa ciljem identifikacije postojećih rezultata i rešenja. Korišćenjem standardnih statističkih metodi i testova biće izvršeno merenje relevantnosti, značajnosti i korelacije određenih varijabli, parametara na kojima će se bazirati model za predviđanje uspeha studenata. Metodi poslovne inteligencije i utvrđivanja zakonitosti u podacima će se koristiti za definisanje odnosa, relacija i veza između podataka, odnosno uticaja ulaznih varijabli na rezultujuću izlaznu varijablu, te će se od posebnih metodi koristiti modeli neuronskih mreža, stabala odlučivanja i regresioni modeli. Metodi modelovanja će se koristi prilikom izrade modela za predviđanje uspeha studiranja, kao i prilikom razvoja modela softverske aplikacije putem koje će biti obezbeđen kontinualan uvid i studentima i nastavnom osoblju fakulteta u ostvareni i predviđeni uspeh na osnovnim akademskim studijama, sa ciljem da dobijeni rezultati i unapređenja modela daju efikasnija i efektivnija rešenja u odnosu na postojeće referentne radove. Tokom istraživanja biće korišćeno nekoliko softverskih okruženja, kao što su softverski paket RapidMiner, Clementine, SPSS, MatLab.

U eksperimentalnom delu će biti izvršena evaluacija razvijenog modela za predviđanje uspeha studenata na osnovu podataka iz baze studentske službe Fakulteta organizacionih nauka Univerziteta u Beogradu. Dobijeni rezultati eksperimenta treba da potvrde opštu hipotezu o faktorima koji utiču na uspeh studenata kao osnove za unapređenje obrazovnog procesa. Tokom

analize rezultata biće utvrđeno koji faktori značajno utiču na uspeh studiranja, kao i da li bi na osnovu manjeg broja ulaznih varijabli bilo moguće precizno predvideti uspeh studiranja. Takođe će biti istraženo da li postoje značajne razlike u pogledu uspeha na studijama u zavisnosti od sredine iz koje je student došao na studije, u pogledu uticaja geografskog i socio-ekonomskog porekla, kao i prethodno završene srednje škole. Dobijeni rezultati istraživanja biće tekstualno opisani i dodatno pojašnjeni putem tabela, slika i dijagrama sa uporednim rezultatima. Nakon sprovedenih analiza i predviđanja, rezultati će biti prikazani putem softverske aplikacije u programskom okruženju QlikView, koja se zasniva na osnovama objektno-orijentisanog programiranja, sa ciljem veće pristupačnosti i primene prethodno dobijenih rezultata.

1.5. Plan istraživanja i struktura rada

Doktorska disertacija je organizovana u okviru 12 poglavlja, gde su u uvodnom poglavlju predstavljeni ciljevi, hipoteze i sam plan realizacije i istraživanja doktorske disertacije. U drugom poglavlju doktorske disertacije biće predstavljeni osnovni koncepti poslovne inteligencije i otkrivanja zakonitosti u podacima, sa osvrtom na osnovne pojmove, pristupe, metode i primene. Takođe, biće predstavljen i razvoj relativno mlade naučne oblasti, Educational Data Mining, specijalizovane za otkrivanje zakonitosti u podacima koji dolaze iz oblasti edukacije. Pregled i sistematizacija postojećih istraživanja, metoda, modela i tehnika analize i predviđanja iz oblasti otkrivanja zakonitosti u podacima u oblasti visokoškolske edukacije, kao i kritička analiza relevantnih izvora literature biće obrađena u trećem poglavlju. Četvrto poglavlje će dati osnovni prikaz projektovanog modela istraživanja, pre svega u pogledu korišćene softverske podrške za realizaciju istraživanja, kao i izvora i strukture podataka koji će se koristiti u okviru doktorske disertacije. U petom poglavlju biće primenjeni koncepti deskriptivne i komparativne analize, kao i ANOVA test, za detaljnije utvrđivanje strukture podataka, međusobnih zavisnosti i korelacija unutar podataka, sa posebnim osvrtom na uticaj ostvarene prosečne ocene na ostale varijable iz skupa podataka. U okviru šestog poglavlja, biće razvijeni modeli putem jednostavnih i složenih procesa u RapidMiner softverskom okruženju korišćenjem linearne regresije, mašina sa vektorima podrške i veštačkih neuronskih mreža. Razvoj modela za predikciju uspešnosti studiranja u softverskom okruženju Clementine korišćenjem regresionih modela, kao i modela stabala odlučivanja i veštačkih neuronskih mreža biće prikazani u sedmom poglavlju. Korišćenje sistema veštačkih neuronskih mreža u Matlab programskom okruženju, kroz detaljan i korisniku prilagođen razvoj analitičkih modela predikcije uspešnosti studiranja, biće predstavljeni u osmom poglavlju. Deveto poglavlje pruža komparativnu analizu performansi prethodno razvijenih predikcionih modela, kao i identifikaciju najuticajnijih atributa na uspeh studiranja. Osnovni koncepti i koraci razvoja informacionog sistema za analizu i praćenje uspešnosti visokoškolske edukacije, kroz specifikaciju slučajeva korišćenja, prikaz modela objekti-veze, arhitekturu softverskog sistema i bazični korisnički interfejs biće prikazani u desetom poglavlju. Jedanaesto poglavlje pruža zaključna razmatranja i sumarizaciju ključnih rezultata, kao i osnovne smernice za dalji razvoj i unapređenje predikativnih modela, dok se sama doktorska disertacija završava sa dvanaestim poglavljem u kojem će biti dat pregled korišćene literature. U prilogu doktorske disertacije, biće dostupna dva dokumenta, gde se u prvom prilogu daje detaljna specifikacija svih slučajeva korišćenja razvijenog informacionog sistema za analizu i praćenje uspešnosti studiranja. U drugom prilogu će biti predstavljene mogućnosti takvog informacionog sistema, putem detaljnog prikaza korisničkog interfejsa, sa sintetičkom i analitičkom analizom podataka o performansama uspeha i uticajnih faktora.

2. Koncept otkrivanja zakonitosti u podacima i poslovne inteligencije

Sve dinamičnije životno, društveno, ekonomsko i političko okruženje i brze promene vode nas u pravcu traženja novih mogućnosti za povećanje konkurentnosti i efikasnije upravljanje različitim izvorima podataka. Za donošenje pravih odluka moraju se osigurati verodostojne, precizne i pravovremene informacije, te poslovna inteligencija polako zauzima mesto na vrhu tehnoloških potreba za daljim razvojem i usavršavanjem. Može se reći da projekti poslovne inteligencije:

- Produžuju životni vek projekata informacionih tehnologija;
- Zahtevaju relativno mala ulaganja i predstavljaju nisko rizične projekte;
- Omogućuju siguran, ali i brz i veliki, povratak uloženih sredstava.

2.1. Koncept poslovne inteligencije

Termin poslovna inteligencija je prvi put upotrebio istraživač IBM-a, Hans Peter Luhn 1958. godine. Ovom pojmu 1989. godine Howard Dresner je dodelio definiciju koju ima i danas, ali je u širu upotrebu termin ušao tek krajem 1990-tih. Danas postoje različite definicije poslovne inteligencije:

- Poslovna inteligencija (eng. *Business Intelligence*) predstavlja korišćenje svih potencijala podataka i informacija u preduzeću radi donošenja boljih poslovnih odluka i u skladu s tim identifikaciju novih poslovnih mogućnosti, (Luhn, 1958).
- Poslovna inteligencija uključuje tehnologije koje korisnicima u poslovanju omogućavaju pristupanje, analiziranje i korišćenje podataka radi sticanja informacija neophodnih za valjano odlučivanje i upravljanje, kao i aplikativne programe, programe koji podržavaju odlučivanje, postavljaju upite i daju izveštaje, obavljaju on-line analitičke obrade, obavljaju statističke analize, utvrđuju zakonitosti među podacima, predviđanje, (Turban et al., 2011).
- Poslovna inteligencija pomaže korisnicima da se odluke koje donose više oslanjaju na informacije i koristi se, između ostalog, za optimizaciju poslovnih planova i poslovnih procesa, kao i za predviđanje potencijalnih problema, (Rud, 2009).

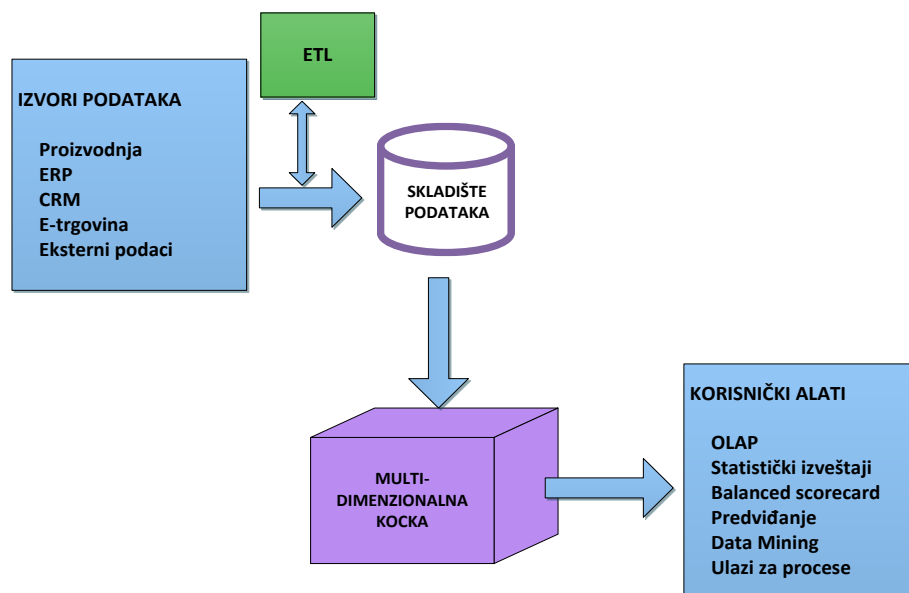
Sam pojam poslovne inteligencije se danas koristi za širok spektar tehnologija, softverskih platformi, specifičnih aplikacija i procesa, poput otkrivanja zakonitosti u podacima, ekspertnih sistema, zaključivanja na osnovu slučajeva, te se posmatra sa tri aspekta:

- Donošenje boljih odluka za kraći vremenski period;
- Prevođenje podataka u informaciju, i nakon toga u znanje;
- Racionalano upravljanje, (Suknović et al., 2005; Suknović et al., 2010).

Do sada je najveći broj kompanija alate poslovne inteligencije koristio za donošenje strateških i taktičkih odluka, koje su po prirodi dugoročnog dejstva, ali je i period njihovog donošenja dugo trajao. Za dobijanje informacija korišćeni su i podaci koji su prikupljeni i skladišteni čak i godinama. Alati strateške poslovne inteligencije u današnje vreme su namenjeni top menadžmentu i izvršnim direktorima kao pomoć u ispunjavanju dugoročnih strateških ciljeva kao što je smanjenje troškova, povećanje dobiti, širenje tržišta itd. Većina alata poslovne inteligencije do pre par godina bila je fokusirana na taktičku poslovnu inteligenciju koja pomaže kompanijama u realizaciji ciljeva čije je ispunjenje predviđeno u narednih nekoliko dana, nedelja ili meseci, kao što je, na primer, neka marketinška kampanja. Većina aplikacija ovog tipa bila je namenjena korisnicima - ekspertima kao što su poslovni analitičari. Tokom vremena ove aplikacije su prilagođene i

korisnicima poput nižih menadžera koji nisu toliko stručni u analizi. Bilo je neophodno razviti alate i tehnike koje će korisnicima pomoći u donošenju odluka na dnevnoj bazi, i koje će moći da koriste i korisnici nižeg ranga u kompanijama. Takav skup alata i tehnika u sektoru poslovne inteligencija naziva se operativna poslovna inteligencija, i danas je oblast u okviru poslovne inteligencije koja se najbrže razvija.

Poslovna inteligencija kao rešenje sadrži tehnologije i proizvode čiji je cilj da obezbede informacionu podršku kada treba doneti operativne i strateške poslovne odluke. Ključne tehnologije poslovne inteligencije su: OLAP (OnLine Analytical Processing), Data Mining (neuronske mreže, stabla odlučivanja, klaster analiza i tekst mining), Data Warehousing, BSC (Balanced Scorecard – metodologija menadžmenta performansi koja omogućava ispunjenje vizije, strategija i dugoročnih ciljeva povezujući ih sa specifičnim, merljivim ciljevima i sistemom mera performansi i kratkoročnim akcijama) i drugi, Slika 1.



Slika 1. Konceptualna arhitektura poslovne inteligencije (modifikovano Han & Kamber, 2006)

Alati poslovne inteligencije se mogu klasifikovati na sledeći način:

- *Spreadsheetovi*, poput onih u Microsoft Office Excel-u;
- *Softveri za izveštavanje i upite* – alati koji ekstrahuju, sortiraju, sumiraju i prezentuju odabrane podatke;
- *OLAP - OnLine Analytical Processing* je akronim za savremeni, interaktivni proces formiranja, analiziranja, upravljanja podacima i izveštavanja o njima. U osnovi koncepta su tzv. OLAP kocke koje predstavljaju višedimenzionalne nizove podataka koje olakšavaju njihovo procesuiranje;
- *Digitalne kontrolne table* (vrste korisničkih interfejsa);
- *Data mining* predstavlja skup alata i tehnika čija je uloga iznalaženje informacija iz velikih skupova podataka i otkrivanje zakonitosti među njima;
- *Process mining* se odnosi na tehnike analize poslovnih procesa na osnovu događaja, naročito kada se radi o nestrukturiranim problemima, u smislu da se procesi ne mogu formalno opisati, ili je dokumentacija koja ih opisuje nepotpuna.

- *Business Process Management* - Oblast analitičke poslovne inteligencije, koja se najbrže razvija, je oblast menadžmenta poslovnih performansi (BPM). Operativne BPM aplikacije ne samo da se bave analizom performansi poslovnih procesa, već i upoređivanjem izmerenih performansi sa poslovnim ciljevima. Rezultati ovakvih analiza najčešće se prikazuju pomoću kontrolnih tabli, ali i korišćenjem portala, e-pošte, poruka...

Poslovna inteligencija je često mesto "sukoba" između informacija koje se dobijaju od IT sektora i poslovnih i krajnjih korisnika. Pružajući mogućnost krajnjim korisnicima da sagledaju ciljeve, metode i poslovanje na nivou cele kompanije, standardizovana poslovna inteligencija omogućuje samoj kompaniji da objedini i optimizuje tok informacija kao zaseban poslovni proces, sa ciljem transparentnosti i boljih performansi u poslovanju. Rezultati takvog načina organizovanja se mogu predstaviti kao:

- Blagovremeno i pravovremeno izveštavanje i donošenje poslovnih odluka;
- Lakša i brža multi faktorska analiza podataka, koja omogućuje otkrivanje novih poslovnih prilika;
- Racionalnije upravljenje troškovima;
- Bolje upravljanje rizikom poslovanja;
- Povećanje kompetitivne prednosti, (Rud, 2009).

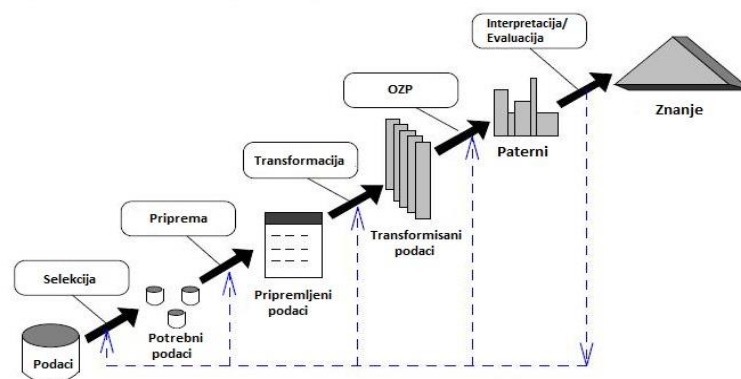
Često se prilikom donošenja odluka donosioci odluka oslanjaju na svoje iskustvo, na svoje shvatanje poslovnog problema i poslovnog plana što dovodi do toga da odluke postaju statične, tj. donosilac odluke će različite probleme rešiti na isti način ali ponekad i isti problem rešiti na različite načine. Imajući ovu u vidu, zadatak poslovne inteligencije je da ukaže donosiocu odluke na dinamičnost podataka i tržišta kako bi se donele ispravne odluke. Jedini način da se donesu ispravne odluke jeste da se prikupljeni podaci pretvore u informacije, a koje donosilac odluke može upotrebiti, tj. da prikupljene podatke pretvori u znanje. Poslovna inteligencija služi za podršku odlučivanju na taktičkom i strateškom nivou menadžmenta, pa se može zaključiti da se koristi za polustrukturirane i nestrukturirane situacije odlučivanja, (Rud, 2009). Veoma bitnu ulogu u poslovnoj inteligenciji imaju podaci i znanje, tj. postupak pretvaranja podataka u znanje. Prilikom otkrivanja znanja mogu se uočiti paterni koji, takođe, imaju veoma bitnu ulogu u sistemima poslovne inteligencije. Centralni deo modela čini proces otkrivanja znanja u podacima predstavljen preko različitih paterna odlučivanja. Kako osnov za donošenje poslovne odluke predstavlja znanje, cilj poslovne inteligencije kao podrške odlučivanja je da na osnovu raspoloživih podataka predloži akciju (odluku) koju donosilac odluke treba da sprovede kada se pojavi problem ili predvidi neku situaciju. Rešenje kao deo znanja u poslovnoj inteligenciji predstavlja predlog akcije koji se predlaže donosiocu odluke. Pored toga veoma bitan je i sam razvoj i primena modela poslovne inteligencije koji ima za cilj da omogući donošenje ispravnih upravljačkih odluka. Definisanjem standarda zasnovanih na poslovnoj inteligenciji, organizacija može da uštedi značajna finansijska sredstva u budućem poslovanju, poboljša kontrolu nad tokom informacija, da unapredi svoje poslovanje, pre svega u saradnji sa dobavljačima i klijentima, postigne bolje pozicioniranje na tržištu. Savremena poslovna rešenja poslovne inteligencije omogućavaju kompanijama da same utvrde i definišu potrebu za standardizacijom poslovne inteligencije i njenom primenom na nivou organizacije, a sve to u smeru da postignu kompetitivnu konkurentsku prednost i učine da donošenje odluka bude pouzdanije, efikasnije i efektivnije.

Poslovna inteligencija može se primeniti na različite sfere poslovanja u cilju (Turban, 2011):

- Merenja - program koji stvara hijerarhiju učinka metrike i repera koji obaveštava donosiocce odluka o napretku ka poslovnim ciljevima (*Business Process Management*);
- Analitike - kvantifikacija poslovnih procesa, kako bi se donele najprihvatljivije odluke i omogućilo definisanje poslovnog znanja, kroz proces koji uključuje otkrivanje zakonitosti među podacima, statističku analizu, analitiku predviđanja, intuitivno modeliranje, modeliranje poslovnih procesa;
- Izveštavanje/poslovnog izveštavanja - definisanje kvalitetne infrastrukture za strateško izveštavanje, koja bi služila nosiocima strateškog menadžmenta za donošenje odluka i upravljanje, uključujući izvore iz izvršnih informacionih sistema i OLAP-a;
- Kolaborativna platforma - Objedinjavanje različitih izvora i tipova podataka u jedinstveni sistem;
- Upravljanje znanjem - definisanje dobrog načina za upravljanje podacima u organizacijama primenom poslovne strategije i iskustva, kroz identifikaciju, kreiranje, predstavljanje, distribuiranje i reprezentovanje poslovnog znanja iz podataka.

2.2. Otkrivanje zakonitosti u podacima - OZP

Usled sve veće količine podataka dostupne u nauci, poslovanju, industriji, medicini i drugim oblastima, postojeći podaci čine bogat izvor znanja i podrške pri donošenju odluka, naravno ako se koriste na pravi način. Kako bi se podaci razumeli, analizirali i koristili, razvijen je multidisciplinarni pristup nazvan otkrivanje zakonitosti u podacima (eng. *Data Mining*, *data-podatak*, *mining*-rudarenje), odnosno otkrivanje znanja u podacima (eng. *Knowledge Discovery in Data*), koji se koristi za generisanje paterna iz velikih baza podataka. Otkrivanje zakonitosti u podacima (OZP) je naučna disciplina koja ima za cilj da u podacima otkrije određena pravila, modele i zakonitosti na osnovu kojih se mogu donositi odluke. Fu (Fu, 1997) definiše otkrivanje zakonitosti u podacima (skraćeno OZP) kao ključan deo procesa otkrivanja znanja u bazama podataka, a čitav postupak predstavljen je na sledećoj slici, Slika 2. OZP se sastoji iz metoda, algoritama i tehnika iz različitih disciplina kao što su matematika, verovatnoća, statistika, mašinsko učenje, veštačka inteligencija, baze podataka itd. Algoritmi koje se koriste u OZP ne predstavljaju zamenu za klasičnu statističku analizu, već njegovu dopunu. To znači da su znanja koja su potrebna za razumevanje metoda i rezultata statističke analize i dalje neophodna, ali da postoje dodatni algoritmi OZP od kojih su neki jednostavniji za razumevanje i tumačenje dok su neki kompleksniji i teži.



Slika 2. Proces otkrivanja znanja u bazama podataka (Fu, 1997)

Proces OZP je izuzetno značajan u svakoj organizaciji i omogućava otkrivanje znanja neophodnih za unapređenje poslovnog procesa. Često je do željenih i potrebnih informacija teško doći ručnom obradom podataka iz razloga što danas sistemi poseduju baze podataka ogromnih razmera, pa tradicionalne metode obrade ne mogu prepoznati određena ponavljanja i korelacije. Bitno je napomenuti da OZP kao disciplina ne može zameniti procese donošenja odluka, već se koristi kao efikasna dopuna prilikom analize situacija, rešavanja problema i predviđanje. Stoga bi osnovni zadatak OZP bio da donosiocima odluke pruži neophodna znanja koja će im pomoći da unaprede poslovni proces. Čitav postupak OZP sprovodi se primenom međunarodne metodologije CRISP-DM (eng. *Cross Industry Standard for Data Mining*). Ideja za CRISP-DM javila se 1996 godine, a naredne godine ulazi u okvire projekata Evropske Unije, pod okriljem ESPRIT (European Strategic Program on Research in Information Technology) inicijative. Projekat je vođen od strane četiri kompanije: SPSS, Teradata, Daimler Chrysler i OHRA. Razvoj ove metodologije prvo je doprineo razvoju i unapređenju poslovanja ovih kompanija, a zatim i šire, kada je ona prihvaćena i u drugim oblastima. Prva zvanična verzija CRISP-DM 1.0 predstavljena je 1999.godine. Kao osnovne prednosti prepoznaju se neutralnost u odnosu na industriju, neutralnost u odnosu na alate, bliska povezanost sa procesom otkrivanja znanja u bazama podataka i utemeljivanje procesa OZP.

Primena CRISP-DM metodologije podrazumeva izvršavanje sledećih šest koraka:

- Razumevanje poslovnog problema (eng. *Business understanding*) - upoznavanje analitičara sa problemom koji je zadatak čitavog procesa OZP, a dobro objašnjenje problema omogućava kreiranje okvira u kome će se rešenje tražiti, čime se postupak znatno olakšava, ubrzava i konkretizuje;
- Razumevanje podataka (eng. *Data understanding*) - otkrivanje osobina podataka, kao što su tip podataka (kategorički, ordinalni, intervalni i numerički podaci), smer podataka (ulazni (deskriptori) ili izlazni (prediktori) podaci), korelacija među podacima (ispituje se između ulaznih i izlaznih atributa putem Pirsonovog koeficijenta), distribucija podataka, nedostajući podaci, ekstremne vrednosti, broj atributa, broj redova, koji zajedno omogućavaju bolje sagledavanje podataka različitih tipova, (Suknović & Delibašić, 2010);
- Priprema podataka (eng. *Data transforming*) - zadaci OZP sprovode se nad podacima koji su raspoređeni u tabele, gde se u kolonama nalaze atributi koji opisuju podatke, a u redovima su slučajevi, pa tako priprema podataka podrazumeva njihovo smeštanje u ovakve tabele, (Hornick et al., 2007)
- Modelovanje rešenja (eng. *Modeling*) – to je centralna ali najkraća faza čitavog procesa i obavlja se uz pomoć mnogobrojnih softvera za rešavanje OZP zadataka, kroz OZP algoritme. Moguću podelu ovih algoritama daju autori (Suknović & Delibašić, 2010) :
 - Redukcioni algoritmi imaju zadatak da pomognu donosiocu odluke (DO) da uspostavi pravu meru između dimenzije tabela podataka i kvaliteta podataka;
 - Stabla odlučivanja rešavaju zadatke klasifikacije i procene, a strukturiraju znanje dobijeno iz podataka u obliku drveta;
 - Algoritmi za otkrivanje asocijativnih pravila, shodno postavljenim pragovima podrške i validnosti pravila, otkrivaju „ako-tada“ pravila odlučivanja;
 - Algoritmi za klasterovanje imaju zadatak da u podacima otkriju klustere;
 - Regresioni algoritmi otkrivaju zakonitosti između ulaznih i izlaznih podataka koristeći regresione modele;
 - Veštačke neuronske mreže otkrivaju zakonitosti između ulaznih i izlaznih podataka koristeći model neuronskih mreža.

- Evaluacija rešenja (eng. *Evaluation*) – proverava da li su ciljevi postavljeni u fazi razumevanja poslovnog problema ispunjeni, obuhvata validaciju i verifikaciju modela, te se prilikom izrade modela koristi skup podataka za treniranje, čija upotreba se ne preporučuje prilikom ocene rešenja, već se za to koriste posebni setovi podataka za testiranje, ali pravi značaj otkrivenog rešenja dobiće se tek kada se ono implementira u realnom poslovnom procesu
- Primena rešenja (eng. *Deployment*) – ukoliko je razvijeno rešenje uspešno testirano, validirano i verifikovano može se implementirati u realan poslovni sistem organizacije, gde se ujedno mora voditi računa o podršci cele organizacije kroz detaljno razrađen plan uvođenja, obuke i održavanja rešenja.

Osnovni cilj primene metoda i tehnika OZP-a je poboljšanje preciznosti i validnosti donošenja zaključaka i odluka putem, (Larose, 2004):

- *Redukcije*, koja je zastupljena u skoro svakom OZP procesu u cilju svođenja problema (i podataka) na optimalnu dimenziju koju je moguće efikasno analizirati, odnosno predstavlja kompromis između količine podataka koja će biti analizirana, vremena za razvoj modela i tumačenja rezultata i kvalitativnih performansi rešenja.
- *Procene*, koja ima za cilj otkrivanje zakonitosti koje postoje između ulaznih atributa, koji utiču na ishod i izlaznog atributa koji je numeričkog tipa. Za rešavanje zadataka procene koriste se razni algoritmi kao što su linearna regresija, stabla odlučivanja, veštačke neuronske mreže i drugo. Proces otkrivanja zakonitosti za zadatak procene podrazumeva izbor odgovarajućeg skupa atributa koji se koriste za procenjivanje izlaznog atributa, pri čemu se određuje težina, odnosno uticaj svakog atributa na izlazni atribut i vodi računa o eventualnim vezama koje postoje među samim atributima.
- *Klasifikacije*, koja analizira veze između atributa i klasa objekata u setu podataka za treniranje, te na osnovu njihovih veza i odnosa, postoji mogućnost klasifikovanja budućih slučajeva, putem otkrivanja zakonitosti po kojoj se određeni objekat odnosno slučaj svrstava u određenu klasu. Najpoznatiji algoritmi klasifikacije su stabla odlučivanja (ID3, C4.5, CHAID, CART, QUEST itd.), logaritamska regresija, diskriminaciona analiza, (Quinlan, 1993).
- *Klasterovanja*, koje se primenjuje kada u procesu otkrivanja znanja treba klasifikovati objekte prema različitim kriterijumima, a da pritom nije poznat izlazni atribut tj. potrebno je pronaći zakonitost na osnovu kojih se objekti grupišu u klase. Objekti se grupišu tako da objekti unutar klastera budu međusobno slični, a da su, pritom, prilično različiti od objekata drugih klastera. Najčešće se koriste Euklidsko (L2 metrika), Čebiševljevo (L ∞ metrika) i Menhetn rastojanje (L1 metrika) za utvrđivanje i definisanje klastera. Postoji veliki broj algoritama, među kojima su najpoznatiji K-means, K-medoids, X-means, hijerarhijski klaster algoritmi (AGNES, DIANA), DB Scan, Kohonen SOM itd. Klasterovanje omogućuje da se redukuje broj slučajeva koji se analiziraju, tako što se grupisani slučajevi u klasteru tretiraju podjednako, a dovoljno je analizirati samo predstavnika svakog klastera.
- *Otkrivanja asocijativnih pravila*, gde kreirani algoritmi, a potom i modeli, omogućavaju samostalno pronalaženje pravila i slučajeva koji zadovoljavaju određene kriterijume, uslove. Asocijativna pravila su pravila oblika IF <uzrok> THEN <posledica> (ako-tada) pravila, a postoje dva osnovna pokazatelja kvaliteta pravila otkrivenog asocijacijom: podrška (ukazuje koliko je određena kategorija, klasa ili pravilo zastupljeno u skupu podataka, i uglavnom se odnosi na IF (ako) delo pravila) i poverenje (predstavlja meru kvaliteta odnosa između

zastupljenosti celog pravila i zastupljenosti uzorka). Najpoznatiji algoritam za otkrivanje asocijativnih pravila je a priori algoritam.

- *Predviđanja*, koje ujedno predstavlja i najslabiji zadatak OZP. Za problem ove vrste potrebno je odrediti šta će se dogoditi u budućnosti, uzimajući pritom vremenske i/ili prostorne podatke (Suknović & Delibašić, 2010).

Poslednjih desetak godina oblast otkrivanja zakonitosti u podacima se sve više razvija i ostvaruje uspešne primene u različitim oblastima, kao što su: medicina (Yang et al., 2009, Delen et al., 2005), finansije (Sun & Li, 2008; Chen & Hung, 2009), marketing (Liao et al., 2009, Thelen et al., 2004) itd.

2.3. Poslovna inteligencija i edukacija

Pored, sada već tradicionalne, primene poslovne inteligencije i otkrivanja zakonitosti u podacima, sredinom 2005.godine razvila se nova grana *Educational Data Mining* (EDM – otkrivanje zakonitosti među podacima iz edukacije, čiji je osnovni cilj da otkrije veze i utvrdi zakonitosti iz podataka prikupljenih iz edukativnih okruženja (Romero, 2008). Uticaj i povezanost otkrivanja zakonitosti među podacima sa edukacijom, kao i praktična primena rezultata je sve popularnija tema i oblast izučavanja u naučnim krugovima, kao i često razmatrana oblast u naučnim radovima poslednjih godina (Minaei-Bidgoli & Punch, 2003; Schumacher et al., 2010; Etchells et al., 2006; Ayesha, 2010; Wook et al., 2009). Istraživanja iz ove oblasti imaju fokus na različite aspekte edukativnog procesa: studente, nastavnike, nastavne materijale, organizaciju nastave itd, (Kumar & Chadha, 2011; Castro et al., 2007; Romero, 2007, Guruler et al., 2010; Cho et al., 2011; Coughlan & Swift, 2011; Friedman & Mandel, 2012; Guster & Brown, 2012; Paliwal & Kumar, 2009).

Formiranjem jedinstvenih baza sa podacima o studentima (ličnim podacima o studentu kao i predmetima i ocenama sa studija) kao jednog od ciljeva obrazovanja do 2020. godine, a usled sve veće primene e-obrazovanja i različitih edukativnih i obrazovnih softvera, kao i upotrebe Interneta u obrazovanju, nastaje repozitorijum informacija koji se kontinualno povećava i uslošnjava. (Koedinger et al., 2008). Sve te informacije koje dolaze iz oblasti edukacije, predstavljaju “zlatni rudnik” podataka, koji je potrebno eksploatirati i istražiti kako bi se otkrilo i shvatilo kako studenti uče, usvajaju znanje i kako ga dalje prezentuju i primenjuju, (Beck & Mostow, 2008). U stvari, jedan od najvećih izazova današnjice sa kojima se suočavaju obrazovne institucije je eksponencijalni rast podataka edukacije i utvrđivanje optimalnog korišćenja tih podataka da bi se unapredio kvalitet donošenja odluka u cilju poboljšanja obrazovnog procesa, (Bala & Ojha, 2012).

U novije vreme, postojanje podataka o nekoliko hiljada studenata, koji imaju veliki broj sličnih parametara, varijabli, (kao što su ista godina rođenja, pol, nastavni predmet, kurs koji pohađaju), ali su ujedno i veoma različiti po nekim drugim karakteristikama u veoma različitim uslovima i kontekstima, daje moć koja ranije nije bila moguća, za proučavanje uticaja kontekstualnih faktora na učenje i studente. Ranije je bilo teško da se uoče i subjektivne i objektivne razlike između uticaja nastavnih oblasti, njihovog načina predstavljanja studentima i studentske percepcije i zadovoljstva edukacijom, što se primenom EDM-a znatno olakšava. Takođe, time se (EDM) omogućava ne samo otkrivanje zavisnih relacija, već se ujedno sagledavaju i elementi, varijable između kojih ne

postoji zavisnost, kako bi se njihovom analizom, omogućilo sveukupno poboljšanje edukativnog procesa.

Primenom tehnika i alata poslovne inteligencije mogu se otkriti korisne informacije o studentima, obrazovnim oblastima, načinu realizovanja nastave, koje se dalje mogu koristiti kao pomoć i smernice nastavnom osoblju da na bolji način uspostave pedagoške osnove za dalji razvoj silabusa predmeta i realizacije nastave. Primena poslovne inteligencije u obrazovnim sistemima predstavlja iterativni ciklus formiranja hipoteza, te njihovim testiranjem, otkrivanjem zakonitosti i paterna ponašanja, postoji mogućnost predviđanja stanja u budućnosti.

Tokom protekle decenije, jedna od najznačajnijih novina u obrazovnim sistemima odnosila se na uvođenje novih tehnologija (Ha, Bae & Park, 2000), kao što je, recimo, obrazovanje putem Interneta (tehnološki podržano učenje na daljinu). Poslovna inteligencija i otkrivanje zakonitosti u podacima se može koristiti ne samo da se utvrdi model za proces učenja (Hamalainen, Suhonen, Sutinen & Toivonen, 2004), ili modelovanje ponašanja studenata (Tang & McCalla, 2005), već i da se proceni i da se poboljša sistem obrazovanja (Zaiane & Luo, 2001) putem otkrivanja značajnih i korisnih informacija iz različitih portfolila učenja, kontinualno posmatrajući i sa strane edukatora i studenta, (Hwang, Chang & Chen, 2004).

Visokoškolske institucije postaju sve više odgovorne za uspeh studenata (Campbell & Oblinger, 2007), a nadležne institucije i ministarstva zahtevaju kontinualnu transparentnost podataka o radu i uspehu studenata. Jedan od mogućih odgovora na ovakav zahtev je pronalaženje novih načina primene analitičkih metoda i otkrivanja zakonitosti u podacima o studentima i njihovom uspehu. Iako se OZP primenjuje u mnogim privrednim granama i sektorima, primena OZP-a u obrazovnom domenu je do skoro bila nezastupljena, (Ranjan & Malik, 2007), da bi se tek u poslednjih deset godina krenulo sa sve značajnijom njenom primenom i u domenu obrazovanja. Istraživači su otkrili da se mogu primeniti tehnike i alati otkrivanja zakonitosti u podacima na velikim skupovima podataka koji dolaze iz edukativnih sistema, kao što su Moodle, WebCT ili Blackboard, ili predstavljaju višegodišnje podatke iz baza studentskih službi. EDM, kao istraživačka oblast u razvoju, analizira i razmatra jedinstvene načine primena metoda OZP-a za rešavanje problema vezanih za obrazovanje, (Baker & Yacef, 2009).

Zadatak poslovne inteligencije u oblasti edukacije je da formira jedan sistem, model, ne samo prevodeći podatke u znanje i reprezentovanju otkrivenih zakonitosti, već i da na validan način upravlja njime kako bi se olakšao i poboljšao proces edukacije kao celina, od efikasnijeg načina realizacije nastave do efektivnijeg usvajanja znanja i zadovoljstva studenata. Polazeći od svih dostupnih informacija o nastavnim predmetima, oblastima, kursevima, studentima, načinu nastavnog procesa, interakciji na relaciji edukator-student, kao i uspešnosti studenta, različite tehnike poslovne inteligencije se mogu primeniti u cilju otkrivanja funkcionalnih znanja koja mogu pomoći i poboljšati celokupni obrazovni proces, Slika 3.



Slika 3. Veza EDM-a i visokoškolskog obrazovnog sistema (Romero & Ventura, 2007)

Razvoj i unapređenje nastavnih programa, pa i samog nastavnog procesa u visokoškolskom obrazovnom sistemu, a sve sa ciljem poboljšanja uspeha studenata predstavlja kontinualan proces, u koji su uključeni i nastavnici, edukatori i studenti i odgovorne državne institucije obrazovanje omladine (Ministarstvo obrazovanja, Ministarstvo za omladinu i sport, Kancelarija za mlade, Univerzitet). Kako bi se na što bolji način prikupili podaci o načinu i uslovima obrazovanja mladih, kao i o rezultatima edukacije (kako u pogledu ocena i dužine studiranja, tako i u pogledu zadovoljstva studenata) neophodno je kreirati sistem, model koji će se koristiti za prikupljanje i analizu dostupnih podataka, ali i utvrđivanje zakonitosti, relacija među njima, Slika 3. Nakon objedinjavanja podataka i primena metoda i tehnika poslovne inteligencije sa ciljem otkrivanja zakonitosti u podacima koji dolaze iz oblasti visokoškolske edukacije, reprezentovanje dobijenih rezultata u vidu otkrivenih zakonitosti i paterna ponašanja, potrebno je usmeriti kako prema studentu, u cilju boljeg sagledavanja ličnih postignuća, tako i prema nastavnom osoblju i odgovornim obrazovnim institucijama sa ciljem poboljšanja i unapređenja procesa visokoškolske edukacije.

3. Otkrivanje zakonitosti u podacima iz oblasti edukacije – Educational Data Mining

3.1. Definisane EDM-a

Educational Data Mining (EDM) se bavi razvojem, istraživanjem i primenom metoda za otkrivanje zakonitosti u podacima u okviru baza podataka iz oblasti edukacije, a koje bi inače klasičnim metodama bile teško ili skoro nemoguće analizirati i utvrđivati zavisnosti, obrasce ponašanja i učenja kod studenata, pre svega zbog velike količine podataka (Romero et al., 2010). EDM, kao oblast istraživanja, razvio se u poslednjih deset godina, kao posebna oblast primene tehnika i alata za otkrivanje zakonitosti u podacima (Data Mining-a), sa ciljem analiziranja jedinstvene vrste podataka koje se javljaju u obrazovnim sistemima, za rešavanje različitih edukativnih problema i poboljšanje nastavnih procesa (Romero & Ventura, 2007; Romero & Ventura, 2010).

EDM analizira podatke iz različitih vrsta informacionog sistema za podršku učenju ili obrazovanju (na fakultetima, univerzitetima i drugim akademskim ili profesionalnim obrazovnim institucijama koje pružaju tradicionalne i savremene forme i metode nastave, kao i neformalno učenje), gde podaci nisu ograničeni samo na interakcije pojedinih studenata sa nastavnikom ili edukativnim sistemom (npr. ponašanje, interaktivne vežbe, usmeni odgovori), već može da sadrži podatke iz interne komunikacije i kolaboracije više studenata (npr. rad na projektnim, seminarskim zadacima, praćenje aktivnosti u okviru foruma i panel diskusija), preko administrativnih podataka (npr. završena srednja škola, okrug u kome se nalazi škola, usmerenje srednje škole), socio-demografske podatke (na primer pol, starost, školska sprema roditelja, opština stanovanja), i tako dalje, (Scheuer & McLaren, 2011). Svi ovi podaci mogu se organizovati u nekoliko višenivovskih hijerarhijskih struktura koje su međusobno povezane i uslovljene, te takva struktura umnogome usložnjava analizu podataka tradicionalnim metodama i tehnikama.

Campbell i Oblinger (2007) definišu EDM kao analitiku akademskih podataka korišćenjem statističkih metoda i OZP-a, na način koji će pomoći fakultetima/obrazovnim ustanovama, kao i administrativnim radnicima, savetnicima za obrazovanje, da postanu aktivniji u otkrivanju rizičnih/specifičnih studenata i reaguju u skladu sa tim, te se na takav način, može poboljšati aktivnost i zainteresovanost studenata. Analitika akademskih podataka fokusira se na procese koji se dešavaju u zasebnoj obrazovnoj ustanovi, višoj školi ili fakultetu (sama analiza se fokusira na strukturu i sadržaj samih nastavnih oblasti i procesa), te se zato može reći da analitika akademskih podataka ima makro perspektivu, ali se ujedno može posmatrati i kao podoblast EDM-a. Baker i Yacef (2009) su definisali EDM kao novu disciplinu, koja se bavi razvojem metoda za istraživanje jedinstvene vrste podataka koji dolaze iz obrazovnih institucija, i koriste ove metode za bolje razumevanje ponašanja studenata i njihovog uspeha u učenju, usvajanju znanja. U definiciji (Baker & Yacef, 2009) se ne pominje OZP, ostavljajući istraživačima otvoren pristup za istraživanje i razvoj i drugih analitičkih metoda koje se mogu primeniti nad podacima iz obrazovnog domena. U opštem smislu, a zasnivajući se na prethodnim definicijama, EDM predstavlja istraživački i naučni termin koji se fokusira na različite tipove podataka koji se prikupljaju u okviru obrazovnih institucija, dok analitika akademskih podataka zahteva specifične podatke koji se odnose na visokoškolsku institucionalnu efikasnost i pitanja uspešnosti studenata. Kako se EDM kao disciplina razvija, istraživači će morati da preciznije definišu delokrug i ciljeve EDM-a.

3.2. Razvoj EDM-a

EDM se izdvojio kao nezavisno područje istraživanja u poslednjih nekoliko godina, zasnivajući svoja početna istraživanja u okviru inteligentnih tutorskih sistema (*Intelligent Tutoring Systems - ITS*), veštačke inteligencije u obrazovanju (*Artificial Intelligence in Education - AIED*), modelovanju korisnika (*User Modeling - UM*), tehnološki podržanog učenja (*Technology-Enhanced Learning - TEL*), i adaptivnih i inteligentnih obrazovnih hipermedija (*Adaptive and Intelligent Educational Hypermedia - AIEH*).

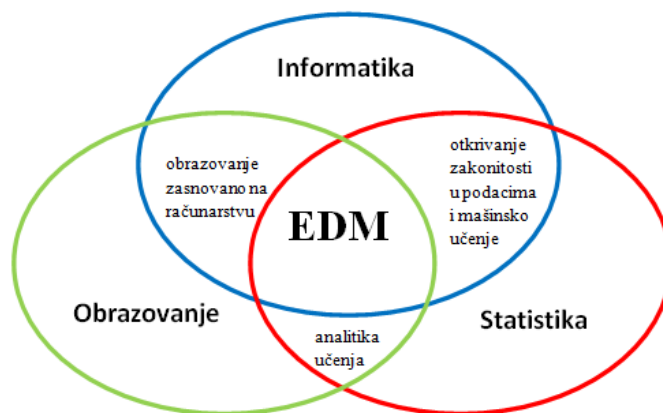
Prema trenutno dostupnoj literaturi, delokrug EDM-a obuhvata područja koja direktno ispituju i utiču na uspeh i ponašanje studenata, zatim sledi analiza obrazovnih procesa, od polaganja prijemnog ispita, kroz celokupan obrazovni proces, sve do polaganja završnog ispita. Osim toga, primena specifičnih OZP tehnika kao što su klasifikacija, otkrivanje asocijativnih pravila i multivarijantna statistička analiza, takođe predstavljaju moguće primenljive tehnike na podatke iz oblasti edukacije (Calders & Pechenizkiy, 2011), a te metode OZP-a se uglavnom koriste za predviđanje i prognoziranje učenja i uspeha studenata. Takođe, bitno je istaći da bi primena EDM-a dovela do dobrih rezultata, izuzetno je važno da postoji adekvatna strategija za skladištenje podataka u okviru obrazovnih institucija. Guan et al. (2002) su u radu izložili činjenice o značaju dostupnosti informacija za donosiocima odluka u visokoškolskim ustanovama, gde usled velikog broja podataka izazov često predstavlja dobijanje željene informacije, koje donosiocu odluka trebaju za brzo i efikasno odlučivanje, te je potrebno nadograditi bazu podataka sa efikasnim sistemom za izveštavanje, koji je zasnovan na postulatima poslovne inteligencije.

Smatra se, da se osnovni koncepti EDM-a oslanjaju na ideje i koncepte otkrivanja zakonitosti u organizacijama. Otkrivanje zakonitosti u organizacijama (*Organizational data mining - ODM*) se fokusira na pomoć organizacijama da održe konkurentnu prednost (Nemati & Barko, 2004). Ključna razlika između OZP-a i otkrivanje zakonitosti u organizacijama je da se otkrivanje zakonitosti u organizacijama oslanja na teoriju organizacije, kao referentnu disciplinu, te organizacije koje transformišu podatke u korisne informacije i znanja, i to na efikasan način, imaju mogućnost da ostvare veliku konkurentsku prednost, kao i potencijalne finansijske dobitke (Nemati & Barko, 2004). Na sličan način, EDM se delimično oslanja na organizacionu teoriju, kao dobru osnovu za upravljanje i donošenje odluka na nivou visokoškolskih institucija, ali se fokusira i na aspekte šire društvene zajednice kao i na pojedince (studente i nastavnike).

Istraživanja koja se obavljaju u EDM-u prvenstveno se zasnivaju na konceptima kvantitativne analize, što je neophodno, jer OZP upotrebljava različite koncepte, metode i tehnike statistike, mašinskog učenja i veštačke inteligencije. Kvalitativne tehnike kao što su intervjui i analiza dokumenata se takođe koriste kao podrška tokom analize studije slučaja u oblasti EDM-a. Dominantna istraživačka paradigma je kvantitativno predstavljanje rezultata koji dolaze u obliku predviđanja, klastera ili klasifikacija, a koji su često i kvalitativno obrazloženi. Nedostatak nekih, od do sada sprovedenih, istraživanja i studija slučaja u oblasti EDM-a je što rezultate često nije moguće generalizovati i primeniti i na druge obrazovne institucije, te dalja istraživanja treba da se usmere ka mogućnosti generalizacije modela i primene rezultata EDM-a.

Može se reći da EDM predstavlja interdisciplinarnu oblast, uključujući, ali ne i ograničavajući se na pronalaženje informacija, sisteme preporuke, sugestije, vizuelnu detekciju, analizu i obradu

podataka, otkrivanje zakonitosti u podacima iz određenog domena (*domain-driven data mining*), analizu društvenih mreža (*social network analysis* - SNA), psihopedagogiju, kognitivnu psihologiju, psihometriju,... Sagledavajući interdisciplinarnost EDM-a i njegove uključenosti u različite sfere nauke i života, mogu se izdvojiti tri ključna domena, dimenzije njegovog uticaja: informatika, obrazovanje i statistika, Slika 4.



Slika 4. Ključne srodne oblasti sa EDM-om

Presek ove tri oblasti takođe formira i druge podoblasti koje su u uskoj vezi sa EDM-om, kao što su obrazovanje zasnovano na računarstvu (*computer-based education*), otkrivanje zakonitosti u podacima i mašinskog učenja, i analitika učenja (*learning analytics* - LA). Od svih navedenih oblasti (Slika 4), oblast koja je najsirodnija sa EDM je analitika učenja, takođe poznata i kao akademska analitika (*academic analytics*), (Baepler & Murdoch, 2010), gde je oblast analitike učenja prevashodno fokusirana na donošenje odluka vođeno podacima kroz integraciju tehničkih i pedagoških dimenzija tokom analize, (Siemens & Baker, 2012). Međutim, i ako, uglavnom, EDM traži nove obrasce u podacima i razvija nove algoritme i/ili modele, analitika učenja koristi, primenjuje poznate predikcione modele na podatke iz oblasti edukacije, (Bienkowski, 2012). Analitika učenja može da se definiše kao merenje, prikupljanje, analiza i izveštavanje o podacima o učenicima, njihovim karakteristikama i uspehu, za potrebe razumevanja i optimizaciju nastavnog procesa i okruženja. Iako analitika učenja i EDM imaju neke slične ciljeve i interese, ključne karakteristike po kojima se mogu razlikovati su, (Siemens & Baker, 2012) :

- Tehnike:
 - kod analitike učenja za analizu podataka najčešće se koriste tehnike kao što su: statistika, vizualizacija, SNA, analiza osećanja, analitika uticaja, analiza koncepata i modela za tumačenje smisla (*sense-making models*);
 - kod EDM-a najčešće korišćene tehnike su: klasifikacija, grupisanje, Bajesovo modeliranje (*Bayesian modeling*), otkrivanje i definisanje odnosa u podacima i modelima;
- Poreklo:
 - analitika učenja ima jače korene u okviru semantičkog weba (*Semantic Web*), inteligentnih programa (*intelligent curriculum*) i sistemskih intervencija (*systemic interventions*);
 - EDM ima jake korene u okviru obrazovnih, edukativnih softvera, modelovanja studentskog ponašanja i uspeha, kao i sistema za predviđanje rezultata ispita, ocena;
- Naglasak:
 - analitika učenja ima veći naglasak na opis podataka i rezultata;

- EDM ima veći naglasak na opis i poređenje tehnika otkrivanja zakonitosti u podacima koje su korišćeni u analizi;
- Vrsta otkrića:
 - u okviru analitike učenja ključ predstavlja usklađivanje ljudskih odluka, a automatsko otkrivanje predstavlja alat koji se koristi za ostvarenje tog cilja;
 - kod EDM, automatizovano otkriće je ključ, a usklađivanje ljudskog rasuđivanja je sredstvo za ostvarenje tog cilja.

Osnovna literatura EDM potiče iz nekoliko srodnih disciplina, iz kojih se delom i izdvojila, kao što su OZP, teorija odlučivanja, mašinsko učenje, teorija učenja, vizuelizacija podataka, psihometrija, (Baker & Yacef, 2009). Neki od najranijih radova u kojima se pojavljuje i inicijalno definiše termin EDM-a objavljeni su na konferencijama o veštačkoj inteligenciji u obrazovanju, kao i u časopisu *International Journal of Artificial Intelligence in Education*. Kako veštačka inteligencija predstavlja veliki deo OZP-a, zbog toga je intuitivno logično što se počeci EDM-a upravo povezuju sa radovima u oblasti veštačke inteligencije.

3.3. Istraživačko poreklo EDM-a

Poreklo EDM-a leži u nizu tzv. Radionica (Workshop), Tabela 1, organizovane na konferencijama od 2000. godine, pre svega u okviru inteligentnih tutorskih sistema. Prva radionica Educational Data Mining, koja je zasebno organizovana za EDM, održana je u 2005. godine u Holandiji na konferenciji posvećenoj adaptivnim i inteligentim obrazovnim hipermedijima, da bi kulminirala 2008. godine sa osnivanjem samostalne godišnje međunarodne konferencije o otkrivanju zakonitosti u podacima iz oblasti edukacije - *International Conference on Educational Data Mining*, pod organizacijom i pokroviteljstvom *International Working Group on Educational Data Mining*.

Tabela 1. Radionice iz oblasti EDM-a

Naziv radionice	Akronim konferencije	Lokacija održavanja	Godina održavanja
Workshop on Applying Machine Learning to ITS Design/Construction	ITS'00-W3	Montreal, Kanada	2000
Workshop on Analyzing Student-Tutor Interaction Logs to Improve Educational	ITS'04-W2	Maceio, Brazil	2004
Workshop on Usage Analysis in Learning Systems	AIED'05-W1	Amsterdam, Holandija	2005
Workshop on Educational Data Mining	AAAI'05-EDM	Pittsburgh, SAD	2005
Workshop on Educational Data Mining	ITS'06-EDM	Jhongli, Tajvan	2006
Workshop on Educational Data Mining	AAAI'05-EDM	Boston, SAD	2006
Workshop on Educational Data Mining	ICALT'07-EDM	Niigata, Japan	2007
Workshop on Educational Data Mining	AIED'07-EDM	California, SAD	2007
Workshop on Applying Data Mining in e-Learning	EC-TEL'07-ADML	Crete, Grčka	2007

Usled velike zainteresovanosti šire akademske zajednice za učešće na *International Conference on Educational Data Mining*, pokrenuta je (2011. godine u Kanadi) još jedna konferencija

International Conference on Learning Analytics and Knowledge, koja za sada prevashodno okuplja istraživače iz akademskih institucija sa severno-američkog kontinenta, Tabela 2.

Tabela 2. Pregled EDM konferencija

Naziv konferencije	Akronim konferencije	Lokacija održavanja	Godina održavanja
<i>International Conference on Educational Data Mining</i>	EDM2008	Montreal, Kanada	2008
	EDM2009	Cordoba, Španija	2009
	EDM2010	Pittsburgh, SAD	2010
	EDM2011	Eindhoven, Holandija	2011
	EDM2012	Chania, Grčka	2012
	EDM2013	Memphis, SAD	2013
<i>International Conference on Learning Analytics and Knowledge</i>	LAK2011	Banff, Kanada	2011
	LAK2012	Vancouver, Kanada	2012

Dve osnovne objavljene knjige o EDM su:

- *Data Mining in E-Learning*, Cristobal Romero i Sebastian Ventura, koja je objavljena 2006. godine i sadrži 17 poglavlja orijentisanih pre svega na učenje na daljinu, e-obrazovanje.
- *Handbook of Educational Data Mining*, od grupe autora - Romero C, Ventura S, Pechenizky M, Baker R., objavljena je 2010. godine i ima 36 poglavlja koja su orijentisana na otkrivanju zakonitosti u podacima iz oblasti edukacije iz različitih tipova obrazovnih okruženja.

Postoji nekoliko istraživanja u referentnim naučnim časopisima i poglavlja u knjigama u kojima se bavilo tematikom EDM-a. Prvi i najpopularniji pregledi EDM istraživanja predstavljeni su u časopisu *Expert Systems with Applications* iz 2007. godine, autora Cristobal Romero i Sebastian Ventura (Romero & Ventura, 2007), a potom slede pregledi oblasti u radovima autora (Baker & Yacef, 2009; Romero & Ventura, 2010). Analizirajući, poglavlja u okviru knjiga, među najznačajnijima je prvo poglavlje, pregled usmeren ka primeni otkrivanja zakonitosti u podacima o elektronskom učenju, učenju na daljinu (Castro et al. 2007, u okviru knjige *Evolution of Teaching and Learning Paradigms in Intelligent Environment*), potom sledi kraće poglavlje u knjizi *International Encyclopedia of Education* koje je više orijentisano na inteligentne tutorske sisteme, (Baker, 2010), dok poglavlje, objavljeno u okviru knjige *The Encyclopedia of the Sciences of Learning*, daje najopštiji pregled oblasti i dostignuća (Scheuer & McLaren, 2011).

Sa druge strane, nasuprot malom broju knjiga i poglavlja u knjigama, u velikom broju internacionalnih i naučno verifikovanih časopisa objavljeni su brojni naučni i istraživački radovi iz oblasti EDM-a. U tabeli koja sledi, Tabela 3, dat je pregled časopisa u kojima je objavljeno najviše radova iz oblasti EDM-a, a jedan od specijalizovanih je časopis: *Educational Data Mining* (<http://www.educationaldatamining.org/JEDM/>), koji je pokrenut 2009. godine, kao besplatan online časopis.

Tabela 3. Pregled časopisa u kojima je objavljeno najviše radova iz oblasti EDM-a

Naziv časopisa	Izdavač	Akronim časopisa	Impakt faktor
Journal of Educational Data Mining	EDM Society	JEDM	/
Journal of Artificial Intelligence in Education	AIED Society	JAIED	/
Journal of the Learning Sciences	Taylor&Francis	JLS	2.0001
Computer and Education	Elsevier	CAE	2.6212
IEEE Transactions on Learning Technologies	IEEE	TLT	/
IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering	IEEE	KDE	1.4002
ACM Special Interest Group on Knowledge Discovery and Data Mining, Explorations	Explorations ACM	SIGKDD	/
User Modeling and User-Adapted Interaction	Springer	UMUAI	1.0151
Decision Support Systems	Elsevier	DCS	1.687
Internet and Higher Education	Elsevier	INTHIG	1.6872
Expert Systems with Applications	Elsevier	ESWA	2.2032
Knowledge-Based Systems	Elsevier	KBS	2.4222

Kao što je prikazano u narednoj tabeli, Tabela 4, kod deset najcitiranijih radova i autora (shodno podacima sa *Google Scholar-a* do septembra 2012. godine), može se zaključiti da su u poslednjih desetak godina, kada i sam razvoj EDM beleži ekspanziju, najveći uticaj imali autori: C. Romero, S. Ventura, R.S. Baker, A.T. Corbett, A.Z. Wagner, O. Zaiane. Kao značajan podatak, koji ukazuje na sve veći značaj i zastupljenost EDM-a u naučnim i istraživačkim krugovima, ukazuje i podatak da se broj citata, referenci od 2005. godine do 2012. godine povećao skoro 20 puta.

Danas postoji nekoliko aktivnih internacionalnih organizacija sa ciljem razvoja, unapređenja i promocije oblasti EDM-a:

- International Educational Data Mining Society (<http://www.educationaldatamining.org>) koje je osnovano 2011. godine pod pokroviteljstvom International Working Group on Educational Data Mining in 2011;
- Society for Learning Analytics Research (SoLAR) (<http://www.solaresearch.org/>), osnovano 2011. godine;
- IEEE Task Force of Educational Data Mining (EDM-TF) (<http://datamining.it.uts.edu.au/edd/>) osnovano, 2012.

Tabela 4. Lista 10 najcitiranijih radova iz oblasti EDM

Naziv rada	Naziv Časopisa	Autori	Godina objavljivanja	Broj citata
Educational data mining: a survey from 1995 to 2005	<i>Journal Expert Systems with Application</i>	Romero, C., Ventura, S.	2007	296
Data mining in course management systems: Moodle case study and tutorial	<i>Computer and Education</i>	Romero, C., Ventura, S., Salcines, E.	2008	191
Web usage mining for a better Web-based learning environment	<i>Proceedings of Conference on Advanced Technology for Education. Madison</i>	Zaiane O.	2001	183
Off-task behavior in the cognitive tutor classroom: when students game the system	<i>Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems</i>	Baker, R.S., Corbett, A.T., Koedinger, K.R., Wagner, A.Z.	2004	177
Building a recommender agent for e-learning systems	<i>In: Proceedings of the International Conference on Computers in Education</i>	Zaiane O.	2002	168
Detecting student misuse of intelligent tutoring systems	<i>Proceedings of the 7th International Conference on Intelligent Tutoring Systems</i>	Baker, R.S., Corbett, A.T., Koedinger, K.R.	2004	156
The ecological approach to the design of e-learning environments: purpose-based capture and use of information about learners	<i>The Journal of Interactive Media in Education</i>	McCalla, G.	2004	136
Student modeling and machine learning	<i>International Journal of Artificial Intelligence in Education</i>	Sison R, Shimura M	1998	127
Towards evaluating learners' behavior in a Web-based distance learning environment	<i>Proceedings of the IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies</i>	Zaiane, O.	2001	117
Smart recommendation for an evolving e-learning system: architecture and experiment	<i>International Journal on E-Learning</i>	Tang, T., McCalla, G.	2005	98

Prema radu Romero i Ventura (Romero & Ventura, 2013), istaknuti autori i istraživači iz oblasti EDM-a, čiji se doprinos pre svega ogleda u formiranju organizacija, časopisa, konferencija i publikovanju radova dati su u sledećoj tabeli, Tabela 5:

Tabela 5. Istaknuti autori iz oblasti EDM-a

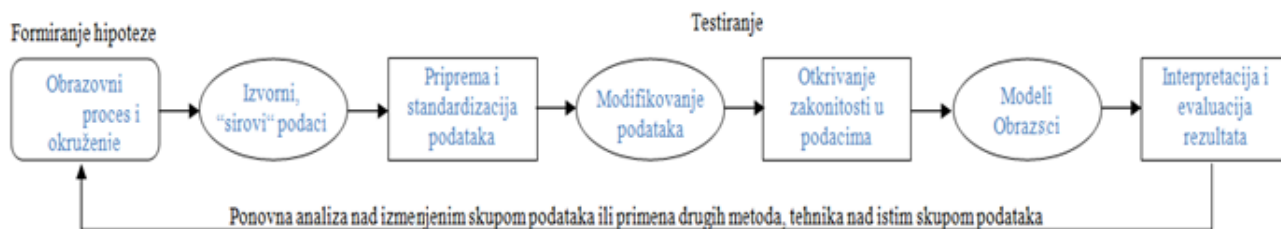
Istraživač, Autor	Institucija	Država
Ryan Baker	Worcester Polytechnic Institute	SAD
Kalina Yacef	University of Sydney	Australija
Tiffany Barnes	University of North Carolina	SAD
Joseph E. Beck	Worcester Polytechnic Institute	SAD
Michel Desmarais	Ecole Polytechnic de Montreal	Kanada
Neil Heffernan	Worcester Polytechnic Institute	SAD
Agathe Merceron	Beuth University of Applied Sciences	Nemačka
Mykola Pechenizkiy	Eindhoven University of Technology	Holandija
Osmar Zaiaine	Alberta University	Kanada
John Stamper	Carnegie Mellon University	SAD
Judy Kay	The University of Sydney	Australija
Kenneth Koedinger	Carnegie Mellon University	SAD
Jack Mostow	Carnegie Mellon University	SAD
Rafi Nachmias	Tel Aviv University	Izrael
Gord McCalla	University of Saskatchewan	Kanada
Arthur Graesser	The University of Memphis	SAD
Cristobal Romero	University of Cordoba	Španija
Sebastian Ventura	University of Cordoba	Španija

3.4. Proces otkrivanja znanja u oblasti edukacije

Analiziranje edukativnog procesa podrazumeva posmatranje ponašanja studenta, analizu istorijskih podataka, uspeha na datom kursu, nastavnom predmetu, oblasti, kao i procenu efikasnosti pedagoških strategija. EDM je disciplina u razvoju koja se bavi razvojem metoda za istraživanje i utvrđivanje zakonitosti u podacima koji dolaze iz oblasti edukacije i koristi svoje metode radi boljeg razumevanja ponašanja studenata i realizacije nastavnog procesa. EDM se definiše kao oblast naučnog istraživanja usmerena na razvoj metoda i modela za izradu sistema otkrivanja zakonitosti među podacima koji dolaze iz oblasti obrazovanja i koriste ove metode za bolje razumevanje ponašanja i performansi studenata. EDM metode se često razlikuju od klasičnih metoda poslovne inteligencije i otkrivanja zakonitosti u podacima jer uključuju višenivovske izvore podataka i mogućnost različitog ugla posmatranja dobijenih rezultata.

EDM, u odnosu na tradicionalne statističke metode i tradicionalne obrazovne paradigme istraživanja, nudi nekoliko prednosti, kao što su laboratorijski eksperimenti, “in vivo“ eksperimenti,... Takođe, razvoj modela koji se može više puta koristiti i na različitom skupu podataka, znatno skraćuje vreme dolaženja do željenih informacija i olakšava donošenje odluka. Iako, primena istog razvijenog modela EDM-a na podatke sa različitih hijerarhijskih nivoa ili na podatke iz različitih sistema, sredina i konteksta može imati trivijalan karakter, EDM metodologija omogućava transfer znanja i brze dorade, promene i implementacije kombinacije algoritama i tehnika kako bi se postojeći modeli prilagodili novim uslovima i razvojnim okruženjima.

Proces primene otkrivanja zakonitosti u podacima u oblasti edukacije može se posmatrati i tumačiti iz više različitih uglova (Romero et al., 2010), gde sa jedne strane, sa obrazovnog i eksperimentalnog stanovišta, može da se posmatra kao iterativni ciklus od formiranja hipoteza, testiranja i utvrđivanja, izdvajanja novih pravila, znanja (oplemenjivanje znanja), Slika 5. U okviru tako definisanog procesa, cilj nije samo prevođenje podataka u znanje, već da se na osnovu utvrđenih zakonitosti i definisanih relacija mogu donositi efikasne odluke sa ciljem unapređenja obrazovnog procesa, a radi poboljšanja učenja i uspeha studenata. Takav način predstavlja jednu vrstu formalne evolucije obrazovnog sistema, obezbeđujući kontinualan razvoj, prilagođavanje i unapređenje, jer analiziranje kako studenti koriste nastavne materijale, pohađaju nastavu, savladavaju nastavne oblasti, predstavlja dobar način da se proceni uspešnost, efikasnost i efektivnost nastavnog plana i programa, te rezultati takve analize mogu da doprinesu poboljšanju obrazovnog sistema. Na primer, EDM tehnike za otkrivanje modela/obrazaca ponašanja i učenja studenata mogu biti korišćeni kao pedagoška osnova za donošenje odluka o razvoju nastavnih procesa i oblasti, ili za modifikovanje pedagoškog pristupa u okviru obrazovnog procesa. S druge strane, sa stanovišta otkrivanja zakonitosti u podacima, može se uočiti velika sličnost sa opštim procesom otkrivanja znanja u podacima, iako se podaci iz oblasti edukacije razlikuju od podataka iz drugih oblasti, sa svojim specifičnostima, pre svega kod interpretacije rezultata.



Slika 5. Proces otkrivanja znanja u oblasti edukacije, prilagođeno iz (Romero & Ventura, 2013)

Obrazovni sistem, proces i okruženje

U zavisnosti od vrste obrazovnog sistema i okruženja (obrazovanje u tradicionalnoj učionici, tehnološki podržano obrazovanje ili elektronsko obrazovanje) kao i informacionog sistema koji ga podržava (menadžment sistema obrazovanja, inteligentni tutorski sistemi ili sistem adaptivnih hipermedija) različiti tipovi podataka se mogu prikupiti i koristiti za rešavanje različitih obrazovnih problema i unapređenje obrazovnog procesa. Podaci iz obrazovnog sistema koji se prikupljaju mogu biti iz različitih izvora, kao što su personalni i administrativni podaci, podaci prikupljeni tokom nastave (motivacija i zainteresovanost studenata, učestvovanje tokom realizacije nastave, kreativne radionice,...), finalne ocene po nastavnim oblastima, podaci prikupljeni putem otvorenih i zatvorenih upitnika, a kod tehnološki podržanog i internet obrazovanja i podaci o vremenu posvećenom svakoj nastavnoj celini, vreme provedeno u rešavanju zadataka, broj pristupanja svakom nastavnom materijalu, učešće na forumima i diskusijama,... Prikupljanje i integrisanje svih tih "sirovih" podataka predstavlja netrivialan zadatak koji je potrebno sprovesti kako bi se mogao kasnije primeniti neki od načina/metoda otkrivanja zakonitosti u podacima, ali je često pre utvrđivanja zavisnosti potrebno standardizovati i obraditi ulazne podatke.

Priprema i standardizacija podataka

Nakon prikupljanja podataka, a pre njihove detaljne analize i sprovođenja procesa otkrivanja zakonitosti u podacima, potrebno je da se izvrši provera da li su svi prikupljeni podaci validni, da li

postoje nedostajuće vrednosti, definisanje tipova i opsega varijabli, te ukoliko je potrebno, može se izvršiti sumiranje nekih vrednosti. Edukativni softveri i informacioni sistemi u okviru kojih se prikupljaju i skladište podaci, često imaju različite standarde i forme (različiti tipovi i vrste podataka se prikupljaju, pa je neminovno sprovesti proces njihove standardizacije kako bi se na tako standardizovane podatke mogla primeniti neka od metoda i tehnika otkrivanja zakonitosti u podacima). Shodno heterogenoj i hijerarhijskoj prirodi podataka iz edukativnih, obrazovnih procesa, utvrđivanje strukture i formata podataka koje predstavljaju određeni pokazatelj, događaj koji će se razmatrati u okviru otkrivanja zakonitosti, neophodno je na početku definisati strukturu podataka, a sve to će takođe zavisiti od vrste problema koje treba rešiti, te je potrebno da se izvrši konverzija podatka u odgovarajuću formu, kreirajući modifikovani set podataka, koji će se dalje koristiti za rešavanje specifičnih problema u obrazovanju.

Pitanja redosleda i konteksta, kao i vremena prikupljanja podataka, takođe igraju važnu ulogu u proučavanju podataka iz oblasti edukacije. Vreme je, kao varijabla, bitno prilikom analize dužina trajanja vežbi, periodu potrebnom za rešavanje zadataka ili u komunikaciji, interakciji studenata i nastavnika. Redosled varijabli, kod nekih modela može inicijalno predstavljati njihovu značajnost, dok kod drugih može da ukazuje na način njihovog prikupljanja ili značaja, položaju u samom obrazovnom procesu. Kontekst podataka je važan za objašnjenje rezultata i saznanje gde i u kojim situacijama, model može ili ne može da se primeni. Takođe, bitno je naglasiti, kada se radi o podacima iz oblasti edukacije, da je neophodno sprovesti mere zaštite poverljivosti podataka studenata, pre svega ličnih podataka (kao što su ime i prezime, datum rođenja, adresa stanovanja, JMBG). Ponekad je potrebno izvršiti mapiranje ili sakrivanje ličnih podataka, kako prava privatnosti i zaštite podataka ne bi bila narušena, iako to nije preporučljivo za sam proces otkrivanja zakonitosti među podacima (mogu nepravedno zanemariti neki podaci).

Otkrivanje zakonitosti u podacima

Većina tradicionalnih tehnika otkrivanja zakonitosti u podacima, kao što su klasifikacija, klasterovanje (grupisanje), tehnike asocijativne analize već se uspešno primenjuju u domenu obrazovanja i edukacije, (Baker, 2010). Ipak, obrazovni sistemi imaju posebne karakteristike koje zahtevaju drugačiji pristup i tretman tokom analize podataka i otkrivanja zakonitosti. Kako EDM predstavlja istraživačku i naučnu oblast u nastajanju i razvoju, može se predvideti da će njen dalji razvoj rezultirati u pravcu boljeg razumevanja specifičnosti OZP-a u oblasti edukacije, te da će takav pristup pomoći istraživačima u oblasti EDM da sagledaju koje tehnike se mogu usvojiti, prilagoditi i unaprediti, kao i koje su to nove tehnike i alati potrebni da se razvijaju zarad prilagođavanja izazovima koje nose istraživanja u oblasti EDM-a.

Tumačenje i interpretacija rezultata

Tumačenje i interpretacija rezultata predstavlja poslednji korak u procesu otkrivanja znanja u oblasti edukacije, jer je veoma važno da se znanja stečena za donošenje odluke o tome kako da se poboljša obrazovni proces ili sistem adekvatno primenjuju. Modeli OZP-a, koji se zasnivaju na principu bele kutije (white-box) (Delibašić et al, 2009; Delibašić et al, 2013), kao što su stabla odlučivanja, bolji su za razumevanje od modela koji se zasnivaju na principima crne kutije (black-box), kao što su neuronske mreže, koje su preciznije, ali manje razumljive. Tehnike vizuelizacije podataka su takođe veoma korisne i značajne za prikazivanje rezultata, jer je na takav način lakše protumačiti kada se vizuelno

uoče razlike putem različitih grafikona i grafova. Sistemi preporuke i sugestije mogu predstavljati najbolji način da se prezentuju rezultati, informacije, objašnjenja, preporuke i komentari korisnicima koji nisu eksperti u oblasti OZP-a, kao što su nastavnici ili administrativno osoblje koje radi na razvoju nastavnog plana i programa. Shodno tom konceptu, nekada je podobnije prikazati kako rezultati mogu da se primene i iskoriste za donošenje odluka ili definisanje liste predloga, umesto da se akcent na rezultata stavlja na sam model za otkrivanje zakonitosti.

3.5. Ciljevi i primena EDM-a

Otkrivanje zakonitosti u podacima (*Data Mining*) već nekoliko decenija se uspešno primenjuje u oblastima kao što su finansijsko poslovanje, medicina, bioinformatika, genetika,... I iako su metode i tehnike za otkrivanje zakonitosti koje se koriste u svim ovim oblastima relativno slične, ciljevi, kao i interpretacija rezultata su različiti. Na primer, postoji značajna razlika u definisanju cilja primene tehnika i alata otkrivanja zakonitosti u podacima kod elektronskog poslovanja u odnosu na EDM. Glavni cilj otkrivanja zakonitosti u podacima iz oblasti elektronskog poslovanja je da se poveća dobit, gde dobit predstavlja opipljiv cilj koji se može meriti u smislu određene novčane sume, a što dovodi do jasno sekundarne mere kao što je broj kupaca i lojalnosti kupaca. Kao glavni cilj otkrivanja zakonitosti u podacima iz oblasti edukacije je, u velikoj meri, poboljšanje procesa učenja, a rezultati takvog merenja se teže direktno dobijaju i najčešće se procenjuju ili simuliraju preko određenih aproksimacija performansi učenja i uspeha studenata. Može se reći da, osnovni cilj otkrivanja zakonitosti u podacima iz oblasti edukacije omogućava donošenje odluka za poboljšanje tekuće obrazovne prakse i materijala za učenje.

Osnovni ciljevi (zadaci) EDM-a se mogu klasifikovati u sledeće kategorije (Kumar & Chadha, 2011), a koje ujedno predstavljaju osnovna polja primene EDM-a:

- Predviđanje uspeha studenta
- Organizacija nastavnog programa
- Predviđanje upisa učenika, studenata u naredni (viši) stepen obrazovnog programa
- Otkrivanje varanja tokom polaganja on-line ispita
- Identifikacija abnormalnih/ekstremnih vrednosti u obrazovnom sistemu.

Za ostvarivanje ovih ciljeva koriste se različiti algoritmi data mininga, kao što su: stabla odlučivanja, veštačke neuronske mreže, k-najbližih suseda, klaster algoritmi itd, (Ayesha et al., 2010). U svom radu Calders i Pechenizkiy (2011) definisali su nekoliko posebnih ciljeva EDM, pre svega sa stanovišta problema za rešavanje i krajnjeg rezultata EDM-a, koji se definišu kao odgovori na sledeća pitanja:

- Kako da se organizuje ili reorganizuje nastava, postavljanje nastavnog materijala i učila na osnovu korišćenja i performanse podataka?
- Kako da se identifikuju oni koji će imati koristi od povratne informacije, rezultata studije?
- Kako da se odluči koja je vrsta akcije, povratne informacije, ili saveta najefikasnija za studente, a koja za nastavnike?
- Kako da se pomogne studentima/učenicima u pronalaženju korisnog nastavnog materijala, bilo individualno ili u saradnji sa drugim studentima?

Iako početna razmatranja ukazuju da se tokom procesa analize i utvrđivanja zakonitosti nad podacima iz oblasti edukacije podrazumevaju samo dve glavne grupe potencijalnih korisnika / učesnika – studenti i nastavnici, ipak postoji više grupacija korisnika koje su uključene, kako u sam obrazovni proces, tako

i u analizu i primenu rezultata EDM-a, kao što se može videti u tabeli, Tabela 6, (Romero & Ventura, 2013).

Tabela 6. Pregled grupe korisnika EDM rezultata

Grupa korisnika/učesnika	Neki od osnovnih ciljeva korisnika/učesnika
Studenti	<ul style="list-style-type: none"> – da se poboljša učinak učenja; – da obezbedi povratne podatke o rezultatima učenja; – da da preporuke za učenje – poboljšanje procesa učenja, sugestija nastavnog materijala; – da odgovori na potrebe studenta; – da podržavaju refleksiju studenta o situaciji;
Nastavnici	<ul style="list-style-type: none"> – da razumeju proces učenja svojih studenata; – da razmišljaju o svojim nastavnim metodama; – da se poboljša i unapredi proces izvođenja nastave; – da razume socijalne, kognitivne i bihevioralne aspekte kako studenata tako i procesa učenja;
Istraživači	<ul style="list-style-type: none"> – da definišu, razviju i uporede tehnike otkrivanja zakonitosti u podacima kako bi mogli da preporuče najkorisniji model, tehniku za svaki specifičan edukativni zadatak ili problem; – da procene efikasnost i efektivnost učenja kada se koriste različite metode;
Administrativni ili tehnički radnici	<ul style="list-style-type: none"> – da procene najbolji način za organizovanje institucionalnih resursa, kako ljudskih tako i materijalnih; – da usmere proces unapređenja obrazovnog procesa.

Broj mogućih problema ili ciljeva za svaki tip aktera je ogroman, a kako su istraživači ključni akteri u EDM procesu, širok spektar aktuelnih tema od interesa za njihov rad, prikazan je u sledećoj tabeli, Tabela 7.

Tabela 7. Aktuelne teme za istraživače u oblasti EDM-a

Oblast interesovanja	Opis
Generičke metode i razvojna okruženja	Izrada sredstava i razvojnih okruženja, definisanje i unapređenje metoda, algoritama, pristupa posebno usmerenih na istraživanja EDM-a
Otkrivanje edukativnih podataka	Otkrivanje i definsiranje podataka za procenu, pretraživanje ili interakciju u odnosu na celokupan skup podataka ili edukativno okruženje
Otkrivanje obrazovnih procesa	Izdvajanje određenih nastavnih procesa koji direktno utiču na saznanja i učenje kod studenata, na osnovu detaljne evidencije realizovanih događaja u obrazovnom sistemu
Adaptacija i personalizacija vođena podacima (<i>Data-driven adaptation and personalization</i>)	Primena metoda i tehnika otkrivanja zakonitosti u podacima za rad, unapređenja adaptacije i personalizacije obrazovnog okruženja i sistema.
Unapređenje edukativnih softvera	U okviru edukativnih softvera se može prikupiti veliki broj podataka o načinu rada i učenju studenta, a primenom EDM-a se može poboljšati efikasnost softvera u prikupljanju relevantnih podataka
Evaluacija aktivnosti nastavnika	Proces usvajanja znanja i učenja kod studenata može predstavljati dobar indikator koje nastavne aktivnosti i mere daju najbolje efekte
Emocije i odabir predmeta	Utvrđivanje i definsiranje zainteresovanosti studenta za određenu nastavnu oblast, analiza uspeha na obaveznim i samostalno odabranim nastavnim oblastima
Integracija pedagoških postulata u otkrivanju zakonitosti u podacima	Primena znanja o obrascima ponašanja i učenja, kako bi se u procesu otkrivanja zakonitosti nad velikim brojem podataka lakše i brže uočile postojeće relacije, zavisnosti
Unapređenje podrške nastavnika studentima	Utvrđivanje tipova sugestija nastavnika koje su prihvaćene i/ili primenjene od strane studenata

Replikacija nastavnog procesa	Ponovna primena prethodno primenjenih uspešnih metoda i tehnika obrazovanja na novu nastavnu oblast, novu grupu studenata
Najbolja praksa	Usvajanje uspešnih principa primene otkrivanja zakonitosti u podacima, pronalaženju i plasiranju informacija, razvoju sistema za predikciju i sugestije.

3.6. Metode EDM-a

EDM metode se zasnivaju na različitim primenama poslovne inteligencije koje su predložene u literaturi, uključujući i metode otkrivanja zakonitosti u podacima i metode mašinskog učenja, psihologije, sociologije, psihometrije i statistike, vizuelizacije informacija i računarskog modelovanja. Romero i Ventura (2007), predložili su kategorizaciju EDM-a, koja je fokusirana na primenu EDM-a na tehnološki podržano učenje, po sledećim kategorijama:

- Statistika i vizuelizacija;
- Otkrivanje zakonitosti u edukativnim podacima sa Interneta (Web Mining)
 - Klasterovanje, klasifikacija i detekcija outlajera,
 - Otkrivanje asocijativnih pravila i sekvencijalno otkrivanje paterni,
 - Otkrivanje zakonitosti među tekstualnim podacima (Text Mining).

Postoji veliki broj razvijenih metoda koje se primenjuju u EDM-u, kao što je prikazano u radovima (Romero & Ventura, 2007; Baker & Yacef, 2009; Baker, 2010; Scheuer & McLaren, 2011). U nekim od tih radova primenjene su univerzalne metode otkrivanja zakonitosti u podacima, kao što su predviđanje, grupisanje (klasterovanje), otkrivanje izuzetaka, otkrivanje zavisnih relacija, analiza socijanih mreža, otkrivanje zavisnosti u procesima, otkrivanje zavisnosti u tekstualnim podacima, dok se u drugim radovima posebno ističu nove metode koje se primenjuju u EDM, kao što su izdvajanje podataka koji predstavljaju uzrok i/ili posledicu ljudskih odluka, otkrivanje putem modela, traganje za znanjem (knowledge tracing) i faktorizacija nenegativnih matrica, (Oprea & Zaharia, 2011; Guo, 2010; Grabmeier & Lambe, 2007; Germeijs & Verschueren, 2007; Gerasimovic et al, 2011). Shodno metodologiji koja se pojavljuje u radovima (Baker, 2007; Romero & Ventura, 2013) metode rada i primene EDM-a mogu se klasifikovati na:

- *Predviđanje (Prediction)* – Cilj predviđanja je razvoj modela koji će moći na osnovu definisanog skupa podataka, primenom određenih algoritama i polaznih, ulaznih varijabli, da predvidi željenu izlaznu varijablu. Predviđanje se može razmatrati sa dva aspekta u okviru EDM-a, gde se sa prvog stanovišta predviđanje koristi da se analiziraju i predvide koji elementi modela i koje varijable treba da se uključe u analizu kako bi se kreirao EDM model sa željenim performansama, dok sa drugog stanovišta se predviđanje može koristiti za predviđanje određene vrednosti kao rezultat primene EDM modela. U okviru dosadašnjih istraživanja u EDM-u predviđanje se koristilo za predikciju uspeha studenata (Romero et al., 2013), kao i za detektovanje obrazaca ponašanja studenata (Baker et al., 2011). Uopšteno, u okviru EDM-a se izdvajaju, postoje tri vrste predviđanja, te imamo:
 - *Klasifikaciju* – U okviru klasifikacije vrši se predviđanje binarne ili kategoričke promenljive, a najzastupljenije klasifikacione metode su stabla odlučivanja, regresija (za binarna predviđanja), support vector machines.
 - *Regresiju* – U okviru regresije vrši se predviđanje kontinualnih vrednosti varijabli, dok se kao najčešće primenjivane metode regresije izdvajaju: linearna regresija, neuronske mreže, kao i mašine sa regresionim vektorima podrške (*support vector machine regression*).

- *Procenu sličnosti (procenu gustine skupa)* – Vršiti se procena verovatnoća gustina funkcija raspodele i frekvencije, najčešće primenom Gausove funkcije.
- *Klasterovanje (Clustering)* - Cilj klasterovanja je da se pronađu atributi, varijable koje su slične i prirodno grupisane zajedno po određenim kriterijumima. Klasterovanje je posebno korisno u slučajevima kada se broj željenih grupa, kategorija u okviru skupa podataka ne zna unapred, a potrebno je objediniti elemente, varijable po sličnim vrednostima, kao što su na primer region iz kojeg dolazi student ili studijski program koji student pohađa, (Amershi & Conati, 2006; Beal et al., 2007). Algoritmi klasterovanja mogu da rade bez prethodne hipoteze o potencijalnim klasterima na skupu podataka (kao što radi k-means algoritam) ili da se počne od specifične hipoteze o mogućem broju klastera na osnovu prethodnih iskustava na različitim skupovima podataka (kao što radi Expectation Maximization algoritam), a takođe omogućavaju definisanje da jedan podatak pripada samo jednom klasteru ili da se može naći u više klastera, pre svega ako se radi o višeatributivnom klasterovanju. Na osnovu dostupnih radova, u EDM-u klasterovanje se može koristiti za grupisanje sličnih nastavnih materijala ili grupisanje studenata na osnovu njihovih obrazaca ponašanja ili učenja, (Vellido et al. 2011).
- *Otkrivanje zavisnih pravila (Relationship Mining)* – Cilj otkrivanja zavisnih relacija je da identifikuje i definiše značajne odnose između varijabli u određenim procesima, kao i između različitih zavisnih procesa, te da tako utvrđene zakonitosti formuliše u pravila koja se kasnije mogu koristiti. Postoji više različitih tehnika otkrivanja zavisnih relacija kao što su otkrivanje asocijativnih pravila (association rule mining) putem kojeg se uvrđuju veze između varijabli, otkrivanje sekvencijalnih obrazaca (sequential pattern mining) za definisanje vremenski zavisnih povezanosti između varijabli, otkrivanje korelacija (correlation mining) pre svega u pogledu otkrivanja linearnih korelacija između varijabli, kao i otkrivanje uzročnih zakonitosti u podacima (causal data mining) na osnovu kojih se determinišu uzročne veze između varijabli. Otkrivanje zavisnih relacija u okviru EDM-a se koristi za identifikaciju odnosa, zavisnosti u obrascima ponašanja studenata ili identifikovanju i dijagnostikovanju teškoća studenata tokom učenja ili uočavanju grešaka u obrazovnom procesu ili učenju koja se često javljaju zajedno, (Merceron & Yacef, 2010). U okviru otkrivanja zavisnih pravila cilj je da se otkriju veze između podataka (varijabli, atributa) iz velikog skupa podataka, što se može realizovati putem otkrivanja najznačajnijih zavisnosti između dve varijable ili putem utvrđivanja relacije jedne varijable sa ostalim varijablama iz skupa podataka. Tokom otkrivanja zavisnosti moraju da se zadovolje dva kriterijuma: statistička značajnost, koja se ocenjuje preko standardnih statističkih testova, kao što je F-test značajnosti, i interestingness (mera zavisnosti značajnosti), putem koje se smanjuje set podataka, samo na predstavnike svakog skupa relacija, zavisnosti. U okviru EDM-a, mogu se izdvojiti četiri značajne kategorije otkrivanja zavisnih pravila:
 - *Otkrivanje asocijativnih pravila* – ima za cilj da pronađe “šta-ako“ (if-then) pravilo, gde za jedan skup varijabli, druga varijabla ima tačno određenu vrednost.
 - *Otkrivanje korelacionih pravila* – ima za cilj da pronađe (pozitivne ili negativne) linearne korelacije između varijabli.
 - *Otkrivanje sekvencijalnih pravila* – ima za cilj da pronađe vezu između vremenskih događaja, odnosno da otkrije i utvrdi zakonitosti koje se pojavljuju u određenim vremenskim intervalima.
 - *Otkrivanje uzročnih pravila* – ima za cilj da se pronađe da li je jedan događaj bio uzrok drugog događaja, bilo putem analize kovarijansi ova dva događaja ili korišćenjem informacije o tome kako su događaji nastali.

- *Analiza i procena ljudskih odluka (Distillation of Data for Human Judgment)* – Istraživači i donosioci odluka na osnovu svog iskustva i rezultata nekih statističkih testova često donose odluke, te se u okviru EDM-a vrši analiza opravdanosti njihovih odluka, kao i procena uticaja takvih odluka na celokupan sistem posmatranja i njihova buduća stanja. Analiza i procena uzroka i posledica ljudskih odluka u okviru EDM-a se najčešće primenjuje kao pomoć nastavnicima da analiziraju i stvore kompletan pregled, sliku o aktivnostima studenata i da utvrde na koji način su koristili dostupne informacije, materijale, (Mazza & Milani, 2004).
- *Otkrivanje putem modela (Discovery with Models)* – Cilj otkrivanja zakonitosti putem modela je da se prethodno kreirani model za predviđanje ili klasterovanje iskoristi kao deo modela ili kao deo prediktorskih varijabli u predviđanju novih promenljivih. Primenom ovakvog načina istraživač ima mogućnost da sagleda uticaj i značajnost određenih promenljivih, varijabli na ceo model ali i na određene delove modela. Otkrivanje putem modela je posebno izraženo u EDM-u jer pomaže u identifikaciji i utvrđivanju odnosa između ponašanja studenata i karakteristika studenata ili uspeha studenata, gde se kroz integraciju psihometrijskih modela koji se mogu integrisati u koncept mašinskog učenja razvijaju novi modeli za otkrivanje obrazaca ponašanja studenata, (Bienkowski et. al., 2010).
- *Detekcija izuzetaka (Outlier Detection)* – Cilj detekcije izuzetaka je da otkrije grupu podataka koja se značajno razlikuje od ostalih podataka, po jednom ili više kriterijuma. U okviru EDM-a otkrivanje izuzetaka se koristi za detekciju studenata sa poteškoćama u učenju, odstupanja studenata ili nastavnika u obrazovnim aktivnostima ili njihovom ponašanju, kao i za otkrivanje nepravilnog učenja, (Ueno, 2004).
- *Analiza socijalnih mreža (Social Network Analysis)* – Cilj analize socijalnih mreža je da identifikuje, definiše, razume i utvrdi značajnost odnosa između entiteta (studenta i nastavnika) koji učestvuju u obrazovnom procesu i njihove komunikacije. Analiza socijalnih mreža omogućava prikaz društvenih, socijalnih odnosa u smislu teorije grafova, mreža, koje se sastoje od čvorova (koji predstavljaju pojedine aktere u okviru mreže) i veze između njih (koji predstavljaju odnose između pojedinaca, kao što su prijateljstvo, srodstvo, organizacionu poziciju, hijerarhijsku zavisnost, itd). U okviru EDM-a, analiza socijalnih mreža koristi se za tumačenje i analiziranje strukture i odnosa u zajedničkim zadacima i međusobne interakcije, u vidu komunikacije i interakcije kako na istim hijerarhijskim nivoima – horizontalna komunikacije, tako i komunikacija grupa aktera sa različitih hijerarhijskih nivoa - vertikalna komunikacija, (Rabbany et al. 2011).
- *Otkrivanje zakonitosti u procesima (Process Mining)* – Cilj otkrivanja zakonitosti u procesima je da definiše i objedini relevantna i povezana znanja iz skupa podataka, baze podataka koja sadrži informacije o celokupnom nastavnom procesu, izdvajajući ključne nastavne procese. Sastoji se od tri podoblasti, podmodela: provera usaglašenosti u okviru procesa i među procesima, detekcija modela na nivou procesa i proširenje, prilagođavanje modela zarad mogućnosti primene na više procesa. U EDM-u, otkrivanje zakonitosti u procesima se koristi za identifikovanje i analiziranje ponašanja studenata u pogledu aktivnosti i uspeha u pojedinim nastavnim aktivnostima tokom nastavnog procesa i učinkom na završnom ispitu, prateći različite procese kroz vreme, (Trčka, 2011).
- *Otkrivanje zakonitosti u tekstualnim podacima (Text Mining)* – Cilj otkrivanja zakonitosti u tekstualnim podacima je da izdvoji kvalitetne informacije iz teksta, koje su vredne daljeg istraživanja. Tipični zadaci otkrivanja zakonitosti u tekstualnim podacima uključuju kategorizaciju teksta, grupisanje, klasterovanje teksta, identifikovanje i izdvanjanje ključnih koncepata ili entiteta, analizu emocionalnih stanja predstavljenih u okviru tekstualnog

dokumenta, generalizovanje i sumiranje koncepata izloženih u tekstu, definisanje načina komunikacije između različitih aktera, entiteta. Otkrivanje zakonitosti u tekstualnim podacima u EDM-u se koristi za analizu sadržaja diskusionih panela, foruma, web stranica, deljenih dokumenata, kolaborativnog rada studenata, (Tane, 2004).

3.7. Razvoj aplikacija i praktična primena EDM-a

Postoje mnogi primeri aplikacija u obrazovnim sistemima, okruženjima koji su zasnovani na primeni metoda i tehnika otkrivanja zakonitosti u podacima. Između svih njih, mogućnost predviđanja uspeha studenata je najstarija i najpopularnija primena otkrivanja zakonitosti u podacima u obrazovanju. Međutim, u poslednjih nekoliko godina, EDM je primenjen za rešavanje velikog broja novih i različitih problema, čija je struktura data u sledećoj tabeli, Tabela 8.

Tabela 8. Primeri primene aplikacija ili zadataka EDM-a

Zadatak/aplikacija	Opsi zadatka / aplikacije	Referenca
Predviđanje uspeha studenata	Predviđanje učinka studenta, u pogledu ukupnog uspeha ili ocene, rezultata iz određene nastavne oblasti	Romero, Zafra, Luna & Ventura, 2013
Naučno istraživanje	Razvoj i testiranje naučnih teorija u okviru tehnološki podržanog učenja, formulisane novih naučnih hipoteza	Siemens & Baker, 2012
Prikupljanje povratnih informacija od studenata kao vid podrške radu nastavnika	Prikupljanje povratnih informacija od studenata tokom nastavnog procesa kao sredstvo podrške nastavnicima tokom planiranja i formiranja nastavnih oblasti i materijala, kako bi se poboljšao uspeh učenja studenata, kao i da se omogući nastavnicima da preuzmu odgovarajuće proaktivne i/ili korektivne mere radi poboljšanja obrazovnog procesa	Romero, Zafra, Luna & Ventura, 2013
Personalizacija edukativnog procesa prema studentu	Razvoj sistema i aplikacija za automatsko prilagođavanje nastavnog procesa i materijala shodno karakteristikama svakog pojedinačnog studenta	Romero & Ventura, 2011
Sistem preporuke za studente	Razvoj sistema i aplikacija za davanje preporuke studentima u vezi sa njihovim aktivnostima ili ispunjenjima nastavnih obaveza, preporuke nastavnih materijala i izbornih predmeta	Tang, Daniel & Romero, 2015
Sistem obaveštavanja aktera u obrazovnom procesu	Razvoj sistema i aplikacija za praćenje napretka studenta (realizaciju zadataka, polaganje ispita), za detekciju u realnom vremenu neželjenih ponašanja studenata (nizak nivo motivisanosti, zloupotreba nastavnog materijala, varanje na ispitima)	Kotsiantis, 2012
Modelovanje studenata	Razvoj i definisanje kognitivnih modela studenata koji predstavljaju njihove veštine i deklarativna znanja	Frias-Martinez et al., 2006
Delokrug modelovanja	Definisanje domena obrazovnog procesa u pogledu koncepata, veština, nastavnog materijala i načina realizovanja nastave, kao i njihovog međusobnog odnosa	Pavlik et al., 2009
Grupisanje studenata	Kreiranje grupa studenata u skladu sa njihovim ličnim karakteristikama, karakteristikama ponašanja i učenja	Ayers et al., 2009
Planiranje nastavnog plana	Razvoj metoda za planiranje budućeg nastavnog plana i programa, nastavnih oblasti, planiranje raspodele ljudskih i materijalnih resursa po obrazovnim oblastima i procesima	Garcia et al., 2009
Ocena parametara	Definisanje ključnih parametara za razvoj modela na osnovu kojih se u budućnosti može vršiti precizna predikcija podataka od interesa za obrazovni process	Wauters et al., 2011

Primena poslovne inteligencije i otkrivanja zakonitosti u podacima u obrazovnim sistemima može biti usmerena na različite aktere, u zavisnosti od zahteva i potreba, od kojih se kao ključni po (Zorrilla et al., 2005), mogu izdvojiti:

- Okrenuta ka studentima - Cilj je da preporuči studentima određene aktivnosti, resurse i način edukacije kako bi poboljšali rezultate svog učenja, primenjujući dobra iskustva studenata sličnih njima (Heraud et al., 2004; Lu, 2004; Tang & McCalla, 2005; Zaiane, 2002).
- Okrenuta ka nastavnom osoblju - Cilj je da se dobiju objektivne povratne informacije na osnovu realizovanog nastavnog procesa, proceni struktura sadržaja nastavne oblasti, kursa i njegove efikasnosti u procesu učenja, kao i da se izvrši klasifikacija studenata na osnovu njihovih potreba za vođenjem i praćenjem tokom obrazovnog procesa, utvrđivanje najčešće napravljenih grešaka ali i pronalaženjem aktivnosti koje su se pokazale kao najefikasnije, a sve sa ciljem otkrivanja informacija za poboljšanje, adaptaciju i prilagođavanje nastavnog procesa i napretka studenata, (Ha et al., 2000; Hamalainen et al., 2004; Merceron & Yacef, 2004; Minaei-Bidgoli & Punch, 2003; Pahl & Donnellan, 2003; Silva & Vieira, 2002; Zaiane & Luo, 2001).
- Okrenuta široj akademskoj zajednici - Cilj je da se otkriveni paterni primene na nivou šire akademske zajednice, poboljšaju obrazovni programi, ali i iskoriste kao dobra osnova za razvoj i prilagođavanje obrazovnih programa koji su zasnovani na tehnološki podržanom učenju na daljinu, (Grob et al., 2004; Peled & Rashty, 1999; Urbancic, Skrjanc & Flach, 2002).

Oblast primena EDM alata i tehnika se sagledava, pre svega, u mogućnosti da istraživači modeliraju širi spektar potencijalno relevantnih studentskih atributa, varijabli u realnom vremenu, ali i mogućnosti razvoja prediktivnih faktora, varijabli koji ukazuju na uspeh i zadovoljstvo studenata tokom obrazovnog procesa, (Baker, 2007; D'Mello et al., 2008; Dekker et al., 2009; Superby et al., 2006). Prepoznaje se nekoliko značajnih oblasti primene EDM-a. Prva ključna oblast primene, bez obzira da li se EDM primenjuje na koncept individualnog učenja, klasične metode učenja ili tehnološki podržano učenje, zasniva se na razvoju i unapređenju studentskog modela, koji predstavlja skup informacija o karakteristikama i ponašanjima studenta, kao što su trenutna znanja učenika, motivacija, stavovi, (Baker et al., 2004; McQuiggan et al., 2008). Kao druga ključna oblast primene metoda EDM se zasniva na otkrivanju ili poboljšanju modela znanja strukture pojedinačnih kategorija ili oblasti obrazovanja. Kroz kombinaciju psihometrijskog modelovanja i algoritmima pretraživanja za mašinsko učenje, istraživači su u stanju da razviju automatizovane postupke za otkrivanje zakonitosti i donošenje zaključaka direktno iz podataka, (Barnes, 2005; Desmarais & Pu, 2005; Pavlik et al., 2009). Treća ključna oblast primene metoda EDM je u proučavanju nastavnih i pedagoških principa, metoda rada u cilju otkrivanja koje vrste pedagoških mera i koje načini prezentovanja nastavnih oblasti su najefikasniji, bilo ukupno ili za različite grupe studenata ili u različitim situacijama, (Beck & Mostow, 2008). Za četvrtu značajnu oblast primene metoda EDM može se izdvojiti potraga za empirijskim dokazima da se preciznije definišu i dalje razvijaju teorijske osnove obrazovnog procesa, ka boljem razumevanju ključnih faktora koji utiču na učenje, često sa ciljem osmišljavanja boljih sistema edukacije i učenja, (Madhyastha & Tanimoto, 2009; Abelson, 1968; Gong et al., 2009).

Luan (2012) je u svom radu primenjivao tehnike OZP-a kao način da otkrije rizične studente, u pogledu odustajanja od određenih nastavnih oblasti, nastavnih predmeta ili njihovog kasnijeg vraćanja. Da bi predvideo da li će se studenti vratiti, koristio je metod klasifikacija i regresiona stabla odlučivanja (C&RT), (Luan, 2012). Takođe, Luan je koristio i kvantitativne i kvalitativne tehnike istraživanja da bi otkrio faktore uspeha i odustajanja kod studenata. U sličnom istraživanju, Lin (2012) je primenom tehnika OZP-a pokušao da poboljša napore studenata tokom usvajanja znanja, te je u svom istraživanju

razvio nekoliko prognostičkih modela, koji su na osnovu podataka budućih studenata mogli na precizan način da predvide koji će tipovi studenata imati mogućnost boljeg uspeha na studijama, a sve to na bazi predikacije stepena usvajanja znanja. Istraživači sa Bowie State University razvili su sistem zasnovan na OZP-u koji podržava i poboljšava učenje kod studenata (Chacon et al., 2012), kroz sistem koji je pomagao fakultetu u ranoj identifikaciji potencijalnih rizičnih studenata, prateći strogu metodologiju OZP-a i kvantitativno predstavljajući rezultate. EDM model koji je Chacon (Chacon et al., 2012) zajedno sa saradnicima razvio radi i danas kao produkciona verzija na Bowie State University, za razliku od istraživanja njihovih kolega Lin (2012) i Luan (2012), čija istraživanja nisu imala praktičnu primenu. Da se uspešnost akademske institucije i sam uspeh studenata može predvideti korišćenjem tehnika OZP-a, prikazali su (Vandamme, Meskens, & Superby, 2007) u svom istraživanju, kada su primenom tehnika stabla odlučivanja i neuronskih mreža definisali tri grupe studenata, shodno njihovom riziku od odustajanja od procesa visokoškolskog obrazovanja (gde su studenti sa visokim stepenom rizika imali veliku verovatnoću neuspeha ili napuštanja studija). Studije ovog tipa, pored samog predviđanja uspeha studenta, značajne su i za nastavnike i druge zaposlene na visokoškolskim institucijama kako u ranoj fazi mogu da posvete više pažnje dobrim studentima i pomognu više rizičnim studentima.

Lično okruženje za učenje (*Personal Learning Environments* - PLE) i sistem preporuke i sugestije (*Personal Recommendation Systems* - PRS) direktno su povezani sa konceptima EDM-a. Personalizovano okruženje za učenje se fokusira na pružanje raznih alata, servisa i metoda, tako da sistem može da se prilagodi potrebama studenata za učenjem u toku studiranja, (Mödrtscher, 2010). Veliki deo aktivnosti koje su u vezi sa sistemima preporuke i sugestije je kvantitativne prirode i ima široku primenu u eCommerce. Na primer, Amazon.com koristi sisteme preporuke i sugestije kako bi se prilagodili iskustvu pregledanja web stranica za svakog korisnika i shodno karakteristikama svakog korisnika uradili sugestiju odgovarajuće literature. Sistemi preporuke i sugestije moraju se prilagoditi za posebnu primenu u obrazovnom domenu, kako bi se preporuke za studente usaglasile sa obrazovnim ciljevima, a proces prilagođavanja je neophodan zbog specifičnosti edukativnog sistema i merenja njegovih rezultata (Santos & Boticario, 2010). Kao dva značajna problema u pogledu primene sistema preporuke i sugestije u obrazovnom kontekstu, mogu se izdvojiti:

- sistem mora da pokuša da razume ili definiše potrebe studenata;
- trebalo bi da postoji predefinisani način kako profesor može da kontroliše svoje preporuke ka studentima (Santos & Boticario, 2010) .

Postojeći sistemi preporuke i sugestije u obrazovnom domenu obično ne rešavaju ove probleme, već otvaraju dodatne istraživačke mogućnosti za EDM i istraživačke organizacije, te se nameće pitanje kako istraživači i profesori, administrativni radnici u visokoškolskom sistemu koriste OZP da bi predvideli učinak studenata. Jedan od istraživačkih timova koji je razmatrao ovaj problem, kako primenom sistema preporuke i sugestije mogu da se unaprede rezultati predviđanja uspeha studenata (Thai-Nghe et al., 2010), svoje istraživanje su zasnovali na nekoliko kvantitativno raznorodnih komponenti, definisanih za praćenje performansi uspeha studenata informatike. Rezultati su ukazali da je moguće preciznije predvideti uspeh studenata informatike primenom metoda EDM-a, nego primenom klasičnih statističkih metoda. Wang (2008) je u okviru svog istraživanja uspeo da dokaže, da primena OZP modela na pretraživanje događaja sa kontekstualnim faktorima, može da doprinese razvoju novih individualizovanih preporuka putem utvrđivanja asocijativnih pravila, na osnovu istorijskih podataka o pregledu materijala i dostignuća studenta, pružajući mogućnost studentu da u svom individualnom ritmu savladava nastavni materijal. U okviru istraživanja Chrysostomou,

korišćena je OZP klaster tehnika za determinisanje četiri osnovne grupe studenata, na osnovu njihovih sklonosti i iskustvu u radu sa računarom (Chrysostomou et al., 2009) .

Metodologija koja se zove “otkrivanje često korišćenih predmeta” (eng. “*frequent itemset mining*“) u okviru istraživanja (Huang et al., 2007) korišćena je za identifikaciju načina ponašanja učenika tokom pohađanja on-line kursa, a na osnovu toga uradili su preporuku za personalizovani web sadržaj shodno oblastima interesovanja studenata. Neka od novijih istraživanja fokusirana su na okruženja za učenje zasnovana na mobilnim tehnologijama. Korišćenje mobilnih uređaja od strane studenata u procesu edukacije, obradili su u svojoj studiji Su et al. (2011), vođeni idejom da se primenom OZP-a brz, dinamičan, personalizovani sadržaj prezentira studentima. Kako mobilni uređaji imaju različite zahteve za upravljanje sadržajem od standardnih računara i web pretraživača (pre svega u pogledu mrežnih uslova, hardverskih mogućnosti i korisničke sklonosti u korišćenju uređaja), ova studija je pre svega ukazala kako sa tehničke strane, podaci iz procesa edukacije putem mobilnih uređaja mogu da se koriste i analiziraju kroz OZP.

OZP se može koristiti na način da se aktivnosti učenja prilagode svakom pojedinačnom studentu, kao što je u radu Wang et al. (2011) predstavljena mogućnost prilagođavanja kursa engleskog jezika shodno napretku svakog od studenata. Ovde se umesto statičkog sadržaja kursa, kurs prilagođavao tempu usvajanja znanja svakog od studenta. Takvim pristupom, da se stvore značajna i optimalna iskustva za učenje za svakog pojedinca, studenta-učenika, ostvaren je evidentan uspeh. Metodologija ovog istraživanja mogla bi da se primeni i na druge vrste kurseva, gde studenti počinju kurs sa različitim nivoima predznanja. Bienkowski, Feng i Means (2012) predstavili su detaljan izveštaj o tome kako EDM može da poboljša metode učenje i realizacije nastave, trasirajući nove puteve za dalja istraživanja, a među njima su:

- fokus na upotrebljivosti i uticaju dostupnih podataka i informacija na ponašanje i rad nastavnika;
- razvoj sistema za podršku odlučivanju i sistema za preporuke smanjenju direktnog, subjektivnog uticaja nastavnika;
- razvoj alata za zaštitu privatnosti podataka studenata, uz kontinualno unapređenje EDM-a;
- razvoj modela koji se mogu koristiti u različitim kontekstima, obrazovnim domenima.

Sagledavajući navedena istraživanja eminentnih autora, aktuelne teme iz oblasti EDM-a i imajući u vidu osnovne ciljeve i primene EDM-a, a shodno predmetu disertacije, u nastavku disertacije biće razvijeni modeli za predikciju dužine studiranja i ocene na kraju studija, kao i ocena iz stručnih predmeta uz pomoć softverskih paketa RapidMiner, Clementine, MatLab, te nakon toga će biti razvijena interaktivna aplikacija u programskom okruženju QlikView za analizu i praćenje uspešnosti studiranja.

4. Projektovanje modela i način istraživanja

4.1. Softverska podrška za realizaciju istraživanja

Intenzivni razvoj primena metoda poslovne inteligencije uslovio je i razvoj softverskih paketa koji olakšavaju njenu analizu i primenu. U doktorskoj disertaciji planirana analiza, predviđanje i primena rezultata biće izvršeni u softverskim paketima SPSS, Clementine, RapidMiner, MatLab i QlikView. U okviru narednih poglavlja disertacije, biće detaljnije objašnjena analiza i razvoj modela u svakom od softverskih okruženja, te je u nastavku ovog poglavlja dat samo osnovni pregled.

4.1.1. SPSS

SPSS (Statistical Package for Social Studies) predstavlja najviše primenjeni softverski paket za statističku analizu poslednjih 50 godina, gde se njegovom upotrebom i primenom, počevši već od pripremne faze statističkog istraživanja, pa sve do prezentovanja rezultata, znatno skraćuje vreme i pojednostavljuje proces primene statističkih metoda i tehnika. Značajna mogućnost upotrebe SPSS-a počinje sa mogućnošću opisivanja i sređivanja podataka (kao što je određivanje imena varijabli i kategorija, obrada nedostajućih podataka, spajanja kategorije, itd.), preko primene mnogobrojnih statističkih testova (za utvrđivanje distribucija, korelacija, značajnosti), do izgradnje modela, izveštaja i grafikona. U doktorskoj disertaciji korišćenje *SPSS* će se zasnivati na primeni parametarskih i neparametarskih statističkih testova na ulazne varijable, sa ciljem da se utvrdi njihova raspodela, međusobna zavisnost i značajnost.

4.1.2. RapidMiner

Softversko rešenje *RapidMiner* predstavlja vodeći svetski “open source“ (besplatno rešenje otvorenog koda) sistem za poslovnu inteligenciju i otkrivanje zakonitosti u podacima. *RapidMiner* se može posmatrati kao jedinstveno okruženje koje omogućava objedinjavanje alata, tehnika i metoda za mašinsko učenje, otkrivanje zakonitosti u podacima, prediktivnu i poslovnu analitiku, čija univerzalnost modela omogućava rešavanje širokog spektra problema. Koncept modularnih procesa omogućava dizajn kompleksnih modela, sistema za obradu velike količine podataka paralelno formirajući veći broj modela, analizirajući njihove performanse i na kraju predstavljajući najbolje modele iz svake od kategorije, modula, (Radovanović et al., 2014). U doktorskoj disertaciji procesi i operatori *RapidMiner*-a će se koristiti za kreiranje “jednostavnih“ i “kompleksnih“ algoritama za klasifikaciju i predviđanje uspeha studiranja, uključujući i formiranje podskupova atributa, varijabli koji najviše odgovaraju različitim algoritmima po kriterijumu tačnosti klasifikacije, sprovodeći celokupan proces otkrivanja zakonitosti u podacima od pripreme podataka (koja je jedinstvena za sve algoritme), do evaluacije rezultata (koja je jedinstvena za svaki od algoritama).

4.1.3. Clementine

Clementine predstavlja softversko okruženje koje omogućava intuitivan razvoj modela poslovne inteligencije u cilju boljeg i jednostavnijeg donošenja odluka. Razvijena da podrži CRISP model poslovne inteligencije, *Clementine*-a objedinjuje celokupni proces poslovne inteligencije od prikupljanja i obrade podataka, preko otkrivanja zakonitosti u podacima i razvoja modela, do donošenja

odluka zasnovanih na razvijenim modelima i predviđanju budućih stanja, situacija, kretanja indikatora. Obrada podataka u *Clementine*-i se vrši preko upotrebe različitih vrsta čvorova, koji se povezuju formirajući određeni tok podataka nad kojima se utvrđuju zakonitosti i vrši predikcija. U okviru doktorske disertacije biće kreirani različiti regresioni modeli, modeli stabla odlučivanja i modeli neuronskih mreža za predviđanje uspešnosti studiranja.

4.1.4. *MatLab*

MatLab (*Matrix Laboratory*) predstavlja snažan softverski paket koji je ujedno i programski jezik visokog nivoa i računarski vizuelizacioni alat. Putem niza specijalizovanih alata u obliku skript datoteka (m-datoteke) *MatLab* se danas primenjuje i za digitalnu obradu signala, automatsko upravljanje, modeliranje i simulacije sistema, razvoj neuronskih mreža (Išljamovic & Suknović, 2014), fazi logiku, finansijsko modelovanje i analizu (Radojević, 2008), obradu slika, itd. Pored širokog spektra mogućnosti primene *MatLab*-a, u doktorskoj disertaciji biće korišćene funkcije za razvoj modela neuronskih mreža za analizu značajnosti faktora koji utiču na uspeh studiranja, ali i za celokupno predviđanje uspeha studiranja, te na osnovu tih rezultata biće izvršena komparativna analiza sa rezultatima dobijenim u *Clementine*-i i *RapidMiner*-u.

4.1.5. *QlikView*

Softversko rešenje *QlikView* predstavlja prvu asocijativnu in-memory platformu za poslovnu inteligenciju, koja omogućava prikupljanje podataka, ispitivanje i analizu istih, kao i nova otkrića i uvide u načine rešavanja problema. Rad *QlikView* platforme je sličan principu rada i razmišljanja ljudskog uma, gde je omogućen pristup i analiza podacima počevši od indikatora najvišeg nivoa, pa sve do najnižih transakcionih podataka, a sam način realizacije odabira podataka, asocijativne pretrage i vizualizaciju rezultata omogućen je za korisnike klasične *QlikView* aplikacije, ali i korisnicima tablet i smartphone uređaja, kao i putem Interneta, obezbeđujući pristup uvek ažurnim podacima u bilo kom vremenskom trenutku sa bilo koje lokacije. *QlikView* se koristi u doktorskoj disertaciji za vizuelnu prezentaciju dobijenih rezultata, primenom različitih dijagrama, grafikona, tabela i mapa, putem kojih će biti predstavljene otkrivene zakonitosti u podacima o uspehu studiranja iz prethodno realizovanih analiza. Najznačajnija primena *QlikView* softverskog rešenja ogledaće se u razvoju aplikacije za kontinualno praćenje uspeha studiranja koja je namenjena nastavnom osoblju i studentima. Studentima fakulteta biće omogućeno, uz adekvatnu zaštitu podataka, da kontinualno prate svoj uspeh tokom studiranja (broj položenih ispita, ocene na ispitima) putem interaktivnih formi, kao i njihovo rangiranje u odnosu na ostale studente iz generacije sa istog studijskog programa. Takođe, studentima će biti omogućeno da nakon završene prve godine osnovnih akademskih studija, koristeći aplikaciju, sagledaju potencijalni predviđeni uspeh na kraju studija, što svakako predstavlja dobar indikator i smernicu za dalji stručni i naučni razvoj. Potencijalnim studentima, koji razmišljaju o upisu na fakultet, biće omogućeno da unosom svojih ličnih podataka i informacija o završenoj srednjoj školi, dobiju informacije o mogućem uspehu na željenom fakultetu. Nastavno osoblje će moći da prati uspeh studenata na svakom od predmeta, njihov razvoj tokom studiranja i da u ranoj fazi identifikuje dobre studente kojima se mogu ponuditi dodatni kursevi, učešće u naučno-istraživačkom radu i projektima, ali i da se identifikuju studenti kojima je potrebna dodatna pomoć i podrška, kako bi poboljšali uspeh studiranja.

4.2. Skup podataka za istraživanje

U disertaciji će biti korišćeni podaci iz baze studentske službe Fakulteta organizacionih nauka Univerziteta u Beogradu i to u sledećoj strukturi, Tabela 9:

Tabela 9. Predloženi skup podataka za istraživanje

Varijable		Opis, vrednosti
Ulazne varijable	<i>Pol</i>	Pol studenta Vrednosti: muški / ženski
	<i>Region</i>	Region iz kojeg student dolazi na Fakultet Vrednost: Beogradski region, Istočna Srbija, Zapadna Srbija, Vojvodina, Južna Srbija, Centralna Srbija, Kosovo i Metohija, Inostranstvo Tip: string
	<i>Završena srednja škola</i>	Tip srednje škole koju je student završio pre upisa na fakultet Tip: string
	<i>Uspeh u srednjoj školi</i>	Uspeh ostvaren u srednjoj školi Vrednost: 2-5 Tip: real
	<i>Poeni na prijemnom</i>	Broj ostvarenih poena na prijemnom za upis na Fakultet Vrednosti : 1-100 tip: real
	<i>Studijska grupa</i>	Studijsko usmerenje za koje se student prilikom upisa na Fakultet opredelio Vrednosti: Informacioni sistemi i tehnologije ili Menadžment i organizacija tip: string
	<i>Ocene na ispitima prve godine</i>	Pojedinačne ocene sa 11 ispita prve godine osnovnih akademskih studija Vrednosti: 6-10 tip: integer
Izlazne varijabla	<i>Prosečna ocena</i>	Prosečna ocena prilikom završetka Fakulteta vrednosti: 6-10 tip: real
	<i>Broj godina studija</i>	Broj godina provedenih na osnovnim akademskim studijama (od upisa do odabrane završnog (diplomskog) rada) Vrednosti: >3 tip: real
	<i>Ocene na stručnim ispitima četvrte godine</i>	Pojedinačne ocene sa po stručna 4 ispita četvrte godine osnovnih akademskih studija na svakom od studijskih programa Vrednosti: 6-10 tip: integer

Korišćenje studentskih podataka biće korišćeno isključivo u cilju istraživanja i razvoja modela za predviđanje uspeha studiranja i neće ugroziti lični integritet studenta. U finalnoj prezentaciji podataka, neće biti prikazani lični identifikacioni podaci o svakom studentu, već generalizovani podaci, pravila, utvrđene zakonitosti i razvijeni modeli predviđanja.

4.3. Način realizacije istraživanja

Za potrebe istraživanja, kao izvor podataka biće korišćena baza studentske službe Fakulteta organizacionih nauka Univerziteta u Beogradu. Analizom će biti obuhvaćeno 1787 studenata osnovnih akademskih studija koji su upisani na prvu godinu osnovnih akademskih studija, počevši od školske 2004/2005 godnine, koja ujedno predstavlja i prvu generaciju studenata po Bolonjskom principu realizacije nastave na Fakultetu organizacionih nauka. Studentski podaci obuhvataju narednih 5 generacija studenata, sa oba studijska programa, zaključno sa studentima koji su upisani u školskoj 2008/2009 godini, a koji su svoje studije uspešno okončali do kraja 2013. godine. Dobijeni rezultati eksperimenta treba da potvrde opštu hipotezu o mogućnosti definisanja krucijalnih faktora koji utiču na uspeh studija i mogu se koristiti kao smernica za unapređenje nastavnog procesa, ali i preciznog i efikasnog predviđanja uspeha studenata prilikom završetka osnovnih akademskih studija.

Na početku istraživanja, glavna varijabla, koja će biti ispitivana je varijabla prosečna ocena studenta prilikom završetka osnovnih akademskih studija, kao i analiza i uticaj ulaznih varijabli na nju. Korišćenjem osnovnih personalnih informacija o studentu, zajedno sa ocenama nakon završene prve godine osnovnih akademskih studija, primenom metoda i tehnika poslovne inteligencije, za svakog studenta biće predviđena moguća prosečna ocena prilikom završetka studija. Nakon toga, primenom alata i tehnika otkrivanja zakonitosti u podacima biće izvršena analiza uticaja ulaznih varijabli na uspeh studenta, kao izlazne varijable, kao i utvrđivanje njihove značajnosti u razvijenom modelu. Pored razvoja modela za predviđanje, tokom analize rezultata biće utvrđeno koje ulazne varijable za proces predikcije uspeha studiranja imaju veći značaj i da li bi na osnovu manjeg broja ulaznih varijabli bilo moguće precizno predvideti uspeh studiranja. Potencijalni uticaj sredine iz koje je student došao na studije, u pogledu uticaja geografskog i socio-ekonomskog porekla, kao i prethodno završene srednje škole na uspeh studiranja, takođe će biti istražen u disertaciji. Dobijeni rezultati istraživanja biće tekstualno opisani i dodatno pojašnjeni putem tabela, slika i dijagrama sa uporednim rezultatima.

Planirana analiza i predviđanje biće izvršeni u softverskim paketima SPSS, RapidMiner, Clementine i MatLab, pružajući komparativni pregled performansi različitih algoritama i njihovih rezultata, u cilju razvoja najefikasnijeg modela. Nakon sprovedenih analiza i predviđanja, rezultati će biti prikazani putem softverske aplikacije u programskom okruženju QlikView, koja se zasniva na osnovama objektno-orijentisanog programiranja, sa ciljem veće pristupačnosti i primene prethodno dobijenih rezultata.

U narednom poglavlju disertacija biće predstavljeni rezultati osnovne statističke analize u softverskom paketu SPSS, koja ima za cilj utvrđivanje distribucija osnovnih varijabli i njihovih međuzavisnosti.

5. Statistička analiza podataka

5.1. Analiza varijabli

U cilju boljeg sagledavanja varijabli koje će biti korišćene u procesu razvoja modela za predikciju, urađena je osnovna statistička analiza, gde je u prvom koraku sprovedena deskriptivna analiza varijabli, da bi se u kasnijim koracima sprovedla binomna logistička regresija i ANOVA, a sve to u nameri da se pravovremeno utvrdi struktura postojećih podataka.

5.1.1. Deskriptivna statistika

Deskriptivna statistička analiza, koristeći osnovni skup metoda, korišćena je za izračunavanje, prikazivanje i opisivanje osnovnih karakteristika podataka. Kao osnovni pokazatelji u deskriptivnoj analizi, korišćiće se srednja vrednost (formula 1) i standardna devijacija (formula 2).

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \quad (1)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (y_t - \mu)^2} \quad (2)$$

Sagledavajući rezultate deskriptivne statističke analize na 15 osnovnih varijabli, može se zaključiti da je prosečno vreme studiranja 5 godina i jedan mesec sa prosečnom ocenom od 8.36. Studenti koji se upisuju na fakultet u proseku imaju jak vrlo dobar uspeh u srednjoj školi (4.43), gde nam vrednost standardne devijacije ukazuje da se prosečno na fakultet upisuju odlični i vrlo dobri srednjoškolci, ostvarujući oko 57 poena na prijemnom ispitu, Tabela 10. Analizirajući ocene sa prve godine osnovnih akademskih studija, u proseku, najbolji rezultati se postižu na predmetima: Osnovi organizacije, Proizvodni sistemi, Psihologija/Sociologija i Osnovi informaciono-komunikacionih tehnologija, sa ostvarenom prosečnom ocenom preko 8. Sa druge strane, iz predmeta Ekonomija i Engleski jezik 1 studenti ostvaruju najslabiji rezultat, sa prosečnom ocenom oko 7.

Tabela 10. Pregled ključnih varijabli po srednjoj vrednosti sa standardnom devijacijom i varijansom

Varijabla	Srednja vrednost sa stand. devijacijom	Varijansa
Prosečna ocena iz srednje škole	4.428±0.694	0.482
Poeni na prijemnom ispitu	57.336±22.067	2.952
Ekonomija	7.396±1.325	1.754
Engleski jezik 1	7.504±1.247	1.554
Engleski jezik 2	7.708±1.311	1.72
Matematika 1	7.672±1.205	1.453
Matematika 2	7.699±1.229	1.51
Menadžment	7.871±1.229	1.511
Osnovi informaciono-komunikacionih tehnologija	8.133±0.95	0.902
Osnovi organizacije	8.312±1.251	1.566
Proizvodni sistemi	8.26±1.28	1.639

Psihologija/ Sociologija	8.194±1.277	1.631
Uvod u informacione sisteme	7.975±1.056	1.114
Prosečna ocena studija	8.357±0.663	0.439
Prosečna dužina studiranja	5.015±1.017	1.035

5.1.2. Deskriptivna statistika po polu

Analizirajući ključne varijable po polu studenta, može se uočiti da su studentkinje ostvarile bolje rezultate kod većine varijabli, u odnosu na svoje kolege muškog pola, koji su jedino u pogledu ocene iz predmeta Osnovi informaciono-komunikacionih tehnologija ostvarili bolju prosečnu ocenu, Tabela 11. U pogledu ostalih predmeta sa prve godine osnovnih studija studentkinje su za oko 0.3 ostvarile bolje rezultate na ispitima od studenata, dok su vrednosti standardne devijacije u sličnim okvirima.

Tabela 11. Pregled ključnih varijabli po polu studenta

Varijabla	Pol studenta	
	ženski	muški
Poeni na prijemnom ispitu	57.69±21.895	56.9±22.283
Prosečna ocena iz srednje škole	4.53±0.625	4.30±0.751
Ekonomija	7.52±1.343	7.25±1.287
Engleski jezik 1	7.57±1.26	7.43±1.226
Engleski jezik 2	7.77±1.351	7.64±1.259
Matematika 1	7.84±1.213	7.47±1.164
Matematika 2	7.89±1.265	7.47±1.142
Menadžment	8.01±1.226	7.7±1.212
Osnovi informaciono-komunikacionih tehnologija	8.11±0.943	8.16±0.958
Osnovi organizacije	8.49±1.244	8.09±1.226
Proizvodni sistemi	8.43±1.272	8.04±1.257
Uvod u informacione sisteme	8.04±1.063	7.89±1.041
Psihologija/ Sociologija	8.36±1.227	7.99±1.308
Prosečna ocena studija	8.49±0.668	8.18±0.613
Prosečna dužina studiranja	4.88±0.969	5.18±1.050

Kod varijable prosečne ocene tokom studiranja sa prosečnom ocenom od 8.49 studentkinje imaju, u proseku, za 0.3 višu ocenu od svojih kolega, dok u odnosu na vreme studiranja, fakultet završavaju brže od svojih kolega za 3 do 4 meseca. Najmanja razlika u prosečnim ocenama između studenata i studentkinja zabeležena je na predmetima: Engleski jezik 1, Engleski jezik 2 i Osnovi informaciono-komunikacionih tehnologija.

5.1.3. Deskriptivna statistika po statusu upisa

Sprovodeći deskriptivnu statističku analizu podataka po statusu upisa na fakultet, koji može biti budžet (studenti koji su upisani na teret državnog budžeta) ili samofinansiranje (studenti koji plaćaju školarinu), dobijeni su rezultati koji su prikazani u sledećoj tabeli, Tabela 12. Po svim analiziranim varijablama studenti koji su upisani na budžet su ostvarili bolji rezultat od studenata koji su upisani na fakultet u statusu samofinansiranje. Prilikom upisa na fakultet, budžetski studenti imaju odličan uspeh u srednjoj školi (4.61) i oko 70 poena na prijemnom ispitu (71.06 ± 15.615), za razliku od samofinansirajućih studenata koji su u srednjoj školi, u proseku, ostvarili vrlo dobar uspeh, sa prosečnom ocenom od 4.18, a na prijemnom u proseku, postižu znatno slabiji rezultat od svojih kolega iz statusa finansiranja iz budžeta, sa oko 40 poena.

Tabela 12. Pregled ključnih varijabli po statusu upisa na fakultet

Varijabla	Status upisa	
Poeni na prijemnom ispitu	samofinansiranje	39.42±15.406
	budžet	71.06±15.615
Prosečna ocena iz srednje škole	samofinansiranje	4.18±0.782
	budžet	4.61±0.549
Ekonomija	samofinansiranje	7.09±1.2
	budžet	7.63±1.368
Engleski jezik 1	samofinansiranje	7.32±1.192
	budžet	7.65±1.268
Engleski jezik 2	samofinansiranje	7.42±1.253
	budžet	7.93±1.313
Matematika 1	samofinansiranje	7.11±0.946
	budžet	8.1±1.203
Matematika 2	samofinansiranje	7.14±0.988
	budžet	8.12±1.225
Menadžment	samofinansiranje	7.62±1.177
	budžet	8.07±1.233
Osnovi informaciono-komunikacionih tehnologija	samofinansiranje	7.83±0.88
	budžet	8.37±0.936
Osnovi organizacije	samofinansiranje	7.9±1.206
	budžet	8.63±1.19
Proizvodni sistemi	samofinansiranje	7.83±1.229
	budžet	8.59±1.22
Uvod u informacione sisteme	samofinansiranje	7.67±0.966
	budžet	8.21±1.063
Psihologija/ Sociologija	samofinansiranje	7.9±1.262
	budžet	8.42±1.243
Prosečna ocena studija	samofinansiranje	8.06±0.558
	budžet	8.57±0.651
Prosečna dužina studiranja	samofinansiranje	5.22±1.086
	budžet	4.85±0.931

U pogledu ostvarenih ocena sa prve godine osnovnih akademskih studija, budžetski studenti znatno bolje ocene imaju iz predmeta Matematika 1 i Matematika 2, u proseku za jednu ocenu više od samofinansirajućih studenata, što se može povezati i sa znatno slabijim uspehom na prijemnom ispitu kod samofinansirajućih studenata u odnosu na budžetske studente. Budžetski studenti za 4 godine i 10 meseci u proseku završavaju fakultet, što je za 4 meseca kraće od samofinansirajućih studenata, a ujedno ostvaruju bolju prosečnu ocenu koja je za 0.5 veća od prosečne ocene kod samofinansirajućih studenata.

5.1.4. Deskriptivna statistika po studijskom programu

Sagledavajući ključne varijable, po kriterijumu studijskog programa (Informacioni sistemi i tehnologije i Menadžment i organizacija), nakon primene deskriptivne statističke analize, studenti sa oba studijska programa ostvaruju približno iste rezultate, iako studenti sa studijskog programa Informacioni sistemi i tehnologije ostvaruju malo bolje rezultate, Tabela 13.

Tabela 13. Pregled ključnih varijabli po studijskom programu

Varijabla	Studijski program	
	Informacioni sistemi i tehnologije	Menadžment i organizacija
Poeni na prijemnom ispitu	65±20.409	51.33±21.458
Prosečna ocena iz srednje škole	4.49±0.631	4.37±0.735
Ekonomija	7.49±1.375	7.32±1.28
Engleski jezik 1	7.61±1.259	7.42±1.231
Engleski jezik 2	7.84±1.305	7.6±1.308
Matematika 1	7.97±1.229	7.43±1.131
Matematika 2	7.97±1.231	7.48±1.182
Menadžment	7.88±1.23	7.87±1.229
Osnovi informaciono-komunikacionih tehnologija	8.39±0.946	7.93±0.901
Osnovi organizacije	8.42±1.221	8.23±1.269
Proizvodni sistemi	8.43±1.267	8.13±1.276
Uvod u informacione sisteme	8.21±1.061	7.79±1.014
Psihologija/ Sociologija	8.25±1.288	8.15±1.267
Prosečna ocena studija	8.37±0.665	8.34±0.661
Prosečna dužina studiranja	5.08±1.047	4.96±0.990

Varijable kod kojih su studenti sa studijskog programa Informacioni sistemi i tehnologije ostvarili bolje rezultate, u odnosu na studente sa studijskog programa Menadžment i organizacija, obuhvataju broj poena na prijemnom ispitu, kao i ocene iz predmeta: Matematika 1, Matematika 2, Osnovi

informaciono-komunikacionih tehnologija i Uvod u informacione sisteme. Sa druge strane studenti sa studijskog programa Menadžment i organizacija za kraće vreme (1 do 2 meseca) završavaju fakultet od svojih kolega studenata sa studijskog programa Informacioni sistemi i tehnologije, Tabela 13.

5.2. Komparacija ocena sa prve godine studija sa prosečnom ocenom na kraju studija i prosečnom dužinom studiranja

Nakon utvrđenih standardnih parametara raspodele ključnih varijabli, izvršena je analiza zavisnosti prosečne ocene i dužine studiranja u odnosu na ostvarene ocene na predmetima sa prve godine osnovnih akademskih studija, sa ciljem da se utvrdi zavisnost uspešnosti studiranja sa postignutim uspehom na početku akademskih studija.

5.2.1. Odnos prosečne ocene na kraju studija i ocena na predmetima prve godine

U procesu analize zavisnosti ostvarene prosečne ocene na kraju studija sa ocenama na predmetima sa prve godine akademskih studija, dobijeni su rezultati u pogledu srednje vrednosti i njene standardne devijacije, koji su prikazani u sledećoj tabeli, Tabela 14 (gde su sa italic slovima obeležene minimalne vrednosti, a sa boldiranim slovima najveće vrednosti shodno svakom kriterijumu).

Tabela 14. Istraživanje povezanosti ostvarene prosečne ocene studiranja sa ocenama na predmetima sa prve godine

Prosečna ocena studija po predmetu	Ocene na predmetu				
	6	7	8	9	10
Ekonomija	7.983±0.513	8.274±0.563	8.483±0.575	8.698±0.58	9.185±0.577
Engleski jezik 1	8.062±0.562	8.225±0.57	8.411±0.634	8.701±0.658	8.955±0.664
Engleski jezik 2	7.976±0.508	8.12±0.55	8.382±0.585	8.688±0.596	9.026±0.634
Matematika 1	7.875±0.496	8.113±0.529	8.452±0.543	8.734±0.573	9.225±0.523
Matematika 2	7.925±0.519	8.086±0.499	8.404±0.542	8.777±0.554	9.233±0.544
Menadžment	7.87±0.496	8.098±0.538	8.378±0.578	8.687±0.59	8.961±0.646
Osnovi informaciono-komunikacionih tehnologija	7.672±0.392	7.984±0.521	8.307±0.583	8.623±0.626	9.081±0.599
Osnovi organizacije	7.749±0.427	7.908±0.463	8.192±0.503	8.496±0.524	9.043±0.554
Proizvodni sistemi	7.786±0.443	7.983±0.493	8.202±0.537	8.483±0.538	9.016±0.555
Psihologija/ Sociologija	7.875±0.454	8±0.545	8.27±0.561	8.565±0.584	8.878±0.641
Uvod u informacione sisteme	7.686±0.411	8.037±0.521	8.331±0.569	8.689±0.563	9.193±0.573

Iz navedene tabele, Tabela 14, možemo primetiti da je najveća srednja vrednost kod ocena 10, bez obzira na posmatrani predmet sa prve godine studija, gde je uglavnom ostvarena prosečna ocena veća od 9, osim kod predmeta Engleski jezik 1, Menadžment i Psihologija/Sociologija. Studenti koji su imali ocenu 10 iz predmeta Matematika 1 i Matematika 2, ukupno su ostvarili najbolje prosečne ocene (u proseku preko 9.2). Ukoliko su studenti imali ocenu 9 iz predmeta Engleski jezik 1, Matematika 1 i Matematika 2, mogli su da ostvare bolji rezultat u odnosu na ostale studente. Sa ocenom 6 na ispitima prve godine, Osnovi informaciono-komunikacionih tehnologija i Uvod u informacione sisteme, ostvaruju najnižu prosečne ocene od 7.672, odnosno 7.686, respektivno.

Na osnovu prikazanih rezultata, Tabela 14, može se zaključiti, da sa rastom ocena iz svakog pojedinačnog predmeta sa prve godine osnovnih akademskih studija, raste i očekivana vrednost prosečne ocene na kraju studija. Takav rezultat je potvrdio očekivanja, kako će sa ostvarenom većom ocenom iz nekog predmeta prosečna ocena na kraju studija će biti viša. Drugim rečima, ne postoji ni jedan predmet sa prve godine osnovnih akademskih studija kod koga se za nižu ostvarenu ocenu očekuje viša prosečna ocena na kraju studiranja.

5.2.2. Odnos prosečne dužine studiranja i ocena na predmetima prve godine

Sagledavajući zavisnost prosečne dužine studiranja i ocena postignutih na predmetima sa prve godine osnovnih akademskih studija, dobijeni su rezultati prikazani u sledećoj tabeli, Tabela 15. Studenti koji imaju ocene 10 na predmetima sa prve godine studija, u proseku imaju najkraće vreme studiranja, koje iznosi oko 4 godine i 6 meseci, a među njima oni koji imaju ocenu 10 iz predmeta Ekonomija, imaju najkraće vreme studiranja od 4 godine i 4 meseca, a najduže vreme od 4 godine i 7 meseci kod studenata koji imaju ocenu 10 iz predmeta Psihologija/Sociologija. Slično kao i kod ocene 10 iz predmeta Ekonomija, studenti koji su iz tog predmeta dobili ocenu 9 ili ocenu 7 imaju najkraće vreme studiranja u odnosu na kolege sa ostalim ocenama 9, odnosno ocenama 7. Studenti koji imaju ocenu 6 iz predmeta Osnovi informaciono-komunikacionih tehnologija, u proseku imaju najduže vreme studiranja od 6 godina i 1 mesec, dok studenti koji imaju ocene 6 iz predmeta Engleski jezik 1, Engleski jezik 2, Matematika 1 i Matematika 2 imaju najkraće vreme studiranja među studentima koji imaju ocenu 6, i ono iznosi 5 godina i 3 meseca.

Tabela 15. Istraživanje povezanosti prosečne dužine studiranja sa ocenama na predmetima sa prve godine

Prosečna dužina studiranja po predmetu	Ocene na predmetu				
	6	7	8	9	10
Ekonomija	5.357±1.056	5.014±0.993	4.949±0.978	4.684±0.845	4.354±0.667
Engleski jezik 1	5.292±1.073	5.142±0.959	4.937±1.005	4.72±0.958	4.456±0.739
Engleski jezik 2	5.299±1.049	5.248±1.041	4.979±1.039	4.735±0.841	4.474±0.741
Matematika 1	5.294±1.059	5.214±1.057	4.905±0.997	4.754±0.87	4.546±0.73
Matematika 2	5.273±1.102	5.191±1.008	4.995±1.023	4.735±0.9	4.506±0.711
Menadžment	5.568±1.116	5.213±1.087	4.93±0.93	4.75±0.846	4.522±0.73
Osnovi informaciono-komunikacionih tehnologija	<i>6.047±1.24</i>	5.329±1.082	4.977±0.966	4.785±0.9	<i>4.653±0.814</i>
Osnovi organizacije	5.657±1.11	<i>5.38±1.084</i>	5.069±1.005	4.868±0.937	4.535±0.712
Proizvodni sistemi	5.313±1.025	<i>5.371±1.032</i>	<i>5.19±1.087</i>	<i>4.906±0.93</i>	4.455±0.707
Psihologija/ Sociologija	5.42±0.987	5.314±1.044	5.046±1.005	4.864±1.043	<i>4.615±0.804</i>
Uvod u informacione sisteme	5.863±1.066	5.206±1.039	5.02±1.003	4.735±0.869	4.426±0.671

5.3. Analiza varijansi – ANOVA

5.3.1. ANOVA po regionima iz kojih studenti dolaze na studije

Izvršeno je poređenje srednjih vrednosti (proseka) između 6 grupa regiona iz kojih studenti dolaze na studije u odnosu na prethodno navedenih 14 različitih varijabli. Rezultati su prikazani u narednoj tabeli, Tabela 16, sa ciljem da se utvrdi da li postoje značajne statističke razlike između 6 regiona u odnosu na svaku varijablu. Ukoliko postoji značajna statistička razlika, dodatnim testovima je utvrđeno između kojih regiona.

Kod ocena iz 6 predmeta sa prve godine osnovnih akademskih studija i kod varijable koja predstavlja prosečnu ocenu na kraju studija nisu potvrđene statistički značajne razlike između regiona u odnosu na posmatranu varijablu, u ovom konkretnom slučaju nema razlike između regiona u odnosu na dobijenu ocenu iz predmeta Ekonomija ili Engleski jezik 1 ili Engleski jezik 2 ili Menadžment ili Osnovi organizacije ili Psihologija/ Sociologija ($p > 0.05$), odnosno da nema razlike između regiona u odnosu na ostvarenu prosečnu ocenu na kraju studija.

Varijable koje se zasnivaju na ocenama iz predmeta Matematika 1 i Uvod u informacione sisteme, primenom analize varijanse po regionima iz kojih studenti dolaze na studije, pokazali su da postoji statistički značajna razlika, ali daljom analizom, na nivou komparacije regiona nisu utvrđene značajne statističke značajnosti.

Analizirajući vrednosti varijable koja ukazuje na ostvareni broj poena na prijemnom ispitu, može se uočiti da studeni koji dolaze iz inostranstva ostvaruju najslabiji uspeh na prijemnom ispitu (u proseku 45.92 poena), dok najviše poena na prijemnom ispitu ostvaruju studenti koji dolaze iz Šumadije i zapadne Srbije (u proseku 61.54 poena na prijemnom). Daljom detaljnom analizom, utvrđeno je da u odnosu na broj poena na prijemnom ispitu, studenti koji dolaze iz Inostranstva ostvaruju statistički značajan manji broj poena na prijemnom od studenata koji dolaze iz Beograda, južne i istočne Srbije, kao i iz Šumadije i zapadne Srbije. Takođe, po pitanju broja poena na prijemnom ispitu, postoji značajna statistička razlika između regiona kod studenata koji dolaze iz Šumadije i zapadne Srbije, koji su ostvarili značajno bolji rezultat u pogledu broja poena na prijemnom ispitu od svojih kolega koji na studije dolaze iz Beogradskog okruga i Vojvodine. Studenti iz Vojvodine, u pogledu broja poena na prijemnom ispitu, ostvarili su statistički značajno manji rezultat u odnosu na kolege iz istočne i južne Srbije.

Tabela 16. Analiza šest posmatranih regiona u odnosu na svaku od 14 evaluiranih varijabli

Varijabla	Beograd	Vojvodina	Inostranstvo	Južna i Istočna Srbija	Kosovo i Metohija	Šumadija i Zapadna Srbija	ANOVA p vrednost	Welch	Brown-Forsythe	PostHoc
Poeni na prijemnom ispitu	56.53±22.098	52.53±19.943	45.13±24.72	61.39±20.914	45.92±23.824	61.54±20.497	p<0.01**	p<0.01**	p<0.01**	BG>INO**b BG<SZS**b V<JIS**b V<SZS**b INO<JIS**b INO<SZS**b
Prosečna ocena iz srednje škole	4.356±0.619	4.629±0.369	4.166±1.308	4.64±0.625	4.894±0.208	4.527±0.639	p<0.01**	p<0.01**	p<0.01**	BG<VOJ**b BG<JIS**b BG<SZS**b VOJ>INO**b INO<JIS**b INO<SZS**b INO<KOS**b
Ekonomija	7.34±1.31	7.25±1.33	7.59±1.515	7.6±1.348	7.23±1.013	7.45±1.314	p>0.05	p>0.05	p>0.05	
Engleski jezik 1	7.58±1.243	7.33±1.136	7.4±1.308	7.43±1.254	6.85±0.987	7.43±1.248	p>0.05	p>0.05	p>0.05	
Engleski jezik 2	7.75±1.329	7.55±1.204	7.79±1.319	7.75±1.3	7±0.913	7.63±1.295	p>0.05	p>0.05	p>0.05	
Matematika 1	7.61±1.18	7.41±1.247	7.75±1.207	7.81±1.233	7.69±1.251	7.8±1.224	p<0.05*	p<0.05*	p<0.05*	
Matematika 2	7.66±1.214	7.39±1.155	7.72±1.25	7.71±1.243	7.92±1.084	7.83±1.26	p<0.05*	p>0.05	p<0.05*	VOJ<SZS**b
Menadžment	7.8±1.235	7.95±1.294	7.96±1.345	7.95±1.177	8.15±1.214	7.95±1.201	p>0.05	p>0.05	p>0.05	
Osnovi informaciono-komunikacionih tehnologija	8.06±0.945	8.09±0.962	8.25±1	8.3±0.993	8.08±0.76	8.22±0.928	p<0.05*	p<0.05*	p<0.01**	BG<JIS*a
Osnovi organizacije	8.24±1.263	8.26±1.324	8.28±1.387	8.49±1.18	8.08±1.382	8.44±1.198	p>0.05	p>0.05	p>0.05	
Proizvodni sistemi	8.13±1.27	8.25±1.27	8.4±1.298	8.43±1.341	8.38±1.502	8.45±1.246	p<0.05*	p<0.01**	p<0.01**	BG<SZS**a
Psihologija/Sociologija	8.14±1.271	8.12±1.21	8.39±1.317	8.23±1.223	9±1.291	8.25±1.302	p>0.05	p>0.05	p>0.05	
Uvod u informacione sisteme	7.89±1.029	8.21±1.101	8.04±1.049	8.09±1.064	8.15±0.801	8.05±1.1	p<0.05*	p<0.05*	p<0.01**	
Prosečna ocena studija	8.334±0.654	8.338±0.671	8.33±0.732	8.474±0.683	8.389±0.666	8.374±0.659	p>0.05	p>0.05	p>0.05	

** značajnost p<0.01, *značajnost p<0.05, a - Tukey HSD test, b – Tamhane test

Kod varijable koja se odnosi na ostvarenu prosečnu ocenu u srednjoj školi potvrđene su značajne statističke značajnosti između regiona ($p < 0.01$), gde studenti koji dolaze sa Kosova i Metohije imaju najbolju ostvarenu prosečnu ocenu u srednjoj školi, dok su studenti koji dolaze iz Inostranstva imali manju prosečnu ocenu iz srednje škole. Utvrđena je statistički značajna razlika između regiona Vojvodine sa jedne strane i Beogradskog okruga i Inostranstva sa druge strane, naime student koji dolaze iz regiona Vojvodine su ostvarili značajno bolji rezultat u pogledu ostvarene prosečne ocene u srednjoj školi od kolega iz Beograda ili Inostranstva. Između studenata koji dolaze iz Beograda i studenata iz južne i istočne Srbije, odnosno Šumadije i zapadne Srbije, vidi se da studenti iz Beograda ostvaruju statistički značajno manju prosečnu ocenu u srednjoj školi. Takođe, utvrđena je statistički značajna razlika između Inostranstva sa jedne strane i regiona u Srbiji koji obuhvataju južnu, istočnu, zapadnu Srbiju, Šumadiju i Kosovo i Metohiju, gde studenti koji dolaze iz Inostranstva ostvaruju statistički značajno manji prosek u srednjoj školi.

Na predmetu Matematika 2 studenti koji dolaze sa Kosova i Metohije ostvaruju najbolju prosečnu ocenu, dok studenti koji su završili srednju školu u Vojvodini, ostvaruju najmanju prosečnu ocenu iz tog predmeta. U skladu sa tim, utvrđena je statistički značajna razlika između regiona Vojvodine i Šumadije i zapadne Srbije, naime studenti koji dolaze iz regiona Šumadije i zapadne Srbije su ostvarili značajno bolji rezultat na predmetu Matematika 2 od svojih kolega Vojvođana.

Kod studenata koji dolaze iz Beograda utvrđena je statistički značajna razlika između regiona Južne i istočne Srbije, kao i Šumadije i zapadne Srbije, gde su studenti koji dolaze iz južne i istočne Srbije ostvarili značajno bolji rezultat od Beograđana na predmetu Osnovi informaciono-komunikacionih tehnologija ($p < 0.05$), odnosno studenti koji dolaze iz Šumadije i zapadne Srbije su ostvarili značajno bolji rezultat od studenata iz Beograda u pogledu ocena na predmetu Proizvodni sistemi.

5.3.2. ANOVA po kategorijama srednjih škola iz kojih studenti dolaze na studije

Parametarska statistička metoda za poređenje tri i više grupa – ANOVA – primenjena je u analizi kod 6 kategorija srednjih škola iz kojih studenti dolaze na studije analizirajući zavisnost 14 varijabli po kategorijama srednje škole, čiji su rezultati prikazani u predstojećoj tabeli, Tabela 17. Kod varijable koja predstavlja prosečnu ocenu iz srednje škole kao i kod varijable koja predstavlja ocenu na predmetu Osnovi informaciono-komunikacionih tehnologija sa prve godine osnovnih akademskih studija, nakon primene ANOVA analize nisu potvrđene statistički značajne razlike između kategorije srednje škole i prethodno navedenih varijabli, što u ovom konkretnom slučaju ukazuje da nema razlike u kategoriji završene srednje škole u odnosu na dobijenu ocenu iz predmeta Osnovi informaciono-komunikacionih tehnologija ($p > 0.05$), odnosno da nema razlike između kategorije završene srednje škole i ostvarene prosečne ocene u srednjoj školi.

Tabela 17. Analiza varijanse između kategorija srednjih škola iz kojih studenti dolaze na studije

Varijabla	Gimnazija	Tehnička škola	Elektrotehnička škola	Ekonomska škola	Mašinska škola	Ostale škole	ANOVA p-value	Welch	Brown-Forsythe	PostHoc
Poeni na prijemnom ispitu	60.32±21.11	49.69±23.891	53.18±20.554	41.19±20.273	57.6±24.221	49.01±23.742	p<0.01**	p<0.01**	p<0.01**	GIM>TEH**b GIM>ETS**b GIM>EKO**b GIM>OSS*b TEH>EKO**b ETS>EKO**b EKO>MAS**b
Prosečna ocena iz srednje škole	4.439±0.651	4.374±0.888	4.316±0.587	4.445±0.745	4.689±0.473	4.414±1.085	p>0.05	p<0.05*	p>0.05	
Ekonomija	7.45±1.329	6.99±1.118	7.17±1.259	7.18±1.355	7.29±1.231	7.64±1.422	p<0.05*	p<0.01**	p<0.01**	GIM>TEH**b TEH<OSS*b
Engleski jezik 1	7.63±1.247	6.93±1.073	7.23±1.214	7.13±1.134	7.19±1.03	7.3±1.311	p<0.01**	p<0.01**	p<0.01**	GIM>TEH**b GIM>ETS**b GIM>EKO**b
Engleski jezik 2	7.8±1.31	7.14±1.041	7.53±1.307	7.29±1.263	7.43±1.207	7.85±1.427	p<0.01**	p<0.01**	p<0.01**	GIM>TEH**b GIM>EKO**b TEH<OSS**b EKO<OSS**b
Matematika 1	7.79±1.214	7.24±0.955	7.36±1.176	7.07±1.01	7.33±1.155	7.75±1.191	p<0.01**	p<0.01**	p<0.01**	GIM>TEH**b GIM>ETS**b GIM>EKO**b TEH<OSS*b EKO<OSS**b
Matematika 2	7.8±1.233	7.34±1.126	7.45±1.139	7.14±1.095	7.24±1.179	7.77±1.264	p<0.01**	p<0.01**	p<0.01**	GIM>TEH**b GIM>ETS**b GIM>EKO**b EKO<OSS**b
Menadžment	7.9±1.233	7.73±1.174	7.52±1.171	7.95±1.184	7.48±1.167	8.01±1.306	p<0.01**	p<0.01**	p<0.01**	GIM>ETS**a
Osnovi informaciono-komunikacionih tehnologija	8.16±0.943	8.07±0.962	8.1±1.034	7.9±0.885	8.05±1.117	8.14±0.935	p>0.05	p>0.05	p>0.05	
Osnovi organizacije	8.39±1.232	7.9±1.196	8.06±1.278	8.06±1.273	7.86±1.276	8.38±1.347	p<0.01**	p<0.01**	p<0.01**	GIM>TEH**a GIM>ETS**a
Proizvodni sistemi	8.31±1.287	7.95±1.26	7.97±1.226	8.21±1.201	8.19±1.209	8.29±1.327	p<0.05*	p<0.05*	p<0.01**	GIM>ETS**a

Psihologija/ Sociologija	8.27±1.265	7.77±1.303	7.79±1.241	8.06±1.275	7.81±1.25	8.37±1.284	p<0.01**	p<0.01**	p<0.01**	GIM>TEH**a GIM>ETS*a TEH<OSS*a ETS<OSS*a
Uvod u informacione sisteme	8.02±1.057	7.71±1.08	7.83±1.041	7.8±0.995	8.14±1.153	8.06±1.022	p<0.05*	p<0.05*	p<0.05*	
Prosečna ocena studija	8.409±0.661	8.099±0.634	8.094±0.606	8.241±0.579	8.179±0.684	8.452±0.738	p<0.01**	p<0.01**	p<0.01**	GIM>TEH**a GIM>ETS**a TEH<OSS*a ETS<OSS*a

** značajnost p<0.01, *značajnost p<0.05, a - Tukey HSD test, b – Tamhane test

Varijable koje se zasnivaju na ocenama iz predmeta Proizvodni sistemi i Menadžment, primenom analize varijanse po kategorijama srednjih škola iz kojih studenti dolaze na studije, pokazali su da postoji statistički značajna razlika, te je detaljnom analizom i primenom novih testova značajnosti, utvrđena statistički značajna razlika između Gimnazije i Elektrotehničke škole, naime studenti koji dolaze iz Gimnazije ostvarili su značajno bolji rezultat na predmetima Proizvodni sistemi i Menadžment od svojih kolega koji su prethodno završili Elektrotehničku školu.

Kod varijabli koje se odnose na ocene iz predmeta Matematika 1 i Matematika 2 studenti koji dolaze iz Gimnazija ostvaruju najbolje prosečne ocene, dok studenti koji su završili Ekonomske škole ostvaruju najmanju prosečnu ocenu iz tog predmeta. U skladu sa tim, utvrđena je statistički značajna razlika između Gimnazije, sa jedne strane i Tehničke, Elektrotehničke i Ekonomske srednje škole, gde su studenti koji dolaze iz Gimnazije ostvarili značajno bolji rezultat na predmetima Matematika 1 i Matematika 2 od svojih kolega iz Tehničke, Elektrotehničke ili Ekonomske srednje škole.

Značajna statistička razlika studenata koji su završili Gimnaziju u odnosu na studente koji su završili Tehničke, Elektrotehničke ili Ekonomske srednje škole, zabeležena je i kod varijabli koje se odnose na ocene iz predmeta Engleski jezik 1, Engleski jezik 2, Osnovi organizacije i Psihologija/Sociologija, gde su studenti iz gimnazija ostvarili značajno veće ocene iz navedenih predmeta u odnosu na svoje kolege. Kod studenata koji dolaze iz srednjih ekonomskih škola, zabeležena je statistički značajna razlika u odnosu na studente koji su došli iz srednjih stručnih škola, kada se radi o predmetima Engleski jezik 2, Matematika 1 i Matematika 2. U poređenju sa tehničkim školama, studenti koji dolaze iz ekonomskih srednjih škola su bolji na predmetima Engleski jezik 1 i Engleski jezik 2, na šta ukazuje značajna statistička razlika.

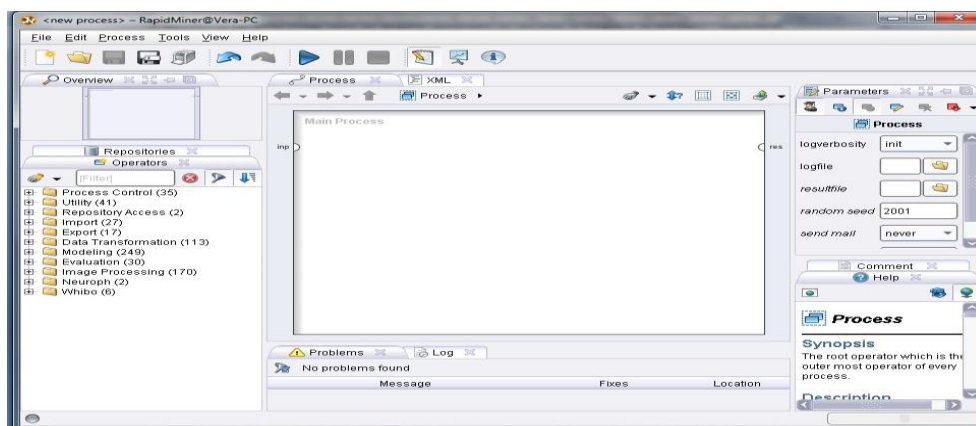
U pogledu ostvarene prosečne ocene na kraju studija u odnosu na kategoriju srednje škole koju su pre upisa na osnovne akademske studije završili, postoji statistički značajna razlika, koja nam ukazuje da studenti koji su završili gimnaziju imaju značajno bolju ocenu od studenata koji su prethodno završili tehničku ili elektrotehničku srednju školu. Takođe, studenti koji su završili tehničku ili elektrotehničku srednju školu, u pogledu ostvarene prosečne ocene na kraju studija, ostvaruju statistički značajno manje prosečne ocene od kolega koji su prethodno završili srednju stručnu školu.

6. Predikcija u softverskom okruženju RapidMiner

RapidMiner je nesumnjivo vodeći svetski sistem otvorenog koda (*Open Source System*) za otkrivanje zakonitosti u podacima i dostupan je kao samostalna aplikacija za analizu podataka. RapidMiner predstavlja okruženje za mašinsko učenje, otkrivanje zakonitosti u podacima, prediktivnu analitiku, kao i poslovnu analitiku. Koristi se za istraživanje, obrazovanje, obuku, brzu izradu prototipova, razvoj aplikacija.



RapidMiner je napisan u Java programskom jeziku. Praktičan i prijatan interfejs, prikazan na sledećoj slici, Slika 6, omogućava korisnicima relativno laku upotrebu. Program je pristupačan i za korisnike bez naprednog znanja u programiranju ili otkrivanju zakonitosti u podacima. Univerzalnost modela omogućava rešavanje širokog spektra problema. Trenutno je ocenjen kao peti najveći softver za text mining, sa 6 % tržišnog udela.



Slika 6. Izgled radne površine u program RapidMiner

Razvoj modela koji je zasnovan na RapidMiner tehnologiji, omogućava korišćenje nekoliko pristupa poslovne inteligencije, korišćenjem algoritama za otkrivanje zakonitosti u podacima. U ovom delu doktorske disertacije, RapidMiner tehnologija će se koristiti u cilju predikcije indikatora uspešnosti studiranja, a bazirajući se na ulaznim varijablama kao što su: lične osobine studenata, uspeh u srednjoj školi, tip i lokaciju srednje škole, bodovi na prijemnom ispitu i ocene sa prve godine studija. CRISP-DM metodologija, koja je pojašnjena u uvodnom delu disertacije, biće primenjena kroz pet koraka nad podacima koji se odnose na socio-demografske karakteristike studenata i njihovog učinka tokom studiranja, kako bi se na što efikasniji i precizniji način predvideli drugi indikatori uspešnosti njihovog studiranja.

6.1. Procesi korišćeni u razvoju modela u RapidMiner-u

U ovom delu biće opisani RapidMiner procesi koji su korišćeni tokom istraživanja i otkrivanja zakonitosti u podacima. U daljem radu su pojašnjena 2 procesa za razvijanje modela radi predviđanja performansi uspešnosti studiranja (jednostavan proces), te potom i za razvijanje modela za detaljnije predviđanje uspešnosti studiranja kada se izdvajaju atributi koji su ključni pri

proceni uspeha studenata (složen proces). Zajedničko za oba procesa je pripremna obrada podataka, dok se proces evaluacije podataka razlikuje.

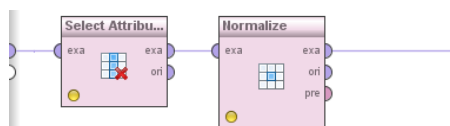
6.1.1. Jednostavan proces

U svrhu razvoja i implementacije sistema, dizajnirana su dva RapidMiner procesa. Prvi proces automatski procenjuje nekoliko klasifikacionih ili predikcionih algoritama. Drugi proces, pored evaluacije algoritama uključuje i odabir ključnih atributa koji deluju na krajnji uspeh indikatora uspešnosti studiranja (npr. ostvarena prosečna ocena na kraju studija). Glavni proces koji uključuje fazu pripreme podataka je isti za oba procesa, što je prikazano na sledećim slikama: Slika 7 i Slika 8.



Slika 7. Učitavanje podataka sa 2 podprocesa

„Read CSV“ operator je korišćen za unos, uvoz podataka u RapidMiner razvojno okruženje. Nakon toga se definišu 2 „Sub-process“ operatora, dva jednostavna operatora koji u sebi mogu imati mnogo ugnježdenih operatora i njihov izlaz predstavlja ulaz u naredni operator procesa. U prvom podprocesu je izvršeno pretprocesiranje modela, dok je u drugom izvršena faza modelovanja.



Slika 8. Unutrašnji operatori podprocesa procesiranje

U prvom podprocesu, pod nazivom predprocesiranje, kako sama reč kaže vrši se predprocesiranje, priprema podataka, a operatori koji su korišćeni u tom postupku su „Select attributes“ i „Normalize“. „Select attributes“ operator služi da se izaberu atributi koji će se koristiti u procesu predikcije, kao osnova za dalji rad sa podacima koji su potrebni za postizanje krajnjeg rezultata. U ovom operatoru se vrši odabir atributa, za koje se smatra da mogu biti od pomoći u predviđanju performansi uspešnosti studiranja. Nakon toga upotrebljen je operator „Normalize“, koji služi da se izvrši normalizacija za svaku vrednost (atribut) i da se predstavi u rasponu od [0, 1], gde 0 predstavlja najmanju, a 1 najveću vrednost atributa.

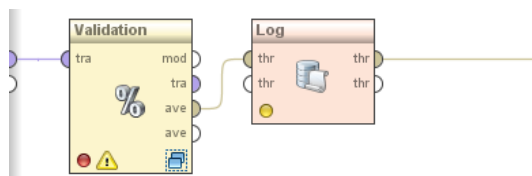
U podprocesu modelovanje, smešten je „Loop“ operator koji je korišćen iz razloga ponavljanja (iteracije) algoritama u eksperimentu, kojih u ovom procesu ima 3, Slika 9.



Slika 9. Unutrašnji operator podprocesa modelovanje

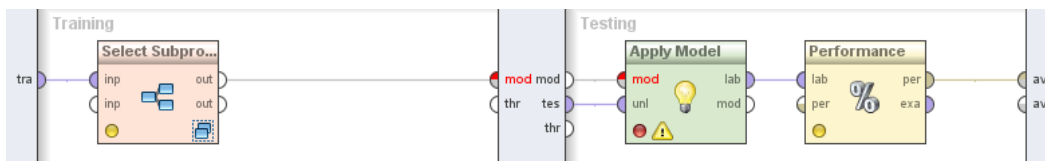
U okviru samog „Loop“ operatora nalazi se operator „X-Validation“ za selekciju, odvajanje podataka za trening i podataka za testiranje kreiranog modela i njegovu procenu. Za razvrstavanje podataka u svim eksperimentima korišćeno je „mešano deljenje“ (uzorkovanje) (eng. *shuffled sampling*) sa 10 kros-validacija i sa 10 presavijanja. Ovakva validacija deli skup podataka na 10

podskupova, te se potom kreira 10 modela tako što se treniranje vrši na 9 podskupova, a samo testiranje uspešnosti modela na preostalom podskupu podataka. Kako bi se omogućilo umnožavanje rezultata, korišćen je *local random seed* sa vrednošću od 1992. Izlaz iz „X-Validation“ operatora je ulaz u „Log“ operator, koji ujedno ima svrhu da zapisuje rezultate u „.csv“ dokumentu, Slika 10.



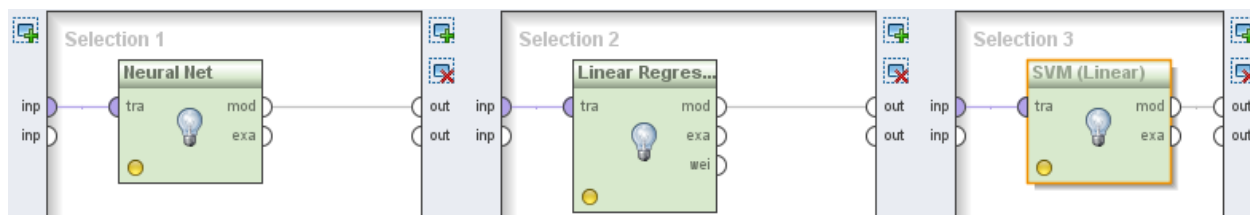
Slika 10. „Loop“ unutrašnji operatori

Prvi unutrašnji operator „X-Validation“ („Training“) je „Select Subprocess“, koji sadrži 3 različita algoritma za klasifikaciju i to: neuronske mreže, linearnu regresiju i mašine sa vektorima podrške (Slika 12). Drugi unutrašnji operator („Testing“) sadrži „Apply Model“ i „Performance (Classification)“, Slika 11.



Slika 11. „X-Validation“ unutrašnji operatori

Kako bi automatski procenio sve definisane algoritme, u RapidMineru se može koristiti podproces „Select Subprocess“, koji uz pomoć „Loop“ operatora vrši procenu uspešnosti algoritama i to na način da se pri svakom umnožavanju „Loop“-a obradi po jedan algoritam, a kreirani model se prenosi, kao što je prikazano na slici, Slika 12, do podprocesa „Testing“, Slika 11, gde se model primenjuje i evaluira. Rezultati evaluacije su zapisani u log dokumentu, Slika 10. Pri ovom istraživanju svi algoritmi su korišćeni sa standardnim parametrima.

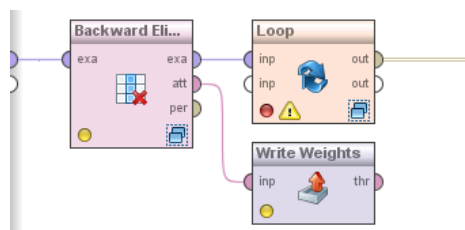


Slika 12. Klasifikacioni algoritmi kao unutrašnji operatori u „Select Subprocess“

6.1.2. Složen proces

Ideja drugog dela razvoja procesnih modela u RapidMineru, ogleda se u razvoju procesa koji ima za cilj da omogući automatski odabir algoritama i atributa koji najbolje dovode do predikcije krajnjeg indikatora. Pripremna obrada podataka se obavlja na isti način kako je opisano u prvom, jednostavnom procesu, Slika 7. Kao jednoznačna razlika između „jednostavnog“ i „kompleksnog“ procesa može se definisati faza evaluacije.

Složen proces kao unutrašnji operator podprocesa Modelovanje koristi operator “*Backward elimination*” – operatora za eliminaciju unazad. Uz pomoć ovog operatora vrši se odabir atributa na taj način, što se na početku uzimaju svi atributi kao kandidati. Algoritam eliminiše atribut sa najmanjom vrednošću za f-statistiku, nakon testiranja. Proces isključivanja atributa se zaustavlja kada procenat kvaliteta modela opadne. Pored ovog operatora imamo i „Log“ operator, koji kao što je već spomenuto, služi za zapisivanje rezultata u „.csv“ dokumentu, dok operator “*Write Weights*” služi za upisivanje težina atributa, Slika 13.



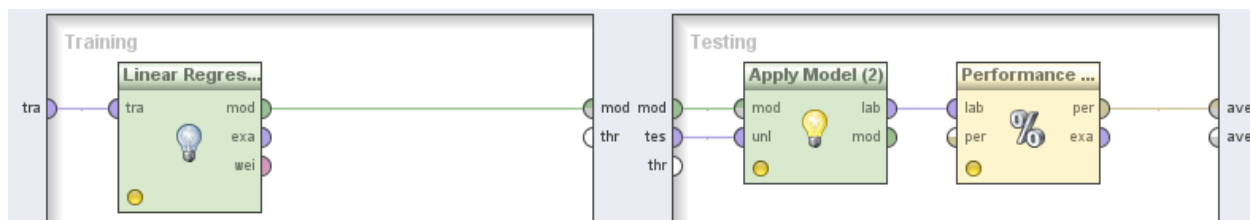
Slika 13. Unutrašnji operatori podprocesa modelovanje

Na dalje, u operatoru “*Backward Elimination*” kreiran je operator „*X-Validation*“ za odvajanje podataka za trening i podataka za testiranje. Za razvrstavanje podataka se kao i u jednostavnom procesu koristilo „mešano deljenje“ (uzorkovanje) (eng. *shuffled sampling*) sa 10 validacija. Takođe, za umnožavanje rezultata, korišćen je local random seed sa vrednošću od 1992, Slika 14.



Slika 14. Unutrašnji operator operatora “Backward Elimination”

U okviru operatora „*X-Validation*“ („*Training*“) nalazi se linearna regresija, koja služi da izabere attribute posmatranog problema. Pored ovog algoritma u ovom eksperimentu korišćena su još 2 algoritma i to: veštačke neuronske mreže i mašine sa vektorima podrške. U narednom delu, detaljno su opisani rezultati dobijeni korišćenjem ovih algoritama za predviđanje različitih indikatora uspešnosti studiranja, nad različitim setovima ulaznih varijabli (shodno predikciji željenog indikatora). Drugi unutrašnji operator („*Testing*“) sadrži „*Apply Model*“ i „*Performance*“ („*Classification*“) koji služe za procenu kvaliteta modela, Slika 15.



Slika 15. „X-Validation“ unutrašnji operatori kod linearne regresije

U ovom procesu su pored operatora “*Backward Elimination*” korišćena još dva operatora i to “*Forward Selection*” (operator za selekciju unapred) i genetski algoritam. Tehnike koje će biti primenjene prilikom određivanja značajnosti atributa, u okviru složenih modela su sledeće:

- Selekcija unapred (eng. *forward selection*), predstavlja tehniku izbora atributa koja prvo uključuje jedan atribut koji ima najveću vrednost F-testa u modelu. Nakon toga algoritam procenjuje ovaj atribut. Ukoliko procenat kvaliteta modela dodavanjem ovog atributa bude manji nego do tad, proces se zaustavlja.
- Eliminacija unazad (eng. *backward elimination*), predstavlja tehniku izbora atributa koja na početku uzima sve attribute kao kandidate. Nakon što se algoritam istestira, atribut sa najmanjom vrednošću F-testa se izbacuje. Kada procenat kvaliteta modela opadne, proces se zaustavlja.
- Genetski algoritam (eng. *genetic algorithm*), kao najčešće korišćeni evolutivni algoritam, predstavlja metaheuristički pristup koji oponaša proces evolucije. Koristi tehnike kao što su veličina populacije, generacije, selekcije, ukrštanje, mutacije i nasledstvo. U ovom okruženju napravljeno je tačno pet algoritama, svaki sa slučajno odabranim atributima. Performanse algoritama, zvane fitnes, se ocenjuju i koriste pri procesu selekcije za kreiranje algoritama u narednoj generaciji. Šema izbora se koristi pri odabiru jedinke i to na način gde se od dve slučajno izabrane jedinke bira ona sa boljim fitnesom. Kada se proces selekcije završi primenjuje se ukrštanje. Na kraju proces mutacije predstavlja slučajan odabir nekog gena (atributa), koji je u ovom okruženju moguć u 5% slučajeva.

6.2. Razvoj modela u RapidMiner-u po CRISP-DM metodologiji

Definicija problema: Kako otkrivanje zakonitosti u podacima u visokoškolskom obrazovanju pred istraživača postavlja široko opsežne izazove, mogu se definisati brojni ciljevi i zadaci koje je moguće pojasniti i rešiti, različitim pristupom i analizama. U ovom delu doktorske disertacije, korišćenjem RapidMiner softverskog okruženja, biće razvijeni modeli, zasnovani na CRISP-DM metodologiji, sa sledećim ciljevima:

- Predviđanje prosečne ocene na kraju studija;
- Predviđanje prosečne dužine studiranja;
- Predviđanje ocena na stručnim predmetima na 4. godini osnovnih akademskih studija.

Priprema podataka: Proces odabira i pripreme podatka predstavlja važan korak pre same analize podataka (Han & Kamber, 2006). U ovom radu, tokom pripreme podataka, prošlo se kroz sledeće korake:

- *Izbor podataka:* Podaci korišćeni u doktorskoj disertaciji, zasnivaju se na personalnim socio-demografskim podacima o studentima, kao i njihovim ocenama, postignutim tokom studiranja, na oba studijska programa Fakulteta organizacionih nauka. Prikupljeni su podaci iz pet generacija studenata, odnosno 1787 diplomiranih studenata, počev od generacije upisanih 2004/2005, do generacije koja je upisala fakultet u školskoj 2008/2009, a koji su diplomirali do kraja 2013. godine.
- *Izbor atributa:* Kao što je već pomenuto, atributi korišćeni kod ovih podataka su: pol studenata, uspeh u srednjoj školi, tip i lokacija srednje škole, bodovi na prijemnom ispitu i ocene sa prve godine studija.
- *Obrada podataka:* U ovom istraživanju upotrebljena je min-max normalizacija podataka, tačnije svaka vrednost je predstavljena u rasponu od $[0, 1]$, gde 0 predstavlja najmanju, a 1 najveću vrednost atributa. Kategorički atributi predstavljeni su brojevima koristeći jednostavnu transformaciju, tj. kreirajući onoliko atributa koliko ima klasa te kategoričke

promenjive i imaće vrednost 1 za onaj novi atribut za koji je vrednost zadovoljena, tj. 0 za sve ostale nove attribute.

Modelovanje: Istraživanje sprovedeno u doktorskoj disertaciji je usmereno na predikciju indikatora uspešnosti studiranja kroz ostvarenu prosečnu ocenu na kraju studiranja, prosečnu dužinu studiranja, kao i ocene iz stručnih predmeta. Za potrebe predikcije tih indikatora, korišćeni su različiti predikcioni algoritmi. U ovom delu modelovanja i analize podataka odabran je jedan tradicionalan, statistički metod - linearna regresija, kao metoda koja se često koristi kod rešavanja predikcionih problema. Ovde su, takođe, primenjene i novije i „robusnije“ metode: veštačke neuronske mreže i mašine sa vektorima podrške. Shodno tome, u daljoj analizi kroz razvoj modela u RapidMiner-u, korišćena su sledeća tri metode:

- *Linearna regresija* - predstavlja osnovni tip regresione analize koji obično koristi metodu najmanjih kvadrata za određivanje hiper-ravni koja se najbolje uklapa u podatke. U linearnoj regresiji podaci se modeluju korišćenjem linearnih funkcija za predikciju, a nepoznati parametri modela se procenjuju iz podataka. Linearna regresija predstavlja model gde je zavisna promenljiva Y predstavljena linearnom kombinacijom nezavisnih promenljivih X . Linearna regresija na deterministički način dolazi do rešenja, gde r^2 predstavlja meru koliko dobro podaci odgovaraju rezultujućoj vrednosti (Seber & Lee, 2003).
- *Veštačke neuronske mreže* - predstavljaju algoritam mašinskog učenja, koji podseća na neuronske mreže unutar mozga čoveka, koje imaju sposobnost pamćenja, učenja, stvaranje šuma, otklanjanje grešaka, kao i mogućnost velike brzine računanja. Neuronske mreže mogu rešiti najrazličitije, složene, probleme kao što su klasifikacija i predikcija (Han & Kamber, 2006). Veštačke neuronske mreže se intenzivno koriste u mnogim oblastima, i to za modelovanje kompleksnih realnih problema (Liao & Wen, 2007). Kao takve imaju mnoge prednosti u odnosu na tradicionalne statističke metode (Hornik, 1989). Veštačke neuronske mreže se sastoje od ulaznih, izlaznih i skrivenih slojeva. Svaki ulaz odgovara jednom atributu (ulazni parametar), dok izlaz iz mreže predstavlja rešenje problema.
- *Mašine sa vektorima podrške* - predstavljaju tehniku učenja koja sprovodi strukturalnu minimizaciju rizika induktivnog principa, a sve u cilju dobijanja dobre generalizacije ograničenog broja paterna. Ova teorija je originalno potekla od Vapnika (1982) i zasnovana je na separativnom bipartitivnom problemu u AT&T Bell laboratoriji. Mašine sa vektorima podrške implementiraju algoritam za prepoznavanje suptilnih paterna u kompleksnim podacima. Algoritam funkcioniše tako što učenjem selektivne klasifikacije ima mogućnost predviđanja klasifikacije do sada neobrađenih podataka. Modifikacijom ovog algoritma dobija se mogućnost njegovog korišćenja pri problemu regresije (Vapnik, 1996). Model napravljen od mašina sa vektorima podrške zavisi samo od podataka korišćenih za trening modela, jer funkcija ne uzima u obzir tačke koje se nalaze van ograničavajućih granica. Isto tako, funkcija ignoriše podatke trening dela podataka koji su blizu (unutar dozvoljenog praga ϵ) modela predikcije.

Evaluacija: Kako proces analize podataka i predikcije rezultata, obuhvata i treniranje celokupnih podataka, tokom tog procesa može doći do preterane istreniranosti, tačnije, da se model usredsredi na pronalaženje greške u podacima, a ne paterne među istim, te je zato neophodno proveriti i istrenirani model. Drugim rečima, preterana istreniranost - *overfitting*, dešava se kod veoma kompleksih modela (prisutnost velikog broja parametara), što dovodi do toga da model ima loše rezultate pri predikciji, jer se model fokusira na manje fluktuacije u podacima. Kako bi se ovo

sprečilo, podaci su podeljeni na dva dela, jedan za treniranje podataka, drugi za testiranje. Ovaj proces je ponovljen 10 puta (napravljeno je 10 modela), tako da je svaki deo posebno korišćen za testiranje. Nakon toga prosečan učinak se koristio u prikazivanju rezultata.

Pored brige o stepenu istreniranosti modela, drugo pitanje koje je potrebno razmatrati je evaluacija modela. Postoje mnoge metrike koje se bave različitim zadacima otkrivanja zakonitosti u podacima, a koje je moguće primeniti na modele tokom njihovog razvoja i evaluacije u RapidMineru. Za predikciju, najčešće metrike koje se koriste su koren srednje kvadratne greške (RMSE) i apsolutna greška (AE). Koren srednje kvadratne greška (formula 1) i apsolutna greška (formula 2) su korišćeni kao načini za određivanje razdaljine između procenjenih vrednosti i stvarnih vrednosti. Srednja kvadratna greška izračunava kvadratni koren proseka kvadratnih grešaka, dok apsolutna greška izračunava apsolutnu vrednost greške (Han & Kamber, 2006):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (y_t - \hat{y}_t)^2} \quad (1)$$

$$AE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |y_t - \hat{y}_t| \quad (2)$$

Primena: Jednom kada je model kreiran i ocenjen može se koristiti u procesu donošenja odluka. U ovom istraživačkom postupku, identifikacijom optimalnih algoritama za predikciju, kao i atributa koji najviše utiču na indikatore kojima se ocenjuje učinak i performanse studiranja, došlo se do saznanja koja se na dalje mogu koristiti kao osnova za primenu strategije za poboljšanje studentskog standarda ili strategije učenja.

6.3. Rezultati predviđanja indikatora uspešnosti studiranja u RapidMiner-u

Svaki proces predikcije je podeljen na dva dela. U prvom delu eksperimenta vrši se kreiranje i ocenjivanje kvaliteta modela za predikciju uzimajući u obzir celokupnu bazu studenata. U drugom delu kreira se identičan model u pogledu ulaznih i izlaznih atributa, ali sa različitim karakteristikama dobijenih primenom selekcije unapred (eng. *forward selection*), eliminacije unazad (eng. *backward elimination*) i genetskog algoritma, u cilju identifikovanja atributa koji najviše utiču na predikciju samog modela. Ovaj deo je neophodan kako bi se izdvojili i definisali najznačajniji atributi (atributi koji neće uticati na procenat kvaliteta modela ukoliko se ostali atributi uklone).

6.3.1. Predviđanje prosečne ocene na kraju studija

Proces predviđanja prosečne ocene na kraju studija, koji se posmatra kao predikcioni problem sa više ulaznih varijabli (pol, region iz kojeg student dolazi na studije, tip završene srednje škole, prosečna ocena ostvarena u srednjoj školi, ocene sa 11 predmeta sa prve godine osnovnih akademskih studija, smer studija) i jednom izlaznom varijablom, biće predstavljen u prvom delu eksperimenta. Nakon upotrebe linearne regresije, neuronskih mreža i mašina sa vektorima podrške

za predviđanje prosečne ocene na kraju studija, dobijeni su rezultati koji su prikazani u sledećoj tabeli, Tabela 18. Gledajući na apsolutnu grešku, najbolji rezultat dale su neuronske mreže. Kod neuronske mreže greška iznosi 0.2474, što može biti protumačeno kao odstupanje od stvarne vrednosti proseka ocena na kraju studija. Međutim, i druga dva algoritma su dala rezultat u vidu slične vrednosti greške, linearna regresija je postigla grešku od 0.2456, dok su mašine sa vektorima podrške postigle grešku od 0.2637. Koren srednje kvadratne greške ne može biti tako lako protumačen kao apsolutna greška, ali ipak je značajan. Linearna regresija je dobila bolji rezultat od neuronskih mreža i mašina sa vektorima podrške. Koren srednje kvadratne greške kod linearne regresije iznosi 0.3084. Interesantno je zapaziti da algoritmi poput neuronskih mreža i mašina sa vektorima podrške, koji se smatraju vrhunskim u zajednici mašinskog učenja, nisu uspeli da nadmaše linearnu regresiju, koja je jedan od najjednostavnijih algoritama za problem regresije. Ovo nam govori da je problem procene krajnjeg proseka ocena studenata zaista izazovan zadatak.

Tabela 18. Greške pri predviđanju proseka ocena studenata

Model	RMSE	AE
Linearna regresija	0.3084	0.2456
Neuronske mreže	0.3102	0.2474
Mašine sa vektorima podrške	0.3309	0.2637

Kako drugi deo ove predikcije predstavlja identifikaciju ključnih atributa koji utiču na procenu krajnje prosečne ocene studenata, gde je neophodno izdvojiti značajne attribute, odnosno one attribute koji neće uticati loše na procenu kvaliteta samog modela, čak će ga povećati. Nakon sprovođenja eksperimenta sa selekcijom unapred, dobijeni su rezultati koji su prikazani u narednoj tabeli, Tabela 19. Najbolji rezultat, po kriterijumu RMSE i AE, dala je primena linearne regresije. Apsolutna greška je 0.2383, što je za 3.8% bolje od rezultata neuronskih mreža bez odabira atributa, dok je koren srednje kvadratne greške 0.3055, što je za 0.95% bolje od rezultata linearne regresije bez odabira atributa, koja je predstavljena u prethodnom primeru.

Tabela 19. Greške pri proceni proseka ocena studenata pri korišćenju selekcije unapred

Model	RMSE	AE
Linearna regresija	0.3055	0.2383
Neuronske mreže	0.3064	0.2427
Mašine sa vektorima podrške	0.3090	0.2410

Kod selekcije atributa unapred, prilikom utvrđivanja značajnosti ulaznih atributa, kao značajni atributi pokazale su se ocene sa predmeta sa prve godine, osim kod predmeta Ekonomija i Engleski 1 koji su identifikovani kao atributi koji nisu značajni za predikciju uspeha studenata. Region odakle student dolazi se takođe pokazao kao atribut koji je važan za proces predikcije, osim ukoliko student dolazi iz inostranstva. Tip srednje škole nije se pokazao kao atribut koji je važan, kao ni pol studenta. Atributi koji su važni za predikciju modela su status upisa studenta, bodovi na prijemnom ispitu, prosek u srednjoj školi. Sažeto, lični podaci studenata nisu od presudnog značaja za predikciju prosečne ocene studenta na kraju studija. Tačnije, najvažniji faktori su ocene iz prve godine i bodovi na prijemnom ispitu.

U sledećoj tabeli, Tabela 20, prikazani su rezultati eksperimenta u kom je korišćena eliminacija unazad. U ovom eksperimentu, najbolji rezultat postigle su neuronske mreže. Apsolutna greška tako razvijenog modela baziranog na neuronskoj mreži iznosi 0.2345. Ovaj rezultat je za 3.49%

bolji od rezultata neuronskih mreža bez prethodne selekcije atributa i za 1.62% bolji od linearne regresije sa selekcijom unapred. Neuronske mreže su, takođe, postigle najbolji rezultat kada je korišćen koren srednje kvadratne greške. Vrednost srednje kvadratne greške je 0.3006, što je za 2.59% bolji rezultat od linearne regresije bez upotrebe selekcije atributa i za 1.63% bolji rezultat od linearne regresije sa selekcijom unapred. Slični rezultati su dobijeni kod linearne regresije, razlika se pronalazi na četvrtoj decimali. Tačnije, kod modela linearne regresije apsolutna greška je 0.2347, a koren srednje kvadratne greške je 0.3009. Mašina sa vektorima podrške je takođe postigla bolje rezultate nego ranije.

Tabela 20. Greške pri proceni proseka ocena studenata pri korišćenju eliminacije unazad

Model	RMSE	AE
Linearna regresija	0.3009	0.2347
Neuronske mreže	0.3006	0.2345
Mašine sa vektorima podrške	0.3059	0.2365

Atributi za koje je prethodni model pokazao da nisu relevantni su pol, ocena iz predmeta Ekonomija, tip srednje škole, kao i da li je student došao sa juga ili severa Srbije. Sa druge strane, podaci sa upisa na fakultet su bitni, kao što je i ostvareni uspeh u srednjoj školi važan, bez obzira koji tip srednje škole je u pitanju. Na kraju, ocene sa prve godine studija su relevantne, osim Ekonomije koja se pokazala kao ne toliko važna za predikciju krajnjeg proseka ocena studenata.

U narednoj tabeli, Tabela 21, prikazani su rezultati dobijeni kada je na podatke za predviđanje prosečne ocene na kraju studija, primenjen genetski algoritam. U ovom eksperimentu najbolje rezultate je ostvario model linearne regresije i to sa apsolutnom greškom koja je 0.2328, što je za 6.27% bolje nego najbolji rezultat bez selekcije atributa, za 2.36% bolji nego linearna regresija sa selekcijom unapred i za 0.71% bolji nego neuronske mreže sa eliminacijom unazad. Linearna regresija je takođe najbolje rešenje kad je u pitanju koren srednje kvadratne greške. Vrednost korena srednje kvadratne greške je 0.2988, što je za 3.21% bolje rešenje nego linearna regresija bez selekcije atributa, za 2.24% bolje nego kod linearne regresije sa selekcijom unapred i 0.61% bolje nego neuronske mreže sa eliminacijom unazad. Ovde možemo da zaključimo da su kod predikcije prosečne ocene na kraju studija, genetski algoritmi dali najbolje rezultate.

Tabela 21. Greške pri proceni proseka ocena studenata pri korišćenju genetskog algoritma

Model	RMSE	AE
Linearna regresija	0.2988	0.2328
Neuronske mreže	0.3002	0.2364
Mašine sa vektorima podrške	0.3026	0.2338

Selekcija podataka korišćenjem modela baziranog na genetskim algoritmima je pokazala da pol nije bitan, kao ni to da li je student završio gimnaziju, ili neku drugu srednju školu, ili da li student dolazi sa Kosova i Metohije ili inostranstva. Sa prve godine studija, od ocena jedino Ekonomija nije relevantna. Drugim rečima, najvažniji faktori koji utiču na predikciju krajnjeg proseka ocena studenata su poeni na prijemnom ispitu pri upisu na fakultet, prosek u srednjoj školi, skoro svi predmeti iz prve godine.

Poredeći rezultate iz tri različite selekcije atributa možemo zaključiti da je genetski algoritam dao najbolje rezultate (najmanja greška pri evaluaciji procesa), ali takođe je važno naznačiti da ovaj

proces ima najveće vreme za razvoj modela i dolazak do rezultata. Po pogledu tačnosti, najbolja je linearna regresija, a na drugom mestu su neuronske mreže.

6.3.2. Predviđanje prosečne dužine studiranja

Proces predviđanja dužine studiranja osnovnih akademskih studija, rešavaće se kao predikcioni problem, za koji će se koristiti ista selekcija atributa, kao i u prethodnom eksperimentu za predviđanje prosečne ocene studiranja na kraju osnovnih akademskih studija. Ulazne varijable čine sledeće grupe podataka: lični (pol), demografski (region iz kojeg dolazi na studije), uspeh u srednjoj školi (tip srednje škole, prosečna ocena ostvarena u srednjoj školi), ocene sa prve godine studija (ocene sa 11 predmeta osnovnih akademskih studija), smer studija (Informacioni sistemi i tehnologija ili Menadžment i organizacija). Razvojem i korišćenjem modela za linearnu regresiju, neuronske mreže i mašine sa vektorima podrške za predikciju dužine studiranja u prvom delu, bez selekcije atributa, dobijenu su rezultati, koji su prikazani u sledećoj tabeli, Tabela 22.

Posmatrajući performanse razvijenih modela za predikciju dužine studiranja, shodno kriterijumu AE, najbolji rezultat od 0.2497 ostvaren je korišćenjem modela linearne regresije. Shodno istom kriterijumu, apsolutnoj grešci, druga dva modela su ostvarila znatno više vrednosti (preko 0.28), što ukazuje na njihovu manju preciznost u odnosu na model koji je razvijen korišćenjem linearne regresije. Drugi kriterijum tačnosti, koji se posmatra preko RMSE (čiji RMSE iznosi 0.3077), ukazuje da je model linearne regresije, postigao bolje rezultate od neuronskih mreža i mašina sa vektorima podrške. Kao i kod AE, razlika u odstupanju, grešci između modela linearne regresije sa jedne strane, i modela neuronskih mreža i modela mašina sa vektorima podrške, ukazuje da druga grupa modela ostvaruje manju tačnost (vrednost RMSE kriterijuma je preko 0.33).

Tabela 22. Greške pri predviđanju prosečne dužine studiranja

Model	RMSE	AE
Linearna regresija	0.3077	0.2497
Neuronske mreže	0.3310	0.2842
Mašine sa vektorima podrške	0.3352	0.2817

U drugom delu procesa predviđanja dužine studiranja na osnovnim akademskim studijama, korišćeni su isti modeli, ali sa karakteristikama odabranih algoritama, kao što su selekcija unapred, eliminacija unazad i genetski algoritmi, sa ciljem boljeg kvantifikovanja ulaznih atributa, koji su od ključnog značaja za uspešnost predviđanja. Nakon sprovođenja eksperimenta sa selekcijom atributa unapred, dobijeni rezultati su prikazani u tabeli koja sledi,

Tabela 23. Najbolji rezultat, kako u pogledu RMSE-a kao i AE, postignut je sa modelom zasnovanom na neuronskim mrežama. Apsolutna greška kod tako razvijenog modela neuronske mreže iznosi 0.2619, što nam ukazuje na manju preciznost modela po kriterijumu AE, u odnosu na rezultat modela linearne regresije bez selekcije atributa. RMSE vrednost od 0.3253, kao najbolja vrednost kod modela neuronskih mreža sa selekcijom atributa unapred, je veća (samim time i lošiji indikator) od vrednosti koja je ostvarena kod modela linearne regresije bez selekcije atributa. Model neuronskih mreža sa primenom algoritma za selekciju atributa unapred je u odnosu na modele dobijene primenom neuronskih mreža i mašina sa vektorima podrške bez selekcije atributa dao bolje rezultate, pre svega po AE kriterijumu.

Tabela 23. Greške pri predviđanju prosečne dužine studiranja sa selekcijom unapred

Model	RMSE	AE
Linearna regresija	0.3324	0.2656
Neuronske mreže	0.3253	0.2619
Mašine sa vektorima podrške	0.3492	0.2788

Kod selekcije atributa unapred, prilikom predviđanja dužine studiranja, kao značajni atributi su se izdvojili: region iz kojeg student dolazi na studije, tip završene srednje škole, prosek u srednjoj školi, kao i ocene iz predmeta Matematika 1, Osnovi organizacije i Osnove informaciono-komunikacionih tehnologija. Kao atributi koji nisu od presudnog značaja za predikciju dužine studiranja, sa primenom algoritma za selekciju atributa unapred su se izdvojili pol studenta i broj poena na prijemnom ispitu.

Rezultati modela nastalih kao rezultat eksperimenta u kom je korišćena eliminacija unazad prikazani su u tabeli, Tabela 24. U ovom eksperimentu, najbolji rezultat po oba kriterijuma, postignut je sa modelom koji je zasnovan na neuronskim mrežama, gde apsolutna greška tako razvijenog modela iznosi 0.2483, dok vrednost za RMSE iznosi 0.3114. Ovakav rezultat, po RMSE kriterijumu je za 4.46% bolji od rezultata koji je postignut primenom neuronskih mreža sa selekcijom atributa unapred, ali je rezultat i dalje nezadovoljavajući (viša vrednost) u odnosu na rezultat koji je ostvario model linearne regresije bez selekcije atributa. Kod kriterijuma AE, model neuronske mreže sa eliminacijom unazad ostvaren je bolji rezultat u odnosu na prethodne eksperimente, i to za 5.47% bolje u odnosu na model neuronske mreže sa selekcijom unapred, odnosno 0.56% u poređenju sa modelom linearne regresije bez selekcije atributa.

Tabela 24. Greške pri predviđanju prosečne dužine studiranja sa korišćenje eliminacije unazad

Model	RMSE	AE
Linearna regresija	0.3231	0.2609
Neuronske mreže	0.3114	0.2483
Mašine sa vektorima podrške	0.3406	0.2702

U pogledu značajnosti atributa prilikom predviđanja dužine studiranja, kod eliminacije atributa unazad, kao značajni atributi su se izdvojili: region iz kojeg student dolazi na studije, prosek u srednjoj školi, broj poena na prijemnom ispitu, kao i ocene iz predmeta Matematika 1 i Osnovi organizacije. Kao atributi koji nisu od presudnog značaja za predikciju dužine studiranja, sa primenom algoritma za eliminaciju atributa unazad mogu se izdvojiti pol studenta, tip srednje škole iz koje student dolazi, kao i ocene iz Engleskog jezika i Psihologije/Sociologije.

Nakon primene genetskih algoritama na modele za predviđanja dužine studiranja, rezultati tih modela predstavljeni su u narednoj tabeli, Tabela 25. Najbolji rezultat po oba kriterijuma, ostvaren je sa modelom linearne regresije, gde je vrednost RMSE kriterijuma 0.3018, dok je vrednost AE kriterijuma 0.2460. Posmatrajući ostvarene rezultate, može se zaključiti da su rezultati tako dobijenog modela bolji u odnosu na sve rezultate modela za predviđenje dužine studiranja, i to je RMSE vrednost bolja za 1.95% u odnosu na model linearne regresije bez selekcije atributa koji je do rezultata ovog eksperimenta imao najbolju (najmanju) vrednost. Vrednost AE kriterijuma je, kod modela linearne regresije sa korišćenjem genetskih algoritama, za samo 0.93% bolja od

vrednosti dobijene sa modelom neuronske mreže kod eliminacije atributa unazad, odnosno 1.5% bolja u odnosu na model linearne regresije bez selekcije atributa.

Tabela 25. Greške pri predviđanju prosečne dužine studiranja sa korišćenjem genetskog algoritma

Model	RMSE	AE
Linearna regresija	0.3018	0.2460
Neuronske mreže	0.3109	0.2485
Mašine sa vektorima podrške	0.3323	0.2649

Analizirajući značajnost atributa, kod primene genetskih algoritama, može se zaključiti da je značajnost atributa približna kao i kod primene eliminacije atributa unazad, gde su se kao značajni atributi izdvojili: region iz kojeg student dolazi na studije, prosek u srednjoj školi, broj poena na prijemnom ispitu, kao i ocena iz predmeta Matematika 1. Kao atributi koji nisu od presudnog značaja za predikciju dužine studiranja, sa primenom genetskih algoritama mogu se izdvojiti pol studenta, tip srednje škole iz koje student dolazi, kao i ocene iz Engleskog jezika, Ekonomije i Psihologije/Sociologije.

Kao ukupan zaključak razvoja modela za predikciju prosečne dužine studiranja može se izdvojiti da je najbolje rezultate dao model linearne regresije koji je u razvoju zasnovan na genetskim algoritma, sa apsolutnom greškom od 0.246. Značajno je ukazati da i pored postojanja savremenijih pristupa, kao što su u ovom primeru neuronske mreže ili mašine sa vektorima podrške, da je najbolji rezultat (slično kao i u predviđanju prosečne ocene na kraju studija) dao kreirani model linearne regresije, koji predstavlja jedan od bazičnih predikcionih modela.

6.3.3. Predviđanje ocena na stručnim predmetima na 4. godini osnovnih akademskih studija

Proces predviđanja ocena iz stručnih predmeta na četvrtoj godini osnovnih akademskih studija, posmatraće se kao klasifikacioni problem, gde će se za svakog studenta, shodno njegovim karakteristikama, predviđati svaka pojedinačna ocena, gde se svaka od ocena nalazi u opsegu od 6 do 10. Kao ulazne varijable, korišćeni su pol studenta, region iz kojeg student dolazi na studije, tip završene srednje škole, prosečna ocena ostvarena u srednjoj školi, ocene sa 11 predmeta sa prve godine osnovnih akademskih studija. Shodno svakom od studijskih programa, za svaki od predmeta razvijen je poseban model predviđanja ocene i izvršena je analiza i selekcija varijabli koji najviše utiču na performanse predikcije, gde je kao indikator uspešnosti korišćena mera Tačnost (Accuracy). Za predikciju svake od ocena sa 4. godine obaveznih stručnih predmeta, predstavljeni su samo rezultati najboljih modela, kao i značajnost atributa shodno najboljem razvijenom modelu.

Projektovanje informacionih sistema

Nakon sprovođenja eksperimenata za predviđanje ocena na predmetu Projektovanje informacionih sistema, na 4. godini na studijskom programu za Informatične sisteme i tehnologije, najbolji rezultati ostvareni su primenom genetskih algoritama na modele linearne regresije, neuronskih mreža i mašina sa vektorima podrške, čiji su rezultati prikazani u tabeli koja sledi, Tabela 26. Najbolje rešenje, po kriterijumu tačnost, od 89.746%, ostvareno je uz pomoć modela neuronskih mreža, a potom sledi model linearne regresije. Ostvareni rezultat nam ukazuje da će u skoro 90% slučajeva sistem tačno da predvidi koju će ocenu student ostvariti na predmetu Projektovanje informacionih sistema, dok se primenom druga dva modela, ostvaruje tačnost predviđanja, koja je samo za 1-2% manja.

Tabela 26. Tačnost predviđanja ocene na predmetu Projektovanje informacionih sistema

Model	Tačnost
Linearna regresija	88.461%
Neuronske mreže	89.746%
Mašine sa vektorima podrške	87.179%

Analizirajući značajnost atributa, kod primene genetskih algoritama za predviđanje ocene iz predmeta Projektovanje informacionih sistema, kao najznačajniji atributi predikcije izdvojile su se ocene iz predmeta Osnovi informaciono-komunikacionih tehnologija, Uvod u informatične sisteme, Engleski jezik 2 i Osnovi organizacije, kao i broj poena na prijemnom ispitu. Sa druge strane, kao atributi koji imaju minimalan uticaj u procesu predikcije ocena iz predmeta Projektovanje informacionih sistema, mogu se izdvojiti pol studenta, tip završene srednje škole, region iz kojeg student dolazi na studije, kao i ocene iz predmeta Ekonomija i Matematika 1.

Inteligentni sistemi

Rezultati predikcije ocena na predmetu Inteligentni sistemi, na studijskom programu za Informatične sisteme i tehnologije, prikazani u narednoj tabeli, Tabela 27. Najbolji rezultati ostvareni su primenom genetskih algoritama na modele linearne regresije, sa tačnošću od 86.410%, dok su najbolje vrednosti modela neuronskih mreža i mašina sa vektorima podrške dobijene primenom algoritma za eliminaciju atributa unazad, i koji su za 4% kod modela neuronske mreže, odnosno za 10% kod mašina sa vektorima podrške slabiji rezultati od onih koje je ostvario model linearne regresije.

Tabela 27. Tačnost predviđanja ocene na predmetu Inteligentni sistemi

Model	Tačnost
Linearna regresija	86.410%
Neuronske mreže	82.564%
Mašine sa vektorima podrške	76.154%

U pogledu značajnosti atributa, kod primene genetskih algoritama na model linearne regresije, za predviđanje ocena iz predmeta Inteligentni sistemi, kao najznačajniji atributi predikcije izdvojile su se ocene iz predmeta Engleski jezik 1, Ekonomija, Proizvodni sistemi, Osnovi informaciono-

komunikacionih tehnologija i Uvod u informacione sisteme. Atributi koji za proces predikcije ocene iz predmeta Inteligentni sistemi imaju minimalan uticaj su podaci iz srednje škole (tip završene srednje škole, region iz kojeg student dolazi na studije, prosečna ocena u srednjoj školi), kao i ocene iz predmeta Matematika 1, Matematika 2 i Menadžment.

Projektovanje softvera

Rezultati sprovođenja eksperimenata za predviđanje ocena na predmetu Projektovanje softvera zasnovano na genetskom algoritmu sa modelima linearne regresije, neuronskih mreža i mašina sa vektorima podrške, prikazani su u okviru naredne tabele, Tabela 28. Posmatrajući po kriterijumu tačnosti, najbolji rezultat je ostvario model neuronske mreže od 82.31%, sa genetskim algoritmom, dok su modeli zasnovani na linearnoj regresiji i mašinama sa vektorima podrške ostvarili skoro isti rezultat, oko 78%, što je za oko 4% manje od najboljeg modela zasnovanog na neuronskim mrežama.

Tabela 28. Tačnost predviđanja ocene na predmetu Projektovanje softvera

Model	Tačnost
Linearna regresija	78.462%
Neuronske mreže	82.307%
Mašine sa vektorima podrške	78.230%

U pogledu značajnosti atributa, kod primene genetskog algoritama na modelu neuronske mreže, za predviđanje ocene iz predmeta Projektovanje softvera, kao najznačajniji atributi predikcije izdvojile su se ocene iz predmeta Matematika 1, Matematika 2 i Proizvodni sistemi, kao i region iz kojeg student dolazi na studije i tip završene srednje škole. Atributi koji za proces predikcije ocene iz predmeta Projektovanje softvera imaju minimalan uticaj su podaci koji se odnose na prosečnu ocenu iz srednje škole, poene na prijemnom ispitu, pol studenta, kao i ocene iz predmeta Osnovi informaciono-komunikacionih tehnologija i Uvod u informacione sisteme.

Internet tehnologije

Nakon sprovođenja eksperimenata za predviđanje ocena za predmet Internet tehnologije sa 4. godine osnovnih akademskih studija, u okviru studijskog programa za Informacione sisteme i tehnologije, najbolji rezultati ostvareni su primenom genetskih algoritama na modele linearne regresije, neuronskih mreža i mašina sa vektorima podrške, čiji su rezultati prikazani u tabeli, Tabela 29. Najbolje rešenje, po kriterijumu tačnosti ostvareno je korišćenjem linearne regresije sa genetskim algoritmom, koja iznosi 92.821%. Ovakav rezultat nam ukazuje da će u preko 90% slučajeva sistem tačno da predvidi koju će ocenu student ostvariti na predmetu Internet tehnologije, dok se primenom druga dva modela, ostvaruje tačnost predviđanja, koja je samo za 1% kod modela neuronskih mreža, odnosno 5% manje kod modela mašina sa vektorima podrške.

Tabela 29. Tačnost predviđanja ocene na predmetu Internet tehnologije

Model	Tačnost
Linearna regresija	92.821%
Neuronske mreže	91.538%
Mašine sa vektorima podrške	87.690%

Analizirajući značajnost atributa, kod primene modela neuronskih mreža sa genetskim algoritmima za predviđanje ocene iz predmeta Internet tehnologije, kao najznačajniji atributi predikcije izdvojile su se ocene iz predmeta Matematika 1, Engleski jezik 1, Osnovi informaciono-komunikacionih tehnologija, Osnovi organizacije i Proizvodni sistemi, kao i prosek iz srednje škole. Sa druge strane, kao atributi koji imaju minimalan uticaj u procesu predikcije ocena iz predmeta Internet tehnologije, mogu se izdvojiti pol studenta, tip završene srednje škole, region iz kojeg student dolazi na studije, kao i ocene iz predmeta Ekonomija, Matematika 2 i Psihologija/Sociologija.

6.3.3.2. Predikcija ocena iz predmeta sa studijskog programa Menadžment i organizacija

Projektovanje organizacije

Predviđanje ocena iz predmeta Projektovanje organizacije 4. godine osnovnih akademskih studija, u okviru studijskog programa za Menadžment i organizaciju, zasnovano je na razvoju modela linearne regresije, neuronskih mreža i mašina sa vektorima podrške uz primenu algoritama za selekciju atributa unapred, eliminaciju atributa unazad i genetskih algoritama. Rezultati najboljih modela koji su zasnovani na implementaciji genetskih algoritama, prikazani su u tabeli koja sledi, Tabela 30. Najbolje rešenje, po kriterijumu tačnosti ostvareno je korišćenjem modela neuronske mreže sa genetskim algoritmom, koja iznosi 92.411%. Ovakav rezultat nam ukazuje da će u preko 90% slučajeva sistem tačno da predvidi koju će ocenu student ostvariti na predmetu Projektovanje organizacije, dok se primenom druga dva modela, ostvaruje manja tačnost predviđanja, koja je za 4% manja kod modela linearne regresije, odnosno 7% manja kod modela mašina sa vektorima podrške.

Tabela 30. Tačnost predviđanja ocene na predmetu Projektovanje organizacije

Model	Tačnost
Linearna regresija	88.463%
Neuronske mreže	92.411%
Mašine sa vektorima podrške	85.897%

U pogledu značajnost atributa, kod primene genetskog algoritma na modelu neuronske mreže, za predviđanje ocene iz predmeta Projektovanje organizacije, kao najznačajniji atributi predikcije izdvojile su se ocene iz predmeta Menadžment, Proizvodni sistemi i Osnovi organizacije. Atributi koji za proces predikcije ocene iz predmeta Projektovanje organizacije, imaju minimalan uticaj su podaci koji se odnose na srednju školu, poene na prijemnom ispitu, pol studenta, kao i ocene iz predmeta Matematika 1, Matematika 2, Osnovi informaciono-komunikacionih tehnologija i Psihologija/Sociologija.

Strateški menadžment

Rezultati sprovođenja eksperimenata za predviđanje ocena na predmetu Strateški menadžment zasnovano na modelima linearne regresije, neuronskih mreža i mašina sa vektorima podrške, prikazani su u okviru tabele koja sledi, Tabela 31. Posmatrajući po kriterijumu tačnosti, najbolji rezultat je ostvario model neuronske mreže od 89.914%, sa genetskim algoritmom, dok je model zasnovan na linearnoj regresiji ostvario sličnu vrednost sa 88.035% tačnosti, dok je tačnost kod mašina sa vektorima podrške oko 4.5% manja od modela neuronske mreže.

Tabela 31. Tačnost predviđanja ocene na predmetu Strateški menadžment

Model	Tačnost
Linearna regresija	88.035%
Neuronske mreže	89.914%
Mašine sa vektorima podrške	85.470%

Analizirajući značajnost atributa, kod primene modela neuronskih mreža sa genetskim algoritmima za predviđanje ocene iz predmeta Strateški menadžment, kao najznačajniji atributi predikcije izdvojile su se ocene iz predmeta Engleski jezik 2, Matematika 1, Matematika 2, Proizvodni sistemi i Ekonomija, kao i region iz kojeg student dolazi na studije. Među atributima koji imaju minimalan uticaj u procesu predikcije ocena iz predmeta Strateški menadžment, mogu se izdvojiti ocene iz predmeta Engleski jezik 1, Psihologija/Sociologija i Osnovi informaciono-komunikacionih tehnologija, kao i pol studenta, tip završene srednje škole, i prosek iz srednje škole.

Finansijska tržišta

Rezultati predikcije ocena na predmetu Finansijska tržišta, na studijskom programu za Menadžment i organizaciju, prikazani su u narednoj tabeli, Tabela 32. Najbolji rezultati ostvareni su primenom genetskih algoritama na modele linearne regresije, sa tačnošću od 89.743%, dok su najbolje vrednosti modela neuronskih mreža i mašina sa vektorima podrške dobijene primenom istog algoritma, za 1%, odnosno 2% manje, respektivno.

Tabela 32. Tačnost predviđanja ocene na predmetu Finansijska tržišta

Model	Tačnost
Linearna regresija	89.743%
Neuronske mreže	88.438%
Mašine sa vektorima podrške	87.205%

Nakon izvršene predikcije ocene iz predmeta Finansijska tržišta uz pomoć modela linearne regresije sa genetskim algoritmom, u pogledu značajnost atributa, kao najznačajniji atributi predikcije izdvojile su se ocene iz predmeta Ekonomija, Engleski jezik 1 i Engleski jezik 2, i podaci iz srednje škole, kao što su tip završene srednje škole i prosečna ocena iz srednje škole. Grupu atributa koji za proces predikcije ocene iz predmeta Finansijska tržišta imaju minimalan uticaj čine podaci koji se odnose na pol studenta, region iz kojeg dolazi na studije, kao i ocene iz predmeta Matematika 1, Matematika 2, Osnovi organizacije i Psihologija/Sociologija.

Poslovna inteligencija

Rezultati sprovođenja eksperimenata za predviđanje ocena na predmetu Poslovna inteligencija zasnovani su na modelima linearne regresije, neuronskih mreža i mašina sa vektorima podrške, prikazani su u okviru sledeće tabele, Tabela 33. Posmatrajući po kriterijumu tačnosti, najbolji rezultat je ostvario model neuronske mreže sa tačnošću od 92.487%, sa genetskim algoritmom, dok su modeli zasnovani na linearnoj regresiji i mašinama sa vektorima podrške ostvarili rezultat za oko 4% manji od najboljeg modela koji je zasnovan na neuronskim mrežama.

Tabela 33. Tačnost predviđanja ocene na predmetu Poslovna inteligencija

Model	Tačnost
Linearna regresija	88.467%
Neuronske mreže	92.487%
Mašine sa vektorima podrške	88.179%

U pogledu značajnost atributa, kod primene genetskog algoritama na modelu neuronske mreže, za predviđanje ocene iz predmeta Poslovna inteligencija, kao najznačajniji atributi predikcije izdvojile su se ocene iz predmeta Ekonomija, Matematika 1, Matematika 2, Menadžment i Osnovi informaciono-komunikacionih tehnologija, kao i broj poena na prijemnom ispitu. Atributi koji za proces predikcije ocene iz predmeta Poslovna inteligencija, imaju minimalan uticaj su podaci koji se odnose na srednju školu, region iz kojeg student dolazi na studije, pol studenta, kao i ocene iz predmeta Engleski jezik 1 i Psihologija/Sociologija.

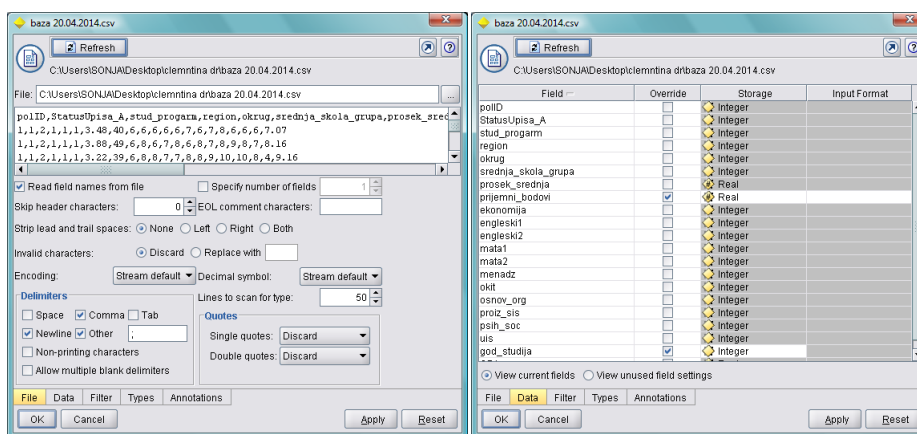
7. Predikcija u softverskom okruženju Clementine

7.1. Koncept Clementine razvojnog okruženja

Clementine (u početku kao deo SPSS platforme, a danas zaseban program) predstavlja softversko okruženje koje omogućava intuitivan razvoj modela poslovne inteligencije u cilju boljeg i jednostavnijeg donošenja odluka. Razvijena da podrži CRISP-DM model poslovne inteligencije, *Clementine*-a objedinjuje celokupni proces poslovne inteligencije od prikupljanja i obrade podataka, preko otkrivanja zakonitosti u podacima i razvoja modela, do donošenja odluka zasnovanih na razvijenim modelima i predviđanju budućih stanja, situacija, kretanja indikatora. Obrada podataka u *Clementine*-i se vrši preko upotrebe različitih vrsta čvorova, koji se povezuju formirajući određeni tok podataka nad kojima se utvrđuju zakonitosti i vrši predikcija. Takođe, nakon izvršenog procesa utvrđivanja zakonitosti u podacima, *Clementine*-a omogućava vizuelizaciju podataka i predikciju, te se rezultati mogu mnogo lakše pratiti i analizirati. Osnovni modul *Clementine* obuhvata najčešće korišćenje metode, algoritme poslovne inteligencije predstavljene u obliku čvorova (eng. *node*) u softverskom paketu, koji uključuju klasifikaciju, klasterovanje, segmentaciju, asocijaciju, stabla odlučivanja, kao i mogućnost primene osnovnih statističkih testova. Modul klasifikacije (Classification module) u *Clementine*-i se koristi za predviđanje rezultata putem tehnika mašinskog učenja, neuronskih mreža, stabla odlučivanja (sa pravilom indukcije), modela generisanja uzorka i naprednih statističkih testova. U doktorskoj disterciji softverski paket *Clementine*-a će biti korišćen za kreiranje modela zasnovanih na metodama, algoritmima regresije, stabla odlučivanja i neuronskih mreža, sa ciljem utvrđivanja uticaja atributa, varijabli na uspeh studiranja, kao i za celokupno predviđanje uspeha studiranja.

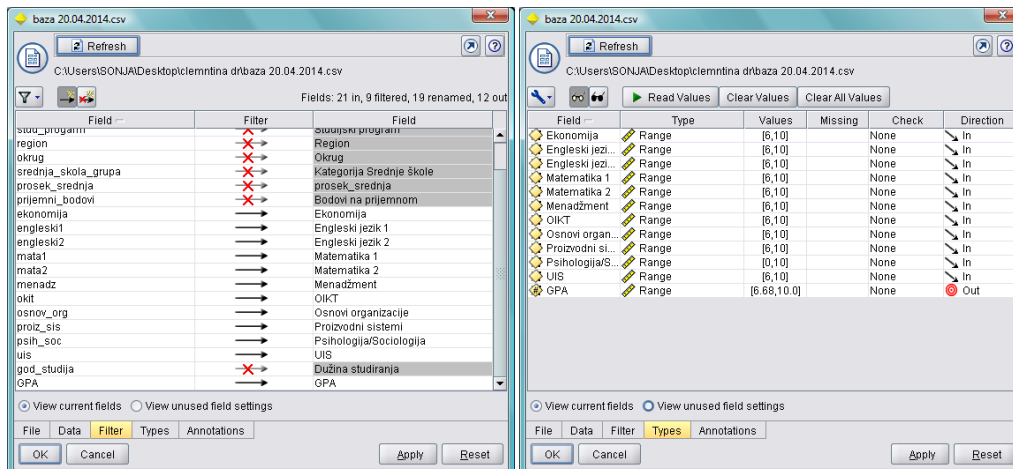
Zasnivajući razvoj svojih modela na CRISP-DM metodologiji, svaki od čvorova (node) koji predstavljaju osnovne gradivne činioce svakog od modela u Clementini, definišaće vezu između podataka o studentima i njihovom uspehu i željenih predikcionih modela.

Faza pripreme podataka u Clementine-i služi da se uradi dodatna priprema, prilagođavanje i analiza podataka za modeliranje, gde se na početku učitavaju podaci nad kojima će se vršiti analiza, modelovanje i predikcija, kao i da se definiše tip svakog od podataka (da li je tipa real, integer ili boolean), Slika 16.



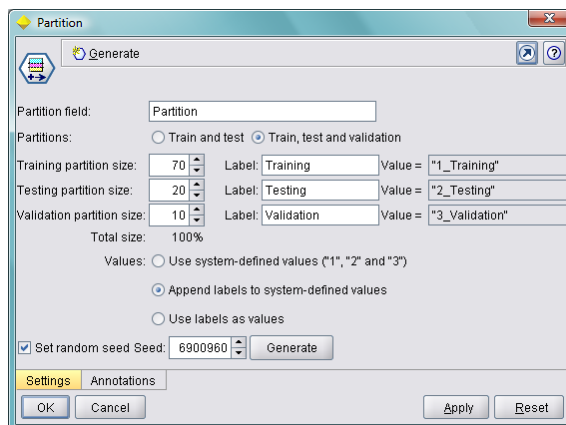
Slika 16. Clementine osnovne forme za učitavanje podataka i selekciju tipa varijabli

Kako bi se definisalo da li će neki podatak, varijabla biti uključen u razvoj modela, moguće je izvršiti dodatni odabir nakon učitanoj skupa podataka, kao i definisati listu ulaznih i izlaznih varijabli, Slika 17. Ovakvim pristupom razvoja prediktivnih modela, omogućeno je brzo prilagođavanje i izmena ulaznih i izlaznih varijabli, u cilju dobijanja optimalnih rezultata.



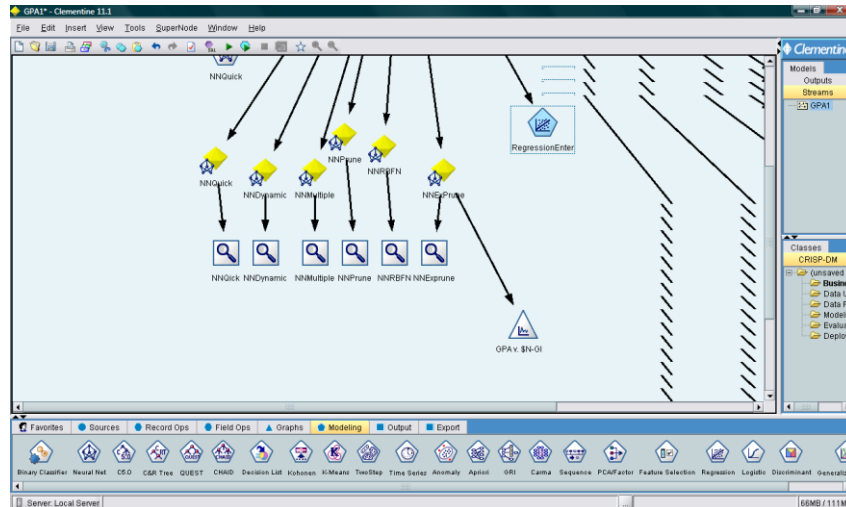
Slika 17. Definisanje skupa ulaznih i izlaznih varijabli u Clementine modelu

Nakon izvršene pripreme podataka, prelazi se na segmentaciju podataka po skupovima, setovima koji će se koristiti u procesu razvoja modela, testiranju modela i validaciji rezultata, Slika 18. Za razvoj prediktivnih modela za analizu uspešnosti studiranja, segmentacija podataka je izvršena u odnosu 70:20:10 za setove podataka za razvoj, testiranje i validaciju modela, respektivno za svaki model sa jedinstvenim modelom raspodele celokupnog skupa podataka (Random Seed - 6900960).



Slika 18. Segmentacija skupa podataka za razvoj, testiranje i validaciju

Nakon segmentacije skupa podataka, prelazi se na fazu kreiranja, razvoja modela i njihovu evaluaciju, gde se proverava tačnost modela, Slika 19. Za svaki od pojedinačnih modela, biće kreiran po jedan čvor sa njemu svojstvenim specifičnostima, koji će predstavljati autentičnog predstavnika svake od kategorije modela. Takođe, za svaki od modela, biće kreiran i po jedan čvor za evaluaciju rezultata, kako bi se na bolji i detaljniji način analizirali rezultati svakog od modela.



Slika 19. Razvoj modela za predikciju u Clementine-i

7.2. Koncepti razvoja modela za analizu i predviđanje u Clementini

Tokom razvoja prediktivnih modela u softverskom okruženju Clementine, biće korišćena tri skupa modela koja su zasnovana na regresionoj analizi, stablima odlučivanja i veštačkim neuronskim mrežama, gde će za svaku grupaciju, u nastavku, biti detaljniji objašnjeni osnovni koncepti i algoritmi.

7.2.1. Koncept modela regresione analize

Regresiona analiza predstavlja metod kojim se ispituje i utvrđuje zavisnost između dve ili više promenljivih, odnosno sagledava se uticaj promene jedne ili više promenljivih na promenu drugih promenljivih. Regresija je proces pronalaženja ciljne funkcije f koja preslikava skup x u izlaz y sa neprekidnim vrednostima. Cilj regresije je naći ciljnu funkciju koja može da "ukalupi" ulazne podatke sa minimalnom greškom radi dobijanja izlazne vrednosti. Regresiona zavisnost pruža mogućnost da se za svako $x \in (x_1, x_2, \dots, x_k)$ izračuna odgovarajuća vrednost za funkciju $y = f(x_1, x_2, \dots, x_k)$ primenjujući naznačene operacije u analitičkom izrazu.

Za razvoj modela regresije, u doktorskoj disertaciji, u početnoj fazi biće korišćenja četiri regresiona metoda:

- *Enter (Enter)* - Metod izgradnje regresionog modela gde sve ulazne vrednosti (atributi, varijable), direktno ulaze u jednačinu i jednako utiču na izlaznu vrednost.
- *Stepwise (Postupno)* - Metod izgradnje regresionog modela kroz postepeni selektivni odabir ulaznih vrednosti. Početni model je jednostavan, a pri svakom koraku uključuju se nove varijable, kako bi se utvrdila njihova značajnost na nivou celokupnog modela. Ulazne vrednosti, varijable koja mogu biti značajne za preciznost i performanse modela se evaluiraju u svakoj iteraciji da bi se odredilo njihov potencijalni uticaj na celokupni model. Ukoliko se utvrdi da neka varijabla ne bi imala značajan uticaj na celokupni model, ona neće biti uključena, a u proces evaluacije se uzima druga varijabla.
- *Backwards (Unazad)*- Metod izgradnje regresionog modela kroz postepeni odabir varijabli, gde početni model sadrži sve potencijalne ulazne varijable, a kroz proces izgradnje modela mogu se iz modela isključiti varijable koje nemaju značajan uticaj na celokupan model.

- *Forwards (Unapred)* - Metod izgradnje regresionog modela gde početni model ne sadrži ulazne vrednosti, varijable, a u svakoj iteraciji ulazne vrednosti, varijable koje nisu bile uključene u model se testiraju na osnovu toga kako bi mogli da utiču na celokupni model, i na osnovu toga koja varijabla ima najznačajniji uticaj u zadatoj iteraciji se uključuje u model. Finalni model se dobija kada se preciznost i performanse celog modela ne mogu poboljšati uključivanjem novih varijabli ili kada su sve ulazne varijable uključene u model.

7.2.2. *Koncept modela stabla odlučivanja*

Model stabla odlučivanja nam omogućava da razvijemo klasifikacioni sistem koji predviđa ili grupiše buduća stanja na osnovu niza pravila odlučivanja, koja obezbeđuju grananje i grupisanje podataka po hijerarhijskim nivoima. Stabla odlučivanja se vrlo efikasno koriste i primenjuju kod podataka koji se mogu podeliti u grupe, putem definisanja i uspostavljanja pravila nad poznatim skupom podataka, ali se ta pravila mogu primeniti i na novi skup podataka sa velikom preciznošću. Proces kreiranja stabla odlučivanja, uglavnom se vodi pravilom indukcije i predstavlja intelektualni proces koji stoji iza modela, sa jasnom vidljivošću i logikom prilikom prolaska ili pretraživanja stabla. Model stabla odlučivanja je u suprotnosti sa brojnim drugim metodama koje funkcionišu po principu "crna kutija", omogućavajući primenu tehnike modelovanja u kojoj logika i osnovne zakonitosti raspodele mogu efikasno da se primene. Takođe, primenom metode stabla odlučivanja atributi, varijable koji su značajni za proces donošenja odluke se uključuju na višim hijerarhijskim nivoima grananja stabla odlučivanja, dok atributi, varijable koji ne doprinose preciznosti stabla mogu da se zanemare, ili da se koriste na nižim hijerarhijskim nivoima. Korišćenjem stabla odlučivanja mogu se dobiti i vrlo korisne informacije o samim podacima, ali se mogu koristiti i za redukciju podataka na osnovu značajnih atributa, varijabli pre primene neke druge metode, kao što je slučaj sa obučavanjem i treniranjem neuronske mreže.

Jednostavna stabla odlučivanja se zasnivaju na primeni IF-THEN (ako-tada) pravila, čijom primenom se mogu dobiti informacije o podacima u razumljivoj formi, a najveću primenu imaju kada je potrebno da se utvrde grupe i podgrupe podataka, iz zadatog skupa podataka, kao i njihova međusobna povezanost, pod određenim uslovima i kriterijumima, (Breiman, 1984). Proces razvoja stabla odlučivanja je baziran na rekurzivnom i repetativnom procesu deljenja podataka na grupe i podgrupe do atomskih vrednosti, ili do prolaska po svim dostupnim atributima ili do zadovoljenja nekog dodatnog kriterijuma (kao što je dubina stabla ili broj podgrupa).

U doktorskoj disertaciji, biće korišćen jedan od 4 osnovna algoritma za analizu, grupisanje i segmentaciju podataka, *C&RT* algoritam, koji će ispitivati vrednosti svih atributa, varijabli kako bi se utvrdilo koji atributi su najznačajniji, koji atributi, varijable mogu da pruže najbolju klasifikaciju ili predviđanje celokupnog seta podataka na podgrupe i podkategorije. Ti algoritmi su sledeći:

- *C&RT (The Classification and Regression Tree)* - Koncept modela stabla odlučivanja za analizu i predviđanje koje omogućava primenu koncepta klasifikacije i regresije. Ciljne vrednosti i polja za predviđanje mogu biti numerička ili kategorička, dok je proces deljenja uvek binaran (prilikom svakog deljenja postoje dve grane, podgrupe).
- *CHAID* - Koncept modela stabla odlučivanja koristi Hi-kvadrat test za definisanje optimalnih vrednosti svake od grupa i podgrupa. Ciljne vrednosti i polja za predviđanje mogu biti numerička ili kategorička, dok proces grananja stabla omogućava nebinarnu podelu, obezbeđujući više od dva grananja, podgrupe (Ramaswami & Bhaskaran, 2010).

- *QUEST* - Koncept modela stabla odlučivanja koji primenjuje binarni klasifikacioni metod koji je dizajniran da smanji vreme obrade podataka, primenom koncepata grananja nebinarnih stabla za kreiranje binarnih stabla odlučivanja. Ciljne vrednosti moraju biti kategoričke, dok polja za predviđanje moraju biti numerička, a proces deljenja je uvek binaran.
- *C5.0* - Koncept modela stabla odlučivanja koji vrši podelu i grupisanje na svakom od hijerarhijskih nivoa po atributu koji "pruža" najviše informacija na zadatom hijerarhijskom nivou. Ciljne vrednosti moraju biti kategoričke, dok proces deljenja ne mora biti binaran.

7.2.3. Koncept modela neuronske mreže

U okviru razvoja veštačkih neuronskih mreža u Clementini, kako bi se pronašao što kvalitetniji model, u doktorskoj disertaciji biće korišćeno šest različitih metoda izgradnje neuronske mreže:

- *Quick*: metod koji koristi heuristička pravila (*rules of thumb*) i karakteristike podataka da bi odabrao odgovarajuću topologiju mreže.
- *Dynamic*: metod koji automatski kreira inicijalnu topologiju, a zatim dodaje ili oduzima skrivene čvorove u toku treninga.
- *Multiple*: metod koji kreira nekoliko mreža sa različitim topologijama, gde tačan broj zavisi od količine podataka za trening. Ove mreže se treniraju paralelno, a model sa najmanjom greškom se prikazuje kao konačan model.
- *Prune*: metod koji inicijalno kreira veliku mrežu (puno skrivenih slojeva i čvorova) a zatim uklanja (orezuje) najslabije jedinice iz ulaznog i skrivenih slojeva. Ovaj metod je obično spor, ali često daje bolje rezultate od ostalih.
- *RBFN (Radial Basis Function Network)*: koristi tehniku sličnu *k-means* algoritmu klasterovanja da bi particionisala podatke u skladu sa izlaznom promenljivom.
- *Exhaustive prune*: metod koji je sličan *Prune* metodu. Inicijalno kreira veliku mrežu (puno skrivenih slojeva i čvorova) a zatim uklanja (orezuje) najslabije jedinice iz ulaznog i skrivenih slojeva. Parametri za *Exhaustive prune* metod su podešeni tako da osiguraju veoma detaljnu pretragu prostora mogućih modela, kako bi se našao najbolji mogući. Ovaj metod je najsporiji ali najčešće daje najbolje rezultate.

7.3. Razvoj modela u Clementini

Zasnivajući razvoj modela na prethodno predstavljenim modelima regresije, stabla odlučivanja i neuronskim mrežama, za svaki od predikcionih problema, biće razvijem poseban set modela, shodno konceptu, grupaciji modela kojoj pripada. Za svaku od grupacija modela, biće odabran najbolji model po kriterijumima apsolutne prosečne greške, standardne devijacije i koeficijenta linearne regresije. Nakon toga, za sveukupno najbolji model, biće izračunata tačnost i značajnost svih ulaznih atributa.

7.3.1. Predviđanje uspeha studiranja na osnovu ličnih podataka i ocena sa prve godine studija

Proces predviđanja uspeha studiranja na osnovu ličnih podataka studenata, podataka o uspehu u srednjoj školi, kao i ocenama sa prve godine osnovnih akademskih studija uključuje 17 ulaznih atributa za koje će biti predviđena jedna izlazna vrednost, koja predstavlja prosečnu ocenu na kraju studija.

Nakon primene četiri modela regresije, dobijeni su rezultati, koji su predstavljeni u sledećoj tabeli, Tabela 34. Na osnovu razvijenih modela, može se uočiti da je po kriterijumu apsolutne prosečne greške, najbolji rezultat dao model regresije Stepwise, dok je po kriterijumu standardne devijacije i linearne korelacije, najbolje performanse postigao regresioni Enter model. Ovaj model ima najviši stepen korelacije od svih regresionih modela, te se shodno tome Enter model može smatrati optimalnim regresionim modelom za ovaj slučaj predikcije ukupne prosečne ocene studiranja.

Tabela 34. Rezultati predikcije regresionih modela za predviđanje uspeha studiranja na osnovu ličnih podataka i ocena sa prve godine studija

Model	Apsolutna prosečna greška	Standardna devijacija	Linearna korelacija
Regression Enter	0.235	0.290	0.909
Regression Stepwise	0.233	0.293	0.907
Regression Backward	0.236	0.294	0.903
Regression Forwards	0.236	0.294	0.903

U procesu razvoja modela stabala odlučivanja, zasnovanih na C&RT modelu, shodno karakteristikama, razvijeno je 6 različitih modela u prvom koraku. Nakon analize tako dobijenih rezultata, za svaku od dubine stabla (koja se prilikom svakog kreiranja modela sa korisničke strane dodeljuje sistemu), konstatovano je da su svi modeli dali identične vrednosti. Na osnovu toga se može zaključiti da bez obzira na algoritam razvoja stabla odlučivanja, da se kao jedini indikator pojavljuje dubina stabla odlučivanja. Shodno tome, u drugom koraku razvoja C&RT modela za predikciju ocene na kraju studija, razvijeno je 6 novih modela sa različitim dubinom stabla, čiji su rezultati prikazani u narednoj tabeli, Tabela 35.

Tabela 35. Rezultati predikcije stabala odlučivanja za predviđanje uspeha studiranja na osnovu ličnih podataka i ocena sa prve godine studija

Model	Apsolutna prosečna greška	Standardna devijacija	Linearna korelacija
C&RT PruneGini	0.351	0.441	0.761
C&RT nonPruneGini	0.351	0.441	0.761
C&RT PruneTwoing	0.351	0.441	0.761
C&RT nonPruneTwoing	0.351	0.441	0.761
C&RT PruneOrdered	0.351	0.441	0.761
C&RT nonPruneOrdered	0.351	0.441	0.761
C&RT 3	0.351	0.441	0.761
C&RT 4	0.327	0.406	0.796
C&RT 5	0.305	0.380	0.814
C&RT 6	0.289	0.360	0.835
C&RT 7	0.282	0.353	0.842
C&RT 8	0.299	0.366	0.837

Rezultati ukazuju da se sa povećanjem broja slojeva, po kojima će se razvijati, granati stablo, počevši od stabla sa 3 nivoa, do sedmog nivoa vrednosti apsolutne prosečne greške i standardne devijacije konstantno smanjuju, a vrednost koeficijenta linearne korelacije raste, što ukazuje na sve bolje performanse razvijenih modela. U okviru razvoja modela sa 8 hijerarhijskih nivoa C&RT stabla odlučivanja rezultati ne postaju bolji, te se kao optimalan model može odabrati model C&RT stabla sa 7 nivoa, bez obzira koji od algoritama se koristi za njegovo kreiranje. Poredeći rezultate C&RT stabla sa regresionim modelom, može se uočiti da je model zasnovan na regresiji dao bolje rezultate od stabla odlučivanja, ali je bitno istaći i da su svi modeli regresije dali bolje rezultate od najboljeg modela stabla odlučivanja.

Razvijenih šest modela koji se zasnivaju na modelu neuronske mreže, pojedinačno, ali i ukupno dali su bolje rezultate od modela regresije ili stabla odlučivanja, ostvarujući najbolju vrednost standardne devijacije od 0.292 i sa koeficijentom od 0.907, Tabela 36. Najbolji razvijen model, zasnovan na *Exhaustive prune* modelu za izgradnju modela, koji je ujedno i najsporiji model za generisanje optimalnog modela, ostvaruje tačnost od 92.873%, sa dva skrivena sloja neurona gde se u prvom sloju nalazi 18 neurona, a u drugom sloju 12 neurona.

Tabela 36. Rezultati predikcije neuronskih mreža za predviđanje uspeha studiranja na osnovu ličnih podataka i ocena sa prve godine studija

Model	Apsolutna prosečna greška	Standardna devijacija	Linearna korelacija
NNQuick	0.238	0.300	0.902
NNDynamic	0.241	0.299	0.890
NNMultiple	0.244	0.302	0.904
NNPrune	0.234	0.294	0.906
NNRBFN	0.268	0.332	0.881
NNExPrune	0.237	0.292	0.907

Shodno parametrima najboljeg modela, Exhaustive prune model neuronske mreže, urađena je procena značajnosti svakog od ulaznih atributa. U procesu predikcije finalne prosečne ocene na kraju studija, a uzimajući u obzir lične podatke o studentu, podatke o uspehu u srednjoj školi, kao i ocene sa prve godine osnovnih akademskih studija, kao najznačajniji atribut izdvojila se ostvarena prosečna ocena u srednjoj školi, a potom i ocene iz predmeta: Osnove informaciono-komunikacionih tehnologija, Osnovi organizacije, Proizvodni sistemi, Uvod u informacione sisteme, kao što je prikazano u sledećoj tabeli, Tabela 37.

Tabela 37. Rezultati značajnosti atributa u najboljem modelu za predviđanje uspeha studiranja na osnovu ličnih podataka i ocena sa prve godine studija

Ulazni atributi	Značajnost atributa
Pol studenta	0.02664
Status Upisa	0.00063
Broj poena na prijemnom ispitu	0.05593
Kategorija srednje škole	0.00024
Prosečna ocena u srednjoj školi	0.10706
Region	0.00871
Engleski jezik 1	0.04864
Engleski jezik 2	0.04557
Ekonomija	0.00727

Matematika 1	0.07538
Matematika 2	0.08862
Menadžment	0.07413
Osnove informaciono-komunikacionih tehnologija	0.11944
Osnovi organizacije	0.10413
Proizvodni sistemi	0.10538
Psihologija/Sociologija	0.02867
Uvod u informacione sisteme	0.10495

7.3.2. Predviđanje uspeha studiranja na osnovu ocena sa prve godine studija

Modeli za predviđanje uspeha studiranja u pogledu ostvarene prosečne ocene na kraju studija na osnovu ocena sa prve godine osnovnih akademskih studija, zasnivaju se na 11 ulaznih varijabli i jednoj izlaznoj, gde su rezultati takvog razvoja modela u softverskom okruženju Clementina dati u naredne tri tabele.

Tabela 38 predstavlja rezultate predikcije regresionih modela za predviđanje uspeha studiranja na osnovu ocena sa prve godine studija, gde su se po ostvarenim rezultatima u procesu validacije podataka, kao najbolji model, odnosno modeli izdvojili modeli sa algoritmom Backward i Forward koji su ostvarili identične rezultate, sa koeficijentom linearne korelacije od 0.891 i standardnom devijacijom od 0.300. Druga dva modela su dala rezultate sličnih performansi gde se vrednosti za apsolutnu prosečnu grešku i standardnu devijaciju razlikuju tek na trećoj decimali, što nam ukazuje na veliku sličnost rada sva četiri razvijena modela.

Tabela 38. Rezultati predikcije regresionih modela za predviđanje uspeha studiranja na osnovu ocena sa prve godine studija

Model	Apsolutna prosečna greška	Standardna devijacija	Linearna korelacija
Regression Enter	0.242	0.302	0.887
Regression Stepwise	0.243	0.303	0.888
Regression Backward	0.241	0.300	0.891
Regression Forwards	0.241	0.300	0.891

Modeli stabala odlučivanja koji su razvijeni po C&RT modelu, kombinovanjem opcija za grananje stabla, bez obzira na kombinacije algoritama, dali su identične rezultate za svaku dubinu stabla. Sagledavajući rezultate u predstojećoj tabeli, Tabela 39, možemo uočiti da modeli sa manjim brojem granjanja i nivoa imaju višu vrednost za apsolutnu prosečnu grešku i standardnu devijaciju, što ukazuje na njihovu manju preciznost. Model C&RT stabla koji je dao optimalne rezultate ima 7 nivoa, i ostvario je za standardnu devijaciju 0.410 i koeficijent linearne korelacije od 0.785. Ostvareni rezultat za C&RT stablo za predviđanje prosečne ocene studija na osnovu ocena studenata sa prve godine osnovnih akademskih studija dao je po svim kriterijumima slabije rezultate od regresionih modela, razvijenih za isti problem.

Tabela 39. Rezultati predikcije stabala odlučivanja za predviđanje uspeha studiranja na osnovu ocena sa prve godine studija

Model	Apsolutna prosečna greška	Standardna devijacija	Linearna korelacija
C&RT 3	0.360	0.448	0.739
C&RT 4	0.347	0.424	0.784
C&RT 5	0.336	0.419	0.799
C&RT 6	0.333	0.413	0.782
C&RT 7	0.332	0.410	0.785
C&RT 8	0.336	0.422	0.783

Nakon razvoja 6 modela neuronskih mreža za predikciju prosečne ocene studija na osnovu ocena studenata sa prve godine osnovnih akademskih studija kao najbolji model izdvojio se model zasnovan na Quick algoritmu koji koristi heuristička pravila za dolaženje do optimalne strukture modela. Najbolji model neuronske mreže ostvario je koeficijent linearne korelacije od 0.890 i vrednost standardne devijacije od 0.298, što sve ukupno od razvijenih modela predstavlja model sa najboljim performansama. Tako razvijen model, postiže tačnost od 91.815% i sadrži dva skrivena sloja sa po 20 neurona u svakom sloju, Tabela 40.

Tabela 40. Rezultati predikcije neuronskih mreža za predviđanje uspeha studiranja na osnovu ocena sa prve godine studija

Model	Apsolutna prosečna greška	Standardna devijacija	Linearna korelacija
NNQuick	0.239	0.298	0.890
NNDynamic	0.246	0.306	0.898
NNMultiple	0.245	0.303	0.889
NNPrune	0.243	0.300	0.888
NNRBFN	0.268	0.333	0.861
NNExPrune	0.246	0.305	0.885

U razvijenom Quick modelu za predikciju prosečne ocene studija na osnovu ocena studenata sa prve godine osnovnih akademskih studija izdvojilo se 4 atributa koji su od ključnog značaja za predikciju uspešnosti studiranja i oni predstavljaju ocene sa predmeta koji se uglavnom pohađaju u prvom semestru osnovnih akademskih studija, a to su predmeti Menadžment, Osnove informaciono-komunikacionih tehnologija, Osnovi organizacije i Proizvodni sistemi, Tabela 41.

Tabela 41. Rezultati značajnosti atributa u najboljem modelu za predviđanje uspeha studiranja na osnovu ocena sa prve godine studija

Ulazni atributi	Značajnost atributa
Engleski jezik 1	0.05685
Engleski jezik 2	0.08946
Ekonomija	0.06247
Matematika 1	0.09946
Matematika 2	0.09294
Menadžment	0.10971
Osnove informaciono-komunikacionih tehnologija	0.11865
Osnovi organizacije	0.11797
Proizvodni sistemi	0.10899
Psihologija/Sociologija	0.06494
Uvod u informacione sisteme	0.07939

7.3.3. Predviđanje uspeha studiranja na osnovu ličnih podataka studenata

Rezultati predikcije regresionih modela za predviđanje uspeha studiranja na osnovu ličnih podataka, odnosno 4 ulazne varijable prikazani su u narednoj tabeli, Tabela 42. Analizirajući ostvarene rezultate, može se uočiti da su rezultati po svim kriterijumima izuzetno slični i da se razlikuju za 0.1% odnosno 0.2%. Među takvim rezultatima, model koji bi mogao da se izdvoji zasnovan je na Backward algoritmu, koji ostvaruje koeficijent linearne korelacije od 0.870 i vrednost standardne devijacije od 0.32.

Tabela 42. Rezultati predikcije regresionih modela za predviđanje uspeha studiranja na osnovu ličnih podataka

Model	Apsolutna prosečna greška	Standardna devijacija	Linearna korelacija
Regression Enter	0.256	0.321	0.869
Regression Stepwise	0.251	0.322	0.871
Regression Backward	0.250	0.320	0.870
Regression Forwards	0.251	0.320	0.869

Nakon razvoja osnovnih modela za predikciju prosečne ocene putem C&RT stabala nad ličnim podacima studenta, za jednu dubinu stabla, svih 6 modela je dalo identične rezultate, te je nakon toga urađen dodatni razvoj 3 modela sa različitim dubinama stabla. Kao model sa najboljim performansama izdvojio se model za najvećom dubinom, odnosno 4 nivoa, koji omogućava detaljno razvrstavanje svih vrednosti atributa, Tabela 43. Ostvareni rezultati putem C&RT stabla su oko 10% po kriterijumu koeficijenta linearne korelacije dali slabije rezultate od regresionih modela.

Tabela 43. Rezultati predikcije stabala odlučivanja za predviđanje uspeha studiranja na osnovu ličnih podataka

Model	Apsolutna prosečna greška	Standardna devijacija	Linearna korelacija
C&RT 2	0.367	0.454	0.733
C&RT 3	0.352	0.436	0.751
C&RT 4	0.343	0.423	0.768

Nakon razvoja 6 modela neuronskih mreža za predikciju prosečne ocene studiranja na osnovu ličnih podataka studenata, dobijeni rezultati ukazuju da se po svakom od kriterijuma može izdvojiti po jedan model, Tabela 44. Po kriterijumu apsolutne prosečne greške, može se izdvojiti Quick model, po standardnoj devijaciji sa najmanjom vrednošću se izdvaja model Prune, dok je po kriterijumu koeficijenta linearne korelacije najbolji rezultat dao model zasnovan na Exhaustive Prune algoritmu. Kako se vrednosti sva tri kriterijuma za prethodno navedene modele razlikuju na trećoj decimali, kao reprezentativni model biće izabran model zasnovan na Exhaustive Prune algoritmu, koji ostvaruje tačnost od 89.158% i sama neuronska mreža sadrži dva skrivena sloja sa 10 i 2 neurona u svojim skrivenim slojevima.

Tabela 44. Rezultati predikcije neuronskih mreža za predviđanje uspeha studiranja na osnovu ličnih podataka

Model	Apsolutna prosečna greška	Standardna devijacija	Linearna korelacija
NNQuick	0.251	0.321	0.873
NNDynamic	0.254	0.324	0.870
NNMultiple	0.253	0.322	0.873

NNPrune	0.248	0.320	0.874
NNRBFN	0.277	0.349	0.848
NNExPrune	0.252	0.323	0.907

Među ličnim podacima koji se koriste za predikciju prosečne ocene na kraju studija, mogu se izdvojiti kategorija završene srednje škole i ostvarena prosečna ocena u srednjoj školi, Tabela 45.

Tabela 45. Rezultati značajnosti atributa u najboljem modelu za predviđanje uspeha studiranja na osnovu ličnih podataka

Ulazni atributi	Značajnost atributa
Pol studenta	0.03375
Kategorija srednje škole	0.47838
Prosečna ocena u srednjoj školi	0.36224
Region	0.12563

7.3.4. Predviđanje dužine studiranja na osnovu ličnih podataka i ocena sa prve godine studija

Predviđanje prosečne dužine studiranja na osnovu ličnih podataka studenata, podataka o uspehu u srednjoj školi, kao i ocenama sa prve godine osnovnih akademskih studija uključuje 17 ulaznih atributa za koje će biti predviđena jedna izlazna vrednost, u vidu broja godina studiranja korišćenjem modela regresije, stabala odlučivanja i neuronskih mreža.

Nakon primena četiri modela regresije, dobijeni su rezultati, a koji su prikazani u sledećoj tabeli, Tabela 46. Na osnovu razvijenih modela, može se uočiti da je po kriterijumu apsolutne prosečne greške, najbolji rezultat dao model regresije Enter, dok su po kriterijumu standardne devijacije ostala tri modela dala identične rezultate. Po kriterijumu koeficijenta linearne korelacije, najbolje performance, identične rezultate, su postigli modeli zasnovani na algoritmima Enter, Backward i Forward. Dodatno, može se uočiti da su razlike između modela 0.01 po svim kriterijumima što ukazuje na vrlo slične performanse.

Tabela 46. Rezultati predikcije regresionih modela za predviđanje dužine studiranja na osnovu ličnih podataka i ocena sa prve godine studija

Model	Apsolutna prosečna greška	Standardna devijacija	Linearna korelacija
Regression Enter	0.399	0.489	0.859
Regression Stepwise	0.400	0.488	0.858
Regression Backward	0.400	0.488	0.859
Regression Forwards	0.400	0.488	0.859

Razvojem modela stabala odlučivanja za predviđanja prosečne dužine studiranja na osnovu ličnih podataka studenata, podataka o uspehu u srednjoj školi, kao i ocena sa prve godine osnovnih akademskih studija, razvijeno je 12 različitih modela, gde prvu grupu čini 6 modela nastala primenom različitih algoritama, a drugih 6 modela su razvijeni nad istim algoritmom ali sa različitom dubinom stabla. Kod prve grupe modela, bez obzira nad kojim algoritmom je rađen razvoj modela, dobijeni su isti rezultati. Na nivou druge grupe modela, može se uočiti trend da se sa povećanjem broja nivoa i grananja u C&RT stablu poboljšavaju performanse modela, do dubine 7, kada model ostvaruje najbolje performanse, sa koeficijentom linearne korelacije od 0.892, što

je najbolji rezultat kod C&RT modela, a ujedno i bolji rezultat od modela koji su dobijeni primenom regresionih modela, Tabela 47.

Tabela 47. Rezultati predikcije stabala odlučivanja za predviđanje dužine studiranja na osnovu ličnih podataka i ocena sa prve godine studija

Model	Apsolutna prosečna greška	Standardna devijacija	Linearna korelacija
C&RT 3	0.365	0.450	0.872
C&RT 4	0.355	0.441	0.881
C&RT 5	0.343	0.432	0.889
C&RT 6	0.342	0.430	0.891
C&RT 7	0.341	0.430	0.892
C&RT 8	0.342	0.431	0.890

Nakon razvoja 6 modela neuronskih mreža u programskom okruženju Clementine za predviđanje prosečne dužine studiranja na osnovu ličnih podataka studenata, podataka o uspehu u srednjoj školi, kao i ocenama sa prve godine osnovnih akademskih studija, dobijeni rezultati su prikazani u sledećoj tabeli, Tabela 48. Analizom dobijenih rezultata u fazi validacije rezultata, dobijene vrednosti, po svim kriterijumima ukazuju da su najbolje performanse ostvarene kod modela koji je razvijen sa Exhaustive Prune algoritmom. Rezultat performansi koji su dobijeni sa Exhaustive Prune algoritmom ujedno su i najbolji rezultati u odnosu na sve razvijene modele, pre svega u pogledu vrednosti koeficijenta linearne korelacije. Značajno je naglasiti da su modeli neuronskih mreža koji su razvijeni sa Quick i Dynamic algoritmina zabeležili lošije rezultate od ostalih modela koji su zasnovani na regresiji ili stablima odlučivanja.

Tabela 48. Rezultati predikcije neuronskih mreža za predviđanje dužine studiranja na osnovu ličnih podataka i ocena sa prve godine studija

Model	Apsolutna prosečna greška	Standardna devijacija	Linearna korelacija
NNQuick	0.363	0.408	0.847
NNDynamic	0.339	0.389	0.856
NNMultiple	0.331	0.372	0.868
NNPrune	0.328	0.330	0.892
NNRBFN	0.336	0.347	0.874
NNExPrune	0.320	0.332	0.899

Tačnost modela neuronske mreže koji je razvijen nad Exhaustive Prune algoritmom je 84.24%, a struktura mreže se zasniva na jednom ulaznom sloju, dva skrivena sloja sa 28 i 15 neurona i jednim izlaznim slojem. Kvantifikujući značajnost ulaznih atributa, dobijeni su rezultati koji su prikazani u narednoj tabeli, Tabela 49. Atributi koji su najmanje značajni predstavljaju lične podatke o studentu, dok se kao izuzetno značajni atributi, izdvajaju ocene sa predmeta iz drugog semestra.

Tabela 49. Rezultati značajnosti atributa u najboljem modelu za predviđanje dužine studiranja na osnovu ličnih podataka i ocena sa prve godine studija

Ulazni atributi	Značajnost atributa
Pol studenta	0.00340
Status Upisa	0.00587
Broj poena na prijemnom ispitu	0.01446
Kategorija srednje škole	0.00733
Prosečna ocena u srednjoj školi	0.08539

Region	0.00484
Engleski jezik 1	0.04428
Engleski jezik 2	0.08772
Ekonomija	0.04948
Matematika 1	0.03622
Matematika 2	0.12034
Menadžment	0.04811
Osnove informaciono-komunikacionih tehnologija	0.07030
Osnovi organizacije	0.09985
Proizvodni sistemi	0.13983
Psihologija/Sociologija	0.06690
Uvod u informacione sisteme	0.11568

7.3.5. Predviđanje dužine studiranja na osnovu ocena sa prve godine studija

Proses predviđanja dužine studiranja na osnovu ocena sa prve godine osnovnih akademskih studija, zasniva se na 11 ulaznih parametara za svakog od studenata, shodno ocenama koje su dobili u prvom i drugom semestru studija, sa ciljem da se predvidi za koliko godina će završiti fakultet. Tabela 50 daje pregled rezultata predikcije regresionih modela. Sagledavanjem ostvarenih rezultata, može se zaključiti da su svi modeli dali bliske rezultate, sa jako malim razlikama, od po 0.001 po svim kriterijumima, a kao najbolji mogu se izdvojiti modeli zasnovani na Backward i Forwards algoritmima, kod kojih je koeficijent linerne regresije 0.849.

Tabela 50. Rezultati predikcije regresionih modela za predviđanje dužine studiranja na osnovu ocena sa prve godine studija

Model	Apsolutna prosečna greška	Standardna devijacija	Linearna korelacija
Regression Enter	0.411	0.494	0.852
Regression Stepwise	0.410	0.496	0.848
Regression Backward	0.410	0.495	0.849
Regression Forwards	0.410	0.495	0.849

Sagledavajući razvijene C&RT modele za predikciju dužine studiranja na osnovu ocena sa prve godine osnovnih akademskih studija, može se uočiti da su za istu dubinu stabla, primenom 6 različitih algoritama dobijeni identični rezultati. Promenom dubine C&RT stabala, razvijeno je 6 modela sa različitom dubinom, čiju su rezultati prikazani u sledećoj tabeli, Tabela 51. Modeli koji imaju mali stepen grananja, dubine do 5 nivoa, i modeli sa 8 i više nivoa, ostvaruju manje dobre rezultate od modela koji imaju 6, odnosno 7 nivoa u okviru modela stabla, koji po svojim vrednostima za indikatore performansi, ujedno, ostvaruju bolje rezultate i od regresionih modela razvijenih za isti problem.

Tabela 51. Rezultati predikcije stabala odlučivanja za predviđanje dužine studiranja na osnovu ocena sa prve godine studija

Model	Apsolutna prosečna greška	Standardna devijacija	Linearna korelacija
C&RT 3	0.372	0.479	0.879
C&RT 4	0.370	0.476	0.880
C&RT 5	0.366	0.465	0.874
C&RT 6	0.364	0.465	0.875
C&RT 7	0.364	0.464	0.875
C&RT 8	0.365	0.464	0.877

Rezultati razvijenih modela zasnovanih na neuronskim mrežama, za predikciju dužine studiranja na osnovu ocena sa prve godine studija, prikazani su u sledećoj tabeli, Tabela 52. Najbolji rezultat po svim kriterijumima ostvario je model neuronske mreže sa Exhaustive Prune algoritmom, koji ima koeficijent linearne korelacije 0.887 i 83.166% tačnosti u procesu validacije rezultata. Sam model neuronske mreže sadrži 11 neurona u ulaznom sloju, dva neurona u jednom skrivenom sloju i jedan izlazni koji predstavlja predikcioni broj dužine studiranja.

Tabela 52. Rezultati predikcije neuronskih mreža za predviđanje dužine studiranja na osnovu ocena sa prve godine studija

Model	Apsolutna prosečna greška	Standardna devijacija	Linearna korelacija
NNQuick	0.384	0.466	0.843
NNDynamic	0.361	0.445	0.857
NNMultiple	0.364	0.439	0.864
NNPrune	0.359	0.413	0.882
NNRBFN	0.360	0.422	0.875
NNExPrune	0.355	0.402	0.887

Ocnom značajnosti ulaznih atributa u modelu neuronske mreže sa Exhaustive Prune algoritmom, kao najznačajni atributi izdvojile su se ocene sa predmeta: Uvod u informacione sisteme, Osnove informaciono-komunikacionih tehnologija, Matematika 2 i Proizvodni sistemi, Tabela 53.

Tabela 53. Rezultati značajnosti atributa u najboljem modelu za predviđanje dužine studiranja na osnovu ocena sa prve godine studija

Ulazni atributi	Značajnost atributa
Engleski jezik 1	0,05602
Engleski jezik 2	0,08439
Ekonomija	0,07053
Matematika 1	0,08847
Matematika 2	0,10893
Menadžment	0,06591
Osnove informaciono-komunikacionih tehnologija	0,12665
Osnovi organizacije	0,09335
Proizvodni sistemi	0,11054
Psihologija/Sociologija	0,06672
Uvod u informacione sisteme	0,12906

7.3.6. Predviđanje dužine studiranja na osnovu ličnih podataka studenata

Razvoj modela za predviđanje dužine studiranja na osnovu ličnih podataka o studentu zasniva se na samo 4 ulazna atributa koji ukazuju na pol studenta, region iz kojeg dolazi na studije, kategoriju završene srednje škole i ostvaren uspeh u srednjoj školi.

Nakon razvoja regresionih modela za predviđanje dužine studiranja na osnovu ličnih podataka o studentu možemo zaključiti da su primenom algoritama Backward u Forewards dobijeni jednako dobri rezultati, koji su ujedno najbolji rezultati kod regresionih modela ostvarujući koeficijent linearne korelacije od 0.824 i vrednost standardne devijacije od 0.528, kao što je prikazano u sledećoj tabeli, Tabela 54.

Tabela 54. Rezultati predikcije regresionih modela za predviđanje dužine studiranja na osnovu ličnih podataka

Model	Apsolutna prosečna greška	Standardna devijacija	Linearna korelacija
Regression Enter	0.435	0.528	0.826
Regression Stepwise	0.437	0.529	0.823
Regression Backward	0.436	0.528	0.824
Regression Forwards	0.436	0.528	0.824

Primenom C&RT modela stabala odlučivanja za predviđanje dužine studiranja na osnovu ličnih podataka o studentu, dobijeni rezultati imaju bolje vrednosti od regresionih modela koji su razvijeni za isti predikcioni problem. Kao najbolji model stabala odlučivanja može se izdvojiti model stabla sa dubinom 4, koji ostvaruje koeficijent linearne korelacije od 0.838 i vrednost standardne devijacije od 0.496, shodno prikazanim rezultatima u narednoj tabeli, Tabela 55.

Tabela 55. Rezultati predikcije stabala odlučivanja za predviđanje dužine studiranja na osnovu ličnih podataka

Model	Apsolutna prosečna greška	Standardna devijacija	Linearna korelacija
C&RT 2	0.436	0.502	0.838
C&RT 3	0.433	0.497	0.841
C&RT 4	0.431	0.496	0.838

Nakon razvoja modela neuronskih mreža za predviđanje dužine studiranja na osnovu ličnih podataka o studentu, kao najbolji model izdvojio se model koji je razvijen uz korišćenje Dyanmic algoritma, koji ujedno ostvaruje najbolju vrednost koeficijenta linearne korelacije (0.854) među svim razvijenim modelima sa tačnošću od 80.51%. Sa druge strane, bitno je istaći, da su sa manjim brojem ulaznih varijabli, kao što je u ovom slučaju 4 ulazne varijable, modeli neuronskih mreža, posmatrano u proseku, dali približno slične rezultate kao i modeli stabala odlučivanja, Tabela 56.

Tabela 56. Rezultati predikcije neuronskih mreža za predviđanje dužine studiranja na osnovu ličnih podataka

Model	Apsolutna prosečna greška	Standardna devijacija	Linearna korelacija
NNQuick	0.433	0.503	0.837
NNDynamic	0.429	0.482	0.854
NNMultiple	0.437	0.500	0.846
NNPrune	0.432	0.493	0.835
NNRBFN	0.438	0.495	0.841
NNExPrune	0.430	0.498	0.837

U pogledu značajnosti atributa, za proces predviđanja prosečne dužine studiranja, kao najbitnija varijabla može se izdvojiti prosečna ocena ostvarena u srednjoj školi, Tabela 57.

Tabela 57. Rezultati značajnosti atributa u najboljem modelu za predviđanje dužine studiranja na osnovu ličnih podataka

Ulazni atributi	Značajnost atributa
Pol studenta	0.11896
Kategorija srednje škole	0.28841
Prosečna ocena u srednjoj školi	0.43002
Region	0.16261

7.3.7. Predviđanje ocena iz stručnih predmeta sa 4. godine studija

7.3.7.1. Informacioni sistemi i tehnologije

Projektovanje informacionih sistema

Nakon razvoja tri grupe modela za predviđanje ocena iz predmeta Projektovanje informacionih sistema, dobijeni su rezultati, prikazani u sledećoj tabeli, Tabela 58. Grupa modela sa najboljim performansama je grupa modela zasnovanih na neuronskim mrežama, potom slede regresioni modeli, i na kraju sa najmanjim procentom tačnosti se nalazi grupa modela zasnovana na C&RT stablima odlučivanja. Model sa najboljim rezultatom ostvario je model neuronske mreže zasnovan na Prune algoritmu, kod koga je koeficijent linearne korelacije 0.861, a vrednost standardne devijacije 0.332 dok je procenat tačnosti 92.441%.

Tabela 58. Rezultati predikcije ocene iz predmeta Projektovanje informacionih sistema

Model	Apsolutna prosečna greška	Standardna devijacija	Linearna korelacija
Regression Enter	0.288	0.335	0.843
Regression Stepwise	0.286	0.342	0.838
Regression Backward	0.287	0.338	0.841
Regression Forwards	0.287	0.338	0.841
<hr/>			
C&RT 3	0.364	0.451	0.748
C&RT 4	0.338	0.429	0.775
C&RT 5	0.327	0.402	0.793
C&RT 6	0.336	0.415	0.788
C&RT 7	0.322	0.389	0.810
C&RT 8	0.321	0.389	0.810
<hr/>			
NNQuick	0.267	0.334	0.857
NNDynamic	0.273	0.338	0.848
NNMultiple	0.269	0.335	0.853
NNPrune	0.265	0.332	0.861
NNRBFN	0.271	0.341	0.850
NNExPrune	0.268	0.333	0.858

Model neuronske mreže zasnovan na Prune algoritmu sadrži dva skrivena sloja sa 14 neurona u prvom skrivenom sloju i 2 neurona u drugom skrivenom sloju, na osnovu čije strukture se kao najmanje uticajni atributi u procesu predikcije mogu izdvojiti lične karakteristike studentata, dok sa druge strane kao najuticajnije možemo izdvojiti prosečnu ocenu ostvarenu u srednjoj školi, kao i ocene iz predmeta Matematika 1, Proizvodni sistemi i Uvod u informacione sisteme, shodno prikazu u narednoj tabeli, Tabela 59.

Tabela 59. Rezultati značajnosti atributa u najboljem modelu za predviđanje ocene iz predmeta Projektovanje informacionih sistema

Ulazni atributi	Značajnost atributa
Pol studenta	0.00067
Status Upisa	0.00286
Broj poena na prijemnom ispitu	0.07735
Kategorija srednje škole	0.00309
Prosečna ocena u srednjoj školi	0.10551
Region	0.00564
Engleski jezik 1	0.04553
Engleski jezik 2	0.04401
Ekonomija	0.00698
Matematika 1	0.11329
Matematika 2	0.07601
Menadžment	0.06803
Osnove informaciono-komunikacionih tehnologija	0.09947
Osnovi organizacije	0.09842
Proizvodni sistemi	0.10004
Psihologija/Sociologija	0.02663
Uvod u informacione sisteme	0.12647

Inteligentni sistemi

Rezultati predviđanja ocene iz predmeta Inteligentni sistemi, koji pohađaju studenti sa studijskog programa Informacioni sistemi i tehnologije u osmom semestru osnovnih akademskih studija, prikazani su u tabeli, Tabela 60. Grupa modela koja se zasniva na neuronskim mrežama ostvarila je najbolje rezultate, dok modeli zasnovani na C&RT stablima imaju najmanje vrednosti koeficijenta linearne korelacije i najviše vrednosti standardne devijacije, te samim time i najmanje precizne rezultate predikcije. Sveobuhvatno najbolji rezultat je ostvario model neuronske mreže zasnovan na Exhaustive Prune algoritmu, kod koga je koeficijent linearne korelacije 0.889, a vrednost standardne devijacije 0.320 dok je procenat tačnosti 92.064%.

Tabela 60. Rezultati predikcije za predviđanje ocene iz predmeta Inteligentni sistemi

Model	Apsolutna prosečna greška	Standardna devijacija	Linearna korelacija
Regression Enter	0.258	0.320	0.872
Regression Stepwise	0.257	0.321	0.871
Regression Backward	0.256	0.321	0.870
Regression Forwards	0.256	0.321	0.870
<hr/>			
C&RT 3	0.367	0.454	0.761
C&RT 4	0.343	0.421	0.801

C&RT 5	0.339	0.418	0.799
C&RT 6	0.341	0.442	0.794
C&RT 7	0.343	0.425	0.791
C&RT 8	0.344	0.426	0.792
NNQuick	0.264	0.319	0.889
NNDynamic	0.272	0.329	0.881
NNMultiple	0.268	0.324	0.885
NNPrune	0.263	0.323	0.887
NNRBFN	0.275	0.334	0.877
NNExPrune	0.261	0.320	0.889

Struktura najbolje neuronske mreže predviđanja ocena iz predmeta Inteligentni sistemi, zasnovan na Exhaustive Prune algoritmu, sadrži dva skrivena sloja u kome se nalaze 11 neurona u prvom skrivenom sloju i 3 neurona u drugom skrivenom sloju. Kao najznačajniji atributi u procesu predikcije se mogu izdvojiti ocene iz predmeta Osnove informaciono-komunikacionih tehnologija, Osnovi organizacije i Uvod u informacione sisteme, kao i ostvarena prosečna ocena u srednjoj školi, Tabela 61.

Tabela 61. Rezultati značajnosti atributa u najboljem modelu za predviđanje ocene iz predmeta Inteligentni sistemi

Ulazni atributi	Značajnost atributa
Pol studenta	0.00184
Status Upisa	0.00511
Broj poena na prijemnom ispitu	0.07632
Kategorija srednje škole	0.00334
Prosečna ocena u srednjoj školi	0.10895
Region	0.03696
Engleski jezik 1	0.00524
Engleski jezik 2	0.06377
Ekonomija	0.03697
Matematika 1	0.04835
Matematika 2	0.09874
Menadžment	0.07181
Osnove informaciono-komunikacionih tehnologija	0.11766
Osnovi organizacije	0.10192
Proizvodni sistemi	0.08905
Psihologija/Sociologija	0.00586
Uvod u informacione sisteme	0.12822

Projektovanje softvera

Nakon razvoja tri grupe modela za predviđanje ocena iz predmeta Projektovanje softvera, dobijeni su rezultati, a prikazani u sledećoj tabeli, Tabela 62. Najujednačenije rezultate dala je grupa regresionih modela kod kojih je koeficijent linearne korelacije 0.837 i vrednost standardne devijacije 0.382. Rezultati regresionih modela ujedno su dali bolje rezultate od modela C&RT stabala odlučivanja, kod kojih je koeficijent linearne korelacije oko 8% manji. Grupa modela sa

najboljim performansama je grupa modela zasnovanih na neuronskim mrežama, a među njima ali i sveobuhvatno najbolji rezultat je ostvario model neuronske mreže zasnovan na Exhaustive Prune algoritmu, kod koga je koeficijent linearne korelacije 0.856, a vrednost standardne devijacije 0.345 dok je procenat tačnosti 91.333%.

Tabela 62. Rezultati predikcije ocene iz predmeta Projektovanje softvera

Model	Apsolutna prosečna greška	Standardna devijacija	Linearna korelacija
Regression Enter	0.282	0.382	0.837
Regression Stepwise	0.281	0.380	0.838
Regression Backward	0.282	0.381	0.837
Regression Forwards	0.282	0.381	0.837
Modeli zasnovani na mrežama			
C&RT 3	0.361	0.448	0.733
C&RT 4	0.349	0.436	0.751
C&RT 5	0.338	0.422	0.769
C&RT 6	0.334	0.419	0.773
C&RT 7	0.331	0.412	0.783
C&RT 8	0.331	0.414	0.781
Modeli zasnovani na pruzanju			
NNQuick	0.275	0.349	0.848
NNDynamic	0.281	0.355	0.843
NNMultiple	0.274	0.347	0.851
NNPrune	0.272	0.348	0.850
NNRBFN	0.277	0.353	0.845
NNExPrune	0.271	0.345	0.856

Struktura najbolje neuronske mreže predviđanja ocena iz predmeta Projektovanje softvera, zasnovana na Exhaustive Prune algoritmu, sadrži dva skrivena sloja u kojima se nalazi 7 neurona u prvom skrivenom sloju i 4 neurona u drugom skrivenom sloju. Kao najznačajniji atributi u procesu predikcije se mogu izdvojiti ocene iz predmeta Osnove informaciono-komunikacionih tehnologija, Osnovi organizacije, Uvod u informacione sisteme i Proizvodni sistemi, kao i broj poena na prijemnom ispitu, Tabela 63.

Tabela 63. Rezultati značajnosti atributa u najboljem modelu za predviđanje ocene iz predmeta Projektovanje softvera

Ulazni atributi	Značajnost atributa
Pol studenta	0.00045
Status Upisa	0.00128
Broj poena na prijemnom ispitu	0.10648
Kategorija srednje škole	0.00078
Prosečna ocena u srednjoj školi	0.06690
Region	0.00347
Engleski jezik 1	0.00781
Engleski jezik 2	0.07689
Ekonomija	0.04788
Matematika 1	0.07192
Matematika 2	0.09997

Menadžment	0.03262
Osnove informaciono-komunikacionih tehnologija	0.12295
Osnovi organizacije	0.11468
Proizvodni sistemi	0.10606
Psihologija/Sociologija	0.03959
Uvod u informacione sisteme	0.10054

Internet tehnologije

Proces predviđanja ocena iz predmeta Internet tehnologije koristiće kao ulazne atribute vrednosti ocena sa prve godine osnovnih studija, podatke o uspehu studenta u srednjoj školi i lične podatke o studentu. Rezultati razvijenih modela prikazani su u narednoj tabeli, Tabela 64. Poredeći grupe modela, najbolje rezultate ostvarili su modeli neuronskih mreža, a potom slede regresioni modeli. Modeli C&RT stabala odlučivanja sa većim brojem nivoa, čvorova daju približno dobre rezultate kao i regresioni modeli. Najbolji rezultat predikcije ostvario je model neuronske mreže sa primenom Exhaustive Prune algoritma, kod koga je koeficijent linearne korelacije 0.879 a vrednost standardne devijacije 0.322, dok je procenat tačnosti 91.668%.

Tabela 64. Rezultati predikcije ocene iz predmeta Internet tehnologije

Model	Apsolutna prosečna greška	Standardna devijacija	Linearna korelacija
Regression Enter	0.271	0.345	0.852
Regression Stepwise	0.266	0.342	0.855
Regression Backward	0.270	0.343	0.854
Regression Forwards	0.270	0.343	0.854
<hr/>			
C&RT 3	0.351	0.441	0.739
C&RT 4	0.327	0.407	0.782
C&RT 5	0.305	0.381	0.813
C&RT 6	0.291	0.359	0.836
C&RT 7	0.288	0.349	0.846
C&RT 8	0.288	0.348	0.847
NNQuick	0.261	0.322	0.873
<hr/>			
NNDynamic	0.254	0.314	0.877
NNMultiple	0.258	0.318	0.874
NNPrune	0.259	0.320	0.872
NNRBFN	0.275	0.342	0.853
NNExPrune	0.260	0.322	0.879

Struktura najbolje neuronske mreže predviđanja ocena iz predmeta Internet tehnologije ima jedan skriveni sloj u kome se nalaze 3 neurona, a kao najznačajniji atributi u procesu predikcije se mogu izdvojiti ocene iz predmeta Osnove informaciono-komunikacionih tehnologija, Osnovi organizacije i Proizvodni sistemi, Tabela 65.

Tabela 65. Rezultati značajnosti atributa u najboljem modelu za predviđanje ocene iz predmeta Internet tehnologije

Ulazni atributi	Značajnost atributa
Pol studenta	0.00034
Status Upisa	0.00067
Broj poena na prijemnom ispitu	0.07229
Kategorija srednje škole	0.00104
Prosečna ocena u srednjoj školi	0.09552
Region	0.08276
Engleski jezik 1	0.05327
Engleski jezik 2	0.02831
Ekonomija	0.03979
Matematika 1	0.08083
Matematika 2	0.03107
Menadžment	0.04222
Osnove informaciono-komunikacionih tehnologija	0.12082
Osnovi organizacije	0.10634
Proizvodni sistemi	0.11737
Psihologija/Sociologija	0.03273
Uvod u informacione sisteme	0.09463

7.3.7.2. Menadžment i organizacija

Projektovanje organizacije

Razvojem tri grupe predikcionih modela, napravljeni su modeli i izmerene su njihove vrednosti na osnovu apsolutne prosečne greške, standardne devijacije i linealne korelacije. Grupa modela koja se zasniva na regresionim modelima ima najviši koeficijent linearne korelacije koji iznosi 0.871 kod modela zasnovanih na Backward i Forward algoritmu, dok je prosečna vrednost standardne devijacije kod njih iznosi 0.340. Grupa modela koja se zasniva na C&RT modelima stabla odlučivanja, kod modela sa 7 hijerarhijskih nivoa daje najbolje rezultate, sa vrednošću koeficijenta linearne korelacije od 0.793 i standardnom devijacijom od 0.407. Modeli zasnovani na neuronskim mrežama, ostvarili su najbolje rezultate, a pogotovu model zasnovan na Dynamic algoritmu koji ima najvišu vrednost koeficijenta linearne regresije od 0.873 i najmanju vrednost standardne devijacije od 0.331, Tabela 66.

Tabela 66. Rezultati predikcije ocene iz predmeta Projektovanje organizacije

Model	Apsolutna prosečna greška	Standardna devijacija	Linearna korelacija
Regression Enter	0.269	0.341	0.869
Regression Stepwise	0.273	0.341	0.872
Regression Backward	0.265	0.340	0.871
Regression Forwards	0.265	0.340	0.871
<hr/>			
C&RT 3	0.357	0.449	0.741
C&RT 4	0.343	0.436	0.766
C&RT 5	0.339	0.428	0.785

C&RT 6	0.330	0.415	0.789
C&RT 7	0.326	0.407	0.793
C&RT 8	0.329	0.411	0.789
NNQuick	0.261	0.332	0.871
NNDynamic	0.260	0.331	0.873
NNMultiple	0.258	0.333	0.870
NNPrune	0.260	0.330	0.871
NNRBFN	0.268	0.339	0.852
NNExPrune	0.266	0.336	0.867

Model neuronske mreže koji je zasnovan na Dynamic algoritmu, ostvaruje tačnost od 91.139% i ima dva skrivena sloja sa 20 i 3 neurona, a kao najznačajniji atributu izdvojili su se Osnovi organizacije, Ekonomija, Proizvodni sistemi, Menadžmet i Osnove informaciono-komunikacionih tehnologija, kao što je prikazano u sledećoj tabeli, Tabela 67.

Tabela 67. Rezultati značajnosti atributa u najboljem modelu za predviđanje ocene iz predmeta Projektovanje organizacije

Ulazni atributi	Značajnost atributa
Pol studenta	0.00418
Status Upisa	0.02057
Broj poena na prijemnom ispitu	0.05374
Kategorija srednje škole	0.03507
Prosečna ocena u srednjoj školi	0.09489
Region	0.04251
Engleski jezik 1	0.00704
Engleski jezik 2	0.03065
Ekonomija	0.11207
Matematika 1	0.02980
Matematika 2	0.05943
Menadžment	0.10955
Osnove informaciono-komunikacionih tehnologija	0.10083
Osnovi organizacije	0.11051
Proizvodni sistemi	0.10014
Psihologija/Sociologija	0.05711
Uvod u informacione sisteme	0.03447

Strateški menadžment

Rezultati predviđanja ocene iz predmeta Strateški menadžment, koji pohađaju studenti sa studijskog programa Menadžment i organizacija u osmom semestru osnovnih akademskih studija, prikazani su u narednoj tabeli, Tabela 68. Grupa modela koja se zasniva na neuronskim mrežama ostvarila je najbolje rezultate, dok modeli zasnovani na C&RT stabilima imaju najmanje vrednosti koeficijenta linearne korelacije i najviše vrednosti standardne devijacije, te samim time i najmanje precizne rezultate predikcije. Sveobuhvatno najbolji rezultat je ostvario model neuronske mreže zasnovan na Dynamic algoritmu, kod koga je koeficijent linearne korelacije 0.855, a vrednost standardne devijacije 0.343 dok je procenat tačnosti 90.176%.

Tabela 68. Rezultati predikcije ocene iz predmeta Strateški menadžment

Model	Apsolutna prosečna greška	Standardna devijacija	Linearna korelacija
Regression Enter	0.271	0.354	0.849
Regression Stepwise	0.269	0.350	0.853
Regression Backward	0.270	0.352	0.850
Regression Forwards	0.270	0.352	0.850
C&RT			
C&RT 3	0.360	0.448	0.733
C&RT 4	0.352	0.436	0.751
C&RT 5	0.343	0.423	0.799
C&RT 6	0.333	0.413	0.782
C&RT 7	0.332	0.410	0.785
C&RT 8	0.333	0.411	0.783
NN			
NNQuick	0.270	0.345	0.852
NNDynamic	0.269	0.343	0.855
NNMultiple	0.272	0.349	0.849
NNPrune	0.271	0.345	0.853
NNRBFN	0.294	0.372	0.826
NNExPrune	0.273	0.353	0.847

Model neuronske mreže zasnovan na Dynamic algoritmu sadrži dva skrivena sloja sa 11 neurona u prvom skrivenom sloju i 2 neurona u drugom skrivenom sloju, na osnovu čije strukture se kao najviše uticajni atributi u procesu predikcije mogu izdvojiti ocene iz predmeta Engleski jezik 1, Osnovi organizacije, Ekonomija i Proizvodni sistemi, Tabela 69.

Tabela 69. Rezultati značajnosti atributa u najboljem modelu za predviđanje ocene iz predmeta Strateški menadžment

Ulazni atributi	Značajnost atributa
Pol studenta	0.00211
Status Upisa	0.01665
Broj poena na prijemnom ispitu	0.05374
Kategorija srednje škole	0.08072
Prosečna ocena u srednjoj školi	0.07298
Region	0.08452
Engleski jezik 1	0.10504
Engleski jezik 2	0.06565
Ekonomija	0.10901
Matematika 1	0.00765
Matematika 2	0.04228
Menadžment	0.06903
Osnove informaciono-komunikacionih tehnologija	0.02859
Osnovi organizacije	0.12847
Proizvodni sistemi	0.10014
Psihologija/Sociologija	0.00621
Uvod u informacione sisteme	0.04201

Finansijska tržišta

Na osnovu 3 različite grupe metoda za izgradnju predikcionih modela, napravljeni su modeli i izmerene su njihove vrednosti na osnovu apsolutne prosečne greške, standardne devijacije i linealne korelacije. Kod grupe modela koja se zasniva na regresionim modelima koeficijent linearne korelacije je ujednačen i iznosi 0.875, prosečna vrednost standardne devijacije je 0.315. Grupa modela koja se zasniva na C&RT modelima stabla odlučivanja, kod modela sa 6 hijerarhijskih nivoa daje najbolje rezultate, sa vrednošću koeficijenta linearne korelacije od 0.835 i standardnom devijacijom od 0.360. Modeli zasnovani na neuronskim mrežama, ostvarili su najbolje rezultate, a pogotovu model zasnovan na Multiple algoritmu koji ima najvišu vrednost koeficijenta linearne korelacije od 0.882 i najmanju vrednost standardne devijacije od 0.308, Tabela 70.

Tabela 70. Rezultati predikcije ocene iz predmeta Finansijska tržišta

Model	Apsolutna prosečna greška	Standardna devijacija	Linearna korelacija
Regression Enter	0.253	0.314	0.877
Regression Stepwise	0.254	0.316	0.875
Regression Backward	0.253	0.315	0.875
Regression Forwards	0.253	0.315	0.875
C&RT			
C&RT 3	0.351	0.441	0.739
C&RT 4	0.327	0.406	0.784
C&RT 5	0.305	0.380	0.814
C&RT 6	0.289	0.360	0.835
C&RT 7	0.282	0.363	0.842
C&RT 8	0.284	0.365	0.843
NN			
NNQuick	0.253	0.313	0.879
NNDynamic	0.255	0.314	0.877
NNMultiple	0.250	0.308	0.882
NNPrune	0.252	0.311	0.879
NNRBFN	0.281	0.349	0.845
NNExPrune	0.259	0.323	0.871

Model neuronske mreže koji je zasnovan na Multiple algoritmu, ostvaruje tačnost od 92.305% i ima dva skrivena sloja sa 12 i 8 neurona, a kao najznačajniji atributi izdvojili su se Osnovi organizacije, Ekonomija i Proizvodni sistemi, Tabela 71.

Tabela 71. Rezultati značajnosti atributa u najboljem modelu za predviđanje ocene iz predmeta Finasijska tržišta

Ulazni atributi	Značajnost atributa
Pol studenta	0,00428
Status Upisa	0,03135
Broj poena na prijemnom ispitu	0,03267
Kategorija srednje škole	0,00104
Prosečna ocena u srednjoj školi	0,08759
Region	0,03696
Engleski jezik 1	0,00524

Engleski jezik 2	0,06377
Ekonomija	0,12925
Matematika 1	0,04835
Matematika 2	0,09874
Menadžment	0,07181
Osnove informaciono-komunikacionih tehnologija	0,05504
Osnovi organizacije	0,11694
Proizvodni sistemi	0,10307
Psihologija/Sociologija	0,05684
Uvod u informacione sisteme	0,05707

Poslovna inteligencija

Razvojem tri grupe predikcionih modela, napravljeni su modeli i izmerene su njihove vrednosti na osnovu apsolutne prosečne greške, standardne devijacije i linearne korelacije. Grupa modela koja se zasniva na regresionim modelima ima koeficijent linearne korelacije koji iznosi 0.887, dok je prosečna vrednost standardne devijacije 0.337. Grupa modela koja se zasniva na C&RT modelima stabla odlučivanja, kod modela sa 5 hijerarhijskih nivoa daje najbolje rezultate, sa vrednošću koeficijenta linearne korelacije od 0.799 i standardnom devijacijom od 0.419. Modeli zasnovani na neuronskim mrežama, ostvarili su najbolje rezultate, a pogotovu model zasnovan na Dynamic algoritmu koji ima najvišu vrednost koeficijenta linearne regresije od 0.893 i najmanju vrednost standardne devijacije od 0.311, Tabela 72.

Tabela 72. Rezultati predikcije regresionih modela za predviđanje ocene iz predmeta Poslovna Inteligencija

Model	Apsolutna prosečna greška	Standardna devijacija	Linearna korelacija
Regression Enter	0.264	0.338	0.889
Regression Stepwise	0.262	0.335	0.886
Regression Backward	0.263	0.337	0.887
Regression Forwards	0.263	0.337	0.887
<hr/>			
C&RT 3	0.367	0.454	0.761
C&RT 4	0.347	0.424	0.796
C&RT 5	0.336	0.419	0.799
C&RT 6	0.343	0.429	0.787
C&RT 7	0.341	0.430	0.787
C&RT 8	0.342	0.433	0.785
<hr/>			
NNQuick	0.254	0.314	0.892
NNDynamic	0.252	0.311	0.893
NNMultiple	0.253	0.318	0.889
NNPrune	0.259	0.315	0.891
NNRBFN	0.279	0.343	0.871
NNExPrune	0.258	0.318	0.890

Model neuronske mreže zasnovan na Dynamic algoritmu sadrži dva skrivena sloja sa 12 neurona u prvom skrivenom sloju i 3 neurona u drugom skrivenom sloju, na osnovu čije strukture se kao najmanje uticajni atributi u procesu predikcije mogu izdvojiti lične karakteristike studentata, dok sa druge strane kao najuticajnije možemo izdvojiti ocene iz predmeta Matematika 1, Osnove

informatično-komunikacionih tehnologija, Osnovi organizacije i Engleski jezik 2, što se može videti iz naredne tabele, Tabela 73.

Tabela 73. Rezultati značajnosti atributa u najboljem modelu za predviđanje ocene iz predmeta Poslovna inteligencija

Ulazni atributi	Značajnost atributa
Pol studenta	0,00627
Status Upisa	0,04118
Broj poena na prijemnom ispitu	0,04265
Kategorija srednje škole	0,06614
Prosečna ocena u srednjoj školi	0,05627
Region	0,04445
Engleski jezik 1	0,00739
Engleski jezik 2	0,10622
Ekonomija	0,01818
Matematika 1	0,11468
Matematika 2	0,07606
Menadžment	0,05346
Osnove informatično-komunikacionih tehnologija	0,10054
Osnovi organizacije	0,13049
Proizvodni sistemi	0,04155
Psihologija/Sociologija	0,08559
Uvod u informacione sisteme	0,01037

8. Predikcija u softverskom okruženju Matlab

Tokom procesa modelovanja, predikcije i analize rezultata dobijenih modela razvijenih u RapidMiner i Clementine softverskom okruženju, veštačke neuronske mreže su najčešće imale najbolji rezultat, odnosno razvijeni modeli zasnovani na veštačkim neuronskim mrežama su davali najbolje predikcione rezultate u pogledu veće preciznosti, tačnosti i manje apsolutne ili srednje kvadratne greške. U cilju da se razviju predikcioni modeli, kod kojih će se izvršiti dodatna prilagođavanja svake od neuronskih mreža, pre svega u pogledu broja i veličine svakog od skrivenih slojeva, u ovom poglavlju biće korišćeno programsko Matlab okruženje. U nastavku ovog poglavlja biće objašnjeni bazični koncepti veštačkih neuronskih modela, a potom će za svaki od predikcionih problema biti razvijeno po 4 modela sa jednim skrivenim slojem i 4 modela sa po dva skrivena sloja, te izvršena kvantifikacija ulaznih varijabli za najbolji model svake grupacije.

8.1. Veštačke neuronske mreže

Za probleme predviđanja, procene, klasifikacije i drugih problema, a koji su veoma česti, javila se potreba da se dođe do zadovoljavajućeg rešenja za relativno kratko vreme. Dugo vremena algoritmi koji su se tradicionalno koristili nisu bili dovoljno brzi i/ili nisu mogli da pronađu optimalno rešenje. Jedan od najboljih izvora za pronalaženje zadovoljavajućih rešenja je priroda, jer svojom uređenošću često daje dovoljno dobro rešenje. Tako se vremenom došlo do velikog broja algoritama koji imitirajući prirodu rešavaju probleme koji se javljaju u poslovnim problemima. Danas se u velikoj meri koriste evolutivni algoritmi, algoritmi zasnovani na rojevima (insekata) i neuronski algoritmi. Glavni predstavnik evolutivnih algoritama je genetski algoritam koji simulira evoluciju na nivou populacije uključujući pritom pojmove poput hromozoma, gena i mehanizma kao što je mutacija. Od algoritama zasnovanih na rojevima najinteresantniji su algoritam kolonije mrava i kolonije pčela. Algoritam kolonije mrava je inspirisan komunikacijom (preko feromona) između mrava u cilju pronalaženja najboljeg puta između kolonije i izvora hrane. Sa druge strane, algoritam kolonije pčela je inspirisan plesom medonosnih pčela u cilju informisanja drugih pčela u košnici o pravcu, količini i kvalitetu izvora hrane. Ipak, najčešće se koriste neuronski algoritmi koji su inspirisani biološkim neuronskim mrežama koje se nalaze u ljudskom mozgu, (Brownlee, 2011; Kröse & Smagt, 1996). Samo neke od značajnijih funkcija veštačkih neuronskih mreža predstavljaju sposobnost za rad sa nestruktuiranim i nedostajućim ulaznim vrednostima, paralelno procesiranje podataka i sposobnost učenja (Garson, 1998).

8.1.1. Biološke i veštačke neuronske mreže

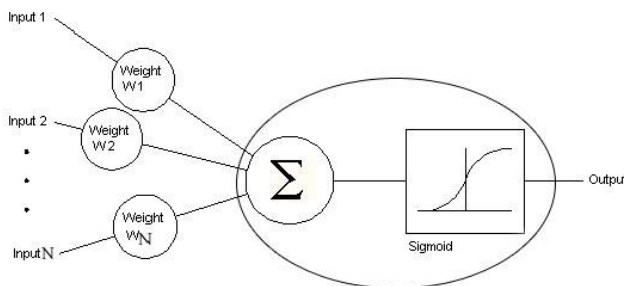
Ljudski mozak je složen sistem sastavljen od neurona koji predstavljaju specijalne ćelije koje, za razliku od drugih ćelija u ljudskom organizmu, nikad ne umiru. Upravo zbog toga se smatra da su oni zaslužni za zadržavanje informacija tj. pamćenje. Neuroni su odvojeni u grupe koje se zovu mreže. Svaka mreža se sastoji od više hiljada neurona koji su međusobno povezani. Sam neuron se sastoji iz jezgra tj. nukleusa, tela koji se naziva soma i dendrita preko kojih neuron prima ulazne signale. Signali se šalju preko aksona do akson terminala drugog neurona.

Veštačka neuronska mreža (VNM) za zadatak ima da imitira biološku neuronsku mrežu na nivou veoma ograničenih koncepata iz bioloških neuronskih sistema. Koncepti koji se koriste uključuju

elemente masivnog paralelnog procesiranja, koji dalje uključuje elemente procesiranja na nižem nivou (nazivaju se veštački neuroni) koji su međusobno povezani u arhitekturu mreže. Važno je napomenuti da su veštačke neuronske mreže prvenstveno namenjene da modeliraju aktivnosti ljudskog mozga, ali kako je ljudski mozak znatno kompleksniji, to modeli neuronskog računanja ne predstavljaju potpuno tačnu reprezentaciju pravog biološkog sistema. Uprkos, danas sve brojnijim i značajnijim istraživanjima u neurobiologiji i psihologiji i dalje ostaje pitanje kako tačno funkcioniše mozak, (Suknović, M., & Delibašić, 2010; Turban et al., 2011).

8.1.2. Elementi veštačke neuronske mreže

Veštačka neuronska mreža se sastoji iz većeg broja elemenata, organizovanih na različite načine, koji formiraju strukturu. Osnovna jedinica svake neuronske mreže, pa i veštačke neuronske mreže je neuron. Oni predstavljaju jedinicu procesiranja. Svaki neuron prima ulazne podatke, procesira ih i proizvodi izlaz. Ulaz može biti sirov podatak ili izlaz nekog drugog neurona, dok izlaz iz neurona može biti ulaz u drugi neuron ili konačan izlaz u smislu da ne ide u dalje procesiranje, Slika 20.

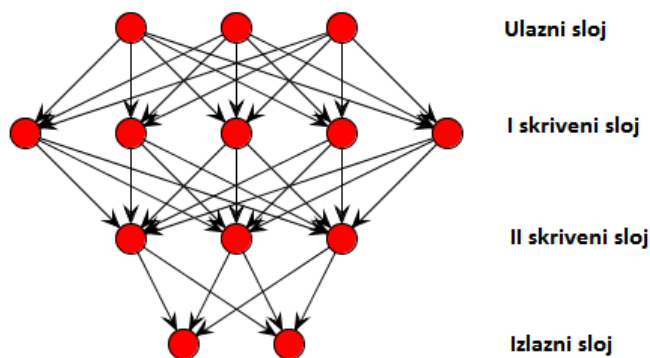


Slika 20. Veštački neuron

Ulaz u veštačku neuronsku mrežu odgovara jednom atributu, odnosno koliko ima ulaznih atributa toliko će biti i pojedinačnih ulaza u veštačku neuronsku mrežu. Neuronsko računanje može procesirati samo brojeve. Ukoliko posmatrani problem uključuje kvalitativne attribute ili slike oni moraju da se svedu na numeričke ekvivalencije. Izlaz iz mreže predstavlja rešenje problema. Svrha mreže je da izračuna vrednost izlaza, koji će se nakon toga koristiti za dati zadati problem, te stoga težine predstavljaju ključne elemente veštačke neuronske mreže. Težina veštačke neuronske mreže predstavlja relativnu snagu ulaznog podatka u određeni neuron. Kao takve, težine su suštinske jer mreža „uči“ problem definišući i podešavajući ih. Funkcija sumiranja računa težinsku sumu svih ulaznih elemenata koji ulaze u svaki neuron. Shodno tome, može se reći da funkcija sumiranja množi svaku ulaznu vrednost x_i sa njegovom težinom w_i i sabira ih radi dobijanja težinske sume Y . Računa se na osnovu formule: $Y = \sum_{i=1}^n x_i w_i$. Rezultat funkcije sumiranja se tumači kao ukupan „nadražaj“ koji drugi neuroni upućuju konkretnom neuronu. Funkcija aktivacije (ili funkcija transfera) predstavlja vezu između funkcije sumiranja i izlaza. Postoji veći broj ovih funkcija koje mogu biti linearne ili nelinearne. Zadatak transformacija je da se ulazna aktivacija prevedu u reakciju neurona, koja će uticati na ostale neurone sa kojima je neuron povezan. Pored toga, svi neuroni će imati izlaz u rasponu $[0,1]$, a relativni značaj tih signala će se odrediti težinama ka svakom od sledećih neurona.

Kako su pojedinačni neuroni jednostavne jedinice procesiranja, oni se uvezuju u neuronske mreže koje mogu modelovati složene procese. Način na koji se pojedini neuroni povezuju definiše topologiju ili strukturu mreže. Postoji veliki broj topologija neuronskih mreža među kojima se

izdvajaju višeslojni perceptroni i samo-organizujuće mape. Pored ovih postoje i veštačke neuronske mreže sa funkcijama radijalne osnove, Hopfildove mreže, linearni asocijatori itd. Kod strukture višeslojnog perceptrona neuronske mreže neuroni su grupisani u slojevima, tako da su neuroni jednog sloja povezani samo sa neuronima susednog sloja. Slojeve delimo na ulazni sloj, skrivene slojeve i izlazni sloj, Slika 21. Ulazni sloj predstavlja ulazne attribute koji opisuju posmatranu pojavu. Zbog toga broj neurona u ovom sloju je u potpunosti određen brojem atributa problema. Izlazni neuroni predstavljaju rešenja koje treba procenjivati, pa je i broj neurona u ovom sloju poznat. Najteže je odrediti broj neurona u srednjem, skrivenom sloju kao i broj srednjih slojeva. Uglavnom se određuju iskustvenim putem, ali postoje i specijalni algoritmi. Broj neurona u skrivenom sloju može biti vrlo mali ali ponekad i veoma veliki. Cilj analitičara je da odredi najmanji broj neurona za dati problem, jer veliki broj neurona uslovljava i veliki broj veza između neurona, pa je proces učenja znatno otežan u smislu vremena, (Suknović & Delibašić, 2010; Kröse, & Smagt, 1996).

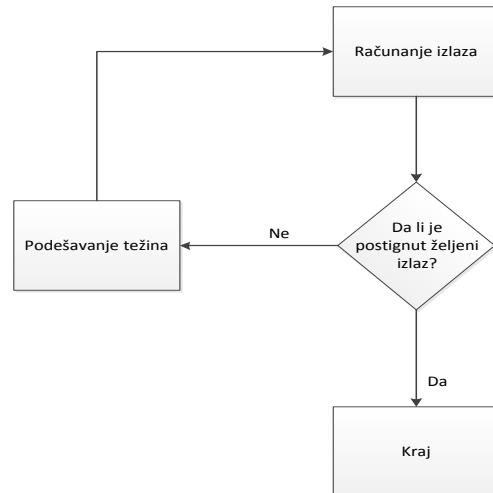


Slika 21. Struktura višeslojnih perceptrona

Kao što se vidi sa prikazane slike, Slika 21, signali od ulaznih neurona se prostiru do skrivenih neurona, odakle nastavljaju ka izlaznom sloju. Pritom težine između neurona naglašavaju ili umanjuju signal između svakog para neurona, to znači da prostiru signal unapred. Problemi koji se rešavaju višeslojnim perceptronima su klasifikacija, procena i aproksimacija funkcija.

8.1.3. Učenje veštačkih neuronskih mreža

Učenje se definiše kao sticanje znanja kroz prilagođavanje na iskustvo iz koga se uči. Može se učiti analogijom, otkrićem, posmatranjem ili analiziranjem slučajeva, a sve u cilju da se naučeno iskoristi u budućnosti. Slučajevi koji predstavljaju deo iskustva se propuštaju kroz mrežu i algoritam učenja menja sinapsne težine mreže tako da mreža što više odgovara iskustvu. Način na koji se težine podešavaju zavisi od algoritma učenja. U opštem slučaju, proces učenja neuronske mreže se može predstaviti u tri faze, koje su prikazane na sledećoj slici, Slika 22, a shodno metodologiji koju su definisali Suknović i Delibašić (Suknović & Delibašić, 2010).



Slika 22. Proces učenja neuronske mreže

Učenje neuronskih mreža se svodi na učenje iz primera, a poželjno je da ih bude što više da bi mreža mogla da se ponaša preciznije u kasnijoj eksploataciji. Proces učenja dovodi do korigovanja sinaptičkih težina. Kada uzorci koji se predstavljaju mreži ne dovode više do promene ovih koeficijenata, smatra se da je mreža obučena.

Postoje tri različita pristupa obučavanju neuronskih mreža:

- *Nadgledano obučavanje – Supervised training*
Tokom obučavanja mreže, algoritam koji nadzire obučavanje (supervisor) upoređuje podatke dobijene na izlazu sa očekivanim podacima. Razlika između dobijenih i očekivanih podataka se šalje proceduri za učenje, koja koriguje težinske koeficijente mreže. Nadgledano obučavanje je sličano studentu koga profesor vodi u učenju, ukazuje na greške i propuste i usmerava ka željenom cilju. Predstavnici: perceptron, backpropagation algoritam.
- *Delimično nadgledano obučavanje*
Delimično nadgledano učenje radi na principu da mreža uči samostalno i povremeno dobija ocenu prethodnog rada. Primer ovakve mreže je mreža koja balansira štap. Dok je štap uspravan sve je u redu, ali kada štap padne, mreža treba da koriguje ponašanje da bi štap ostao uspravan. Sličan slučaj je i sa partijom šaha. Ukoliko je partija izgubljena znači da je došlo do greške, ali se ne zna u kome trenutku je povučen pogrešan potez, niti koji je potez doveo do gubitka partije.
- *Nenadgledano obučavanje – Unsupervised training*
U nenadgledanom učenju mreža je nezavisna. Pri obučavanju se predstavljaju samo ulazni podaci koje neuronska mreža pokušava da generalizuje i “uoči” zajedničke osobine. Predstavnik: Kohonenove samoorganizujuće mape.

Smatra se da je neuronska mreža obučena ako može tačno da rešava zadatke za koje je obučavana. Isto tako, neuronska mreža je sposobna da izdvoji važne osobine i šeme u klasi trening primera. Nakon obučavanja sa određenom verovatnoćom, neuronska mreža može da generalizuje nove ulazne podatke za koje nije obučavana.

Najčešće korišćen algoritam za obučavanje neuronskih mreža je *Backpropagation* algoritam, razvijen nezavisno od strane više naučnika: Paul Werbos (1974), David Parker (1984/1985), David Rumelhart, Ronald Williams i drugih (1985). Backpropagation algoritam uči šeme poredeći izlaz neuronske mreže sa željenim izlazom i računa greške za svaki čvor u mreži. Neuronska mreža podešava težine veza prema vrednostima greške dodeljenim za svaki čvor. Izračunavanje počinje od izlaznog sloja, preko skrivenih slojeva, prema ulaznom sloju. Nakon modifikacije parametara, na mrežu se dovode novi ulazi. Obučavanje se prekida tek kada mreža bude u stanju da daje izlaze sa zadovoljavajućom tačnošću.

Delta pravilo – Backpropagation

Delta pravilo je jedan od najčešće upotrebljanih algoritama obuke veštačkih neuronskih mreža. Ono obučava mrežu na osnovu skupa ulazno-izlaznih parova, koji se nazivaju obučavajući skup: $\{(x_1, d_1), (x_2, d_2), \dots, (x_n, d_n)\}$, gde je:

$$\begin{aligned} x_i &= [x_{i1} \ x_{i2} \ \dots \ x_{in}] && \text{- Vektor ulaznih podataka} \\ d_i &= [d_{i1} \ d_{i2} \ \dots \ d_{im}] && \text{- Vektor izlaznih podataka} \end{aligned}$$

Delta pravilo predstavlja iterativni postupak u kome se koriguju vrednosti težina $w_k = w_k + \Delta w_k$, gde w_k predstavlja k-ti red matrice težine W . Postupak obuke traje sve dok odzivi mreže o_i ne postanu jednaki, ne podudare sa željnim odzivima, d_i gde $i = 1, 2, \dots, P$. Pri ovom postupku postoji greška E , koja predstavlja kriterijum optimalnosti:

$$E = \sum_{p=1}^P E_p \quad (1)$$

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m (d_{pk} - o_{pk})^2 = \frac{1}{2} \|d_p - o_p\|^2 \quad (2)$$

Korekcija vrednosti težina se dobija na osnovu minimizacije kriterijuma optimalnosti E , ali se sam postupak izračunavanja razlikuje kod jednoslojne i višeslojne mreže.

Kod jednoslojne mreže ili izlaznog sloja višeslojne veštačke neuronske mreže postupak je sledeći:

$$\begin{aligned} \Delta w_k &= \eta \cdot \delta_{ok} \cdot x \\ \delta_{ok} &= \frac{1}{2} \cdot (d_k - o_k) \cdot (1 - o_k^2) \end{aligned} \quad (3)$$

$$\Delta w_k = \frac{1}{2} \cdot \eta \cdot (d_k - o_k) \cdot (1 - o_k^2) \cdot x$$

dok se kod višeslojnih veštačkih neuronskih mreža koristi generalizovano Delta pravilo:

$$\Delta w_k = \eta \cdot \delta_{ok} \cdot y \quad (4)$$

$$\Delta v_j = \eta \cdot \delta_{yj} \cdot x \quad (5)$$

$$\delta_{ok} = \frac{1}{2} \cdot (d_k - o_k) \cdot (1 - o_k^2) \quad (6)$$

$$\delta_{yj} = \frac{1}{2} \cdot (1 - y_j^2) \cdot \sum_{k=1}^m (\delta_{ok} \cdot w_{kj}) \quad (7)$$

gde x predstavlja vektor ulaza, a y je vektor izlaza neurona nekog međusloja, δ_{ok} je "delta signal" koji predstavlja grešku vezanu za izlazni sloj, v_j vrsta matrice V koja sadrži težine koje pripadaju međuslojevima, a koeficijent η , $0 < \eta < 1$, predstavlja koeficijent brzine obučavanja.

Koraci u Backpropagation algoritmu:

- 1) inicijalizuju se težine W i V na slučajne male vrednosti

- 2) postavi se ulaz x i izračunaju se izlazi neurona u skrivenom međusloju y i izlazi neurona izlaznog sloja o
- 3) izračunavanje greške E
- 4) određivanje "delte", δ_{ok} i δ_{yj} ("delta" paradigma unazad – backpropagation)
- 5) koriguju se težine u izlaznom sloju w_j
- 6) koriguju se težine u skrivenom međusloju v_{jok}
- 7) uzima se naredni ulaz i nastavlja se od koraka 2.
- 8) nakon upotrebe svih elemenata obučavajućeg skupa izračunava se ukupna greška E i upoređuje se sa zadatim E_{max} , i ukoliko $E < E_{max}$ je mreža je obučena, a ako nije ispunjen uslov postupak se nastavlja od koraka 2., gde se na ulaz mreže ponovo postavlja prvi element obučavajućeg skupa.

8.1.4. Veštačke neuronske mreže u sistemu za podršku odlučivanju

Prilikom izgradnje neuronske mreže, prema Turbanu (Turban et al., 2011), postoji devet koraka. To su:

- Prikupljanje podataka,
- Deljenje podataka na skup za trening i skup za testiranje,
- Definisane strukture mreže,
- Izbor algoritma učenja,
- Postavljanje parametara, vrednosti i inicijalnih težina,
- Transformisanje podataka u ulaze mreže,
- Pokretanje treninga i određivanje i proveru težina,
- Zaustavljanje i testiranje mreže,
- Implementacija i korišćenje mreže sa novim slučajevima.

Prikupljanje podataka predstavlja korak u kome se prikupljaju podaci koji će se koristiti za trening i testiranje mreže. Podaci koji se prikupljaju moraju biti adekvatni za posmatrani problem i moraju ne samo da pokriju podrazumevane operacije već i izuzetke. Generalno, važi pravilo da je veći skup podataka bolji. Nakon prikupljanja podaci se dele na dva skupa. Prvi skup, koji se naziva trening skup, služi za treniranje mreže, tj. za podešavanje sinapsnih težina, dok drugi skup, koji se naziva skup za testiranje, služi za validaciju mreže. Često se drugi deo skupa podataka, koji inicijalno služi za testiranje može dodatno podeliti, kako bi se dobila dva odvojena podskupa za testiranje i validaciju podataka. Strukturu mreže čine ulazni, izlazni čvorovi, broj skrivenih slojeva, broj čvorova unutar skrivenih slojeva kao i topologija mreže, način učenja i njihovih parametara. U mnogim slučajevima, početne vrednosti parametra su unapred postavljene. Međutim, one mogu znatno uticati na kvalitet konačnog rešenja i na trajanje treniranja mreže. Sledeći korak predstavlja transformacija ulaznih podataka u format pogodan za neuronsku mrežu i algoritam učenja. Treniranje i testiranje mreže predstavljaju iterativan proces koji počinje od početnih težina i podrazumeva postepeno poboljšavanje tačnosti mreže. Proces je iterativan jer se ponavlja sve dok greška ne dođe ispod minimalne definisane. Ukoliko se tokom nekog koraka uoči nepravilnost ili greška potrebno je vratiti se na odgovarajući korak kako bi se ta nepravilnost ili greška ispravila. Kada se odrade svi predviđeni koraci mreža ima stabilan skup težina i može se koristiti za rešavanje početnog problema.

8.2. Razvoj neuronskih mreža za predikciju uspešnosti studiranja

Proces razvoja modela veštačkih neuronskih mreža, u programskom okruženju MatLab, zasnovan je na razvoju 8 različitih modela za svaki od zadataka predikcije. Prva četiri modela, u okviru svake predikcije zasnovana su na višeslojnoj neuronskoj mreži sa jednim skrivenim slojem, sa po 20, odnosno 30 ili 50 ili 100 neurona, respektivno. Drugu grupu od 4 modela za predikciju vrednosti u okviru svake grupe problema, čini višeslojna neuronska mreža sa dva skrivena sloja, uz kombinaciju neurona na prvom i drugom sloju od 10, preko 20, do 30 neurona. U zavisnosti od problema predikcije u ulaznom sloju se nalazi između 18 i 4 varijable, odnosno ulaznih neurona, dok je za izlaz uvek definisana samo jedna varijabla po predikcionom problemu. Kao što je već rečeno, za potrebe istraživanja u ovoj doktorskoj disertaciji, korišćeni su podaci iz studentske službe Fakulteta oranzacionih nauka. Tokom procesa razvoja modela, skup podataka, koji obuhvataju lične podatke o studentima kao i ostvarene ocene tokom njihovog studiranja, podeljen je u odnosu 70% podataka koji se koriste za razvoj modela, 15% podataka koji se koriste za testiranje modela i preostalih 15% podataka u odnosu na celokupni skup podataka, koji se koriste za validaciju rezultata. Takvom segmentacijom podataka u skupove za razvoj modela, testiranje performansi modela i validaciju rezultata modela omogućena je verifikacija razvijenog modela, na do tada ne korišćenim podacima, što rezultatima, koji su prikazani u nastavku, znatno daje na značajnosti.

Proces dizajniranja modela neuronskih mreža koje će se koristiti za predviđanje indikatora uspešnosti studiranja sastoji se od nekoliko faza:

- definisanje modela (izbor ulaznih i izlaznih varijabli, priprema ulaznih podataka),
- izbor najprikladnijeg algoritma (npr. backpropagation),
- raspoređivanje neurona u slojeve,
- određivanje tipa veze među neuronima, zatim ulaznih i prenosnih funkcija između slojeva,
- izbor pravila učenja i nekih parametara učenja, npr. koeficijenta učenja,
- izbor merila za ocenjivanje mreže (npr. srednja kvadratna greška ili stopa klasifikacije),
- sprovođenje postupka učenja.

U razvoju modela, kao mere uspešnosti razvijenih modela, korišćena su dva kriterijuma: Tačnost i srednje kvadratno odstupanje, te je za model sa najvećim procentom tačnosti i najmanjim srednjim kvadratnim odstupanjem, dat prikaz značajnosti za svaku od ulaznih varijabli.

8.2.1. Predviđanje uspeha studiranja na osnovu ličnih podataka i ocena sa prve godine studija

Predviđanje uspeha studiranja u pogledu ostvarene prosečne ocene na kraju osnovnih akademskih studija, predstavlja značajan istraživački izazov, koji ujedno može imati višestruku korist. Predviđanje ostvarene prosečne ocene u ranoj fazi studiranja, u ovom delu istraživanja, nakon završene prve godine osnovnih akademskih studija, omogućava studentima da sagledaju svoj potencijalni uspeh na kraju studija, te shodno tome mogu blagovremeno da unaprede svoje akademske veštine. Sa druge strane predikcija uspeha studiranja, može pomoći nastavnom osoblju u planiraju i razvoju nastavnih oblasti i kurikuluma predmeta, sa ciljem da se poboljša sveukupno akademsko obrazovanje, kao i da se odličnim studentima obezbede dodatni sadržaji, u cilju daljeg

profesionalnog usavršavanja i unapređenja, kao i da se studentima sa slabijim performansama studiranja pruže dopunski edukativni sadržaji, u cilju poboljšanja njihovog nivoa edukacije.

Prva grupa modela predikcije prosečne ocene na kraju studija, koristiće kao ulazne varijable lične podatke o studentima i njihovom uspehu u srednjoj školi, kao i ocene postignute na ispitima prve godine osnovnih akademskih studija iz 11 različitih predmeta. Rezultati 8 razvijenih modela veštačkih višeslojnih neuronskih mreža sa jednim ili dva skrivena sloja, u pogledu tačnosti i srednje kvadratne greške, prikazani su u narednoj tabeli, Tabela 74. Shodno kriterijumu srednje kvadratne greške, koja se kreće u opsegu od 0.164484 do 0.081563, može se uočiti da su bolje rezultate (manja vrednost srednje kvadratne greške) ostvarili modeli sa jednim skrivenim slojem, dok je najbolji rezultat (ujedno i najmanja vrednost srednje kvadratne greške) zabeležen kod modela neuronske mreže sa jednim skrivenim slojem sa 30 neurona. Analizirajući kriterijum tačnosti, koji je kod svih razvijenih modela veći od 92%, uočava se da je postignut izuzetno visok stepen tačnosti modela za predikciju, jer većina modela ima tačnost veći od 95%. Najbolji rezultat je zabeležen, kao i kod kriterijuma srednje kvadratne greške, kod modela sa 30 neurona u jednom skrivenom sloju, kod kojeg procenat tačnosti iznosi 98.86%.

Tabela 74. Predviđanje uspeha studiranja na osnovu ličnih podataka i ocena sa prve godine studija

Struktura modela	1L 20N	1L 30N	1L 50N	1L 100N	2L 10X10N	2L 20X20N	2L 20X30N	2L 30X30N
Tačnost	97.71%	98.86%	97.32%	98.29%	96.18%	95.82%	96.57%	92.64%
SKG	0.081799	0.081563	0.099336	0.088696	0.087156	0.099842	0.085759	0.164484

Uzimajući model sa jednim skrivenim slojem sa 30 neurona, kao model sa najboljim performansama po oba kriterijuma ocene modela, u tabeli, Tabela 75, prikazane su značajnosti svih 18 ulaznih varijabli. Kao najznačajni atributi za proces predikcije prosečne ocene na kraju studija, kada se u analizu uključe lični podaci o studentu, podaci iz srednje škole i podaci sa prve godine studija, mogu se izdvojiti prosečna ocena iz srednje škole i ocene iz predmeta: Osnove informaciono-komunikacionih tehnologija, Uvod u informacione sisteme, Matematika 1, Proizvodni sistemi i Osnovi organizacije, gde je značajnost svih navedenih atributa veća od 10%. Kao manje značajni atributi za proces ove predikcije, mogu se izdvojiti lični podaci o studentu, kao što su pol studenta i region iz kojeg student dolazi na studije, kategorija završene srednje škole, kao i ocene iz predmeta: Ekonomija, Menadžment, Engleski jezik 2 i Matematika 2.

Tabela 75. Značajnost atributa za predviđanje uspeha studiranja na osnovu ličnih podataka i ocena sa prve godine studija

Ulazni atributi	Značajnost atributa
Pol studenta	0.00627
Status Upisa	0.00381
Studijski program	0.09337
Broj poena na prijemnom ispitu	0.08872
Kategorija srednje škole	0.00326
Prosečna ocena u srednjoj školi	0.11439
Region	0.07331
Engleski jezik 1	0.00527
Engleski jezik 2	0.00241

Ekonomija	0.00247
Matematika 1	0.10965
Matematika 2	0.00547
Menadžment	0.00204
Osnove informaciono-komunikacionih tehnologija	0.12723
Osnovi organizacije	0.11452
Proizvodni sistemi	0.10358
Psihologija/Sociologija	0.02369
Uvod u informacione sisteme	0.12054

8.2.2. Predviđanje uspeha studiranja na osnovu ocena sa prve godine studija

Druga grupa predikcionih modela za predviđanje prosečne ocene na kraju osnovnih akademskih studija, zasniva se na ulaznim varijablama koje čine ocene sa položenih ispita sa prve godine osnovnih akademskih studija, gde su rezultati razvijenih modela prikazani u sledećoj tabeli, Tabela 76.

Analizirajući rezultate, po kriterijumu tačnosti, može se zaključiti da su razvijeni modeli sa jednim skrivenim slojem, dali bolje rezultate od modela sa dva skrivena sloja. Najbolji rezultat po kriterijumu tačnosti, ostvario je model sa 100 neurona u jednom skrivenom sloju, kod kojeg procenat tačnosti iznosi 97.32%. Može se uočiti da je u procesu predikcije, koji je zasnovan samo na ocenama sa prve godine osnovnih akademskih studija, ovaj model dao za 1.5% slabiji rezultat od modela kod koga su pored ocena sa prve godine uključeni i podaci o studentu i uspehu u srednjoj školi. Po kriterijumu srednje kvadratne greške, koja se kreće u opsegu od 0.191176 kod modela sa dva skrivena sloja sa 20 i 30 neurona, do 0.090569 kod modela sa dva skrivena sloja sa po 10 neurona, može se uočiti da su u proseku bolji rezultat dali modeli sa dva skrivena sloja, ali sa manjim brojem neurona u skrivenim slojevima.

Tabela 76. Predviđanje uspeha studiranja na osnovu ocena sa prve godine studija

Struktura modela	1L 20N	1L 30N	1L 50N	1L 100N	2L 10X10N	2L 20X20N	2L 20X30N	2L 30X30N
Tačnost	91.85%	94.28%	96.43%	97.32%	96.87%	92.49%	90.16%	95.57%
SKG	0.113668	0.096861	0.095177	0.093759	0.090569	0.095225	0.191176	0.093074

Kako je po kriterijumu tačnosti najbolji rezultat ostvaren kod modela sa 100 neurona u jednom skrivenom sloju, a po kriterijumu srednje kvadratne greške najbolje performanse je pokazao model sa dva skrivena sloja sa po 10 neurona u svakom sloju, te će za ocenu značajnosti ulaznih atributa biti korišćen model višeslojne neuronske mreže sa dva skrivena sloja sa po 10 neurona. Ovaj model pored toga što je dao najbolje rezultate u pogledu srednje kvadratne greške, on je i po kriterijumu tačnosti drugi, sa 96.87%, što je samo 0.5% manje od najboljeg rezultata po kriterijumu tačnosti. Atributi koji su se izdvojili kao najznačajniji u procesu predikcije prosečne ocene na kraju studija na osnovu ocena na predmetima sa prve godine osnovnih akademskih studija, predstavljaju uglavnom ocene sa predmeta iz drugog semestra, kao što su ocene iz predmeta: Matematika 2, Osnovi organizacije, Uvod u informacione sisteme, Proizvodni sistemi, kao i predmeti iz prvog semestra: Matematika 1 i Osnove informaciono-komunikacionih tehnologija, Tabela 77. Ovakav rezultat ukazuje da su ocene iz predmeta Matematika 1 i Matematika 2 značajni za proces

predikcije, a koji ujedno predstavljaju nadogradnju znanja koje su studenti pokazali na prijemnom ispitu. Sa druge strane, kako ocene iz drugog semestra prve godine osnovnih akademskih studija, imaju veći uticaj na celokupan proces predikcije prosečne ocene na kraju studija, može se zaključiti da je studentima, nakon upisa na fakultet, potreban određen period prilagođavanja na visokoškolski sistem obrazovanja, te nakon završenog prvog semestra, svoje prave sposobnosti prikazuju u drugom semestru.

Tabela 77. Značajnost atributa za predviđanje uspeha studiranja na osnovu ocena sa prve godine studija

Ulazni atributi	Značajnost atributa
Engleski jezik 1	0.00609
Engleski jezik 2	0.02716
Ekonomija	0.06024
Matematika 1	0.12601
Matematika 2	0.11435
Menadžment	0.09282
Osnove informaciono-komunikacionih tehnologija	0.13213
Osnovi organizacije	0.12902
Proizvodni sistemi	0.11247
Psihologija/Sociologija	0.06437
Uvod u informacione sisteme	0.13622

8.2.3. Predviđanje uspeha studiranja na osnovu ličnih podataka studenata

Sa ciljem da se obezbedi što bolje sagledavanje potencijalne uspešnosti studiranja, razvijeno je 8 modela neuronske mreže koje se mogu koristiti za predviđanje prosečne ocene na kraju studija, samo na osnovu ličnih podataka o studentu i njihovom uspehu u srednjoj školi. Rezultati tako razvijenih modela, prikazani su u sledećoj tabeli, Tabela 78. Model višeslojne neuronske mreže sa jednim skrivenim slojem od 50 neurona dao je najbolje rezultate i u pogledu tačnosti (90.59%) i srednje kvadratne greške (0.288343). Ostali modeli sa jednim skrivenim slojem su dali približne rezultate sa oko 90% tačnosti, dok se procenat tačnosti kod modela sa dva skrivena sloja kreće od 86% do 88%. Vrednost srednje kvadratne greške kod svih razvijenih modela kreće se u opsegu od 0.288343, kod najboljeg modela sa 50 neurona u jednom skrivenom sloju, do 0.312863, kod modela sa 2 skrivena sloja sa po 20 neurona kod kojeg je najveća srednja kvadratna greška, Tabela 78.

Tabela 78. Predviđanje uspeha studiranja na osnovu ličnih podataka

Struktura modela	1L 20N	1L 30N	1L 50N	1L 100N	2L 10X10N	2L 20X20N	2L 20X30N	2L 30X30N
Tačnost	85.76%	89.94%	90.59%	90.32%	86.92%	86.56%	88.83%	88.49%
SKG	0.30259	0.298642	0.288343	0.299847	0.302636	0.312863	0.297673	0.290239

Nakon razvoja modela za predviđanje uspeha studiranja na osnovu ličnih podataka i podataka iz srednje škole, izdvojila su se tri značajna atributa za proces predikcije, a to su: prosečna ocena u srednjoj školi (0.37421), kategorija završene srednje škole (0.36855) i region iz kojeg student dolazi na studije (0.21804), dok se kao atribut koji nije od značaja može izdvojiti pol studenta, Tabela 79.

Tabela 79. Značajnost atributa za predviđanje uspeha studiranja na osnovu ličnih podataka

Ulazni atributi	Značajnost atributa
Pol studenta	0.03911
Kategorija srednje škole	0.36855
Prosečna ocena u srednjoj školi	0.37421
Region	0.21804

8.2.4. Predviđanje dužine studiranja na osnovu ličnih podataka i ocena sa prve godine studija

Pored ostvarene ocena na kraju studija, drugi bitan pokazatelj uspešnosti studiranja, predstavlja vreme koje student provede na studijama, odnosno dužina studiranja. Za predviđanje dužine studiranja, gde je minimalna dužina studiranja 4 školske godine, odnosno 8 semestra, kreirane su tri grupe modela, shodno ulaznim varijablama, kako bi se predvidela dužina studiranja nakon završene prve godine studiranja, ali i prilikom upisa na fakultet.

Predviđanje prosečne dužine studiranja u prvoj grupi modela veštačkih neuronskih mreža zasniva se na ulaznim varijablama koje daju personalne informacije o studentima, njihovom uspehu u srednjoj školi i ocenama sa 11 predmeta sa prve godine osnovnih akademskih studija, po kriterijumu tačnosti i srednje kvadratne greške. Rezultati su prikazani u sledećoj tabeli, Tabela 80. Sagledavajući kriterijum tačnosti u razvijenim modelima, može se uočiti da je tačnost kod svih modela veća od 90%, odnosno kod modela neuronske mreže sa jednim skrivenim slojem, tačnost je veća od 92.5%. Najbolji model po kriterijumu tačnosti i srednje kvadratne greške, dao je model neuronske mreže sa dva skrivena sloja sa po 30 neurona u svakom od slojeva, gde procenat tačnosti iznosi 96.82%, a srednja kvadratna greška 0.165089. Ostvareni rezultat po kriterijumu srednje kvadratne greške, ujedno je i najbolji rezultat među svim razvijenim modelima, iako u proseku, modeli sa jednim skrivenim slojem imaju bolje (manje) vrednosti srednje kvadratne greške od razvijenih modela neuronskih mreža sa dva skrivena sloja.

Tabela 80. Predviđanje dužine studiranja na osnovu ličnih podataka i ocena sa prve godine studija

Struktura modela	1L 20N	1L 30N	1L 50N	1L 100N	2L 10X10N	2L 20X20N	2L 20X30N	2L 30X30N
Tačnost	92.77%	93.38%	94.71%	95.84%	95.59%	96.14%	90.57%	96.82%
SKG	0.173321	0.181098	0.179228	0.170104	0.176219	0.170704	0.193530	0.165089

Koristeći model za dva skrivena sloja sa po 30 neurona u svakom od slojeva, kao model sa najboljim performansama za predviđanje dužine studiranja na osnovu ličnih podataka, podataka iz srednje škole i ocena sa prve godine studija, kao najznačajnije varijable izdvojile su se ocene iz dva predmeta iz prvog semestra (Matematika 1 i Osnove informaciono-komunikacionih tehnologija), ocene sa dva predmeta iz drugog semestra (Uvod u informacione sisteme i Osnovi organizacije), kao i broj poena na prijemnom ispitu, Tabela 81. Kao varijable koje imaju manji uticaj u procesu predikcije prosečne dužine studiranja sa 18 ulaznih varijabli, mogu se definisati ocene iz predmeta Engleski jezik 2 i Menadžment, dok od ličnih podataka studenta mali uticaj na celokupan proces predikcije imaju pol studenta, status upisa na fakultet i studijski program koji student pohađa.

Tabela 81. Značajnost ulaznih atributa u procesu predviđanja dužine studiranja na osnovu ličnih podataka i ocena sa prve godine studija

Ulazni atributi	Značajnost atributa
Pol studenta	0.05264
Status Upisa	0.03384
Studijski program	0.04856
Broj poena na prijemnom ispitu	0.10155
Kategorija srednje škole	0.05238
Prosečna ocena u srednjoj školi	0.06276
Region	0.02981
Engleski jezik 1	0.01208
Engleski jezik 2	0.00661
Ekonomija	0.05427
Matematika 1	0.10749
Matematika 2	0.02158
Menadžment	0.00199
Osnove informaciono-komunikacionih tehnologija	0.10487
Osnovi organizacije	0.10985
Proizvodni sistemi	0.04347
Psihologija/Sociologija	0.05264
Uvod u informacione sisteme	0.10706

8.2.5. Predviđanje dužine studiranja na osnovu ocena sa prve godine studija

Razvijenih osam modela za predviđanje dužine studiranja na osnovu ocena sa prve godine studija, predstavlja drugu grupu modela za predikciju vremena koje studenti provedu na studijama, gde se uspešnost svakog od modela ocenjuje shodno kriterijumima prikazanim u tabeli,

Tabela 82. Slično kao i kod modela koji su razvijeni za predviđanje dužine studiranja na osnovu ličnih podataka, podataka iz srednje škole i ocena sa prve godine studija, kod modela za predviđanje dužine studiranja sa 11 ulaznih varijabli, koje predstavljaju ocene dobijene na predmetima iz prve godine akademskih studija, svi modeli su dali tačnost koja je veća od 90%.

Najbolji rezultat je dao model neuronske mreže sa dva skrivena sloja sa po 10 neurona u svakom od slojeva, kod kojeg procenat tačnosti iznosi 94.97%, a potom za samo 0,13% manje sledi model sa, takođe, dva skrivena sloja, ali sa po 30 neurona u svakom od modela sa tačnošću od 94.84%. U odnosu na najbolji model za predviđanje dužine studiranja na osnovu ličnih podataka, podataka iz srednje škole i ocena sa prve godine studija, model za predviđanje dužine studiranja samo na osnovu ocena sa prve godine osnovnih akademskih studija, tačnost je manja za 1.85%, što svakako ne umanjuje preciznost ovakvog modela koji se zasniva na manjem broju ulaznih atributa i tačnosti od oko 95%. Po drugom kriterijumu, za ocenu uspešnosti modela za predviđanje dužine studiranja, najbolju vrednost srednje kvadratne greške (0.168349) dao je model sa po 30 neurona u dva skrivena sloja. Poredeći dva modela višeslojne neuronske mreže sa po dva skrivena sloja sa najvećom tačnošću, koji se razlikuju tek na trećoj decimali, a uzimajući u obzir i vrednost srednje kvadratne greške, za reprezentativni model ove predikcije se može odabrati model sa po 30 neurona u svakom od skrivenih slojeva, kod koga je vrednost srednje kvadratne greške manja za 0.003573 u odnosu na model sa najboljom vrednošću po kriterijumu tačnosti.

Tabela 82. Predviđanje dužine studiranja na osnovu ocena sa prve godine studija

Struktura modela	1L 20N	1L 30N	1L 50N	1L 100N	2L 10X10N	2L 20X20N	2L 20X30N	2L 30X30N
Tačnost	93.03%	93.41%	93.67%	90.53%	94.97%	91.29%	91.77%	94.84%
SKG	0.175396	0.177077	0.168764	0.187653	0.171922	0.18404	0.171917	0.168349

Analizirajući značajnost atributa na kojima se zasniva predviđanje dužine studiranja na osnovu ocena sa prve godine osnovnih akademskih studija, kao predmeti koji imaju najmanju značajnost, mogu se izdvojiti Engleski jezik 1 i Ekonomija, Tabela 83. Sa druge strane predmeti koji imaju najveći uticaj u procesu predikcije vrednosti dužine studiranja, mogu se izdvojiti predmeti Matematika 1, Osnove informaciono-komunikacionih tehnologija, Osnovi organizacije, Proizvodni sistemi i Uvod u informacione sisteme (svi navedeni atributi imaju značajnost veću od 10%). Takođe, možemo uočiti da se u odnosu na model za predviđanje dužine studiranja na osnovu ličnih podataka, podataka iz srednje škole i ocena sa prve godine studija, kod ovog modela kao značajan atribut još izdvojio uspeh na predmetu Proizvodni sistemi.

Tabela 83. Značajnost ulaznih atributa u procesu predviđanja dužine studiranja na osnovu ocena sa prve godine studija

Ulazni atributi	Značajnost atributa
Engleski jezik 1	0.00263
Engleski jezik 2	0.07839
Ekonomija	0.03722
Matematika 1	0.13067
Matematika 2	0.05403
Menadžment	0.07282
Osnove informaciono-komunikacionih tehnologija	0.14452
Osnovi organizacije	0.15449
Proizvodni sistemi	0.12883
Psihologija/Sociologija	0.09553
Uvod u informacione sisteme	0.10086

8.2.6. Predviđanje dužine studiranja na osnovu ličnih podataka studenata

Predviđanje prosečne dužine studiranja na osnovnim akademskim studijama, pored predviđanja na kraju prve godine osnovnih akademskih studija, može se predvideti i na početku studija, koristeći kao ulazne podatke samo varijable koje se odnose na poreklo studenta i uspeh u srednjoj školi. Rezultati prikazani u tabeli, Tabela 84, ukazuju da će razvijeni modeli sa jednim skrivenim slojem dati najbolje rezultate, i to modeli sa 50 ili 100 neurona u skrivenom sloju, ostvarujući tačnost od 89.54%, odnosno 89.78%, respektivno. Najmanja srednja kvadratna greška zabeležena je, takođe, kod modela sa 50 i 100 neurona u skrivenom sloju, gde je razlika u srednjoj kvadratnoj grešci tek na četvrtoj decimali, što ukazuje sličnost performansi razvijenih modela.

Tabela 84. Predviđanje dužine studiranja na osnovu ličnih podataka studenata

Struktura modela	1L 20N	1L 30N	1L 50N	1L 100N	2L 10X10N	2L 20X20N	2L 20X30N	2L 30X30N
Tačnost	86.10%	85.49%	89.54%	89.78%	86.81%	88.32%	89.02%	88.64%
SKG	0.294087	0.294812	0.292690	0.29297	0.294809	0.292541	0.293820	0.293654

Koristeći model sa 50 neurona u jednom skrivenom sloju, u okviru razvijenog modela neuronske mreže kao atribut koji ima najveći uticaj na proces predviđanja dužine studiranja na osnovu ličnih podataka studenata je ostvarena prosečna ocena u srednjoj školi, dok najmanje utiču pol studenta i kategorija završene srednje škole, Tabela 85.

Tabela 85. Značajnost ulaznih atributa za predviđanje dužine studiranja na osnovu ličnih podataka studenata

Ulazni atributi	Značajnost atributa
Pol studenta	0.16961
Kategorija srednje škole	0.11635
Prosečna ocena u srednjoj školi	0.47813
Region	0.23591

8.2.7. Predviđanje ocena iz stručnih predmeta sa 4. godine studija

U cilju da se predvidi uspešnost studenata, sagledana preko ostvarene ocene na određenim stručnim predmetima, na određenim naučnim i stručnim oblastima za koje se školuju na Fakultetu organizacionih nauka, a na osnovu 17 ulaznih varijabli koje obuhvataju podatke o studentu, uspehu u srednjoj školi i ocene sa prve godine studija, razvijeno je 8 grupa modela sa po 8 modela neuronskih mreža. Osnovna svrha ovakve predikcije je da se u ranoj fazi utvrdi koje oblasti odgovaraju kojoj grupi studenata i na kojima će postići bolji uspeh, te da se tako studentima blagovremeno izvrši sugestija ka određenim naučnim oblastima u kojima mogu ostvariti dobre i/ili bolje rezultate.

8.2.7.1. Informacioni sistemi i tehnologije

U okviru studijskog programa za Informacione sisteme i tehnologije, kreirane su četiri grupe modela za predikciju ocena sa ispita koje studenti pohađaju u 7. i 8. semestru osnovnih akademskih studija, a gde je svaki od predmeta tipičan predstavnik svake od grupa predmeta, za koje se kasnije studenti mogu opredeliti u okviru izbornih predmeta. Analiza i predviđanje ocena biće urađena za predmete: Projektovanje informacionih sistema, Inteligentni sistemi, Projektovanje softvera i Internet tehnologije.

Projektovanje informacionih sistema

Proces predviđanja ocene iz predmeta Projektovanje informacionih sistema, koji se pohađa u 7. semestru osnovnih akademskih studija na studijskom programu Informacioni sistemi i tehnologije, rezultirao je sa 8 razvijenih modela, čije performanse po kriterijumu tačnosti i srednje kvadratne greške su prikazane u narednoj tabeli, Tabela 86. Analizirajući rezultate 8 razvijenih modela po kriterijumu tačnosti, može se uočiti da su modeli sa manjim brojem neurona u jednom ili oba skrivena sloja dali bolje rezultate, dajući tačnost preko 90%. Najbolji model za predviđanje ocene iz predmeta Projektovanje informacionih sistema zasnovan je na modelu neuronske mreže sa jednim skrivenim slojem i 30 neurona u tom skrivenom sloju, kod koga je ostvarena tačnost od 93.81% i srednja kvadratna greška od 0.172635. Slične vrednosti srednje kvadratne greške ostvarili su i modeli zasnovani na po 10 ili 20 neurona u po dva skrivena sloja višeslojne neuronske mreže.

Tabela 86. Predviđanje ocene iz predmeta Projektovanje informacionih sistema

Struktura modela	1L 20N	1L 30N	1L 50N	1L 100N	2L 10X10N	2L 20X20N	2L 20X30N	2L 30X30N
Tačnost	89.71%	93.81%	92.96%	88.49%	91.94%	93.38%	90.05%	86.94%
SKG	0.186089	0.172635	0.183253	0.187747	0.179032	0.176276	0.179954	0.192758

Nakon odabira najboljeg modela za predikciju ocene iz predmeta Projektovanje informacionih sistema, izvršena je kvantifikacija značajnosti ulaznih atributa, gde su se kao najznačajniji atributi izdvojili broj poena na prijemnom ispitu i prosečna ocena iz srednje škole, kao i ocene iz predmeta: Matematika 2, Osnove informaciono-komunikacionih tehnologija, Uvod u informacione sisteme i Proizvodni sistemi, Tabela 87. Ovakav rezultat ukazuje da ocene koje student ostvari u drugom semestru osnovnih akademskih studija, a posebno iz predmeta koji su zasnovani na matematici i informatici, imaju veći uticaj na kasnije postignuće na predmetu Projektovanje informacionih sistema.

Tabela 87. Značajnost ulaznih atributa za predviđanje ocene iz predmeta Projektovanje informacionih sistema

Ulazni atributi	Značajnost atributa
Pol studenta	0.00303
Status Upisa	0.00286
Broj poena na prijemnom ispitu	0.12133
Kategorija srednje škole	0.06508
Prosečna ocena u srednjoj školi	0.10083
Region	0.03477
Engleski jezik 1	0.02189
Engleski jezik 2	0.02554
Ekonomija	0.00457
Matematika 1	0.09538
Matematika 2	0.11472
Menadžment	0.01877
Osnove informaciono-komunikacionih tehnologija	0.12976
Osnovi organizacije	0.00168
Proizvodni sistemi	0.11094
Psihologija/Sociologija	0.02803
Uvod u informacione sisteme	0.11905

Inteligentni sistemi

Razvijenih osam modela za predviđanje ocene iz predmeta Inteligentni sistemi, koji je obavezan predmet u osmom semestru, po kriterijumu ocene u pogledu tačnosti i srednje kvadratne greške, predstavljeni su u narednoj tabeli, Tabela 88. Po kriterijumu srednje kvadratne greške, kao model sa najmanjom vrednošću izdvojio se model sa 20 neurona u prvom skrivenom sloju i 30 neurona u drugom skrivenom sloju, dok se po kriterijumu tačnosti izvojio model 30 neurona u jednom skrivenom sloju, sa tačnošću od 92.86%. Kao optimalan model za predviđanje ocena na predmetu Inteligentni sistemi, između 8 modela razvijenih za ovaj predikcioni problem, može se odrediti model sa dva skrivena sloja koji ima najbolju (najmanju) vrednost srednje kvadratne greške, a koji

ujedno ima blisku vrednost u pogledu tačnosti sa najboljim modelom u pogledu tačnosti, za samo 0.41% je manja od najbolje tačnosti i iznosi 92.45%.

Tabela 88. Predviđanje ocene iz predmeta Inteligentni sistemi

Struktura modela	1L 20N	1L 30N	1L 50N	1L 100N	2L 10X10N	2L 20X20N	2L 20X30N	2L 30X30N
Tačnost	91.78%	92.86%	90.63%	90.94%	88.23%	87.59%	92.45%	89.77%
SKG	0.176476	0.174705	0.189922	0.182298	0.186061	0.185624	0.174197	0.185973

U okviru optimalnog modela za predviđanje ocene iz predmeta Inteligentni sistemi izdvojena je grupa od 4 ulazna atributa koji su izuzetno značajni za proces predikcije, a to su broj poena na prijemnom ispitu, kao i ocene iz predmeta: Osnove informaciono-komunikacionih tehnologija, Uvod u informacione sisteme i Proizvodni sistemi. Najmanji uticaj na proces predikcije ocene iz predmeta Inteligentni sistemi ima pol studenta i ocena iz predmeta Osnovi organizacije, što se može sagledati iz naredne tabele, Tabela 89.

Tabela 89. Značajnost ulaznih atributa za predviđanje ocene iz predmeta Inteligentni sistemi

Ulazni atributi	Značajnost atributa
Pol studenta	0.003423
Status Upisa	0.032318
Broj poena na prijemnom ispitu	0.137102
Kategorija srednje škole	0.073540
Prosečna ocena u srednjoj školi	0.039379
Region	0.039291
Engleski jezik 1	0.024735
Engleski jezik 2	0.062886
Ekonomija	0.018331
Matematika 1	0.047794
Matematika 2	0.099636
Menadžment	0.021211
Osnove informaciono-komunikacionih tehnologija	0.126628
Osnovi organizacije	0.001898
Proizvodni sistemi	0.113622
Psihologija/Sociologija	0.033678
Uvod u informacione sisteme	0.124527

Projektovanje softvera

Predmet Projektovanje softvera, studenti sa studijskog programa Informacioni sistemi i tehnologije, pohađaju u osmom semestru osnovnih akademskih studija, a za predviđanje ocena iz tog predmeta dobijeni rezultati performansa 8 razvijenih modela neuronskih mreža, prikazani su u sledećoj tabeli,

Tabela 90. Modeli neuronske mreže sa po jednim skrivenim slojem, su u proseku, dali bolje rezultate i po kriterijumu tačnosti i srednje kvadratne greške. Najbolji model, od 8 razvijenih modela, za predviđanje uspeha na predmetu Projektovanje softvera, ostvario je model sa 50

neurona u jednom skrivenom sloju, kod kojeg je tačnost 94.56%, a vrednost srednje kvadratne greške 0.181314, koja ujedno predstavlja i najmanju srednju kvadratnu grešku kod svih modela u ovoj grupi predikcionih modela.

Tabela 90. Predviđanje ocene iz predmeta Projektovanje softvera

Struktura modela	1L 20N	1L 30N	1L 50N	1L 100N	2L 10X10N	2L 20X20N	2L 20X30N	2L 30X30N
Tačnost	89.48%	91.62%	94.56%	92.91%	93.04%	90.74%	87.88%	88.29%
SKG	0.186557	0.184612	0.181314	0.184243	0.192676	0.19932	0.21834	0.211952

Koristeći model sa 50 neurona u jednom skrivenom sloju za predviđanje ocena na predmetu Projektovanje softvera, 17 ulaznih atributa je kvantifikovano, gde su se kao najbitniji izdvojili broj poena na prijemnom ispitu i ostvarena prosečna ocena u srednjoj školi, dok se u pogledu predmeta koji su značajni za proces izdvajaju predmeti iz drugog semestra osnovnih akademskih studija, kao što su Matematika 2, Uvod u informacione sisteme, Osnovi organizacije i Proizvodni sistemi. Kao atributi koji se nisu pokazali kao značajni, mogu se izdvojiti pol studenta, kao i ocene iz predmeta Menadžment, Ekonomija i Psihologija/Sociologija, Tabela 91.

Tabela 91. Značajnost ulaznih atributa za predviđanje ocene iz predmeta Projektovanje softvera

Ulazni atributi	Značajnost atributa
Pol studenta	0.00105
Status Upisa	0.00849
Broj poena na prijemnom ispitu	0.10385
Kategorija srednje škole	0.04022
Prosečna ocena u srednjoj školi	0.10791
Region	0.00693
Engleski jezik 1	0.09984
Engleski jezik 2	0.07738
Ekonomija	0.00584
Matematika 1	0.01948
Matematika 2	0.10702
Menadžment	0.00206
Osnove informaciono-komunikacionih tehnologija	0.06881
Osnovi organizacije	0.11963
Proizvodni sistemi	0.10339
Psihologija/Sociologija	0.00176
Uvod u informacione sisteme	0.12634

Internet tehnologije

Predviđanje ocena iz predmeta Internet tehnologije, koji je obavezan predmet na studijskom programu za Informacione sisteme i tehnologije u 7. semestru osnovnih akademskih studija, zasnovano je na razvoju 8 modela neuronskih mreža sa jednim odnosno dva skrivena sloja. U pogledu kriterijuma srednja kvadratna greška, najbolje rezultate ostvario je model neuronske mreže sa dva skrivena sloja sa po 20 neurona u svakom sloju. Sagledavajući drugi kriterijum za ocenu performansi modela neuronske mreže, u pogledu tačnosti modela, najbolji rezultat ostvario je model sa 2 skrivena sloja, i to sa 20 neurona u prvom skrivenom sloju i 30 neurona u drugom

skrivenom sloju, sa procentom tačnosti od 92.87%. Uzimajući u obzir oba kriterijuma za ocenu uspešnosti razvijenih modela za predviđanje ocene na predmetu Internet tehnologije, kao ukupno najbolji model, odabran je model sa po 20 neurona u dva skrivena sloja, koji ima najmanji (najbolju vrednost) iznos srednje kvadratne greške i rezultat tačnosti od 92.34%, koji je za samo 0.53% slabiji od najboljeg rezultata modela u pogledu tačnosti, Tabela 92.

Tabela 92. Predviđanje ocene iz predmeta Internet tehnologije

Struktura modela	1L 20N	1L 30N	1L 50N	1L 100N	2L 10X10N	2L 20X20N	2L 20X30N	2L 30X30N
Tačnost	91.12%	90.56%	88.93%	87.04%	89.68%	92.34%	92.87%	88.37%
SKG	0.175956	0.176728	0.183266	0.191735	0.181506	0.172031	0.174742	0.184824

Nakon razvoja i odabira najboljeg modela predikcije koji se može koristiti za predviđanje ocena iz predmeta Internet tehnologije, izvršena je ocena značajnosti svakog od 17 ulaznih atributa, te su dobijeni rezultati predstavljeni u sledećoj tabeli, Tabela 93. Kao najznačajniji atributi procesa predikcije ocene iz predmeta Internet tehnologije mogu se izdvojiti ocene iz predmeta: Osnove informaciono-komunikacionih tehnologija, Matematika 1, Proizvodni sistemi i Uvod u informacione sisteme, kao i broj poena na prijemnom ispitu. Najmanji uticaj na ovu predikciju imaju pol studenta, status (Budžetski ili Samofinansirajući) studiranja prilikom upisa na fakultet, region iz kojeg student dolazi na studije, kao i ocena iz predmeta Engleski jezik 1.

Tabela 93. Značajnost ulaznih atributa za predviđanje ocene iz predmeta Internet tehnologije

Ulazni atributi	Značajnost atributa
Pol studenta	0.00225
Status Upisa	0.00386
Broj poena na prijemnom ispitu	0.10024
Kategorija srednje škole	0.05738
Prosečna ocena u srednjoj školi	0.09972
Region	0.00739
Engleski jezik 1	0.04301
Engleski jezik 2	0.00726
Ekonomija	0.06811
Matematika 1	0.10682
Matematika 2	0.08995
Menadžment	0.02871
Osnove informaciono-komunikacionih tehnologija	0.11097
Osnovi organizacije	0.02629
Proizvodni sistemi	0.10339
Psihologija/Sociologija	0.04383
Uvod u informacione sisteme	0.10076

8.2.7.2. Menadžment i organizacija

Za predikciju uspeha studenata sa studijskog programa Menadžment i organizacija, za 4 obavezna predmeta iz sedmog i osmog semestra osnovnih akademskih studija, kreirane su posebne grupe modela za predikciju ocena. Analiza i predviđanje ocena biće urađena za predmete koji se mogu smatrati karakterističnim predstavnicima svake od grupa predmeta, za koje se kasnije studenti

mogu opredeliti u okviru izbornih nastavnih oblasti – modula, a to su: Projektovanje organizacije, Strateški menadžment, Finansijska tržišta i Poslovna inteligencija.

Projektovanje organizacije

Rezultati razvijenih modela za predviđanje ocene iz predmeta Projektovanje organizacije, sa studijskog programa Menadžment i organizacija koji se sluša u osmom semestru osnovnih akademskih studija, prikazani su u narednoj tabeli, Tabela 94. Analizirajući rezultate po kriterijumu tačnosti i srednje kvadratne greške uočava se da su modeli neuronskih mreža koji imaju jedan skriveni sloj ostvarili prosečnu tačnost od oko 90% i srednju kvadratnu grešku veću od 0.18. Modeli neuronskih mreža koji se sastoje od dva skrivena sloja, dali su u proseku bolju tačnost, oko 92%, gde je najbolji model sa dva skrivena sloja i sa po 30 neurona u svakom od slojeva zabeležio tačnost od 93.83% i srednju kvadratnu grešku od 0.177978.

Tabela 94. Predviđanje ocene iz predmeta Projektovanje organizacije

Struktura modela	1L 20N	1L 30N	1L 50N	1L 100N	2L 10X10N	2L 20X20N	2L 20X30N	2L 30X30N
Tačnost	91.67%	90.48%	90.08%	88.63%	87.52%	92.12%	92.79%	93.83%
SKG	0.183215	0.183209	0.181696	0.185125	0.189114	0.179875	0.184155	0.177978

Utvrđivanjem značajnosti svih 17 ulaznih atributa, kao atributi koji imaju najmanji uticaj na proces predikcije, mogu se izdvojiti pol studenta, broj poena na prijemnom ispitu, kao i ocene na predmetima: Matematika 1, Matematika 2 i Engleski jezik 1, Tabela 95. Ulazni atributi koji imaju značajnost veću do 10% čine ostvarena prosečna ocena u srednjoj školi, kao i ocene iz predmeta: Menadžment, Osnovi organizacije i Proizvodni sistemi.

Tabela 95. Značajnost ulaznih atributa za predviđanje ocene iz predmeta Projektovanje organizacije

Ulazni atributi	Značajnost atributa
Pol studenta	0.00134
Status Upisa	0.03354
Broj poena na prijemnom ispitu	0.00309
Kategorija srednje škole	0.03629
Prosečna ocena u srednjoj školi	0.10927
Region	0.03034
Engleski jezik 1	0.01571
Engleski jezik 2	0.04756
Ekonomija	0.08602
Matematika 1	0.01259
Matematika 2	0.01192
Menadžment	0.14211
Osnove informaciono-komunikacionih tehnologija	0.04041
Osnovi organizacije	0.11665
Proizvodni sistemi	0.10783
Psihologija/Sociologija	0.08250
Uvod u informacione sisteme	0.12289

Strateški menadžment

Predmet Strateški menadžment, studenti u okviru studijskog programa Menadžment i organizacija, slušaju u osmom semestru osnovnih akademskih studija, kao obavezan predmet, te je za predikciju ocena o okviru tog predmeta razvijeno po 4 modela neuronskih mreža sa jednim ili dva skrivena sloja. Rezultati razvijenih osam modela, po kriterijumu tačnosti i srednje kvadratne greške, predstavljeni su u predstojećoj tabeli, Tabela 96. Analizom rezultata, može se zaključiti da su modeli koji imaju dva skrivena sloja, ostvarili slabije rezultate u odnosu na modele koji imaju jedan skriveni sloj, kako u pogledu tačnosti, tako i po kriterijumu srednje kvadratne greške. Uzimajući u obzir oba kriterijuma za ocenu uspešnosti modela, kao najbolji model, može se izdvojiti model sa 100 neurona u jednom skrivenom sloju veštačke neuronske mreže, u okviru koga je ostvarena tačnost od 92.74% i srednja kvadratna greška od 0.174152.

Tabela 96. Predviđanje ocene iz predmeta Strateški menadžment

Struktura modela	1L 20N	1L 30N	1L 50N	1L 100N	2L 10X10N	2L 20X20N	2L 20X30N	2L 30X30N
Tačnost	92.27%	91.83%	90.36%	92.74%	88.49%	87.31%	88.16%	90.59%
SKG	0.18664	0.180863	0.196114	0.174152	0.188904	0.195675	0.196362	0.181936

Nakon odabira najboljeg modela od 8 razvijenih modela za predikciju ocene iz predmeta Strateški menadžment, u procesu selekcije značajnosti među 17 ulaznih atributa, kao najdominantniji atributi mogu se izdvojiti ocene iz predmeta: Proizvodni sistemi, Menadžment, Engleski jezik 2 i Osnovi organizacije, Tabela 97. Ulazni atributi koji se zasnivaju na ličnim karakteristikama studenata i njihovom uspehu u srednjoj školi, imaju manje značajan uticaj u celokupnom procesu predviđanja ocene iz predmeta Strateški menadžment.

Tabela 97. Značajnost ulaznih atributa za predviđanje ocene iz predmeta Strateški menadžment

Ulazni atributi	Značajnost atributa
Pol studenta	0.02921
Status Upisa	0.03117
Broj poena na prijemnom ispitu	0.00408
Kategorija srednje škole	0.00693
Prosečna ocena u srednjoj školi	0.05694
Region	0.02832
Engleski jezik 1	0.09660
Engleski jezik 2	0.10591
Ekonomija	0.07785
Matematika 1	0.01253
Matematika 2	0.01194
Menadžment	0.12774
Osnove informaciono-komunikacionih tehnologija	0.03728
Osnovi organizacije	0.11835
Proizvodni sistemi	0.14052
Psihologija/Sociologija	0.07472
Uvod u informacione sisteme	0.03992

Finansijska tržišta

Rezultati procesa predviđanja ocena na predmetu Finansijska tržišta, koji pohađaju studenti četvrte godine sa studijskog programa Menadžment i organizacija, u sedmom semestru osnovnih akademskih studija, za svih 8 razvijenih modela, prikazani su u sledećoj tabeli, Tabela 98. Tačnost modela se kreće od 87.75% kod modela sa jednim skrivenim slojem sa 50 neurona, do 93.91% kod modela sa 30 neurona u jednom skrivenom sloju. Poredeći grupe modela sa jednim i dva skrivena sloja, u proseku, bolje rezultate su pokazali modeli sa jednim skrivenim slojem. Model koji se može izdvojiti kao optimalan za proces predikcije ocene iz predmeta Finansijska tržišta je model sa 30 neurona u jednom skrivenom sloju, koji ostvaruje tačnost od skoro 94% sa srednjom kvadratnom greškom od 0.171523.

Tabela 98. Predviđanje ocene iz predmeta Finansijska tržišta

Struktura modela	1L 20N	1L 30N	1L 50N	1L 100N	2L 10X10N	2L 20X20N	2L 20X30N	2L 30X30N
Tačnost	90.53%	93.91%	87.75%	89.47%	88.05%	89.69%	91.94%	85.32%
SKG	0.186943	0.171523	0.184855	0.180449	0.194784	0.192442	0.176946	0.232912

Daljom analizom odabranog optimalnog modela, u procesu predikcije ocene iz predmeta Finansijska tržišta, kao ulazni atributi sa najvećim značajem izdvojili su se broj poena na prijemnom ispitu, kao i ocene iz predmeta: Matematika 2, Menadžment, Osnovi organizacije i Proizvodni sistemi. Manje značajan uticaj na proces predikcije imaju personalni podaci o studentu, kao i ocene iz predmeta: Engleski jezik 2 i Ekonomija, Tabela 99.

Tabela 99. Značajnost ulaznih atributa za predviđanje ocene iz predmeta Finansijska tržišta

Ulazni atributi	Značajnost atributa
Pol studenta	0.00196
Status Upisa	0.00719
Broj poena na prijemnom ispitu	0.10041
Kategorija srednje škole	0.04448
Prosečna ocena u srednjoj školi	0.06406
Region	0.01881
Engleski jezik 1	0.07713
Engleski jezik 2	0.00778
Ekonomija	0.00726
Matematika 1	0.07344
Matematika 2	0.10478
Menadžment	0.12418
Osnove informaciono-komunikacionih tehnologija	0.04825
Osnovi organizacije	0.10072
Proizvodni sistemi	0.10663
Psihologija/Sociologija	0.04099
Uvod u informacione sisteme	0.07193

Poslovna inteligencija

Proces predviđanja ocene na predmetu Poslovna inteligencija iz sedmog semestra osnovnih akademskih studija, zasnovan je na razvoju dve grupe modela neuronskih mreža sa jednim odnosno dva skrivena sloja, gde se indikatori uspešnosti modela prate preko kriterijuma tačnosti i srednje kvadratne greške. Rezultati svih osam razvijenih modela po oba kriterijuma ocene uspešnosti modela, prikazani su u tabeli koja sledi, Tabela 100. Nakon razvoja svih 8 modela, najbolji rezultat po kriterijumu srednje kvadratne greške, ostvario je model sa 50 neurona u jednom skrivenom sloju, dok je po kriterijumu tačnosti najbolje vrednosti pokazao model sa dva skrivena sloja sa po 20 neurona u svakom od slojeva.

U cilju odabira sveukupno najboljeg modela za predikciju ocene iz predmeta Poslovna inteligencija, analizirani su modeli neuronske mreže sa jednim skrivenim slojem u kojem se nalazi 50 neurona i modelom neuronske mreže sa dva skrivena sloja u kojem se nalazi po 20 neurona u svakom od slojeva. Razlika u tačnosti između ova dva modela je 0.38% na strani modela sa dva skrivena sloja, odnosno 0.00577 kod srednje kvadratne greške gde je model sa jednim skrivenim slojem u boljoj poziciji, te se kao optimalan model može odabrati model neuronske mreže sa 50 neurona u jednom skrivenom sloju.

Tabela 100. Predviđanje ocene iz predmeta Poslovna inteligencija

Struktura modela	1L 20N	1L 30N	1L 50N	1L 100N	2L 10X10N	2L 20X20N	2L 20X30N	2L 30X30N
Tačnost	90.38%	91.72%	94.25%	92.87%	90.07%	94.63%	93.26%	89.41%
SKG	0.185135	0.175295	0.161251	0.171465	0.189376	0.167023	0.177677	0.183220

Procenom ocene značajnosti svakog od 17 ulaznih atributa, atributi koji imaju najznačajniji uticaj u procesu predikcije ocene iz predmeta Poslovna inteligencija, mogu se izdvojiti ocene iz predmeta: Matematika 1, Osnovi organizacije i Uvod u informacione sisteme, kao i prosečna ocena koju je student ostvario u srednjoj školi, Tabela 101. Interesantno je zapaziti da je za proces predikcije ocene na predmetu Poslovna inteligencija, sa studijskog programa Menadžment i organizacija, čiju osnovu na neki način predstavljaju društveno-ekonomske nauke, osnovu po kriterijumu značajnosti atributa čine ocene iz predmeta koji su zasnovani na matematičkim i informatičkim konceptima.

Tabela 101. Značajnost ulaznih atributa za predviđanje ocene iz predmeta Poslovna inteligencija

Ulazni atributi	Značajnost atributa
Pol studenta	0.00469
Status Upisa	0.01031
Broj poena na prijemnom ispitu	0.09533
Kategorija srednje škole	0.05041
Prosečna ocena u srednjoj školi	0.11447
Region	0.02281
Engleski jezik 1	0.08552
Engleski jezik 2	0.01095
Ekonomija	0.01039
Matematika 1	0.12783
Matematika 2	0.08774
Menadžment	0.02338

Osnove informaciono-komunikacionih tehnologija	0.05446
Osnovi organizacije	0.11203
Proizvodni sistemi	0.01216
Psihologija/Sociologija	0.04666
Uvod u informacione sisteme	0.13086

9. Komparativna analiza rezultata predikcije

Shodno predstavljanim rezultatima u prethodna tri poglavlja, u kojima su predstavljeni samo najbolji modeli iz celokupnog procesa analize, modelovanja i predikcije na tri različite platforme: RapidMiner, Clementine i Matlab, sa ciljem da se kreiraju dobri modeli za predikciju uspešnosti studiranja, može se zaključiti da je uspeh studenata na visokoškolskim institucijama moguće modelovati na osnovu ocena sa prve godine studija, regiona iz kojeg student dolazi, završene srednje škole i uspeha u njoj, čime je prva posebna hipoteza potvrđena.

Sa namerom potvrde druge i treće posebne hipoteze, u nastavku ovog poglavlja biće predstavljeni i izvršeno poređenje najboljih rezultata predikcije prosečne ocene i prosečne dužine studiranja, kao krucijalnih indikatora uspešnosti studiranja.

9.1. Predikcija prosečne ocene studija

Tokom predviđanja ostvarene konačne prosečne ocene na kraju studija koja se zasniva na ocenama sa 11 predmeta sa prve godine osnovnih akademskih studija i ličnim podacima o studentima, a na osnovu primene različitih algoritama i metoda, koje su detaljnije bile predstavljene i objašnjene u prethodna tri poglavlja, najbolje rezultate je ostvarila višeslojna neuronska mreža sa 30 neurona u skrivenom sloju, koja je ostvarila tačnost preko 98%. Paralelno poredeći tri najbolja modela iz RapidMiner, Clementine i Matlab, može se uočiti da su vrednosti apsolutne greške kod modela linearne regresije zasnovane na genetskom algoritmu kod RapidMinera i veštačke neuronske mreže sa *Exhaustive Prune* algoritmom u Clementini preko 0.2, dok je ta greška manja od 0.1 kod modela koji je razvijem u Matlabu.

Ostvarivanje tačnosti od preko 98% u procesu predikcije finalne prosečne ocene na kraju studija svakako predstavlja odličan rezultat, koji ujedno daje bolji rezultat od nekih modela koji su navedeni u referentnoj literaturi, što nas dovodi do potvrde prvog dela druge polazne posebne hipoteze.

Kao izuzetno značajni atributi, koji se mogu izdvojiti u poseban podset atributa za predikciju uspešnosti studiranja sa redukovanim brojem varijabli, mogu se izdvojiti prosečna ocena iz srednje škole i ocene iz predmeta: Osnove informaciono-komunikacionih tehnologija, Uvod u informacione sisteme, Proizvodni sistemi i Osnovi organizacije. Kako postoji pozitivna korelacija između navedenih varijabli i prediktovane varijable, može se zaključiti da studenti koji su imali viši prosek u srednjoj školi, kao i na predmetima Osnove informaciono-komunikacionih tehnologija, Uvod u informacione sisteme, Proizvodni sistemi i Osnovi organizacije, imaju veće šanse da ostvare odličan uspeh na fakultetu. Sa druge strane, ocene na predmetima kao što su Ekonomija, Menadžment, Engleski jezik 2 i Matematika 2, ne bi trebalo da imaju značajan uticaj na predikciju prosečne ocene na kraju studija, te se shodno tim ocenama ne može dovoljno pouzdano predvideti ukupan uspeh studiranja. Bitno je istaći da ni studijski program koji student pohađa ne utiče značajno na njegov uspeh, što ukazuje da studenti sa oba studijska programa imaju podjednake šanse za uspešno studiranje.

Shodno modelu neuronske mreže sa jednim skrivenim slojem koji je dobijen primenom Backpropagation algoritma i težinskim vrednostima koeficijenata, koje se koriste za ponderisanje

značajnosti ulaznih varijabli, kao faktora koji utiču na faktore uspešnog studiranja kao i statističkoj analizi podataka, može se potvrditi prvi deo treće polazne posebne hipoteze da je moguće napraviti model koji koreliše faktore uspeha studenata sa karakteristikama studenata i faktorima uspeha zaključno sa prvom godina studija.

Kako ocene sa prve godine osnovnih akademskih studija imaju značajan uticaj na predviđanje uspešnosti studiranja, pre svega u pogledu ostvarene prosečne ocene, moguće je kreirati pouzdane modele za njenu predikciju samo na osnovu tih varijabli. U programskom okruženju Clementine najbolje rezultate dala je neuronska mreža sa jednim skrivenim slojem sa dva neurona koja je ostvarila tačnost od 83.16%, dok kod neuronske mreže koja je razvijena u Matlab okruženju, najbolji model sadrži 100 neurona u jednom skrivenom sloju i ostvaruje tačnost od 97.32%. Za uspešnost predikcionog modela, kao značajne varijable izdvojile su se ocene sa predmeta: Matematika 1, Matematika 2, Osnovi organizacije, Uvod u informacione sisteme, Proizvodni sistemi i Osnove informaciono-komunikacionih tehnologija. Može se uočiti da ocene iz predmeta Matematika 2, koje nisu imale značajan uticaj u predikcionom modelu sa 18 ulaznih varijabli, u modelu sa 11 ulaznih varijabli, koje samo uključuju ocene sa prve godine studija, postaju od velikog značaja za celokupnu predikciju. Takva promena se može povezati sa time, da kako u modelu nema više varijable koja oslikava uspeh studenta u srednjoj školi, putem ocena iz predmeta Matematika 1 i Matematika 2 se oslikava njihovo znanje iz srednje škole, kao i značaj prijemnog ispita na kome se polaže test iz matematike.

Za potrebe predviđanja ukupne prosečne ocene, samo na osnovu ličnih podataka o studentu, kao što su pol, kategorija završene srednje škole, prosečna ocena iz srednje škole, region iz kojeg dolazi na studije takođe je moguće kreirati adekvatan model, koji se zasniva na neuronskoj mreži sa 50 skrivenih neurona koji predviđa konačan uspeh studenta sa tačnošću od 90.59% u pogledu ostvarene prosečne ocene na kraju studija. Tako razvijeni model, pruža mogućnost srednjoškolicima, da na brz i jednostavan način, mogu da sagledaju svoj potencijalni uspeh, ukoliko bi se upisali na fakultet, gde se kao najznačajniji faktori uspeha mogu izdvojiti kategorija završene srednje škole i uspeh u njoj.

9.2. Predikcija prosečne dužine studiranja

Kao drugi značajan faktor ocene uspešnosti studiranja, pored ostvarene prosečne ocene, može se izdvojiti i vreme za koje student završi studije. Za predviđanje prosečne dužine studiranja, koji je modelovan kao predikcioni problem na sve tri softverske platforme, korišćeni su lični podaci o studentima i podaci o njihovom uspehu na predmetima sa prve godine osnovnih akademskih studija. Nakon primene različitih metoda i algoritama, nakon procesa predikcije, u svakom okruženju se izdvojio po jedan najbolji model na osnovu postojećih podataka i razvijenih modela. U okviru platforme RapidMiner najbolje rezultate ostvario je model linearne regresije sa korišćenjem genetskog algoritma kod koga je ostvarena apsolutna greška 0.246, a sama tačnost modela je oko 75%. Sa druge strane najbolji model u okviru platforme Clementine dobijen je korišćenjem neuronskih mreža i to sa algoritmom Exhaustive Prune, kod koga je vrednost apsolutne greške 0.320, dok je tačnost modela nešto manja od 85%. Pri razvoju predikcionog modela sa istim ulaznim varijablama, u okviru razvijenih modela u Matlabu, najbolje rezultate dala je neuronska mreža, koja ostvaruje tačnost preko 95% i apsolutnu grešku oko 0.15. Analizirajući sva tri modela, kao najbolje predstavnike na svakoj od softverskih platformi, može

se zaključiti da je sveukupno najbolji model, koji je razvijen u okviru Matlaba, koji predstavlja višeslojnu neuronsku mrežu sa dva skrivena sloja, sa po 30 neurona u svakom od skrivenih slojeva.

Model za predikciju prosečne dužine studiranja, u kome se ostvaruje tačnost preko 95% (96.82%) predstavlja zadovoljavajući rezultat, koji svakako može pouzdano da predvidi kada se očekuje da će neki student završiti studije, te daje bolje rezultate od nekih modela koji su navedeni u referentnoj literaturi, što nas dovodi do potvrde drugog dela druge polazne posebne hipoteze.

Kao poseban skup varijabli koji se može izdvojiti iz modela za predviđanja dužine studiranja, na osnovu ličnih podataka o studentu i njegovom uspehu na predmetima iz prve godine studija, mogu se izdvojiti sledeće varijablje: broj poena na prijemnom ispitu, ocene iz prvog semestra iz predmeta Matematika 1 i Osnove informaciono-komunikacionih tehnologija, kao i ocene sa dva predmeta iz drugog semestra Uvod u informacione sisteme i Osnovi organizacije. Sa druge strane, varijable koje imaju manji uticaj u procesu predikcije prosečne dužine studiranja sa 18 ulaznih varijabli, mogu se izdvojiti ocene iz predmeta Engleski jezik 2 i Menadžment, kao i pol studenta i status upisa na fakultet. Dobro je uočiti da od 4 predmeta koji su izuzetno značajni za modelovanje predikcije prosečne dužine studiranja, da su se izdvojila tri ista predmeta kao i kod modela za predikciju prosečne ocene studiranja (Osnove informaciono-komunikacionih tehnologija, Uvod u informacione sisteme, Osnovi organizacije). Takođe, postoji korelacija između ocena iz prethodno navedenih predmeta, koji su značajni za predikciju dužine studiranja, i samog vremena koje student provede na studijama, koja ukazuje da studenti koji ostvare više ocene iz navedenih predmeta imaju ukupno kraće vreme studiranja. Sa druge strane, uspeh na predmetima kao što su Menadžment, Engleski jezik 1 i Engleski jezik 2, ne bi trebalo da imaju značajan uticaj na predikciju dužine studija, te se shodno tome, sa tim ocenama ne može se dovoljno pouzdano predvideti ukupna dužina studiranja.

Modelom neuronske mreže koji je razvijen primenom Backpropagation algoritma u Matlabu i dobijenim vrednostima težinskih koeficijenata, koje se koriste za ponderisanje značajnosti svih 18 ulaznih varijabli, kao faktora koji utiču na uspešnost studiranja u pogledu vremena završetka studija, može se potvrditi drugi deo treće polazne posebne hipoteze da je moguće napraviti model koji koreliše faktore uspeha studenata za završetak studija sa karakteristikama studenata i faktorima uspeha zaključno sa prvom godina studija.

Analizirajući značajnost varijabli koje utiču na predviđanje prosečne dužine studiranja u modelu sa 18 ulaznih varijabli, može se zaključiti da one čine skoro 80% značajnosti u odnosu na sve ulazne atribute, te su samo na osnovu njih razvijeni novi modeli za predikciju dužine studiranja, sa namerom da se utvrdi koji su to predmeti koji najviše utiču na dužinu studiranja, ako se zanemare personalni podaci o studentima, odnosno ukoliko se posmatra da svi imaju istu polaznu osnovu sa prve godine osnovnih akademskih studija. U okviru Clementine platforme, najbolji rezultat je zabeležen kod modela neuronske mreže sa Exhaustive Prune algoritmom, koji ima koeficijent linearne korelacije 0.887 i tačnost 83.166%, gde model neuronske mreže ima dva neurona u jednom skrivenom sloju. U okviru Matlab platforme, najbolju tačnost ostvario je model višeslojne neuronske mreže koji ima dva skrivena sloja sa po 30 neurona u svakom od slojeva, koji ostvaruje tačnost od skoro 95% (94.84%). Među predmetima koji imaju najveći uticaj u procesu predikcije vrednosti dužine studiranja, mogu se izdvojiti predmeti: Matematika 1, Osnove

informaciono-komunikacionih tehnologija, Osnovi organizacije, Proizvodni sistemi i Uvod u informacione sisteme (svi navedeni atributi imaju značajnost veću od 10%).

Da bi se omogućila predikcija prosečne dužine studiranja, koja bi potencijalnim studentima omogućila da sagledaju potencijalno vreme koje će provesti na studijama, samo na osnovu ličnih podataka o student (pol, kategorija završene srednje škole, prosečna ocena iz srednje škole, region iz kojeg dolazi na studije) razvijeni su predikcioni modeli za predviđanje prosečne dužine studiranja. U softverskom okruženju Clementine, najbolji rezultat je postigao model neuronske mreže razvijen uz pomoć Dynamic algoritma koji ostvaruje tačnost od 80.51%. Kod razvoja predikcionih modela za prosečnu dužinu studiranja u Matlabu postoje dva modela sa približno istim performansama koji ostvaruju tačnost od 89.54% i 89.78%, a sadrže po 50, odnosno 100 neurona u jednom skrivenom sloju. Iako postoji razlika u pogledu tačnosti prethodno razvijenih modela, ono što im je zajedničko, jeste da se kao najznačajnija varijabla u procesu predikcije izdvojila prosečna ocena iz srednje škole, sa značajnošću preko 40%.

9.3. Komparativna analiza predviđanja ocena iz predmeta sa 4. godine studija

Predviđanje ocena iz stručnih predmeta sa 4. godine osnovnih akademskih studija na oba studijska programa omogućava da se u ranoj fazi studiranja, nakon završene prve godine osnovnih studija sagleda i identifikuje potencijalni uspeh studenta iz određene oblasti, kao dobra osnova za sugestiju nastavnih modula i izbornih predmeta, sa akcentom na one koji bi doprineli boljem uspehu.

U nastavku je data komparativna analiza za svaki od studijskih programa, po predmetima, gde su predstavljene performanse najboljih modela u svakom od softverskih okruženja, uzimajući kao relevantan kriterijum tačnost modela. U delu gde su navedene najznačajnije varijable, izdvojene su varijable shodno značajnosti težinskih koeficijenata koji su im dodeljeni u sveukupno najpreciznijem modelu za svaki od predmeta.

Ukupno sagledavajući predikciju ocena sa četvrte godine osnovnih akademskih studija, može se zaključiti da je za svaki od predmeta moguće kreirati predikcioni model, zasnovan na 17 ulaznih varijabli (lični podaci o studentu i ocene sa prve godine studija), koji sa tačnošću većom od 90% može da predvidi ocenu iz željenog predmeta, kao adekvatnog predstavnika naučne oblasti. U okviru studijskog programa Informacioni sistemi i tehnologije, kao najznačajniji atributi se mogu izdvojiti sledeće varijable: broj poena na prijemnom ispitu, ocene iz predmeta Osnove informaciono-komunikacionih tehnologija, Uvod u informacione sisteme i Proizvodni sistemi. Na studijskom programu Menadžment i organizacija, varijable koje imaju najveći značaj za predikciju ocena iz stručnih predmeta sa četvrte godine studija, su ocene iz predmeta Menadžment, Osnovi organizacije i Proizvodni sistemi.

Shodno ostvarenim rezultatima i uspehu u modelovanju predikcionih modela sa ciljem da se što preciznije predvide ocene na stručnim ispitima sa 4. godine studija, pa ukoliko te modele posmatramo kao specijalizaciju predikcije uspešnosti studiranja, možemo zaključiti da su još jednom potvrđene druga i treća posebna hipoteza.

9.3.1. Komparativna analiza predviđanja ocena sa studijskog programa Informacioni sistemi i tehnologije

Komparativnom analizom rezultata predikcionih modela koji su razvijeni u RapidMineru, Clementine i Matlab okruženju, može se zaključiti da su predikcioni modeli zasnovani na višeslojnim neuronskim mrežama koji su razvijeni u Matlabu dali najbolje rezultate u pogledu tačnosti modela.

Ukoliko sagledamo RapidMiner modele, za predikciju ocena za sva četiri predmeta sa studijskog programa Informacioni sistemi i tehnologije, možemo uočiti da su svi modeli zasnovani na primeni genetskih algoritama na modele neuronskih mreža i modele linearne regresije. U Clementine softverskom okruženju najbolje predikcione modele dali su modeli neuronskih mreža sa primenom Exhaustive Prune i Prune algoritama, koji u svojoj strukturi imaju jedan ili dva skrivena sloja, gde svi razvijeni predikcioni modeli ostvaruju tačnost veću od 90%. Razvoj modela neuronskih mreža u Matlabu zasnovan je na primeni Backpropagation algoritma nad kojim su razvijani predikcioni modeli, gde tri modela imaju jedan skriveni sloj i jedan model koji sadrži dva skrivena sloja, i svi oni ostvaruju tačnost veću od 92%.

Ukoliko bi se za svaki od predmeta izvršilo rangiranje najboljih modela po svakoj od softverskih platformi na kojima su razvijani, redosled po kriterijumu tačnosti bi bio Matlab, Clementine, RapidMiner, gde su modeli razvijeni na Matlab platformi za sva četiri predmeta ostvarili najbolje rezultate, Tabela 102. Potrebno je još naglasiti da je kod razvoja modela za predikciju ocena iz predmeta Internet tehnologije, model razvijen u RapidMineru, koji je zasnovan na linearnoj regresiji, po kriterijumu tačnosti ostvario bolje rezultate od modela neuronske mreže koja je razvijena u Clementini, što samo ukazuje da i tradicionalni, relativno jednostavniji modeli i dalje mogu da budu konkurentni složenijim modelima kao što su modeli neuronskih mreža.

Tabela 102. Komparativna analiza predviđanja ocena sa studijskog programa Informacioni sistemi i tehnologije

Platforma	Model	Algoritam	Tačnost	Značajne varijable
Projektovanje informacionih Sistema				
RapidMiner	Neuronska mreža	genetski algoritam	89.75%	<ul style="list-style-type: none"> – Broj poena na prijemnom ispitu – Matematika 2 – Osnove informaciono-komunikacionih tehnologija – Uvod u informacione sisteme – Proizvodni sistemi
Clementine	Neuronska mreža	Prune	92.44%	
Matlab	Neuronska mreža	Backpropagation 1L – 30N	93.81%	
Inteligentni sistemi				
RapidMiner	Linearna regresija	genetski algoritam	86.41%	<ul style="list-style-type: none"> – Broj poena na prijemnom ispitu – Osnove informaciono-komunikacionih tehnologija – Uvod u informacione sisteme – Proizvodni sistemi
Clementine	Neuronska mreža	Exhaustive Prune	92.06%	
Matlab	Neuronska mreža	Backpropagation 1L – 30N	92.86%	
Projektovanje softvera				
RapidMiner	Neuronska mreža	genetski algoritam	82.31%	

Clementine	Neuronska mreža	Exhaustive Prune	91.33%	<ul style="list-style-type: none"> – Broj poena na prijemnom ispitu – Prosečna ocena u srednjoj školi – Matematika 2 – Uvod u informacione sisteme – Osnovi organizacije – Proizvodni sistemi
Matlab	Neuronska mreža	Backpropagation 1L – 50N	94.56%	
Internet tehnologije				
RapidMiner	Linearna regresija	genetski algoritam	92.82%	<ul style="list-style-type: none"> – Broj poena na prijemnom ispitu – Osnove informaciono-komunikacionih tehnologija – Matematika 1 – Proizvodni sistemi – Uvod u informacione sisteme
Clementine	Neuronska mreža	Exhaustive Prune	91.67%	
Matlab	Neuronska mreža	Backpropagation 2L - 20X30N	92.87%	

U pogledu značajnosti atributa, varijabli na predikcione modele, kao najvažniji atributi se mogu izdvojiti: broj poena na prijemnom ispitu i ocena iz predmeta Proizvodni sistemi, koji su značajni kod predikcije ocene za sva četiri predmeta, Tabela 102. Nakon toga, po zastupljenosti, slede ocene iz predmeta Osnove informaciono-komunikacionih tehnologija i Uvod u informacione sisteme. Kod predikcije ocene iz predmeta Projektovanje softvera, bitna je i ocena iz predmeta Osnovi organizacije, dok kod predikcije ocene iz predmeta Internet tehnologije, treba obratiti pažnju i na ocenu iz predmeta Matematika 1. Kako predmeti Osnove informaciono-komunikacionih tehnologija i Uvod u informacione sisteme sa prve godine predstavljaju osnovu za dalju edukaciju u oblasti informacionih sistema, dobre ocene iz tih predmeta svakako ukazuju preferencije studenta ka daljim uspesima u oblasti informacionih tehnologija, Tabela 102. Da bi se utvrdila detaljnija preferencija ka nekoj od oblasti informacionih sistema i tehnologija, potrebno je u dalju analizu uključiti i ocene iz predmeta Matematika 1, Osnovi organizacije i Proizvodni sistemi. Varijable koje ukazuju na lične podatke o studentu kao što su pol studenta, region iz kojeg dolazi na studije, ali i kategorija završene srednje škole nisu od presudnog uticaja za proces predikcije ocena iz predmeta sa četvrte godine studija.

9.3.2. Komparativna analiza predviđanja ocena sa studijskog programa Menadžment i organizacija

Modeli koji su razvijeni za predviđanje ocena sa četiri stručna predmeta sa četvrte godine osnovnih akademskih studija na studijskom programu Menadžment i organizacija, imaju tačnost oko 90%, bez obzira na kojoj platformi su razvijeni. U tabeli koja sledi, Tabela 103, predstavljeni su najbolji predikcioni modeli za svaki predmet u okviru sva tri softverska okruženja koja su korišćena u ovoj doktorskoj disertaciji.

Predikcioni modeli koji su razvijeni u RapidMineru zasnovani su na primeni genetskih algoritama na modele neuronskih mreža, osim kod predikcije ocene iz predmeta Finansijska tržišta gde je korišćen model linearne regresije. Modeli koji se koriste za predikciju ocena iz predmeta Projektovanje organizacije i Poslovna inteligencija ostvaruju tačnost veću od 92%, dok je kod druga dva predikciona modela, za predmete Finansijska tržišta i Strateški menadžment procenat

tačnosti malo manji od 90%. Ukoliko sagledamo Clementine modele, za predikciju ocena za sva četiri predmeta sa studijskog programa Menadžment i organizacija, možemo uočiti da su svi modeli zasnovani na modelu neuronskih mreža uz primenu Dynamic i Multiple algoritma, a da svi razvijeni modeli ostvaruju tačnost između 90% i 92.31%. Može se uočiti da kod predikcije ocena iz predmeta Projektovanje organizacije i Poslovna inteligencija, predikcioni modeli neuronskih mreža koji su razvijeni na RapidMiner platformi su dali bolje rezultate, u pogledu tačnosti, od najboljih modela iz iste grupacije koji su razvijeni u okviru Clementine, Tabela 103. Predikcioni modeli koji su razvijeni u Matlabu, za sva četiri predmeta dali su najbolje rezultate u pogledu tačnosti, koja je kod svih modela veća od 92.5%, gde osnovu modela u tri slučaja predstavljaju neuronske mreže sa 2 skrivena sloja neurona, a u jednom slučaju, kod predikcije ocene iz predmeta Strateški menadžment, razvijena je neuronska mreža sa jednim skrivenim slojem sa 100 neurona, Tabela 103.

Tabela 103. Komparativna analiza predviđanja ocena sa studijskog programa Menadžment i organizacija

Platforma	Model	Algoritam	Tačnost	Značajne varijable
<i>Projektovanje organizacije</i>				
RapidMiner	Neuronska mreža	genetski algoritam	92.41%	– Prosečna ocena u srednjoj školi – Menadžment – Osnovi organizacije – Proizvodni sistemi
Clementine	Neuronska mreža	Dynamic	91.14%	
Matlab	Neuronska mreža	Backpropagation 2L - 30X30N	93.83%	
<i>Strateški menadžment</i>				
RapidMiner	Neuronska mreža	genetski algoritam	89.91%	– Menadžment – Engleski jezik 2 – Osnovi organizacije – Proizvodni sistemi
Clementine	Neuronska mreža	Dynamic	90.18%	
Matlab	Neuronska mreža	Backpropagation 1L – 100N	92.74%	
<i>Finansijska tržišta</i>				
RapidMiner	Linearna regresija	genetski algoritam	89.74%	– Broj poena na prijemnom ispitu – Matematika 2 – Menadžment – Osnovi organizacije – Proizvodni sistemi
Clementine	Neuronska mreža	Multiple	92.31%	
Matlab	Neuronska mreža	Backpropagation 2L – 20X20N	94.63%	
<i>Poslovna inteligencija</i>				
RapidMiner	Neuronska mreža	genetski algoritam	92.49%	– Prosečna ocena u srednjoj školi – Matematika 1 – Osnove informaciono-komunikacionih tehnologija – Uvod u informacione sisteme
Clementine	Neuronska mreža	Dynamic	91.35%	
Matlab	Neuronska mreža	Backpropagation 2L - 20X30N	92.87%	

Tokom procesa analize vrednosti težinskih koeficijenata ulaznih atributa, varijabli, za svaki od predikcionih modela iz Matlaba, izdvojene su varijable koje sa više od 10% učestvuju u značajnosti kod razvoja predikcionih modela. Kod tri predmeta (Projektovanje organizacije, Finansijska tržišta i Strateški menadžment) sa četvrte godine studija na studijskom programu Menadžment i organizacija, ocene iz predmeta Menadžment, Osnovi organizacije i Proizvodni sistemi su se izdvojili kao varijable od značaja za predikciju njihovih ocena, Tabela 103. Više ocene iz

navedenih predmeta sa prve godine, usled pozitivne korelacije, uticaće i na višu ocenu na stručnim predmetima sa četvrte godine studija. Kako bi se za svaki od predmeta preciznije predvidele ocene, potrebno je uključiti još neke od značajnih atributa, tako kod predikcije ocene iz predmeta Projektovanje organizacije potrebno je da se još uključi i ostvarena prosečna ocena u srednjoj školi, kod predikcije ocene iz predmeta Strateški menadžment u predikcioni model neophodno je uključiti i ocene iz predmeta Engleski jezik 2, a kod predikcije ocene iz predmeta Finansijska tržišta u predikcioni model neophodno je uključiti i ocene iz predmeta Matematika 2, kao i broj poena ostvaren na prijemnom ispitu. Za potrebe predikcije ocene iz predmeta Poslovna inteligencija, kao neophodne varijable potrebno je uključiti varijable koje ukazuju na ostvarenu prosečnu ocenu u srednjoj školi, kao i ocene sa predmeta Matematika 1, Osnove informaciono-komunikacionih tehnologija, Uvod u informacione sisteme. Možemo uočiti da iako se predmet Poslovna inteligencija pohađa na studijskom programu Menadžment i organizacija, da su za predikciju njegovih ocena značajne varijable koje ukazuju na ocene iz predmeta koji su po svojoj strukturi više usmereni ka informaciono-komunikacionim tehnologija, i koji se najčešće koriste za predviđanje ocena iz stručnih predmeta na studijskom programu Informacioni sistemi i tehnologije.

10. Dokumentacija sistema za praćenje i predviđanje uspešnosti studiranja na Fakultetu organizacionih nauka

U cilju efikasnijeg sagledavanja i korišćenja rezultata predikcije, kao i analize postojećih podataka o uspehu studiranja, razvijen je informacioni sistem za praćenje i predviđanje uspešnosti studiranja, koji bi bio dostupan i nastavnom kadru i studentima. U ovom poglavlju biće predstavljeni osnovni koncepti i funkcionalnosti razvoja informacionog sistema, dok se u Prilogu 1, nalazi detaljna specifikacija slučajeva korišćenja za svaku od grupa korisnika. U drugom prilogu doktorske disertacije se nalazi pregled grafičkih formi putem kojih se može raditi verodostojna analiza studentskih podataka u realnom vremenu.

10.1. Opis problema

10.1.1. Verbalni opis

QlikView je softverska platforma koja se u doktorskoj disertaciji koristi za razvoj aplikacije za kontinualno praćenje uspeha studiranja. Namenjena je nastavnom osoblju i studentima, pre svega putem vizuelne prezentacije rezultata, primenom različitih dijagrama, grafikona, tabela i mapa. Putem grafičkih i tabelarnih formi biće predstavljene otkrivene zakonitosti u podacima o uspehu studiranja iz prethodnih analiza i predikcija, a takođe, biće omogućena direktna i indirektna pretraga svih podataka, bilo globalno ili unutar pojedinačnih atributa, varijabli, i na osnovu toga dinamička promena i prikaz rezultata pretrage.

Nastavno osoblje će moći da prati uspeh studenata na svakom od predmeta, za koji su zaduženi, ostvarujući mogućnost pregleda podataka po svakom od predmeta na nivou ispitnog roka ili na godišnjem nivou, nivou školske godine, ali i po studentu na više predmeta, ispita za koji je određen nastavnik zadužen. Putem kontinualnog praćenja razvoja studenata tokom studiranja i mogućnosti da se u ranoj fazi identifikuju dobri studenti, dobija se mogućnost da im se ponude dodatni kursevi, učešće u naučno-istraživačkom radu i projektima, ali i da se identifikuju studenti kojima je potrebna dodatna pomoć i podrška, kako bi poboljšali uspeh studiranja.

Nastavnom osoblju koje se nalazi na pozicijama menadžmenta fakulteta biće omogućen uvid u celokupne podatke o uspehu na svakom od predmeta, ispita za svakog studenta, pre svega na globalnom nivou (uz mogućnost prikaza detaljnijih podataka) kako bi se mogli pratiti indikatori uspešnosti po predmetima i naučnim grupacijama predmeta, ispitnim rokovima, ali i uspehu studenata iz semestra u semestar, školsku godinu, sa posebnom analitikom koja se odnosi na karakteristike svakog od studenta.

Studentima fakulteta biće omogućeno, uz adekvatnu zaštitu podataka, da kontinualno prate svoj uspeh tokom studiranja (broj položenih ispita, ocene na ispitima) putem interaktivnih formi, kao i njihovo rangiranje u odnosu na ostale studente iz generacije sa istog studijskog programa. Takođe, studentima će biti omogućeno da nakon završene prve godine osnovnih akademskih studija, koristeći aplikaciju, sagledaju potencijalni predviđeni uspeh na kraju studija, što svakako predstavlja dobar indikator i smernicu za njihov dalji stručni i naučni razvoj.

Potencijalnim studentima, koji razmišljaju o upisu na fakultet, biće omogućeno da unosom svojih ličnih podataka i informacija o završenoj srednjoj školi i regiji, dobiju informacije o mogućem uspehu na željenom fakultetu, kao i da dobiju osnovni statistički pregled o uspehu studenata koji su pohađali istu srednju školu ili su iz istog grada, regiona.

10.1.2. Korisnici

Softverski sistem koji služi za praćenje i predviđanje uspešnosti studiranja, podršku odlučivanju je namenjen dvema osnovnim grupama korisnika, koje se dalje mogu podeliti u po još dve grupacije:

- Nastavnom osoblju
 - Dekanu i prodekanskom kolegijumu
 - Profesorima
- Studentima
 - Aktuelnim studentima
 - Budućim studentima

10.1.3. Ciljevi

Za potrebe sistema za praćenje i predviđanje uspešnosti studiranja na Fakultetu organizacionih nauka bilo je potrebno napraviti aplikaciju za samo praćenje performansi studiranja i uspešnosti svakog pojedinačnog studenta tokom njegove visokoškolske edukacije, koje će predstavljati osnovu za predstavljanje opštih deskriptivnih statistika i analiza efikasnosti kako studenata tako i nastavnog kadra i samog fakulteta, uz mogućnost saveta, sugestije za dalji razvoj i unapređenje nastavnih sadržaja. Druga funkcija ove aplikacije je da omogući praćenje uspeha svakog studenta, pružajući svakom pojedinačnom studentu uvid u njegov dotadašnji uspeh i način studiranja, kao i mogućnost predikcije njegovog budućeg uspeha, kako na određenim nastavnim oblastima, predmetima, tako i u pogledu celokupnog studiranja, a u vidu prosečne ocene i dužine (vremenska dimenzija) studiranja. Potrebno je omogućiti evidenciju za svakog studenta, sa njegovim ličnim podacima, po svakom predmetu i ispitnom roku, uz mogućnost agregiranog ali i detaljnog prikaza podataka, kao osnove za pomoć prilikom donošenja odluka menadžmenta fakulteta, radi ostvarivanja efikasnijeg i efektivnijeg načina studiranja i usvajanja znanja.

10.2. Specifikacija zahteva i slučajevi korišćenja

10.2.1. Specifikacija zahteva po svakoj grupi korisnika

Na osnovu verbalnog opisa i ciljeva koje su prethodno definisani zaključuju se sledeći slučajevi korišćenja:

Dekan i prodekanski kolegijum (u daljem tekstu Dekanat)

- Pregled uspeha svih studenata,
- Pregled rezultata ispita – sumarno i po ispitnim rokovima,
- Sumarni pregled uspešnosti studenata po studijskom programu,
- Sumarni pregled uspešnosti studenata po statusu finansiranja studenta,
- Sumarni pregled uspešnosti studenata po polu studenta,

- Sumarni pregled uspešnosti studenata po regionu i okrugu iz kojeg je student došao na studije,
- Sumarni pregled uspešnosti studenata po tipu srednje škole i same srednje škole koju je student završio,
- Pregled uporednog poređenja dve grupe podataka shodno izabranoj selekciji podataka,
- Izrada rane predikcije uspešnosti za svakog studenta;

Nastavni kadar zadužen za određenu grupu nastavnih oblasti, predmeta (u daljem tekstu Profesor)

- Sumarni pregled rezultata određenih predmeta,
- Pregled rezultata po određenom predmetu i ispitnom roku,
- Pregled uspeha svih studenata po predmetu,
- Poređenja dve grupe podataka shodno izabranim predmetima;

Aktivni studenti fakulteta (u daljem tekstu Student)

- Pregled ostvarenih rezultata po predmetima,
- Pregled ostvarenih rezultata po ispitnom roku,
- Uporedni pregled ličnih rezultata i sumarnih rezultata studenata iz iste generacije i studijskog programa,
- Izrada predikcije uspešnosti po predmetu,
- Izrada predikcije uspešnosti u pogledu ukupne prosečne ocene i dužine studiranja za studente;

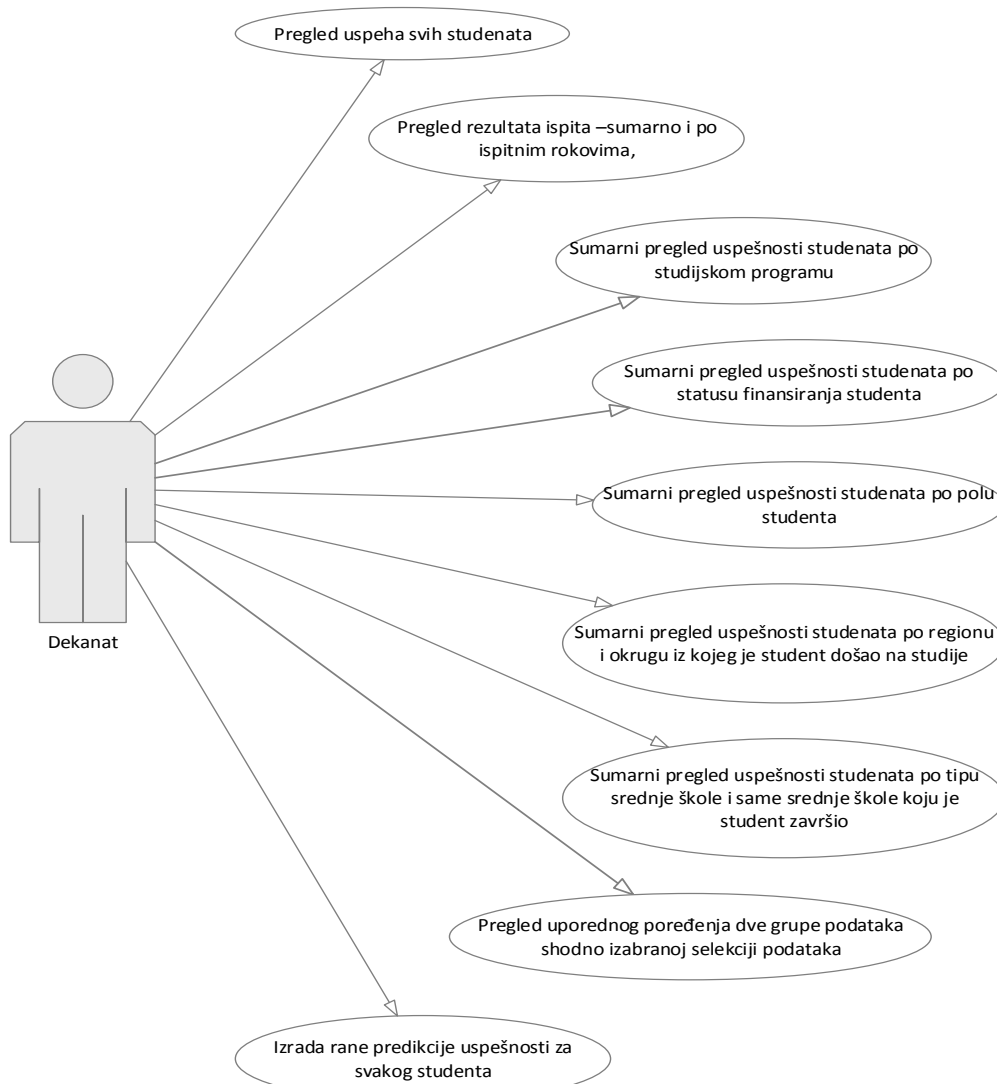
Budući studenti fakulteta (u daljem tekstu Srednjoškolac)

- Izrada predikcije statusa upisa na fakultet,
- Izrada predikcije studijskog programa,
- Izrada predikcije uspešnosti u pogledu ukupne prosečne ocene i dužine studiranja za srednjoškolce;

10.2.2. Specifikacija slučajeva korišćenja po svakoj grupi korisnika

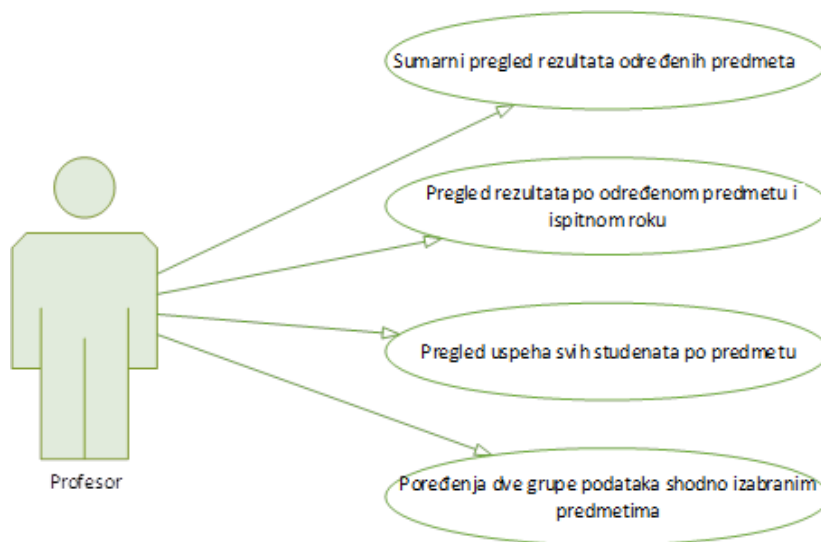
Za svaku od grupa korisnika kreirani su slučajevi korišćenja, predstavljeni na dijagramima koji slede, a detaljna specifikacija svakog od slučajeva korišćenja, pre svega u pogledu osnovnih i alternativnih scenarija interakcije između korisnika i sistema, nalazi se u Prilogu 1.

Navedeni slučajevi korišćenja koje će imati na raspolaganju aktor *Dekanat*, predstavljeni su na sledećem dijagramu, Dijagram 1.



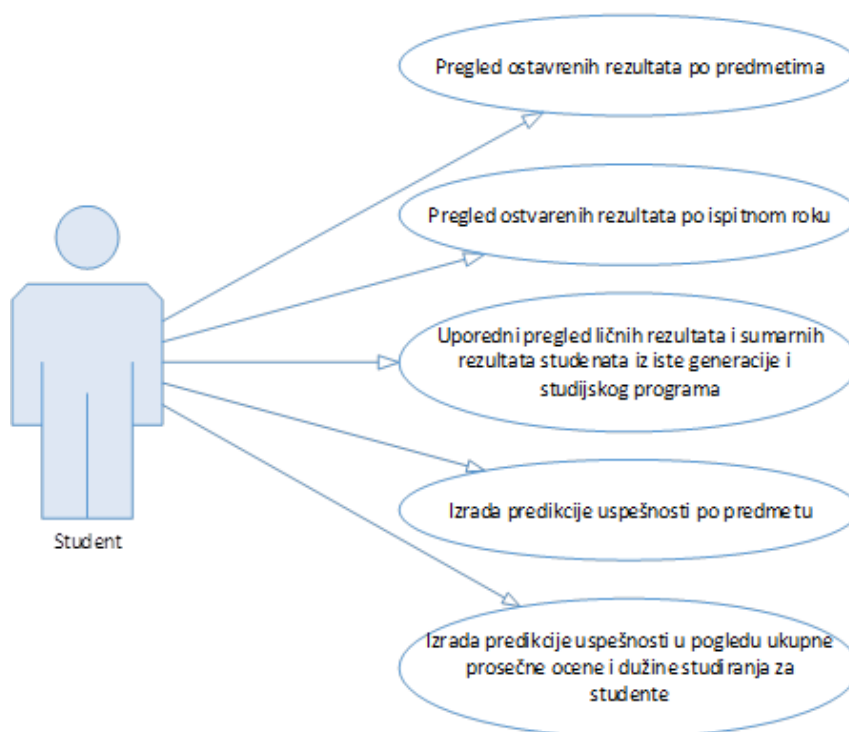
Dijagram 1. Slučajevi korišćenja za aktora Dekanat

Navedeni slučajevi korišćenja koje će imati na raspolaganju aktor *Profesor*, predstavljeni su na dijagramu koji sledi, Dijagram 2.



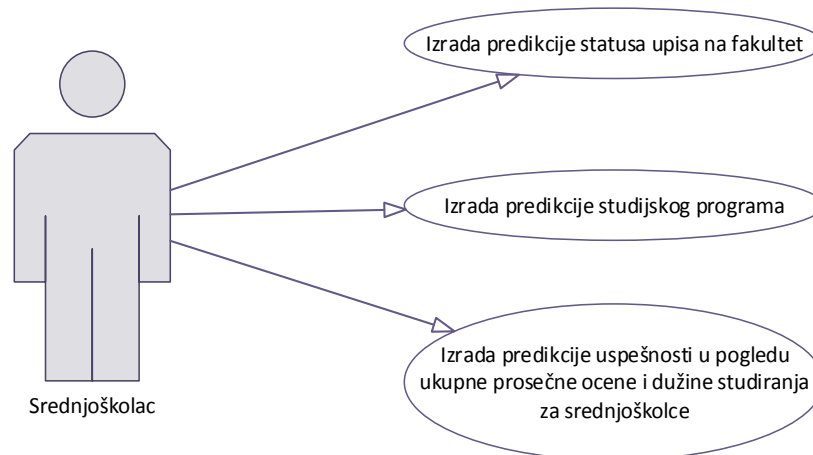
Dijagram 2. Slučajevi korišćenja za aktora Profesor

Na sledećem dijagramu, Dijagram 3, navedeni slučajevi korišćenja koje će imati na raspolaganju aktor *Student*.



Dijagram 3. Slučajevi korišćenja za aktora Student

Navedeni slučajevi korišćenja koje će imati na raspolaganju aktor *Srednjoškolac*, predstavljeni su na sledećem dijagramu, Dijagram 4.

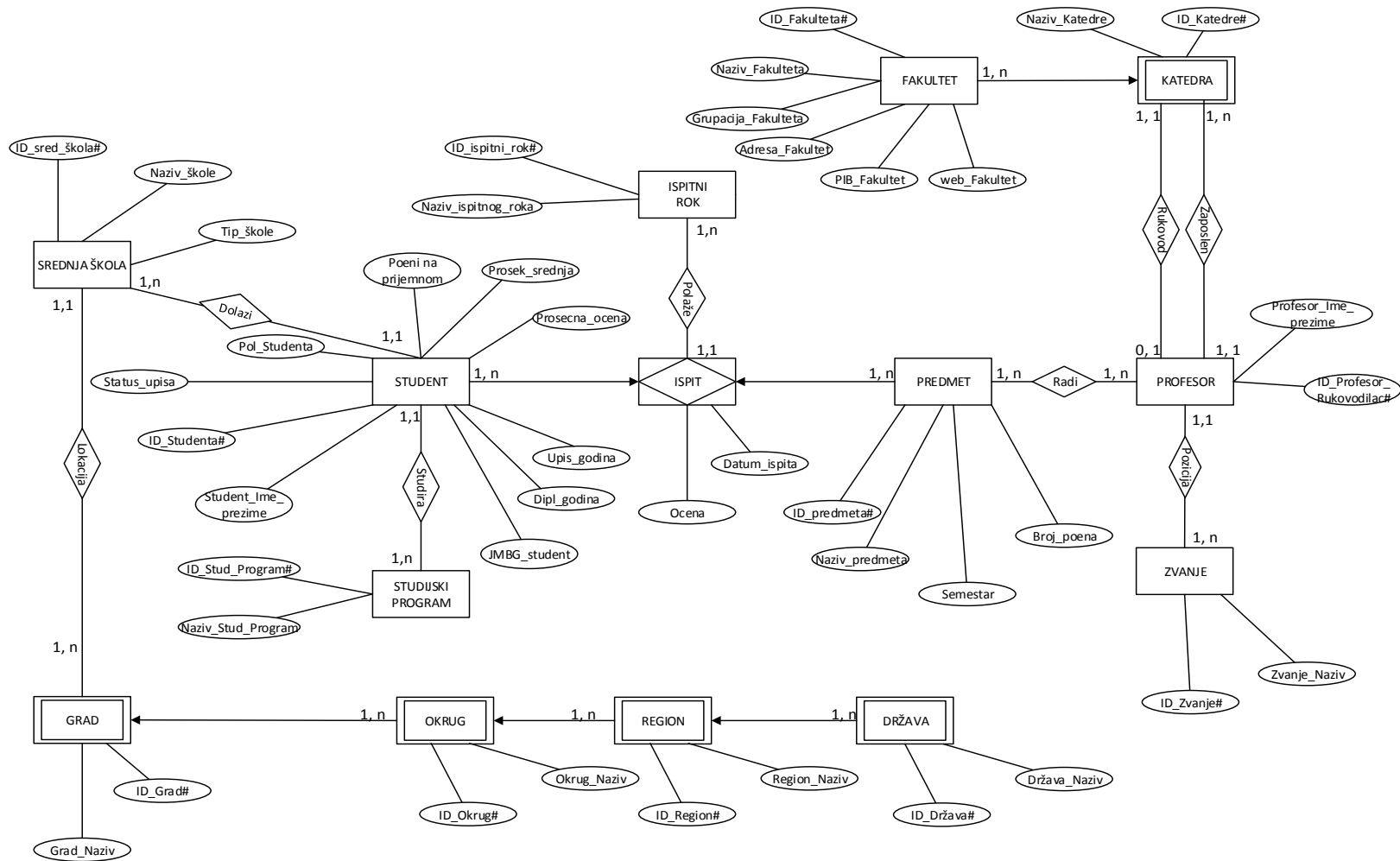


Dijagram 4. Slučajevi korišćenja za aktora Srednjoškolac

10.2.3. Model objekti-veze

Za potrebe razvoja i kreiranja informacionog sistema, tokom modelovanja kreirano je 15 objekata sa preko 50 atributa, poštujući koncepte objektno-orijentisanog programiranja. Detaljan model predstavljen je na sledećem dijagramu, sa definisanom kardinalošću i vezama između objekata, Dijagram 5.

Dijagram 5. Prošireni model objekti-veze za predloženi informacijski sistem



10.2.4. Relacioni model

Tokom procesa prevođenja modela objekti-veze u relacioni model, koji služi kao osnova za kreiranje objekata i relacija informacionog sistema, korišćene su sledeće relacije:

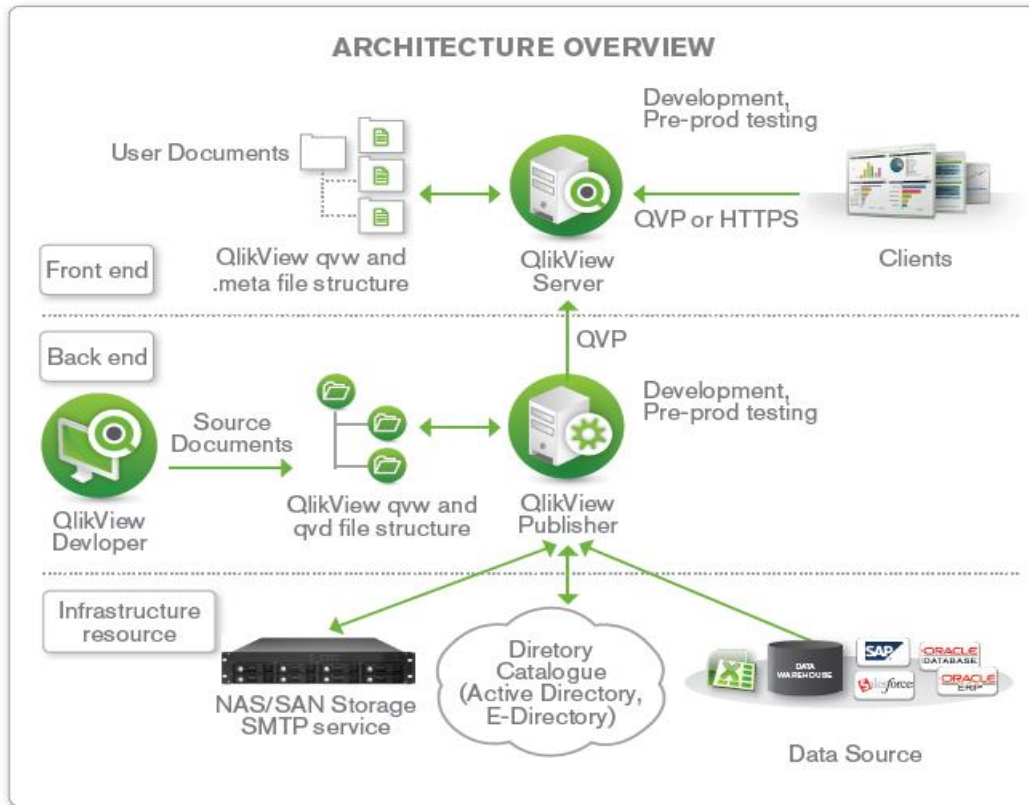
- **Fakultet** (ID_Fakulteta, Naziv_Fakulteta, Grupacija_Fakulteta, Adresa_Fakultet, PIB_Fakultet, web_Fakultet)
- **Katedra**(ID_Fakulteta, ID_Katedre, Naziv_Katedre, ID_Profesor_Rukovodilac)
- **Profesor**(ID_Profesor_Rukovodilac, Profesor_Ime_Prezime, ID_Zvanje, ID_Fakulteta, ID_Katedre)
- **Zvanje**(ID_Zvanje, Zvanje_Naziv)
- **Predmet_Fakultet** (ID_Predmeta, Naziv_predmeta, Semestar, Broj_poena)
- **Profesor_Predaje_Predmet** (ID_Profesor_Rukovodilac, ID_Predmeta)
- **Student** (ID_Studenta, Student_Ime_Prezime, JMBG_student, Pol_studenta, Upis_godina, Dipl_godina, ID_Stud_program, Status_upisa, Poeni_na_prijemnom, Prosek_srednja, Proseca_ocena, ID_srednja_škola)
- **StudijskiProgram**(ID_Stud_Program, Naziv_Stud_Program)
- **Ispit** (ID_Predmeta, ID_Studenta, ID_ispitni_rok, Ocena, Datum_ispita)
- **IspitniRok**(ID_ispitni_rok, Naziv_ispitnog_roka)
- **Srednja_skola** (ID_srednja_škola, Naziv_škole, Tip_škole, ID_Država, ID_Regiona, ID_Okrug, ID_Grad)
- **Grad** (ID_Država, ID_Regiona, ID_Okrug, ID_Grad, Grad_naziv)
- **Okrug** (ID_Država, ID_Regiona, ID_Okrug, Okrug_Naziv)
- **Region** (ID_Država, ID_Regiona, Region_Naziv)
- **Država** (ID_Država, Država_naziv)

10.3. Projektovanje softverskog sistema

Faza projektovanja opisuje fizičku strukturu i ponašanje softverskog sistema (arhitekturu softverskog sistema). Projektovanje arhitekture softverskog sistema obuhvata projektovanje korisničkog interfejsa, aplikacione logike i skladišta podataka. Projektovanje korisničkog interfejsa obuhvata projektovanje ekranskih formi i kontrolera korisničkog interfejsa. U okviru aplikacione logike se projektuju kontroler aplikacione logike, poslovna logika i broker baze podataka, dok projektovanje poslovne logike obuhvata projektovanje logičke strukture i ponašanje softverskog sistema, (Vlajić, 2006).

10.4. Arhitektura softverskog sistema

Korišćena je QlikView tronivovska arhitektura koja, kao što se vidi na sledećoj slici, Slika 23, sastoji se iz sledećih nivoa, a koja predstavlja standardni pristup u QlikView Softverskoj arhitekturi:

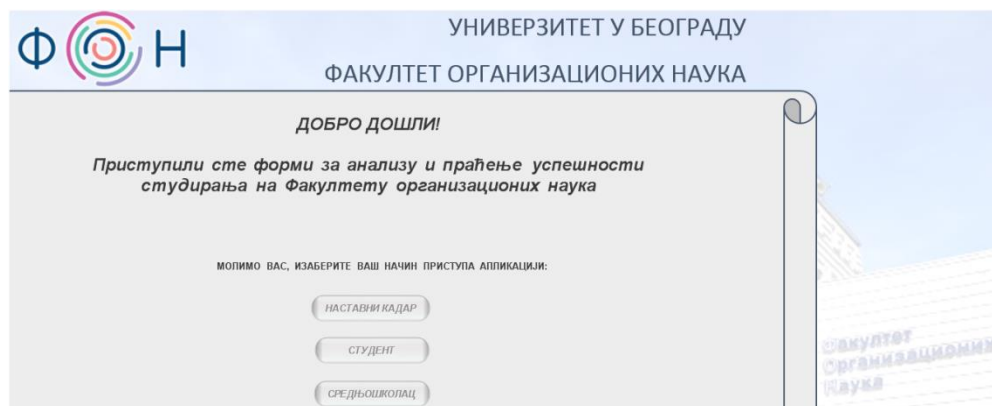


Slika 23. Predložena QlikView arhitektura (Harmsen, 2012)

Kao sloj izvora podataka (Infrastructure resource) biće korišćena postojeća-aktivna baza podataka, a koja sadrži evidenciju podataka o studentima Fakulteta organizacionih nauka. Korišćenjem OLDBE konekcije, QlikView server će uspostavljati komunikaciju sa bazom studentskih podataka u tačno definisanim vremenskim intervalima (na mesečnom nivou ili nakon završetka ispitnog roka). Nakon uspostavljanja konekcije između QlikView-a i osnovne studentske baze podataka, putem asocijativnog upitnog jezika (Associative Query Language) QlikView će preuzeti potrebne podatke za svoje funkcionisanje iz relevantnih tabela i skladištiti ih u svoju memoriju. Osim učitavanja podataka, na nivou *BackEnd*-a definisaće se i aplikaciona logika, način uspostavljanja veza između podataka (shodno prethodno izloženom relacionom modelu), način i prava pristupa aplikaciji svakog od korisnika, kao i razvoj grafičko-korisničkog interfejsa. U okviru *FrontEnd*-a, shodno pravima koje ima, svaki od korisnika će moći da pristupi aplikaciji i pregleda njemu dostupne izveštaje i podatke.

10.5. Struktura korisničkog interfejsa i projektovanje ekranskih formi

Korisnički interfejs definisan je preko skupa ekranskih formi kojima će korisnici pristupiti shodno svojim pravima. Scenariji korišćenja ekranskih formi su direktno povezani sa scenarijima slučajeva korišćenja. Nakon pristupanja lokaciji na kojoj je postavljena aplikacija, svaki od korisnika treba da se opredeli kom modulu pristupa: da li kao zaposleni na Fakultetu (modul Nastavni kadar), da li kao aktivan student osnovnih akademskih studija (modul Student) ili pristupa kao srednjoškolac koji bi želeo da upiše fakultet, Slika 24.



Slika 24. Forma za logovanje

10.5.1. Osnovni korisnički interfejs za aktora Dekanat

Nakon što se zaposleni sa fakulteta uloguju, shodno njihovoj predefinisanoj ulozi, da li pristupaju kao član uprave Fakulteta, odnosno dekanata ili kao nastavni kadar koji je zadužen za određenu grupu predmeta, prikazaće se jedna od sledećih formi, putem koje se korisnik sa Fakulteta dalje može opredeliti za vid izveštaja, odnosno pregleda podataka, od sumarnog do detaljnog pregleda. Zaposleni sa fakulteta koji se registruje kao član uprave fakulteta, odnosno kao aktor Dekanat, imaće pre svega mogućnost sumarnog pregleda uspešnosti studenata, te dalju analitiku uspešnosti studiranja po studijskim programima, statusu upisa na fakultet, ispitnim rokovima, Slika 25. Pored mogućnosti praćenja ostvarenih rezultata, aktor Dekanat ima mogućnost da koristi razvijeni sistem kao podršku u planiranju i donošenju odluka o promociji fakulteta, kroz sagledavanje podataka o uspehu studenata u srednjim školama, kategoriji srednje škole koju su završili ili regionu, okrugu iz kojeg su došli na studije, a sve to poredeći sa njihovim ostvarenim uspehom, kako u pogledu ostvarene prosečne ocene, tako i u pogledu dužine studiranja.



Slika 25. Forma za izbor željenog izveštaja za aktora Dekanat

Da bi sagledali sveukupni uspeh studiranja po nekom od kriterijuma, kao što je studijski program (Slika 26), status finansiranja (Slika 27), pol studenta, tip prethodno završene srednje škole ili okrug iz kojeg je student došao na studije (Slika 28), potrebno je da se odabere željeni izveštaj,

nakon čega će se prikazati novi skup izveštaja. U zavisnosti od odabranog kriterijuma, dimenzije (pol studenta, status finansiranja ili studijski program), aktor Dekanat će moći da dobije interaktivno poređenje po broju studenata, njihovoj prosečnoj oceni, prosečnoj dužini studiranja, kako sumarno, tako i analitički, pre svega po godini upisa ili godini završetka, ili kombinujući više dimenzija, kategorija. Usled asocijativne tehnologije koju omogućava QlikView platforma, omogućeno je da se na jednoj poziciji dijagrama, na primer, “pita” dijagramu na kome se prati procentualni odnos po svakom od studijskih programa, (Slika 26), naizmenično prati broj studenata na svakom od studijskih programa, a usled promene načina pogleda postoji mogućnost da se prikaže odnos prosečne ocene ili prosečne dužine studiranja po studijskim programima.



Slika 26. Sumarni pregled uspešnosti studenata po studijskom programu

Takođe, selektovanjem filter polja koja se nalaze sa leve strane korisničkog interfejsa, postoji mogućnost detaljnijeg pregleda po svakom od studijskih programa, statusu upisa, dužini studiranja, kao i godini upisa ili godini završetka studija. Analizu je moguće i detaljnije sprovesti korišćenjem demografskih podataka o studentima kao što su informacije o gradu, okrugu, regionu i državi iz koje student dolazi na studije.



Slika 27. Sumarni pregled uspešnosti studenata po statusu finansiranja studenta

Sa ciljem definisanja strategije za promociju fakulteta i donošenjem menadžerskih odluka u pogledu poboljšanja nastavnog procesa, korisnik sa ulogom Dekanat, ima mogućnost da prati studente po regionu, okrugu, gradu, srednjoj školi, analizirajući njihovu brojnost, uspeh u srednjoj školi ili broj poena na prijemnom, kao i ostvareni uspeh na studijama, kako ukupan uspeh u pogledu ostvarene prosečne ocene, tako i uspeh na određenim godinama studija, semestrima ili naučnim oblastima. Na takav način se efikasno mogu identifikovati studenti koji ostvaruju odličan uspeh iz određenih naučnih oblasti, te nakon toga utvrditi koju su srednju školu završili i sa kojim uspehom, kao i iz kojeg regiona (Slika 28), okruga su došli na studije, kako bi se definisali paterni dobrih studenata.



Slika 28. Pregled uspešnosti studenata po tipu srednje škole koju je student završio

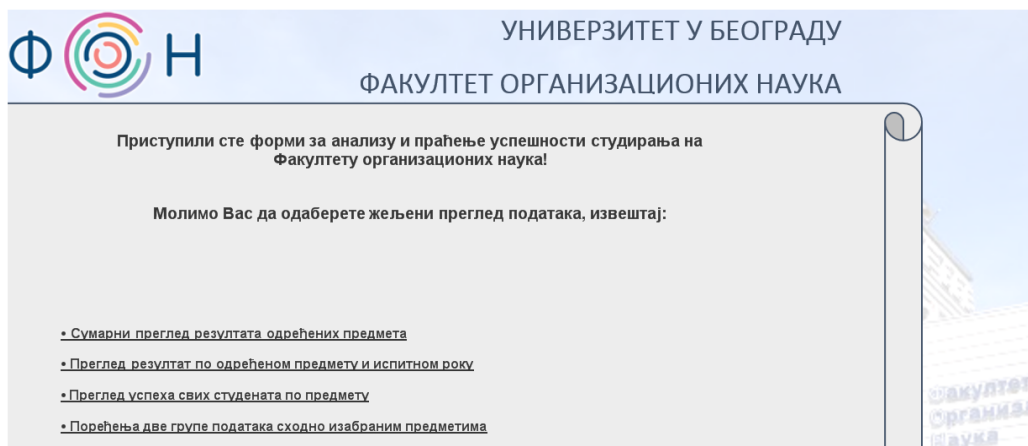
Sa ciljem unapređenja samog nastavnog procesa putem konkretnog kontinualnog praćenja uspešnosti studiranja, u pogledu ostvarenih ocena na konkretnom predmetu ili naučnoj oblasti, broju studenata koji su položili ispit ili broju studenata koji su odabrali određeni predmet ukoliko je reč o izbornim predmetima, moguće je detektovati ispите na kojima postoje odstupanja ili negativne korelacije u odnosu broja studenata i ostvarenih ocena, kao i oblasti za koje vlada veće interesovanje ili oblasti u kojima studenti ostvaruju bolji uspeh, što svakako ukazuje da te oblasti dalje treba razvijati i ponuditi studentima dodatni sadržaj iz tih oblasti, Slika 29.



Slika 29. Pregled uspešnosti na ispitima sa prve godine osnovnih akademskih studija

10.5.2. Osnovni korisnički interfejs za aktora Nastavnik

Ukoliko se zaposleni na fakultetu prijavio na aplikaciju kao nastavni kadar koji je zadužen za određenu grupu nastavnih predmeta, nastavnu oblast, imaće mogućnost pregleda sveukupnih podataka za naučnu oblast kojoj pripada, preko praćenja sumarnog i analitičkog uspeha koji su studenti ostvarili u svakom od ispitnih rokova na svakom od ispita, Slika 30. Takođe, nastavni kadar će imati mogućnost paralelnog poređenja podataka, kako bi na efikasan način izvršili komparaciju uspešnosti studenata u dva ispitna roka, ili dve generacije studenata, ili dva predmeta, shodno njihovoj preferenciji.



Slika 30. Forma za izbor željenog izveštaja za aktora Nastavnik

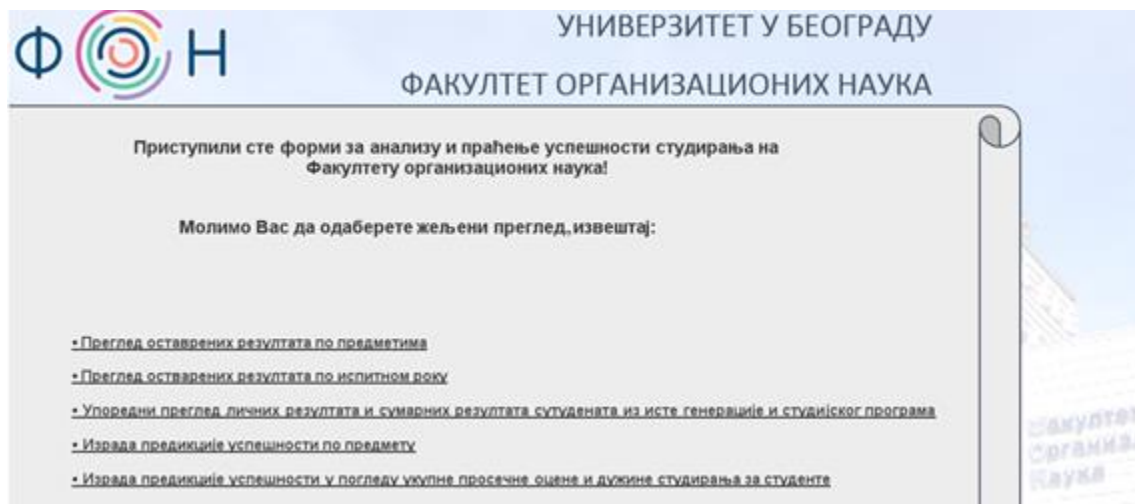
Aktor Nastavnik ima mogućnost da paralelno prati uspešnost po više kriterijuma na svojim ispitima kao što su broj studenata koji su položili, prosečna ocena, broj polaganja, odnosno ocene na predmetu i broj poena na prijemnom ili prosečne ocene u srednjoj školi, a sve to po određenom kriterijumu, dimenziji kao što je ispitni rok, studijski program, godina upisa studenata. Na sledećoj slici, Slika 31, prikazan je samo jedan od mogućih scenarija za analizu uspešnosti u pogledu prosečne ocene i broja studenata po ispitnom roku, za predmete Matematika 1 i Matematika 2 sa prve godine osnovnih akademskih studija.



Slika 31. Pregled ostvarene uspešnosti po ispitnom roku za predmete sa katedre za Matematiku

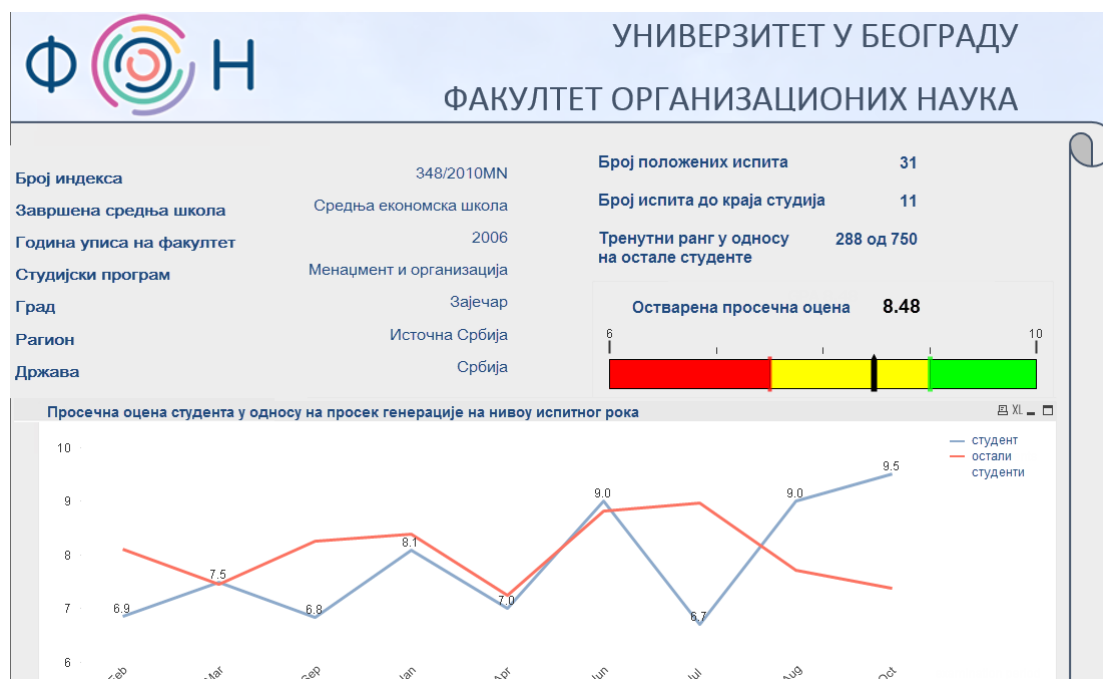
10.5.3. Osnovni korisnički interfejs za aktora Student

Student fakulteta, koji je u statusu aktivnog studenta osnovnih akademskih studija, nakon prijavljivanja na sistem i uspešne autentifikacije imaće mogućnost pregleda ličnog uspeha na dotadašnjim studijama koji je ostvario po ispitnim rokovima, školskim godinama, grupama predmeta, Slika 32.



Slika 32. Forma za izbor željenog izveštaja za aktora Student

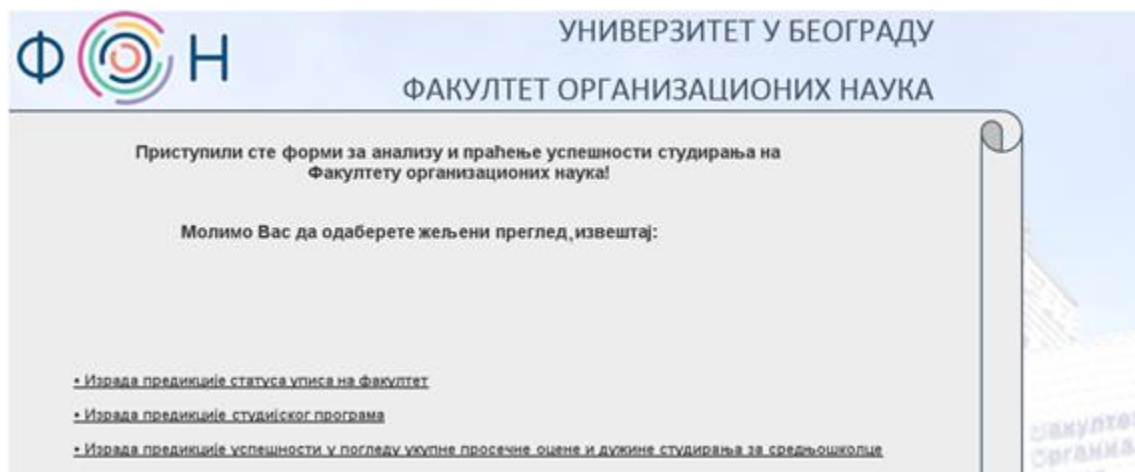
Studentu će biti omogućeno da vidi svoje lične podatke, kao i da prati svoj ostvareni uspeh na studijama, kako kumulativno, tako i na nivou ispitnog roka i pojedinačnih ispita. Aktor student moći će i da uporedi svoj lični uspeh sa uspehom ostalih studenata u generaciji, kao i da mu na osnovu ostvarenog uspeha, u pogledu ocena, sistem predvidi uspeh na kraju studija, Slika 33.



Slika 33. Pregled uspešnosti studiranja za pojedinačnog studenta

10.5.4. Osnovni korisnički interfejs za aktora Srednjoškolac

Aktoru Srednjoškolac, kao potencijalom studentu, ukoliko želi da se uloguje na sistem, neće biti potrebna autentifikacija, ali će shodno tome, imati izuzetno ograničeni pristup podacima, te će imati samo mogućnost da na osnovu svojih ličnih podataka i podataka o završenoj srednjoj školi koristi sistem za sagledavanje mogućnosti upisa na određeni smer fakulteta, odnosno za predikciju uspešnosti studiranja ukoliko se upiše na fakultet, Slika 34.



Slika 34. Forma za izbor željenog izveštaja za aktora Srednjoškolac

Budućem studentu, Srednjoškolu, sistem omogućava da unese svoje podatke kao što su pol, region stanovanja i tip srednje škole koju pohađa, nakon toga da unese svoj uspeh u srednjoj školi, u obliku ostvarene prosečne ocene na kraju svake od četiri školske godine, i da potom dobije informaciju o tome kolika bi bila njegova potencijalna prosečna ocena na kraju studija i za koje vreme bi završio studije, Slika 35.



Slika 35. Pregled prediktivnog uspeha za aktora Srednjoškolac

11. Zaključak i smernice budućeg istraživanja

Sa informatičkom evolucijom i napredovanjem tehnologija, došlo je i do napredovanje procesa učenja i sticanja znanja. Znanje se danas mnogo brže stiče, mnogo brže raste, a normalno sve to prate i odgovarajuća tehničko-tehnološka dostignuća, otkrića, odnosno njihov razvoj i primena u svakodnevnom životu. Smatra se da je najveća snaga svake države izuzetan naučno-tehnološki kadar, a od njih se očekuje da svojim znanjem i njegovom primenom doprinesu napretku društva i privrede uopšte. Ova disertacija predstavlja samo jedan mali doprinos tome, jer ovim radom dobijamo jedno od mogućih rešenja za analizu, praćenje i predikciju podataka iz visokoškolskog obrazovanja, a koje pruža mogućnost da se generalno unapredi i učenje i obrazovanje, ali i osavremeni sam nastavno-obrazovni proces, modernizuje studijski program na fakultetu.

Rezultati istraživanja predstavljeni u ovoj doktorskoj disertaciji treba da pruže dodatne informacije, koje bi doprinele unapređenju, razvoju i poboljšanju kvaliteta rada visokoškolskih institucija, ili konkretnom unapređenju i prilagođavanju nastavnog procesa, procesa učenja, kao i pravovremene i pravilne orijentacije pri izboru studijskih i naučnih programa, oblasti od strane studenata. Dobijeni rezultati, na osnovu razvijenog modela daju mogućnost, preporuku kako usmeriti studenta, shodno njegovim sposobnostima, željama, afinitetima ali i objektivno procenjenim-stvarnim mogućnostima kao i pokazanom-ostvarenom uspehu na početku studija, te će se time dobiti na kvalitetu obrazovnog procesa, u dva smera, prilagođavajući nastavni plan i program potrebama studenata, kao i približavanje studenta nastavnom i naučnom materijalu koji je kompatibilan sa performansama njegovog uspeha.

Istraživanje koje je prikazano u disertaciji predstavlja celovit istraživački poduhvat sa primenom poslovne inteligencije i otkrivanja zakonitosti u podacima, kroz upotrebu brojnih analiza i predviđanja uspešnosti studenata na osnovnim akademskim studijama, sa bazičnim ciljem da se omogući efikasna i kvalitetna podrška menadžmentu visokoškolskih institucija za donošenje odluka u cilju realizacije i poboljšanja nastavnog i edukativnog procesa. Primenom poslovne inteligencije na podatke o uspehu i radu studenata tokom prve godine osnovnih akademskih studija i broju poena na prijemnom ispitu, kao i na delu njihovih ličnih podataka (pol, region iz kojeg dolazi na studije) i podataka o uspehu u srednjoj školi (kategorija završene srednje škole i ostvarena prosečna ocena u srednjoj školi), razvijeni su modeli za predviđanje ukupnog uspeha studenata na kraju osnovnih akademskih studija, kako u pogledu predviđanja ostvarene prosečne ocene na kraju studija, tako i u pogledu vremena koje će student provesti na studijama.

Osnovna namena razvijenih modela mogla bi se sagledati kroz pomoć profesorima u ranoj identifikaciji studenata sa kojima mogu da sarađuju, putem selekcije studenata koji imaju ambicije konstantnog usavršavanja i napredne edukacije, ali i studenata kojima je potrebna dodatna, dopunska edukacija kako bi poboljšali i unapredili svoje znanje i time uspešno završili studije. Takođe, razvijeni modeli mogu koristiti i studentima, sa ciljem da sagledaju svoj budući uspeh na fakultetu na osnovu postojećih navika učenja, rada i ocena, kako bi na vreme procenili da li i koliko je potrebno da se još više organizuju, eventualno ulože dodatni napor da bi postigli željeni ili bolji uspeh. Razvijeni modeli, takođe, mogu da budu od značaja i kompanijama da na vreme identifikuju studente kao potencijalne buduće zaposlene, da prate njihov razvoj, pre svega kroz mogućnost davanja stipendije dobrim studentima i mogućnost prakse, pre svega kroz sagledavanje ocena studenata na stručnim predmetima sa četvrte godine osnovnih akademskih studija.

Razvijen model za analizu i predviđanje uspeha studenata, kao i njegova realizacija u softverskom okruženju u vidu QlikView aplikacije, može postati širokodostupan ne samo nastavnom kadru već i studentima, omogućavajući time permanentno sagledavanje uspeha fakulteta i studenata. Tako razvijen sistem može imati mogućnost korišćenja u organizaciji i realizaciji nastave na fakultetima, rane selekcije najboljih studenata za naučno-istraživački rad, ali i poređenja ličnih dostignuća studenata u odnosu na ostatak studenata iz generacije na fakultetu, kako bi realno sagledali svoju poziciju.

Potvrdom tri posebne hipoteze, kako je navedeno u devetom poglavlju, a na osnovu modela i rezultata koji su detaljno predstavljani u šestom, sedmom i osmom poglavlju, može se zaključiti da je i opšta polazna hipoteza uspešno zadovoljena, da se primenom metoda i tehnika poslovne inteligencije za predviđanje uspeha studenata može doprineti boljem kvalitetu obrazovnog procesa i poboljšati ga shodno karakteristikama, željama i mogućnostima studenata.

U pogledu ostvarenog naučnog cilja ove disertacije, koji se bazira na definisanim, razvijenim i analiziranim modelima za predviđanje uspeha studiranja na visokoškolskim obrazovnim institucijama, može se zaključiti da je time stvorena dobra osnova za poboljšanje nastavnog procesa shodno karakteristikama studenata. Konačni rezultat disertacije ogleda se u preporuci korišćenja 14 modela koji ostvaruju tačnost veću od 90%, za predikciju prosečne ocene, prosečne dužine studiranja ili ocene na stručnim predmetima sa četvrte godine, kao i utvrđenim faktorima, varijablama koje su od krucijalnog značaja za determinisanje uspešnosti studiranja.

Među rezultatima koji proizilaze iz ove doktorske disertaciji mogu se izdvojiti:

- celovit prikaz problematike utvrđivanja zakonitosti u podacima na polju edukacije i visokoškolskog obrazovanja;
- predlog modela za predviđanje uspeha studenata prilikom završetka osnovnih akademskih studija, koji se zasniva na metodama i tehnikama poslovne inteligencije i odlučivanja;
- razvoj integralnog sistema za praćenje uspeha studenata tokom osnovnih akademskih studija, koji će pomoći visokoškolskim obrazovnim institucijama da prilikom izrade nastavnog plana i programa donesu adekvatne odluke i usmere edukaciju u optimalnom pravcu;
- implementacija predloženog modela i verifikacija dobijenih rezultata kroz praktičnu primenu modela u bazi studenata Fakulteta organizacionih nauka Univerziteta u Beogradu;
- rezultati istraživanja pomoći će da se analizira problematika daljeg uvođenja sistema i modela za predviđanje uspeha studenata na visokoškolskim obrazovnim institucijama,
- rezultati istraživanja pomoći će da se detaljnije utvrde zahtevi koji se postavljaju pred buduće studente i na koji način oni mogu da ostvare što bolji uspeh;
- rezultate istraživanja mogu koristiti i drugi visokoškolski obrazovni sistemi (npr. master akademske studije) sa minimalnim doradama, dopunama;
- publikovani naučni i stručni radovi u oblasti otkrivanja zakonitosti u podacima iz oblasti edukacije.

Prateći zahteve privrede i društva, prateći brzi tehničko-tehnološki razvoj, u budućnosti će efikasnost, efektivnost i konkurentnost obrazovnih institucija zavisiti od njihove mogućnosti da se brže prilagode tim zahtevima, odnosno da prate te zahteve i da sprovede akcije koje će unaprediti performanse učenja. Upravo rezultati ove doktorske disertacije daju svoji doprinos tome i otvaraju mogućnosti za dalja istraživanja koja se odnose na primenu poslovne inteligencije u

visokoškolskim obrazovnim sistemima. U oblasti poslovne inteligencije i otkrivanja zakonitosti u podacima, potrebno je istražiti nove tehnike i alate koji mogu doprineti dobijanju dodatnih informacija i znanja o karakteristikama studenta, koji bi još bolje pomogli za tačniju predikciju njihove uspešnosti.

Jedan od pravaca daljih istraživanja se odnosi na prikupljanje dodatnih podataka o studentima, njihovim karakteristikama i navikama, i njihovu integraciju u predikcione modele, što bi trebalo da rezultira novim prediktivnim modelima i boljim performansama predikcije uspeha studiranja. Drugi pravac bi mogao predstavljati primenu modela na druge nivoe studija, kao što su master, specijalističke i doktorske studije kako bi se izvršila predikcija upisa na njih shodno karakteristikama studenata u ranoj fazi osnovnog akademskog obrazovanja. Treći pravac, budućeg rada se sagledava u primeni razvijene metodologije predviđanja i odlučivanja za potrebe Univerziteta, gde bi se radilo sa većim skupom podataka sa više fakulteta, sa ciljem da se razvije jedinstveni sistem koji bi pored predikcije uspešnosti studiranja, za već postojeće studente, mogao da radi sugestiju budućim studentima za koju grupaciju fakulteta ili konkretan fakultet da se opredele. Tako razvijeni model bi predstavljao i dobru osnovu za donošenje strateških odluka koje bi povezale srednjoškolsko i visokoškolsko obrazovanje, a sve sa ciljem razvoja stručnog i kvalifikovanog akademskog kadra. Rezultati disertacije otvaraju mogućnost daljeg istraživanja u oblasti razvoja modela za otkrivanje zakonitosti u podacima, kao što je razvoj adaptivnih predikcionih modela koji bi shodno proizvoljnoj zadatoj selekciji ulaznih atributa, sa odgovarajućim stepenom tačnosti predviđali uspešnost studiranja.

Da završim sa jednim zaključkom sa jednog informatičkog skupa: “U informacionom društvu kritični resurs postaje znanje, a ključne funkcije postaju predikcija i distribucija znanja”.

Nadam se da će zaključci do kojih sam došla u ovom istraživanju biti od pomoći istraživačima da steknu bolji uvid u stanje ove metodologije u obrazovanju i da nastoje da unapređuju ovu oblast u budućnosti.

12. Literatura

- [1] Abelson, R. (1968). *Theories of Cognitive Consistency: A Sourcebook*. Rand McNally, Chicago.
- [2] Amershi, S., Conati, C. (2006) Automatic Recognition of Learner Groups in Exploratory Learning Environments. *Proceedings of ITS 2006, 8th International Conference on Intelligent Tutoring Systems*.
- [3] Ayers, E., Nugent, R., Dean, N. (2009). A Comparison of Student Skill Knowledge Estimates. *In International Conference On Educational Data Mining*, Cordoba, Spain, 1-10.
- [4] Ayesha, S. (2010). Data Mining Model for Higher Education System. *European Journal of Scientific Research*, Vol. 43(1), pp. 24–29.
- [5] Baepler, P., Murdoch, C.J., (2010). Academic analytics and data mining in higher education. *Int J Scholarship Teach Learn*. 4, pp.1–9.
- [6] Baker, R. (2007). Modeling and Understanding Students' Off-Task Behavior in Intelligent Tutoring Systems. *Proceedings of the ACM CHI 2007: Computer-Human Interaction conference*, pp. 1059-1068
- [7] Baker, R. S. J. D., & Yacef, K. (2009). The State of Educational Data Mining in 2009 : A Review and Future Visions. *Review Literature And Arts Of The Americas*.
- [8] Baker, R., Corbett, A., & Koedinger, K. (2004). Detecting student misuse of intelligent tutoring systems. *Intelligent tutoring systems*, pp. 531– 540.
- [9] Baker, RSJd., Gowda, S.M., Corbett, A.T., (2011). Automatically detecting a student's preparation for future learning: help use is key. *In: Fourth International Conference on Educational DataMining. Eindhoven, The Netherlands*;179–188.
- [10] Baker, Ryan S J. (2010a). Mining Data for Student Models. (R. Nkambou, J. Bourdeau, & R. Mizoguchi, Eds.)*Discovery*, Vol. 308, pp. 323–337. doi:10.1007/978-3-642-14363-2.
- [11] Baker, Ryan S J. (2010b). Data Mining for Education. (P. Peterson, E. Eva Baker, & B. McGaw, Eds.)*International Encyclopedia of Education*, Vol. 3, pp. 112–118. doi:10.4018/978-1-59140-557-3.ch075
- [12] Bala, M., Ojha, D.B. (2012). Study of applications of data mining techniques in education. *International J Res Sci Technol*, 1: 1–10.
- [13] Barnes, T. (2005). The q-matrix method: Mining student response data for knowledge. In *Proceedings of the AAAI-2005 Workshop on Educational Data Mining, Pittsburgh, PA*, 1-8.
- [14] Beal, C., Qu, L., Lee, H. (2007) Classifying learner engagement through integration of multiple data sources. *Proceedings of the 21st National Conference on Artificial Intelligence (AAAI-2007)*.
- [15] Beck, J.E. & Mostow, J. (2008). How who should practice: Using learning decomposition to evaluate the efficacy of different types of practice for different types of students. In *Proceedings of the 9th International Conference on Intelligent Tutoring Systems*, pp. 353-362.
- [16] Bienkowski, M., Feng, M., Means, B., (2012). Enhancing teaching and learning through educational data mining and learning analytics: an issue brief. *Washington, D.C.: Office of Educational Technology, U.S. Department of Education*; 1–57.
- [17] Breiman, L., Friedman, J.H., Olshen, R.A., & Stone, C.J. (1984). *Classification and regression trees*. Monterey, CA: Wadsworth International Group.
- [18] Brownlee, J. (2011). *Clever Algorithms: Nature-Inspired Programming Recipes*.

- [19] Calders, To. & Pechenizkiy, M. (2011). Introduction to the special section on educational data mining. *ACM SIGKDD Explor 2011*, 13:3–6.
- [20] Campbell, J., & Oblinger, D., (2007). Academic analytics. *Washington, DC: Educause*.
- [21] Castro, F., Vellido, A., Nebot, A., Mugica, F., (2007). Applying data mining techniques to e-learning problems. *In: Evolution of Teaching and Learning Paradigms in Intelligent Environment. Studies in Computational Intelligence*. Vol. 62. Berlin, Germany: Springer-Verlag; 183– 221.
- [22] Chacon, F., Spicer, D., & Valbuena, A., (2012). *Analytics in Support of Student Retention and Success* (research Bulletin 3, 2012 ed.) Louisville, CO: Educause Center for Applied Research.
- [23] Chen, Y., & Hung, L. (2009). Using decision trees to summarize associative classification rules. *Expert Systems with Applications*, Vol. 36 (2), pp. 2338–2351. doi:10.1016/j.eswa.2007.12.031.
- [24] Cho, Y., Kim, M., Svinicki, M. D., & Decker, M. L. (2011). Exploring teaching concerns and characteristics of graduate teaching assistants. *Teaching in Higher Education*, Vol. 16(3), pp. 267–279.
- [25] Chrysostomou, K., Chen, S. Y., & Liu, X. (2009). Investigation of Users' Preferences in Interactive Multimedia Learning Systems: A Data Mining Approach. *Interactive Learning Environments*, 17(2), 151-163.
- [26] Coughlan, J., & Swift, S. (2011). Student and tutor perceptions of learning and teaching on a first-year study skills module in a university computing department. *Educational Studies*, Vol. 37(5), pp. 529–539. doi:10.1080/03055698.2010.539698.
- [27] Dekker, G. W., Pechenizkiy, M., & Vleeshouwers, J. M. (2009). Predicting Students Drop Out: A Case Study. *Educational Data Mining 2009: 2nd International Conference on Educational Data Mining, Proceedings*, pp. 41–50.
- [28] Delavari, N., Shirazi, M. R. A., & Beikzadeh, M. R. A new model for using data mining technology in higher educational systems. , Information Technology Based Proceedings of the Fifth International Conference on Higher Education and Training 2004 ITHET 2004 321–326 (2004). IEEE. doi:10.1109/ITHET.2004.1358187
- [29] Delen, D. Walker, G. Kadam, A. (2005). Predicting breast cancer survivability: a comparison of three data mining methods, *Artificial intelligence in medicine*, 34(2), pp. 113-27.
- [30] Delibašić, B., Suknović, M., & Čupić, M. (2005). Design and Implementation of Knowledge Management Systems, *Jornal of Decision Systems*, ISSN 1246-0125, Fermes-Lavoisier, France.
- [31] Delibašić, B., Kirchner, K., Ruhland, J., Jovanovic, M., Vukicevic, M. (2009). Reusable components for partitioning clustering algorithms, *Artificial Intelligence Review*, 32 (1), 59-75.
- [32] Delibašić, B., Vukićević, M. & Jovanović, M. (2013). White-Box Decision Tree Algorithms: A Pilot Study on Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and Perceived Understanding, *International Journal of Engineering Education*, 29 (3), pp. 674-687.
- [33] Desmarais, M.C. & Pu, X. (2005). A Bayesian Student Model without Hidden Nodes and Its Comparison with Item Response Theory. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, Vol. 15, pp. 291-323.
- [34] D'mello, S.K., Craig, S.D., Witherspoon, A.W., Mcdaniel, B.T. & Graesser, A.C. (2008). Automatic Detection of Learner's Affect from Conversational Cues. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, Vol. 18, pp. 45-80.

- [35] Etchells, T. Nebot, A. Vellido, A. Lisboa, P.J. Mugica, F. (2006). Learning What is Important: Feature Selection and Rule Extraction in a Virtual Course, *In The 14th European Symposium on Artificial Neural Networks*, ESANN, Bruges, Belgium, pp. 401–406.
- [36] Frias-Martinez, E. Chen, S., Liu, X. Survey of Data Mining Approaches to User Modeling for Adaptive Hypermedia. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part C*. 36, 6, 734-749.
- [37] Friedman, B.A., & Mandel, R.G. (2012). Motivation Predictors of College Student Academic Performance and Retention. *Journal of College Student Retention Research Theory Practice*, Vol. 13(1), pp. 1–15.
- [38] Fu Y., (1997) Data Mining: Tasks, Techniques and Applications, University of Missouri.
- [39] Garcia, E., Romero, C., Ventura, S., Castro, C. (2009). An architecture for making recommendations to courseware authors using association rule mining and collaborative filtering. User Modeling and User-Adapted Interaction: *The Journal of Personalization Research*, 19, 99– 132.
- [40] Garson, G.D. (1998). *Neural networks: An introductory guide for social scientists*. SAGE Publications Ltd.
- [41] Gerasimovic, M., Stanojevic, L., Bugaric, U., Miljkovic, Z., & Veljovic, A. (2011). Using Artificial Neural Networks for Predictive Modeling of Graduates' Professional Choice. *The New Educational Review*, Vol. 23(1), pp. 175-188.
- [42] Germeijs, V., & Verschuere, K. (2007). High school students' career decision-making process: Consequences for choice implementation in higher education. *Journal of Vocational Behavior*, 70(2), pp. 223–241. doi:10.1016/j.jvb.2006.10.004.
- [43] Grabmeier, J., & Lambe, L. (2007). Decision trees for binary classification variables grow equally with the Gini impurity measure and Pearson's chi-square test. *International Journal of Business Intelligence and Data Mining*, Vol.2, pp. 213 – 226.
- [44] Grob, H., Bensberg, F., & Kaderali, F. (2004). Controlling open source intermediaries – a web log mining approach. *In Proceedings of the 26th international conference on information technology interfaces*, pp. 233–242.
- [45] Guan, J., Nunez, W. & Welsh, J. (2002). Institutional strategy and information support: the role of data warehousing in higher education. *Campus-Wide Information Systems*, 19(5), 168-174.
- [46] Guo, W. W. (2010). Incorporating statistical and neural network approaches for student course satisfaction analysis and prediction. *Expert Systems with Applications*, Vol. 37(4), pp. 3358–3365. doi:10.1016/j.eswa.2009.10.014.
- [47] Guruler, H., Istanbulu, A., & Karahasan, M. (2010). A new student performance analysing system using knowledge discovery in higher educational databases. *Computers & Education*, Vol. 55(1), pp. 247–254. doi:10.1016/j.compedu.2010.01.010.
- [48] Guster, D., & Brown, C.G. (2012). The Application of Business Intelligence to Higher Education: Technical and Managerial Perspectives, *Journal of Information Technology Management*, Vol. 23 (2), pp. 42-62.
- [49] Ha, S., Bae, S., & Park, S. (2000). Web mining for distance education. In *IEEE international conference on management of innovation and technology* , pp. 715–719.
- [50] Hamalainen, W., Suhonen, J., Sutinen, E., & Toivonen, H. (2004). Data mining in personalizing distance education courses. In *World conference on open learning and distance education*, Hong Kong.
- [51] Han, J., & Kamber, M. (2006). *Data Mining: Concepts and Techniques*. San Francisco: Morgan Kaufmann.

- [52] Han, J., & Kamber, M. (2006). *Data mining: Concepts and techniques (2nd ed.)*. Boston, MA: Elsevier.
- [53] Harmsen, B. (2012). *QlikView 11 for Developers*, Packt Publishing.
- [54] Heraud, J., France, L., & Mille, A. (2004). Pixed: an its that guides students with the help of learners' interaction log. In *International conference on intelligent tutoring systems*, Maceio pp. 57–64.
- [55] Hornick, M., Marcade, E., & Venkayala, S. (2007). *Java Data Mining: Strategy, Standard, and Practice*. Elsevier.
- [56] Hornik, K., Stinchcombe, M., White, H. (1989). Multilayer feedforward networks are universal approximators. *Neural Networks*, 2(5): 359-366
- [57] Huang, Y.-M., Chen, J.-N., & Cheng, S.-C. (2007). A Method of Cross-Level Frequent Pattern Mining for Web-Based Instruction. *Educational Technology & Society*, 10(3), 305-319.
- [58] Hwang, W., Chang, C., & Chen, G. (2004). The relationship of learning traits, motivation and performance-learning response dynamics. *Computers & Education Journal*, Vol. 42(3), pp. 267–287.
- [59] Işljamović, S., Suknović, M. (2014). *Predicting students' academic performance using artificial neural network: a case study from Faculty of Organizational Sciences*, International Conference on Education in Mathematics, Science and Technology (ICEMST 2014), Konya, Turkey, pp. 158-163, ISBN: 978-605-61434-3-4.
- [60] Koedinger, K., Cunningham, K., Skogsholm, A., Leber, B., (2008). An open repository and analysis tools for finegrained, longitudinal learner data. In: *First International Conference on Educational DataMining*. Montreal, Canada, 157–166.
- [61] Kotsiantis, S. B. (2012). Use of machine learning techniques for educational proposes: a decision support system for forecasting students' grades. *Artificial Intelligence Review*, doi:10.1007/s10462-011-9234-x.
- [62] Kröse, B., & van der Smagt, P. (1996). *An introduction to Neural Networks*. Amsterdam: University of Amsterdam.
- [63] Kumar, V. (2011). An Empirical Study of the Applications of Data Mining Techniques in Higher Education. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, Vol. 2(3), pp.80–84.
- [64] Kumar, V., & Chadha, A. (2011). An Empirical Study of the Applications of Data Mining Techniques in Higher Education. *International Journal of Advanced Computer Science and Application*, Vol. 2(3), pp. 80–84.
- [65] Larose, D. (2004). *Discovering knowledge in data, an introduction to data mining*. John Wiley & Sons.
- [66] Liao, S., Wen, C., (2007). Artificial neural networks classification and clustering of methodologies and applications - literature analysis from 1995 to 2005. *Expert Systems with Applications*, 32(1): 1-11
- [67] Liao, S.H., Chen, J.L., Hsu, T.Y. (2009). Ontology-based data mining approach implemented for sport marketing, *Expert Systems with Applications*, 36(8), pp. 11045-11056
- [68] Lin, S.-H. (2012). Data mining for students retention management. *J. Comput. Sci. Coll.* 27 (4), 92-99.
- [69] Lu, J. (2004). Personalized e-learning material recommender system. In *International conference on information technology for application*, pp. 374–379.
- [70] Luan, J., (2002). Data mining, knowledge management in higher education, potential applications. In *Workshop Associate of Institutional Research International Conference*. Toronto, 1–18.

- [71] Luhn, H.P., (1958). A Business Intelligence System, *IBM Journal*, Vol. 2 (4), pp. 314. doi:10.1147/rd.24.0314.
- [72] Madhyastha, T. & Tanimoto, S. (2009). Student Consistency and Implications for Feedback in Online Assessment Systems. In *Proceedings of the 2nd International Conference on Educational Data Mining*, pp. 81-90.
- [73] Mazza, R., Milani, C., (2004). GISMO: a graphical interactive student monitoring tool for course management systems. In: *International Conference on Technology Enhanced Learning*. Milan, Italy; 2004, 1–8.
- [74] McCalla, G., (2004). The ecological approach to the design of e-learning environments: purpose-based capture and use of information about learners. *J Interact Media Edu*. 7:1–23.
- [75] McQuiggan, S., Mott, B. & Lester, J. (2008). Modeling Self-Efficacy in Intelligent Tutoring Systems: An Inductive Approach. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, Vol. 18, pp. 81-123.
- [76] Merceron, A., & Yacef, K. (2004). Mining student data captured from a web-based tutoring tool: Initial exploration and results. *Journal of Interactive Learning Research*, Vol. 15(4), pp. 319–346.
- [77] Merceron, A., & Yacef, K. (2005). Tada-ed for educational data mining. *Interactive Multimedia Electronic Journal of Computer-Enhanced Learning*, Vol. 7(1), pp. 267–287.
- [78] Merceron, A., Yacef, K., (2010). Measuring correlation of strong symmetric association rules in educational data. In Romero C, Ventura S, Pechenizkiy M, Baker RSJd, eds. *Handbook of Educational Data Mining*. Boca Raton, FL: CRC Press, 245–256.
- [79] Minaei-Bidgoli, B. & Punch, B. (2003) Using Genetic Algorithms for Data Mining Optimization in an Educational Web-based System, *Genetic and Evolutionary Computation*, vol. 2, pp. 2252–2263.
- [80] Nemati, H. & Barko, C. (2004). Organizational Data Mining (ODM): An Introduction. In H. Nemati & C. Barko (Eds.) *Organizational Data Mining* (pp. 1-8). London: Idea Group Publishing.
- [81] Oprea, C., & Zaharia, M. (2011). Using data mining methods in knowledge management in educational field. *Imtuoradearo*, pp. 222–227.
- [82] Pahl, C., Donnellan, C., (2003). Data mining technology for the evaluation of web-based teaching and learning systems. In *Congress E-learning*. Montreal, Canada, 1-7.
- [83] Paliwal, M., & Kumar, U., (2009). A study of academic performance of business school graduates using neural network and statistical techniques. *Expert Systems with Applications*, Vol. 36, pp. 2-17.
- [84] Pavlik, P., Cen, H. & Koedinger, K.R. (2009). Learning Factors Transfer Analysis: Using Learning Curve Analysis to Automatically Generate Domain Models. In *Proceedings of the 2nd International Conference on Educational Data Mining*, pp. 121-130.
- [85] Peled, A., & Rashty, D. (1999). Logging for success: Advancing the use of www logs to improve computer mediated distance learning. *Journal of Educational Computing Research*, Vol. 21(4), pp. 413–431.
- [86] Quinlan, J. R. (1993). *C4.5 programs for machine learning*. San Francisco, CA: Morgan Kaufmann.
- [87] Rabbany, R., Takaffoli, M., Zaiane, O., (2011). Analyzing participation of students in online courses using social network analysis techniques. In: *International Conference on Educational Data Mining*. Eindhoven, The Netherlands; 21–30.
- [88] Radojević, D. (2008). Fazi logika i principi istinitosne funkcionalnosti i strukturne funkcionalnosti, *SYM-OP-IS 2008*, pp. 355-358. Soko Banja.

- [89] Radovanović, S., **Išljamović, S.**, Suknović, M. (2013). *Predviđanje uspeha studenta pristupom otkrivanja zakonitosti u podacima u obrazovanju*. Inovacije u nastavi – časopis za savremenu nastavu. vol. 16, No. 2, pp. 82-92, ISSN: 0352-2334.
- [90] Ramaswami, M., & Bhaskaran, R. (2010). A CHAID Based Performance Prediction Model in Educational Data Mining. *Arxiv preprint arXiv10021144*, Vol. 7(1), pp. 10–18.
- [91] Ranjan, J. & Malik, K., (2007). Effective educational process: a data-mining approach. *VINE-The Journal of Information and Knowledge Management Systems*, 37(4), 502-515.
- [92] *Research*, Vol. 21(3), pp. 249–263. doi:10.1016/0305-0548(94)90088-4.
- [93] Romero C, Ventura S, Pechenizky M, Baker R. (2010). *Hand- book of Educational Data Mining*. Data Mining and Knowledge Discovery Series. Boca Raton, FL: *Chapman and Hall/CRC Press*.
- [94] Romero C, Ventura S. (2010). Educational data mining: a re- view of the state-of-the-art. *IEEE Trans SystMan Cybern C: Appl Rev*, 40:601–618.
- [95] Romero, C, Ventura, S., & Garcia, E. (2008). Data mining in course management systems: Moodle case study and tutorial. *Computers & Education*, Vol. 51(1), pp. 368–384. doi:10.1016/j.compedu.2007.05.01
- [96] Romero, C., & Ventura, S. (2007). Educational data mining: A survey from 1995 to 2005. *Expert Systems with Applications*, Vol. 33(1), pp. 135–146. doi:10.1016/j.eswa.2006.04.005.
- [97] Romero, C., & Ventura, S. (2013). Data mining in education. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, 3(1), 12–27. doi:10.1002/widm.1075
- [98] Romero, C., Espejo, P., Romero, R., & Ventura, S. (2013). Web usage mining for predicting final marks of students that use Moodle courses. *Computer Applications in Engineering Education*, 21(1), 135–146.
- [99] Romero, C., Ventura, S., De Castro, C., Hall, W., & Ng, M. H. (2002). Using Genetic Algorithms for Data Mining in Web-based Educational Hypermedia Systems. *Adaptive Hypermedia and Adaptive WebBased Systems AH02*.
- [100] Romero, C., Zafra, A., Luna, J.M. & Ventura, S. (2013) Association rule mining using genetic programming to provide feedback to instructors from multiple-choice quiz data. *Expert Systems: The Journal of Knowledge Engineering*. Vol.30 (2), pp. 162–172.
- [101] Rud, O., (2009). *Business Intelligence Success Factors: Tools for Aligning Your Business in the Global Economy*. Hoboken, N.J: Wiley & Sons.
- [102] Santos, O. C., & Boticario, J. G. (2010). Modeling recommendations for the educational domain. *Procedia Computer Science*, 1(2), 2793- 2800. doi: 10.1016/j.procs.2010.08.004
- Mödrtscher, F. (2010). Towards a recommender strategy for personal learning environments. *Procedia Computer Science*, 1(2), 2775-2782. doi: 10.1016/j.procs.2010.08.002
- [103] Scheuer, O., McLaren, B.M., (2011). Educational data mining. In: *The Encyclopedia of the Sciences of Learning*. New York, NY: Springer.
- [104] Schumacher, P. Olinsky, A. Quinn, J. Smith, R. (2010). A Comparison of Logistic Regression, Neural Networks, and Classification Trees Predicting Success of Actuarial Students, *Journal of Education for Business*, 85(5), pp. 258-263.
- [105] Seber, G.A.F., & Lee, A.J., (2003). *Linear Regression Analysis*, Wiley Series in Probability and Statistics.
- [106] Sheard, J. (2011). Handbook of Educational Data Mining. (Cristóbal Romero, S. Ventura, M. Pechenizkiy, & R. S. J. D. Baker, Eds.) *Handbook of Educational Data Mining*, pp. 107–121.

- [107] Sheard, J., Ceddia, J., Hurst, J., & Tuovinen, J. (2003). Inferring student learning behaviour from website interactions: A usage analysis. *Journal of Education and Information Technologies*, Vol. 8 (3), pp. 245–266.
- [108] Siemens, G. & Baker, RSJd. (2012). Learning analytics and educational data mining: towards communication and collaboration. In: *Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge*. Vancouver, British Columbia, Canada; 1–3.
- [109] Silva, D., & Vieira, M. (2002). Using data warehouse and data mining resources for ongoing assessment in distance learning. In *IEEE international conference on advanced learning technologies*, Kazan, Russia, pp. 40-45.
- [110] Sison, R., Shimura, M., (1998). Student modeling and machine learning. *Int J Artif Intell Edu*, 9:128–158.
- [111] Su, Z., Song, W., Lin, M., Li, J. (2008). Web Text Clustering for Personalized E-learning Based on Maximal Frequent Itemsets. In *International Conference on Computer Science and Software Engineering*, Washington, DC., 452-455.
- [112] Suknović, M., & Delibašić, B. (2010). *Poslovna inteligencija i sistemi za podršku odlučivanju*, COBISS.SR-ID 172016396, FON, Beograd.
- [113] Suknović, M., Delibašić B., & Stanačev, N. (2005). Menadžment znanja pri izboru odgovarajućeg odseka na studijama, *Časopis Info M*, pp. 23-27, br. 14/2005, Beograd.
- [114] Suknović, M., Jovanović, M., Delibašić, B., & Vukićević, M. (2010). Razvoj sistema poslovne inteligencije nad meta podacima dokumenata u organizaciji, *Časopis Menadžment*, ISSN 0354-8635, COBISS.SR-ID 110318855, pp. 5-13, Beograd.
- [115] Suknović, M., Krulj, D., Čupić, M., & Martić, M. (2002). Projektovanje i razvoj skladišta podataka studentske službe FON-a, *SymOrg*, pp. 333-338, Zlatibor, Srbija.
- [116] Sun, J. Li, H. (2008). Data mining method for listed companies' financial distress prediction, *Theory and Practice*, 21, pp.1-5.
- [117] Superby, J.F., Vandamme, J.P. & Meskens, N. (2006). Determination of factors influencing the achievement of the first-year university students using data mining methods. In *Proceedings of the Workshop on Educational Data Mining at the 8th International Conference on Intelligent Tutoring Systems (ITS 2006)*, pp. 37-44.
- [118] Tane, J., Schmitz, C., Stumme, G., (2004), Semantic resource management for the web: an e-learning application. In: *International Conference of the WWW*. New York; 1–10.
- [119] Tang, T., & McCalla, G. (2005). *Smart recommendation for an evolving e-learning system*. International Journal on E-Learning, Vol. 4 (1), pp. 105– 129.
- [120] Tang, T.Y., Daniel, B.K. & Romero, C. (2015). Recommender systems in social and online learning environments. *Expert Systems*, Vol.32 (2), pp. 261-263.
- [121] Thai-Nghe, N., Drumond, L., Krohn-Grimberghe, A., & Schmidt-Thieme, L. (2010). Recommender system for predicting student performance. *Procedia Computer Science*, 1(2), 2811-2819. doi: 10.1016/j.procs.2010.08.006
- [122] Thelen, S. Mottner, S. Berman, B., (2004). Data mining: On the trail to marketing gold, *Business Horizons*, 47(6), pp. 25-32.
- [123] Trčka, N., Pechenizkiy, M., van der Aalst, W., (2011). Process mining from educational data. *Handbook of Educational Data Mining*. Boca Raton, FL: CRC Press; 123– 142.
- [124] Turban, E., Aronson, J. E., & Liang, T.-P. (2011). *Decision Support Systems and Intelligent Systems (9th Edition)*. Prentice Hall.

- [125] Ueno, M., (2004). Online outlier detection system for learning time data in e-learning and its evaluation. *In: International Conference on Computers and Advanced Technology in Education*. Beijing, China; 248– 253.
- [126] Urbancic, T., Skrjanc, M., & Flach, P. (2002). Web-based analysis of data mining and decision support education. *AI Communications*, Vol. 15, pp. 199–204.
- [127] Vandamme, J. P., Meskens, N., & Superby, J. F. (2007). Predicting Academic Performance by Data Mining Methods. *Education Economics*, 15(4), 405-419.
- [128] Vapnik, V., Golowich, S.E., Smola, A., (1996). Support vector method for function approximation, regression estimation, and signal processing: *Advances in Neural Information Processing Systems*, MIT Press, 9 (pp. 281-287)
- [129] Vapnik, V.N. (1982). *Estimation of dependences based on empirical data*. Springer
- [130] Vellido, A., Castro, F., Nebot, A., (2011). Clustering Educational Data. *Handbook of Educational Data Mining*. Boca Raton, FL: *Chapman and Hall/CRC Press*; 75– 92.
- [131] Vlajić, S. (2006). *Projektovanje programa*. Fakultet organizacionih nauka, Beograd.
- [132] Wang, F.-H. (2008). Content Recommendation Based on Education- Contextualized Browsing Events for Web-Based Personalized Learning. *Educational Technology & Society*, 11(4), 94-112.
- [133] Wang, Y.-h., & Liao, H.-C. (2011). Data mining for adaptive learning in a TESL-based e-learning system. *Expert Systems with Applications*, 38(6), 6480-6485. doi: 10.1016/j.eswa.2010.11.098
- [134] Wauters K, Desmet P, Noortgate W. (2011). Acquiring item difficulty estimates: a collaborative effort of data and judgment. *In: International Conference on Educational Data Mining*. Eindhoven, The Netherlands; 121–128.
- [135] Wook, M., Yahaya, Y.H., Wahab, N., Isa, M.R.M, Awang, N.F., Seong, H.Y., (2009). Predicting NDUM Student's Academic Performance Using Data Mining Techniques, *The Second International Conference on Computer and Electrical Engineering*, pp. 357-361.
- [136] Yang, Y., Adelstein, S.J., Kassis, A.I. (2009). Target discovery from data mining approaches, *Drug discovery today*, 14(3-4), pp. 147-54.
- [137] Zaiane O. (2001). Web usage mining for a better web-based learning environment. *In: Proceedings of Conference on Advanced Technology for Education*. Madison, WI;60–64.
- [138] Zaiane O. (2002). Building a recommender agent for e-learning systems. *In: Proceedings of the International Conference on Computers in Education*. Auckland, New Zealand; 55–59.
- [139] Zaiane, O., & Luo, J. (2001). *Web usage mining for a better web-based learning environment*. *Proceedings of conference on advanced technology for education*, Banff, Alberta pp. 60–64.
- [140] Zorrilla, M. E., Menasalvas, E., Marin, D., Mora, E.,& Segovia, J. (2005). Web usage mining project for improving web-based learning sites. *In Web mining workshop*, Cataluna.

PRILOG A

1. Detaljan prikaz slučajeve korišćenja

1.1. Detaljan prikaz slučajeve korišćenja za aktora Dekanat

SK Dekanat 1: Slučaj korišćenja – Pregled uspeha svih studenata

Naziv SK: Pregled uspeha svih studenata;

Aktori SK: Dekanat;

Učesnici SK: Dekanat i sistem;

Preduslovi: Sistem je uključen. Otvorena je forma za aktora Dekanat. Učitani su svi potrebni podaci.

Osnovni scenario:

1. Dekanat bira opciju za prikaz podataka o uspehu svih studenata. (APUSO)
2. Dekanat poziva sistem da prikaže podatke o uspehu svih studenata. (APSO)
3. Sistem traži podatke, rezultate o uspehu svih studenata i generiše rezultate. (SO)
4. Sistem vraća podatke o studentima, te ih prikazuje Dekanatu. (IA)

Alternativni scenario:

- 4.1. Ukoliko sistem ne može da prikaže podatke, on prikazuje korisniku poruku: „Greška prilikom pronalaženja podataka o predmetima“. Prekida se izvršenje scenarija. (IA)

SK Dekanat 2: Slučaj korišćenja – Pregled rezultata ispita –sumarno i po ispitnim rokovima

Naziv SK: Pregled rezultata ispita – sumarno i po ispitnim rokovima;

Aktori SK: Dekanat;

Učesnici SK: Dekanat i sistem;

Preduslovi: Sistem je uključen. Otvorena je forma za aktora Dekanat. Učitani su svi potrebni podaci.

Osnovni scenario:

1. Dekanat bira opciju za pregled rezultata ispita – sumarno i po ispitnim rokovima. (APUSO)
2. Dekanat poziva sistem da prikaže pregled rezultata ispita – sumarno i po ispitnim rokovima. (APSO)
3. Sistem traži podatke o ispitima i ispitnim rokovima. (SO)
4. Sistem vraća i prikazuje Dekanatu podatke za selekciju, u vidu mogućih ispitnih rokova i predmeta. (IA)
5. Dekanat bira željeni ispitni rok ili opciju svi ispitni rokovi, kao i određeni predmet ili opciju svi predmeti. (APUSO)

6. Dekanat poziva sistem da prikaže podatke, rezultat pregleda po predmetu i ispitnom roku. (APSO)
7. Sistem traži podatke, rezultate o uspešnosti studenata po predmetu i ispitnom roku i generiše rezultate. (SO)
8. Sistem vraća pregled rezultata ispita – sumarno i po ispitnim rokovima, te ih prikazuje Dekanatu. (IA)

Alternativna scenarija:

- 4.1. Ukoliko sistem ne može da prikaže podatke, on prikazuje korisniku poruku: „Greška prilikom pronalaženja podataka o predmetima“. Prekida se izvršenje scenarija. (IA)
- 8.1. Ukoliko sistem ne može da prikaže pregled za Dekanat, on prikazuje korisniku poruku: „Niste selektovali željeni predmet ili ispitni rok“ ili „Greška prilikom generisanja rezultata“ u zavisnosti od tipa greške. Prekida se izvršenje scenarija. (IA)

SK Dekanat 3: Slučaj korišćenja – Sumarni pregled uspešnosti studenata po studijskom programu

Naziv SK: Sumarni pregled uspešnosti studenata po studijskom programu;

Aktori SK: Dekanat;

Učesnici SK: Dekanat i sistem;

Preduslovi: Sistem je uključen. Otvorena je forma za aktora Dekanat. Učitani su svi potrebni podaci.

Osnovni scenario:

1. Dekanat bira opciju za Sumarni pregled uspešnosti studenata po studijskom programu. (APUSO)
2. Dekanat poziva sistem da prikaže Sumarni pregled uspešnosti studenata po studijskom programu. (APSO)
3. Sistem traži podatke, rezultate o uspešnosti studenata po studijskom programu i generiše rezultate. (SO)
4. Sistem vraća Sumarni pregled uspešnosti studenata po studijskom programu, te ih prikazuje Dekanatu. (IA)

Alternativna scenarija:

- 4.1. Ukoliko sistem ne može da prikaže podatke, on prikazuje korisniku poruku: „Greška prilikom pronalaženja podataka o predmetima“. Prekida se izvršenje scenarija. (IA)

SK Dekanat 4: Slučaj korišćenja – Sumarni pregled uspešnosti studenata po statusu finansiranja studenta

Naziv SK: Sumarni pregled uspešnosti studenata po statusu finansiranja studenta;

Aktori SK: Dekanat;

Učesnici SK: Dekanat i sistem;

Preduslovi: Sistem je uključen. Otvorena je forma za aktora Dekanat. Učitani su svi potrebni podaci.

Osnovni scenario:

1. Dekanat bira opciju za Sumarni pregled uspešnosti studenata po statusu finansiranja studenta. (APUSO)
2. Dekanat poziva sistem da prikaže Sumarni pregled uspešnosti studenata po statusu finansiranja studenta. (APSO)
3. Sistem traži podatke, rezultate o uspešnosti studenata po statusu finansiranja studenta i generiše rezultate. (SO)
4. Sistem vraća Sumarni pregled uspešnosti studenata po statusu finansiranja studenta, te ih prikazuje Dekanatu. (IA)

Alternativna scenarija:

- 4.1. Ukoliko sistem ne može da prikaže podatke, on prikazuje korisniku poruku: „Greška prilikom pronalaženja podataka o predmetima“. Prekida se izvršenje scenarija. (IA)

SK Dekanat 5: Slučaj korišćenja – Sumarni pregled uspešnosti studenata po polu studenta

Naziv SK: Sumarni pregled uspešnosti studenata po polu studenta;

Aktori SK: Dekanat;

Učesnici SK: Dekanat i sistem;

Preduslovi: Sistem je uključen. Otvorena je forma za aktora Dekanat. Učitani su svi potrebni podaci.

Osnovni scenario:

1. Dekanat bira opciju za Sumarni pregled uspešnosti studenata po polu studenta. (APUSO)
2. Dekanat poziva sistem da prikaže Sumarni pregled uspešnosti studenata po polu studenta. (APSO)
3. Sistem traži podatke, rezultate o uspešnosti studenata po polu studenta i generiše rezultate. (SO)
4. Sistem vraća Sumarni pregled uspešnosti studenata po polu studenta, te ih prikazuje Dekanatu. (IA)

Alternativna scenarija:

- 4.1. Ukoliko sistem ne može da prikaže podatke, on prikazuje korisniku poruku: „Greška prilikom pronalaženja podataka o predmetima“. Prekida se izvršenje scenarija. (IA)

SK Dekanat 6: Slučaj korišćenja – Sumarni pregled uspešnosti studenata po regionu i okrugu iz kojeg je student došao na studije

Naziv SK: Sumarni pregled uspešnosti studenata po regionu i okrugu iz kojeg je student došao na studije;

Aktori SK: Dekanat;

Učesnici SK: Dekanat i sistem;

Preduslovi: Sistem je uključen. Otvorena je forma za aktora Dekanat. Učitani su svi potrebni podaci.

Osnovni scenario:

1. Dekanat bira opciju za Sumarni pregled uspešnosti studenata po regionu i okrugu iz kojeg je student došao na studije. (APUSO)
2. Dekanat poziva sistem da prikaže sumarni pregled uspešnosti studenata po regionu i okrugu iz kojeg je student došao na studije. (APSO)
3. Sistem traži podatke o regionima i okruzima. (SO)
4. Sistem vraća i prikazuje Dekanatu podatke za selekciju, u vidu mogućih regiona i okruga. (IA)
5. Dekanat bira željeni okrug i/ili region za koji želi da se izvrši sumarni pregled podataka. (APUSO)
6. Dekanat poziva sistem da prikaže podatke, rezultat pregleda po regionu i/ili okrugu. (APSO)
7. Sistem traži podatke, rezultate o uspešnosti studenata po regionu i okrugu i generiše sumarne rezultate. (SO)
8. Sistem vraća Sumarni pregled uspešnosti studenata po regionu i okrugu iz kojeg je student došao na studije, te ih prikazuje Dekanatu. (IA)

Alternativna scenarija:

- 4.1. Ukoliko sistem ne može da prikaže podatke, on prikazuje korisniku poruku: „Greška prilikom pronalaženja podataka o predmetima“. Prekida se izvršenje scenarija. (IA)
- 8.1. Ukoliko sistem ne može da prikaže pregled za Dekanat, on prikazuje korisniku poruku: „Niste selektovali željeni region ili okrug“ ili „Greška prilikom generisanja rezultata“ u zavisnosti od tipa greške. Prekida se izvršenje scenarija. (IA)

SK Dekanat 7: Slučaj korišćenja – Sumarni pregled uspešnosti studenata po tipu srednje škole i same srednje škole koju je student završio

Naziv SK: Sumarni pregled uspešnosti studenata po tipu srednje škole i same srednje škole koju je student završio;

Aktori SK: Dekanat;

Učesnici SK: Dekanat i sistem;

Preduslovi: Sistem je uključen. Otvorena je forma za aktora Dekanat. Učitani su svi potrebni podaci.

Osnovni scenario:

1. Dekanat bira opciju za Sumarni pregled uspešnosti studenata po tipu srednje škole i same srednje škole koju je student završio. (APUSO)
2. Dekanat poziva sistem da prikaže sumarni pregled uspešnosti studenata po tipu srednje škole i same srednje škole koju je student završio. (APSO)
3. Sistem traži podatke o srednjim školama. (SO)
4. Sistem vraća i prikazuje Dekanatu podatke za selekciju, u vidu mogućih naziva srednjih škola i tipova srednjih škola. (IA)
5. Dekanat bira željeni tip srednje škole i/ili sam naziv srednje škole za koji želi da se izvrši sumarni pregled podataka. (APUSO)
6. Dekanat poziva sistem da prikaže podatke, rezultat pregleda po tipu i/ili nazivu srednje škole. (APSO)
7. Sistem traži podatke, rezultate o uspešnosti studenata po tipu i nazivu srednje škole i generiše sumarne rezultate. (SO)
8. Sistem vraća Sumarni pregled uspešnosti studenata po tipu srednje škole i same srednje škole koju je student završio, te ih prikazuje Dekanatu. (IA)

Alternativna scenarija:

- 4.1. Ukoliko sistem ne može da prikaže podatke, on prikazuje korisniku poruku: „Greška prilikom pronalaženja podataka o predmetima“. Prekida se izvršenje scenarija. (IA)
- 8.1. Ukoliko sistem ne može da prikaže pregled za Dekanat, on prikazuje korisniku poruku: „Niste selektovali željeni tip ili naziv srednje škole“ ili „Greška prilikom generisanja rezultata“ u zavisnosti od tipa greške. Prekida se izvršenje scenarija. (IA)

SK Dekanat 8: Slučaj korišćenja – Pregled uporednog poređenja dve grupe podataka shodno izabranoj selekciji podataka

Naziv SK: Pregled uporednog poređenja dve grupe podataka shodno izabranoj selekciji podataka;

Aktori SK: Dekanat;

Učesnici SK: Dekanat i sistem;

Preduslovi: Sistem je uključen. Otvorena je forma za aktora Dekanat. Učitani su svi potrebni podaci.

Osnovni scenario:

1. Dekanat bira opciju uporedno poređenje dve grupe podataka shodno izabranoj selekciji podataka. (APUSO)
2. Dekanat poziva sistem da prikaže formu za selekciju kriterijuma za uporedno poređenje podataka. (APSO)
3. Sistem traži podatke o studentima, srednjim školama, regionima, ispitima, ispitnim rokovima. (SO)
4. Sistem vraća i prikazuje Dekanatu podatke za selekciju. (IA)

5. Dekanat bira željene podatke o studentima, srednjim školama, regionima, ispitima, ispitnim rokovima za koje želi da se izvrši pregled podataka. (APUSO)
6. Dekanat poziva sistem da prikaže podatke, rezultat pregleda po selektovanim kriterijumima. (APSO)
7. Sistem traži podatke, rezultate o uspešnosti studenata po selektovanim kriterijumima i generiše rezultate. (SO)
8. Sistem vraća pregled shodno izvršenoj selekciji i prikazuje ih Dekanatu. (IA)

Alternativna scenarija:

- 4.1. Ukoliko sistem ne može da prikaže podatke, on prikazuje korisniku poruku: „Greška prilikom pronalaženja podataka o predmetima“. Prekida se izvršenje scenarija. (IA)
- 8.1. Ukoliko sistem ne može da prikaže pregled za Dekanat, on prikazuje korisniku poruku: „Niste selektovali neki od potrebnih kriterijuma“ ili „Greška prilikom generisanja rezultata“ u zavisnosti od tipa greške. Prekida se izvršenje scenarija. (IA)

SK Dekanat 9: Slučaj korišćenja – Izrada rane predikcije uspešnosti za svakog studenta

Naziv SK: Izrada rane predikcije uspešnosti za svakog studenta;

Aktori SK: Dekanat;

Učesnici SK: Dekanat i sistem;

Preduslovi: Sistem je uključen. Otvorena je forma za aktora Dekanat. Učitani su svi potrebni podaci.

Osnovni scenario:

1. Dekanat bira opciju za predikciju uspešnosti studenata. (APUSO)
2. Dekanat poziva sistem da prikaže formu za predikciju uspešnosti studenata. (APSO)
3. Sistem traži podatke o studentima i njihovim rezultatima na ispitima, kao i o predviđenoj prosečnoj oceni i dužini studiranja. (SO)
4. Sistem vraća pregled predikcije predviđene ocene i dužine studija za svakog studenta i prikazuje ih Dekanatu. (IA)

Alternativna scenarija:

- 4.1. Ukoliko sistem ne može da prikaže podatke, on prikazuje korisniku poruku: „Greška prilikom pronalaženja podataka o predmetima“. Prekida se izvršenje scenarija. (IA)

1.2. Detaljan prikaz slučaja korišćenja za aktora Profesor

SK Profesor 1: Slučaj korišćenja – Sumarni pregled rezultata određenih predmeta

Naziv SK: Sumarni pregled rezultata određenih predmeta;

Aktori SK: Profesor;

Učesnici SK: Profesor i sistem;

Preduslovi: Sistem je uključen. Otvorena je forma za aktora Profesor. Učitani su svi podaci o studentima, predmetima i ocenama za koje je aktor zadužen.

Osnovni scenario:

1. Profesor bira opciju za prikaz sumarnih rezultata određenih predmeta za koje je zadužen. (APUSO)
2. Profesor poziva sistem da prikaže podatke o rezultatima određenih predmeta za koje je zadužen. (APSO)
3. Sistem traži podatke, rezultate o predmetima za koje je Profesor zadužen i generiše sumarne rezultate. (SO)
4. Sistem vraća sumarne podatke o predmetima za koje je Profesor zadužen, te ih prikazuje Profesoru. (IA)

Alternativna scenarija:

- 4.1. Ukoliko sistem ne može da prikaže podatke o rezultatima po svakom od predmeta za koje je Profesor zadužen, on prikazuje korisniku poruku: „Greška prilikom pronalaženja podataka o predmetima“. Prekida se izvršenje scenarija. (IA)

SK Profesor 2: Slučaj korišćenja – Pregled rezultata po određenom predmetu i ispitnom roku

Naziv SK: Pregled rezultata po određenom predmetu i ispitnom roku;

Aktori SK: Profesor;

Učesnici SK: Profesor i sistem;

Preduslovi: Sistem je uključen. Otvorena je forma za aktora Profesor. Učitani su svi podaci o studentima, predmetima i ocenama za koje je aktor zadužen.

Osnovni scenario:

1. Profesor bira željeni pregled rezultata po određenom predmetu i ispitnom roku. (APUSO)
2. Profesor poziva sistem da prikaže formu za pregled rezultat po određenom predmetu i ispitnom roku. (APSO)
3. Sistem traži moguće i potrebne podatke za pregled rezultata po određenom predmetu i ispitnom roku za Profesora. (SO)
4. Sistem vraća i prikazuje Profesoru podatke za selekciju, u vidu mogućih naziva predmeta i ispitnih rokova. (IA)
5. Profesor bira željeni predmet i ispitni rok za koji želi da se izvrši sumarni pregled podataka. (APUSO)

6. Profesor poziva sistem da prikaže podatke, rezultat pregleda po određenom predmetu i ispitnom roku. (APSO)
7. Sistem generiše pregled rezultata po određenom predmetu i ispitnom roku. (SO)
8. Sistem vraća pregled rezultata po određenom predmetu i ispitnom roku i prikazuje ih Profesoru. (IA)

Alternativna scenarija:

- 4.1. Ukoliko sistem ne može da prikaže Profesoru podatke za selekciju on prikazuje korisniku poruku: „Greška prilikom čitanja podataka o predmetima“. Prekida se izvršenje scenarija. (IA)
- 8.1. Ukoliko sistem ne može da prikaže pregled za Profesora, on prikazuje korisniku poruku: „Niste selektovali željeni predmet ili ispitni rok“ ili „Greška prilikom generisanja rezultata“ u zavisnosti od tipa greške. Prekida se izvršenje scenarija. (IA)

SK Profesor 3: Slučaj korišćenja – Pregled uspeha svih studenata po predmetu

Naziv SK: Pregled uspeha svih studenata po predmetu;

Aktori SK: Profesor;

Učesnici SK: Profesor i sistem;

Preduslovi: Sistem je uključen. Otvorena je forma za aktora Profesor. Učitani su svi podaci o studentima, predmetima i ocenama za koje je aktor zadužen.

Osnovni scenario:

1. Profesor bira željeni pregled rezultat uspehu svih studenata po predmetu. (APUSO)
2. Profesor poziva sistem da prikaže formu za pregled rezultata uspehu svih studenata po predmetu. (APSO)
3. Sistem traži moguće i potrebne podatke za pregled rezultata o uspehu svih studenata po predmetu za Profesora. (SO)
4. Sistem vraća i prikazuje Profesoru podatke za selekciju, u vidu mogućih naziva predmeta. (IA)
5. Profesor bira željeni predmet za koji želi da se izvrši pregled o uspehu svih studenata po predmetu. (APUSO)
6. Profesor poziva sistem da prikaže podatke, rezultat pregleda po određenom predmetu. (APSO)
7. Sistem generiše pregled rezultata po određenom predmetu. (SO)
8. Sistem vraća pregled rezultata po određenom predmetu za sve studente i prikazuje ih Profesoru. (IA)

Alternativna scenarija:

- 4.1. Ukoliko sistem ne može da prikaže Profesoru podatke za selekciju on prikazuje korisniku poruku: „Greška prilikom čitanja podataka o predmetima“. Prekida se izvršenje scenarija. (IA)
- 8.1. Ukoliko sistem ne može da prikaže pregled za Profesora, on prikazuje korisniku poruku: „Niste selektovali željeni predmet“ ili „Greška prilikom generisanja rezultata“ u zavisnosti od tipa greške. Prekida se izvršenje scenarija. (IA)

SK Profesort 4: Slučaj korišćenja – Poređenja dve grupe podataka shodno izabranim predmetima

Naziv SK: Poređenja dve grupe podataka shodno izabranim predmetima;

Aktori SK: Profesor;

Učesnici SK: Profesor i sistem;

Preduslovi: Sistem je uključen. Otvorena je forma za aktora Profesor. Učitani su svi podaci o studentima, predmetima i ocenama za koje je aktor zadužen.

Osnovni scenario:

1. Profesor bira željeni tip poređenja dve grupe podataka shodno izabranim predmetima. (APUSO)
2. Profesor poziva sistem da prikaže formu za poređenja dve grupe podataka shodno izabranim predmetima. (APSO)
3. Sistem traži moguće i potrebne podatke za poređenja dve grupe podataka shodno izabranim predmetima za Profesora. (SO)
4. Sistem vraća i prikazuje Profesoru podatke za selekciju, u vidu odabira dva predmeta za koje će se vršiti poređenje. (IA)
5. Profesor bira nazive dva predmeta za koje želi da vrši poređenje podataka. (APUSO)
6. Profesor poziva sistem da prikaže podatke, rezultat poređenja na osnovu odabranih predmeta. (APSO)
7. Sistem generiše pregled poređenja za dva odabrana predmeta. (SO)
8. Sistem vraća rezultat poređenja dve grupe podataka shodno izabranim predmetima i prikazuje ih Profesoru. (IA)

Alternativna scenarija:

- 4.1. Ukoliko sistem ne može da prikaže Profesoru podatke za selekciju on prikazuje korisniku poruku: „Greška prilikom čitanja podataka o predmetima“. Prekida se izvršenje scenarija. (IA)
- 8.1. Ukoliko sistem ne može da prikaže poređenje za Profesora, on prikazuje korisniku poruku: „Niste selektovali dva predmeta“ ili „Greška prilikom generisanja rezultata“ u zavisnosti od tipa greške. Prekida se izvršenje scenarija. (IA)

4.2. Detaljan prikaz slučajeve korišćenja za aktora Student

SK Student 1: Slučaj korišćenja – Pregled ostvarenih rezultata po predmetima

Naziv SK: Pregled ostvarenih rezultata po predmetima;

Aktori SK: Student;

Učesnici SK: Student i sistem;

Preduslovi: Sistem je uključen. Otvorena je forma za aktora Student i aktor je uspešno ulogovan. Učitani su svi podaci o studentima.

Osnovni scenario:

1. Student bira opciju za prikaz ostvarenih rezultata po predmetima. (APUSO)
2. Student poziva sistem da prikaže podatke o njegovim rezultatima na svakom od predmeta. (APSO)
3. Sistem traži podatke, rezultate o položenim ispitima. (SO)
4. Sistem vraća podatke o položenim ispitima i statistiku o svim predmetima, te ih prikazuje Studentu. (IA)

Alternativna scenarija:

- 4.1. Ukoliko sistem ne može da prikaže podatke o rezultatima studenta po svakom od predmeta, on prikazuje korisniku poruku: „Greška prilikom pronalaženja podataka za studenta“. Prekida se izvršenje scenarija. (IA)

SK Student 2: Slučaj korišćenja – Pregled ostvarenih rezultata po ispitnom roku

Naziv SK: Pregled ostvarenih rezultata po ispitnom roku;

Aktori SK: Student;

Učesnici SK: Student i sistem;

Preduslovi: Sistem je uključen. Otvorena je forma za aktora Student. Učitani su svi podaci o studentima.

Osnovni scenario:

1. Student bira opciju za prikaz ostvarenih rezultata po ispitnom roku. (APUSO)
2. Student poziva sistem da prikaže podatke o njegovim rezultatima na ispitnom roku. (APSO)
3. Sistem traži podatke o rezultatima polaganja ispita po ispitnim rokovima. (SO)
4. Sistem vraća podatke o rezultatu po svakom ispitnom roku i statistiku po svakom od ispitnih rokova, te ih prikazuje Studentu. (IA)

Alternativna scenarija:

- 4.1. Ukoliko sistem ne može da prikaže podatke o rezultatima studenta po svakom od predmeta, on prikazuje korisniku poruku: „Greška prilikom pronalaženja podataka za studenta po ispitnim rokovima“. Prekida se izvršenje scenarija. (IA)

SK Student 3: Slučaj korišćenja – Usporedni pregled ličnih rezultata i sumarnih rezultata studenata iz iste generacije i studijskog programa

Naziv SK: – Usporedni pregled ličnih rezultata i sumarnih rezultata studenata iz iste generacije i studijskog programa;

Aktori SK: Student;

Učesnici SK: Student i sistem;

Preduslovi: Sistem je uključen. Otvorena je forma za aktora Student. Učitani su svi podaci o studentima.

Osnovni scenario:

1. Student bira opciju za uporedni pregled ličnih rezultata i sumarnih rezultata studenata iz iste generacije i studijskog programa. (APUSO)
2. Student poziva sistem da prikaže formu za uporedni pregled ličnih rezultata i sumarnih rezultata studenata iz iste generacije i studijskog programa. (APSO)
3. Sistem traži moguće i potrebne podatke za uporedni pregled ličnih rezultata i sumarnih rezultata studenata iz iste generacije i studijskog programa. (SO)
4. Sistem vraća i prikazuje Studentu podatke za odabir željenog predmeta. (IA)
5. Student bira jedan ili više predmeta za koji želi da se uporedi pregled ličnih rezultata i sumarnih rezultata studenata iz iste generacije i sa istog studijskog programa. (APUSO)
6. Student poziva sistem da prikaže podatke, uporedni pregled ličnih rezultata i sumarnih rezultata studenata iz iste generacije i sa istog studijskog programa. (APSO)
7. Sistem generiše podatak o oceni na odabranom predmetu, kao i sumarne podatke za celu generaciju po godini upisa, studijskom programu i odabranom predmetu. (SO)
8. Sistem vraća rezultat za uporedni pregled ličnih rezultata i sumarnih rezultata studenata iz iste generacije i sa istog studijskog programa, te ih prikazuje Studentu. (IA)

Alternativna scenarija:

- 4.1. Ukoliko sistem ne može da prikaže Studentu podatke za selekciju predmeta on prikazuje korisniku poruku: „Greška prilikom čitanja podataka o predmetima“. Prekida se izvršenje scenarija. (IA)
- 8.1. Ukoliko sistem ne može da prikaže željenu uporednu analizu za Studenta, on prikazuje korisniku poruku: „Niste selektovali predmet za uporednu analizu uspešnosti“ ili „Greška prilikom generisanja rezultata za uporedni pregled ličnih rezultata i sumarnih rezultata studenata iz iste generacije i studijskog programa“ u zavisnosti od tipa greške. Prekida se izvršenje scenarija. (IA)

SK Student4: Slučaj korišćenja – Izrada predikcije uspešnosti po predmetu

Naziv SK: Izrada predikcije uspešnosti po predmetu;

Aktori SK: Student;

Učesnici SK: Student i sistem;

Preduslovi: Sistem je uključen. Otvorena je forma za aktora Student. Učitani su podaci o studentu i podaci za predikciju.

Osnovni scenario:

1. Student bira željeni tip predviđanja za predikciju uspešnosti po predmetu. (APUSO)
2. Student poziva sistem da prikaže formu za predikciju uspešnosti po predmetu. (APSO)
3. Sistem traži moguće i potrebne podatke za predikciju uspešnosti po predmetu za Studenta. (SO)
4. Sistem vraća i prikazuje Studentu podatke za selekciju i njegove ocene sa prve godine osnovnih akademskih studija. (IA)
5. Student bira naziv jednog ili više predmeta sa treće ili četvrte godine osnovnih akademskih studija za koji želi da se izvrši predikcija ocena. (APUSO)
6. Student poziva sistem da prikaže podatke, rezultat predikcije za uspešnost po predmetu. (APSO)
7. Sistem generiše predikciju uspešnosti po predmetu. (SO)
8. Sistem vraća rezultat predikcije uspešnosti po predmetu i prikazuje ih Studentu. (IA)

Alternativna scenarija:

- 4.1. Ukoliko sistem ne može da prikaže Studentu podatke za selekciju on prikazuje korisniku poruku: „Greška prilikom čitanja podataka“. Prekida se izvršenje scenarija. (IA)
- 8.1. Ukoliko sistem ne može da prikaže savete za Studenta, on prikazuje korisniku poruku: „Niste selektovali neki od potrebnih podataka za predikciju uspešnosti po predmetu“ ili „Greška prilikom generisanja rezultata predikcije uspešnosti po predmetu“ u zavisnosti od tipa greške. Prekida se izvršenje scenarija. (IA)

SK Student 5: Slučaj korišćenja – Izrada predikcije uspešnosti u pogledu ukupne prosečne ocene i dužine studiranja za student

Naziv SK: Izrada predikcijeprosečne ocene i dužine studiranja za studente;

Aktori SK: Student;

Učesnici SK: Student i sistem;

Preduslovi: Sistem je uključen. Otvorena je forma za aktora Student. Učitani su podaci o studentu i podaci za predikciju.

Osnovni scenario:

1. Student bira željeni tip predviđanja za predikciju prosečne ocene i dužine studiranja. (APUSO)

2. Student poziva sistem da prikaže podatke, rezultat predikcije prosečne ocene i dužine studiranja. (APSO)
3. Sistem generiše predikciju prosečne ocene i dužine studiranja. (SO)
4. Sistem vraća rezultat predikcije prosečne ocene i dužine studiranja i prikazuje ih Studentu. (IA)

Alternativna scenarija:

- 4.1. Ukoliko sistem ne može da prikaže savete za Studenta on prikazuje korisniku poruku: „Greška prilikom generisanja rezultata predikcije prosečne ocene i dužine studiranja“. Prekida se izvršenje scenarija. (IA)

4.3. Detaljan prikaz slučajeva korišćenja za aktora Srednjoškolac

SK Srednjoškolac 1: Slučaj korišćenja – Predikcija statusa upisa na fakultet

Naziv SK: Izrada predikcija statusa upisa na fakultet;

Aktori SK: Srednjoškolac;

Učesnici SK: Srednjoškolac i sistem;

Preduslovi: Sistem je uključen. Otvorena je forma za prikaz saveta za srednjoškolce. Učitani su podaci za predikciju.

Osnovni scenario:

1. Srednjoškolac bira željeni tip predviđanja za predikciju statusa upisa. (APUSO)
2. Srednjoškolac poziva sistem da prikaže formu za predikciju statusa upisa. (APSO)
3. Sistem traži moguće i potrebne podatke za predikciju statusa upisa na fakultet za Srednjoškolca. (SO)
4. Sistem vraća i prikazuje Srednjoškolacupodatke za selekciju. (IA)
5. Srednjoškolac bira naziv, tip srednje škole, okrug iz kojeg dolazi, prosečnu ocenu u srednjoj školi i pol. (APUSO)
6. Srednjoškolac poziva sistem da prikaže podatke, rezultat predikcije za status upisa na fakultet. (APSO)
7. Sistem generiše predikciju statusa upisa na fakultet. (SO)
8. Sistem vraća rezultat predikcije statusa upisa na fakultet i prikazuje ih Srednjoškolcu. (IA)

Alternativna scenarija:

- 4.1. Ukoliko sistem ne može da prikaže Srednjoškolcu podatke za selekciju on prikazuje korisniku poruku: „Greška prilikom čitanja podataka“. Prekida se izvršenje scenarija. (IA)
- 8.1. Ukoliko sistem ne može da prikaže savete za Srednjoškolca, on prikazuje korisniku poruku: „Niste uneli neki od potrebnih podataka za predikciju statusa upisa“ ili „Greška prilikom generisanja rezultata predikcije statusa upisa“ u zavisnosti od tipa greške. Prekida se izvršenje scenarija. (IA)

SK Srednjoškolac 2: Slučaj korišćenja – Predikcije studijskog programa

Naziv SK: Izrada predikcija studijskog programa;

Aktori SK: Srednjoškolac;

Učesnici SK: Srednjoškolac i sistem;

Preduslovi: Sistem je uključen. Otvorena je forma za prikaz saveta za srednjoškolce. Učitani su podaci za predikciju.

Osnovni scenario:

1. Srednjoškolac bira željeni tip predviđanja za predikciju studijskog programa. (APUSO)
2. Srednjoškolac poziva sistem da prikaže formu za predikciju studijskog programa. (APSO)
3. Sistem traži moguće i potrebne podatke za predikciju studijskog programa za Srednjoškoca. (SO)
4. Sistem vraća i prikazuje Srednjoškocupodatke za selekciju. (IA)
5. Srednjoškolac bira naziv, tip srednje škole, okrug iz kojeg dolazi, prosečnu ocenu u srednjoj školi i pol. (APUSO)
6. Srednjoškolac poziva sistem da prikaže podatke, rezultat za predikciju studijskog programa. (APSO)
7. Sistem generiše predikciju studijskog programa. (SO)
8. Sistem vraća rezultat predikcije studijskog programa i prikazuje ih Srednjoškocu. (IA)

Alternativna scenarija:

- 4.1. Ukoliko sistem ne može da prikaže Srednjoškocu podatke za selekciju on prikazuje korisniku poruku: „Greška prilikom čitanja podataka“. Prekida se izvršenje scenarija. (IA)
- 8.1. Ukoliko sistem ne može da prikaže savete za Srednjoškoca, on prikazuje korisniku poruku: „Niste uneli neki od potrebnih podataka za predikciju studijskog programa“ ili „Greška prilikom generisanja rezultata predikcije studijskog programa“ u zavisnosti od tipa greške. Prekida se izvršenje scenarija. (IA)

SK Srednjoškolac 3: Slučaj korišćenja – Predikcije uspešnosti u pogledu ukupne prosečne ocene i dužine studiranja za srednjoškolce

Naziv SK: Izrada predikcijeprosečne ocene i dužine studiranja za srednjoškolce;

Aktori SK: Srednjoškolac;

Učesnici SK: Srednjoškolac i sistem;

Preduslovi: Sistem je uključen. Otvorena je forma za prikaz saveta za srednjoškolce. Učitani su podaci za predikciju.

Osnovni scenario:

1. Srednjoškolac bira željeni tip predviđanja za predikciju prosečne ocene i dužine studiranja. (APUSO)
2. Srednjoškolac poziva sistem da prikaže formu za predikciju prosečne ocene i dužine studiranja. (APSO)

3. Sistem traži moguće i potrebne podatke za predikciju prosečne ocene i dužine studiranja za Srednjoškolca. (SO)
4. Sistem vraća i prikazuje Srednjoškolcu podatke za selekciju. (IA)
5. Srednjoškolac bira naziv, tip srednje škole, okrug iz kojeg dolazi, prosečnu ocenu u srednjoj školi i pol. (APUSO)
6. Srednjoškolac poziva sistem da prikaže podatke, rezultat predikcije prosečne ocene i dužine studiranja. (APSO)
7. Sistem generiše predikciju prosečne ocene i dužine studiranja. (SO)
8. Sistem vraća rezultat predikcije prosečne ocene i dužine studiranja i prikazuje ih Srednjoškolcu. (IA)

Alternativna scenarija:

- 4.1. Ukoliko sistem ne može da prikaže Srednjoškolcu podatke za selekciju on prikazuje korisniku poruku: „Greška prilikom čitanja podataka“. Prekida se izvršenje scenarija. (IA)
- 8.1. Ukoliko sistem ne može da prikaže savete za Srednjoškolca on prikazuje korisniku poruku: „Niste uneli neki od potrebnih podataka za predikciju prosečne ocene i dužine studiranja“ ili „Greška prilikom generisanja rezultata predikcije prosečne ocene i dužine studiranja“ u zavisnosti od tipa greške. Prekida se izvršenje scenarija. (IA)

5. Arhitektura Sistema

Razvijeni model sistema se zasniva na modelu objekti-veze koji će biti prikazan u nastavku, koji sadrži 15 objekata i preko 50 atributa. Poštujući pravila izgradnje modela objekti-veze, te nakon toga definisanja i relacionog modela ostvarene je kvalitetna osnova za formiranje modela u QlikView razvojnom okruženju.

5.1. Projektovanje skladišta podataka

Na osnovu strukture modela objekti-veze i njemu odgovarajućeg relacionog modela, projektovane su tabele relacionog sistema za upravljanje bazom podataka, koji će biti kreiran u okviru QlikView aplikacije. U nastavku slede detaljne informacije o svim tabelama, poljima i podacima, koji će biti korišćeni za razvoj aplikacije.

Naziv tabele: Fakultet		
<i>Naziv kolone</i>	<i>Tip</i>	<i>Obaveznost</i>
<u>ID_Fakulteta</u>	Number	Da
Naziv_Fakulteta	Number	Ne
Grupacija_Fakulteta	Text	Ne
Adresa_Fakultet	Number	Ne
PIB_Fakultet	Number	Ne
web_Fakultet	Text	Ne

Naziv tabele: Katedra		
<i>Naziv kolone</i>	<i>Tip</i>	<i>Obaveznost</i>
ID_Fakulteta	Number	Da
ID_Katedra	Number	Da
Naziv_Katedre	Text	Ne
ID_Profesor_Rukovodilac	Number	Ne

Naziv tabele: Profesor		
<i>Naziv kolone</i>	<i>Tip</i>	<i>Obaveznost</i>
ID_Profesor	Number	Da
Profesor_Ime_Prezime	Text	Ne
ID_Zvanje	Number	Ne
ID_Fakulteta	Number	Ne
ID_Katedra	Number	Ne

Naziv tabele: Zvanje		
<i>Naziv kolone</i>	<i>Tip</i>	<i>Obaveznost</i>
ID_Zvanje	Number	Da
Zvanje_Naziv	Text	Ne

Naziv tabele: Predmet_Fakultet		
<i>Naziv kolone</i>	<i>Tip</i>	<i>Obaveznost</i>
ID_Predmeta	Number	Da
Naziv_predmeta	Text	Ne
Semestar	Number	Ne
Broj_poena	Number	Ne

Naziv tabele: Profesor_Predaje_Predmet		
<i>Naziv kolone</i>	<i>Tip</i>	<i>Obaveznost</i>
ID_Profesor	Number	Da
ID_Predmeta	Number	Da

Naziv tabele: Student		
<i>Naziv kolone</i>	<i>Tip</i>	<i>Obaveznost</i>
ID_Studenta	Number	Da
Student_Ime_prezime	Text	Ne
JMBG_student	Number	Da
Upis_godina	Number	Ne
Dipl_godina	Number	Ne
ID_Stud_program	Number	Ne
Status_upisa	Text	Ne
Poeni_na_prijemnom	Number	Ne
Prosek_srednja	Number	Ne
Prosecna_ocena	Number	Ne
ID_sred_skola	Number	Ne
Pol_studenta	Text	Ne

Naziv tabele: StudijskiProgram		
<i>Naziv kolone</i>	<i>Tip</i>	<i>Obaveznost</i>
ID_Stud_Program	Number	Da
Naziv_Stud_Program	Text	Ne

Naziv tabele: Ispit		
<i>Naziv kolone</i>	<i>Tip</i>	<i>Obaveznost</i>
ID_Predmeta	Number	Da
ID_Studenta	Number	Da
ID_ispitni_rok	Number	Da
Ocena	Number	Ne
Datum_ispita	Date	Ne

Naziv tabele: IspitniRok		
<i>Naziv kolone</i>	<i>Tip</i>	<i>Obaveznost</i>
ID_ispitni_rok	Number	Da
Naziv_ispitnog_rocka	Text	Ne

Naziv tabele: Srednja škola		
<i>Naziv kolone</i>	<i>Tip</i>	<i>Obaveznost</i>
ID_sred_skola	Number	Da
Naziv škole	Text	Ne
Tip škole	Text	Ne
ID_Država	Number	Ne
ID_Regiona	Number	Ne
ID_Okrug	Number	Ne
ID_Grad	Number	Ne

Naziv tabele: Grad		
<i>Naziv kolone</i>	<i>Tip</i>	<i>Obaveznost</i>
ID_Država	Number	Da
ID_Regiona	Number	Da
ID_Okrug	Number	Da
ID_Grad	Number	Da
Grad_Naziv	Text	Ne

Naziv tabele: Okrug		
<i>Naziv kolone</i>	<i>Tip</i>	<i>Obaveznost</i>
ID_Država	Number	Da
ID_Regiona	Number	Da
ID_Okrug	Number	Da
Okrug_Naziv	Text	Ne

Naziv tabele: Region		
<i>Naziv kolone</i>	<i>Tip</i>	<i>Obaveznost</i>
ID_Država	Number	Da
ID_Regiona	Number	Da
Region_Naziv	Text	Ne

Naziv tabele: Država		
<i>Naziv kolone</i>	<i>Tip</i>	<i>Obaveznost</i>
ID_Država	Number	Da
Država_naziv	Text	Ne

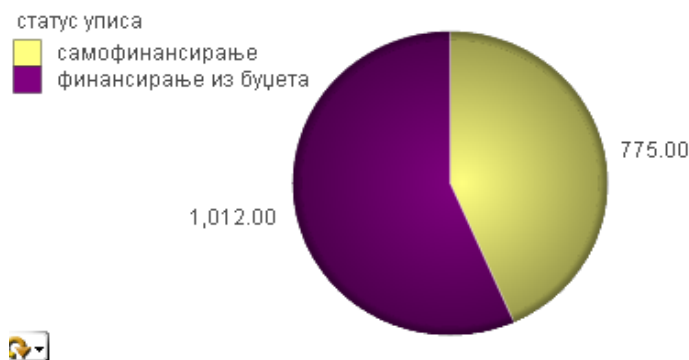
PRILOG B

U ovom prilogu data je analiza podataka studenata koji su upisani od 2004. do 2008. godine, i diplomirali do novembra 2012. godine u okviru osnovnih akademskih studija na Fakultetu organizacionih nauka, Univerziteta u Beogradu.

1. Analiza podataka u odnosu na status upisa na fakultet

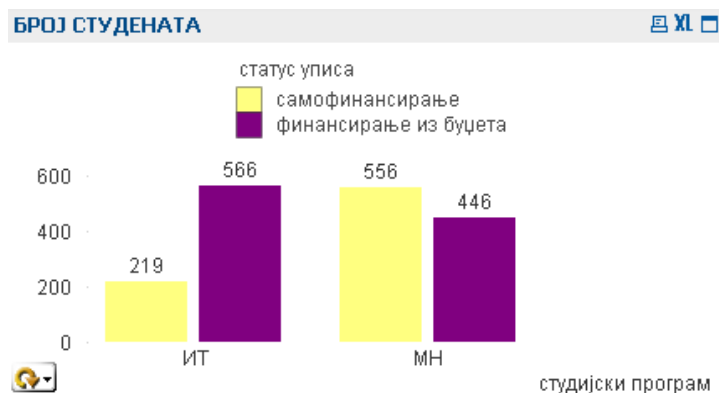
Prvi deo prikazane analize podataka obuhvata analizu uspešnosti studiranja, koja se zasniva na utvrđivanju uticaja i zavisnosti statusa upisa na fakultet, na prvu godinu osnovnih akademskih studija, kao i na celokupan uspeh studiranja, uzimajući u obzir i region iz kojeg student dolazi na studije i prethodno završenu srednju školu.

1.1. Analiza podataka u odnosu na status upisa na fakultet i broj studenata



Grafikon 1. Odnos broja studenata u zavisnosti od statusa upisa

Od 2004.do 2008. godine Fakultet organizacionih nauka upisalo je i završilo ukupno 1787 studenata. Više od 56% finansirano je iz budžeta Republike Srbije, dok se 44%, tj. 775 studenata školovalo o svom trošku, Grafikon 1.



Grafikon 2. Odnos broja studenata po statusu upisa i studijskog programa

Na Fakultetu organizacionih nauka studenti se prilikom upisa na prvu godinu osnovnih akademskih studija opredeljuju za jedan od dva studijska programa: Informacioni sistemi i tehnologije (IT) i Menadžment i organizacija (MN). Kao što je prikazano na grafikonu, Grafikon 2, u periodu od 2004. do 2008. godine postojao je veći broj diplomiranih budžetskih studenata smeru Informacioni sistemi i tehnologije – čak 566, u odnosu na 219 mesta, koja su pripala samofinansirajućim studentima. Stanje je obrnuto kada je u pitanju drugi smer – Menadžment i organizacija, na kome je zabeleženo 446 budžetskih studenata, dok je diplomiralo 556 studenata koji su se školovali u svom trošku.



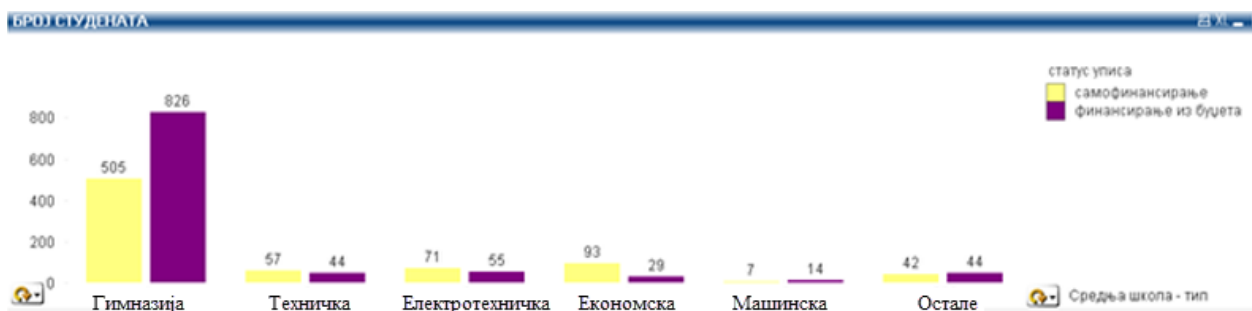
Grafikon 3. Odnos broja studenata po statusu upisa i godine upisa studija

Posmatrajući Grafikon 3, može se uočiti da je među diplomiranim studentima koji su se upisali 2004. godine približno isti broj studenata upisao studije o svom trošku i o trošku države – 233 i 234 respektivno. Sledeće godine bilo je više diplomiranih studenata koji su se školovali iz budžeta Republike Srbije, njih 223, dok je 165 studenata bilo u statusu finansiranja o svom trošku. Slična je situacija i 2006.godine, kada se 207 studenata upisalo o trošku države, a manji broj, njih 128 o svom trošku. Naredne godine povećan je broj samofinansirajućih studenata na 152, dok je smanjen broj budžetskih na 192. Poslednje godine u ovoj analizi manje od 100 studenata je upisano kao samofinansirajući – 97, dok je 156 upisano na teret budžeta Republike Srbije.



Grafikon 4. Odnos broja studenata po statusu upisa i godine završetka studija

Kada posmatramo studente četiri godine kasnije, od onih 467 koji su upisali FON 2004. godine, 2008. godine diplomiralo je njih 36, od toga 13 samofinansirajućih i 23 budžetska studenta, Grafikon 4. Situacija se drastično popravila naredne godine, jer je čak 273 studenta studije privelo kraju – od toga 105 samofinansirajućih i 168 finansiranih iz budžeta, gde treba naglasiti da tu pripadaju i studenti koji su upisali fakultet 2004. godine i završili studije za 5 godine, kao i oni koji su upisali fakultet 2005. godine i završili za samo 4 godine. Ovaj trend se zadržao i 2010. godine, tada je diplomiralo 372 studenta, od kojih je i te godine više budžetskih 223, naspram 149 školovanih o svom trošku, uključujući sve tri upisne godine. Naredne godine (2011. godine) diplomiralo je čak 526 studenata, od kojih je 304 imalo status finansiranja iz budžeta, a 222 status samofinansirajućih. Poslednje godine analize 2012. godine, na FON-u je diplomiralo čak 580 studenata, a kada je u pitanju njihov status, oni su skoro izjednačeni – 288 samofinansirajućih i 294 finansiranih iz budžeta, Grafikon 4.



Grafikon 5. Odnos broja studenata po statusu upisa i grupacije završene srednje škole

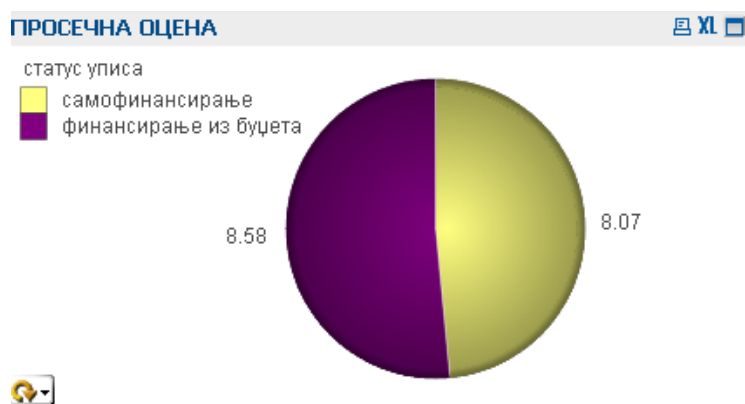
Kada posmatramo srednje škole iz kojih su došli bruceši studenti, koji su upisali FON u periodu koji je obuhvaćen ovim istraživanjem, moramo naglasiti da je najviše gimnazijalaca, čak 1331. Od njih je na teret budžeta upisano 826, dok se 505 školovalo o svom trošku, Grafikon 5. Od onih studenata, koji su završili tehničke škole FON je upisao 101 maturant tehničkih škola, a više od polovine je samofinansirajućih studenata - 57, dok je budžetskih 44. Od maturanata elektrotehničkih škola, njih 126 upisalo je FON u navedenom periodu, od kojih je 71 upisano na budžet i 55 o svom trošku, Grafikon 5. Iz klupa ekonomskih škola na FON je upisano 122 studenta, od kojih je čak 93 steklo status samofinansirajućih studenata, a manji deo, njih 29 status budžetskih. Samo 21 maturant mašinskih škola, uspešno je upisao studije na FON-u, od toga jedna trećina, tj. njih 7 o svom trošku, a 14 o trošku države. Iz svih ostalih srednjih škola, FON je upisalo 86 maturanata od kojih je nešto manje od polovine – 42 samofinansirajućih i 44 budžetskih studenata.



Grafikon 6. Odnos broja studenata po statusu upisa i regiona iz kojeg su došli na studije

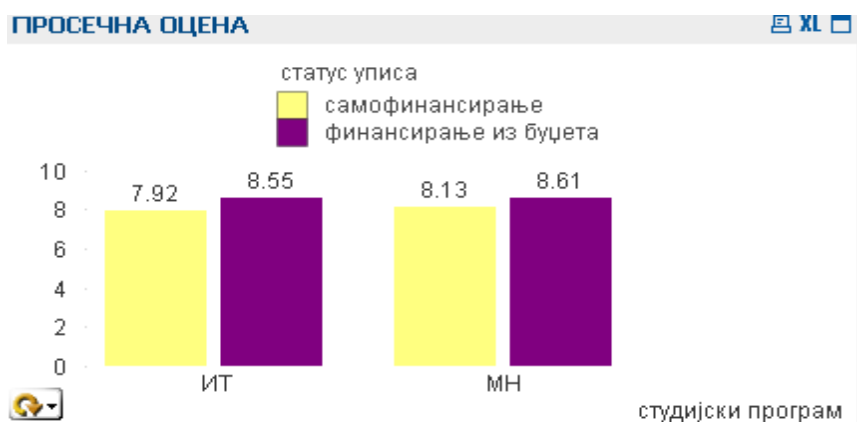
Kada posmatramo regione iz koji su došli studenti, koji su u navedenom periodu upisali studije na FON-u, ne čudi što je većina iz glavnog grada – čak 977 diplomaca. Više od polovine njih - 505 finansirano je iz budžeta, a ostalih 472 o svom trošku, Grafikon 6. Iz severne srpske pokrajine, Vojvodine, FON je upisao 91 student, a približno je isti broj samofinansirajućih i budžetskih studenata, njih 43 odnosno 48, respektivno. Iz inostranstva je upisano 80 bruceša, od kojih je 44 upisano o svom trošku, a 36 o državnom trošku. Kada je u pitanju južna i istočna Srbija situacija je sledeća – od ukupno 171 studenta, 53 je steklo status samofinansirajućih, a veći deo – 118 budžetskih studenata. Sa Kosova i Metohije, FON je u periodu od 2004. do 2008. godine upisalo samo 13 studenata – 8 studenata o svom trošku i 5 studenata o trošku države. Posle Beograda, najviše je studenata iz Šumadije i zapadne Srbije, čak 450, od kojih je 154 upisano kao samofinansirajući, dok je skoro duplo više njih – 296 dobilo status budžetskih studenata, Grafikon 6.

1.2. Analiza podataka u odnosu na status upisa na fakultet i prosečnu ocenu studija



Grafikon 7. Odnos prosečne ocene studija po statusu upisa

Sagledavajući ostvarenu prosečnu ocenutokom studija, kod studenata finansiranih iz budžeta Republike Srbije prosečna ocena iznosila je 8.58, dok su samofinansirajući studenti imali nešto manji prosek – 8.07 (na skali ocena od 6 do 10), Grafikon 7.



Grafikon 8. Odnos prosečne ocene studija po statusu upisa i studijskog programa

Kada je u pitanju prosečna ocena po studijskim programima za koji su se studenti opredelili prilikom upisa na fakultet, možemo zaključiti da su nešto uspešniji studenti na smeru Menadžment i organizacija. Samofinansirajući studenti na ovom smeru ostvarili su prosečnu ocenu 8.13, dok su budžetski studenti zabeležili bolji uspeh – 8.61. Na smeru Informacioni sistemi i tehnologije, studenti koji se školuju o sopstvenom trošku imali su prosečnu ocenu 7.92, a oni koje je finansirala država čak 8.55, Grafikon 8.



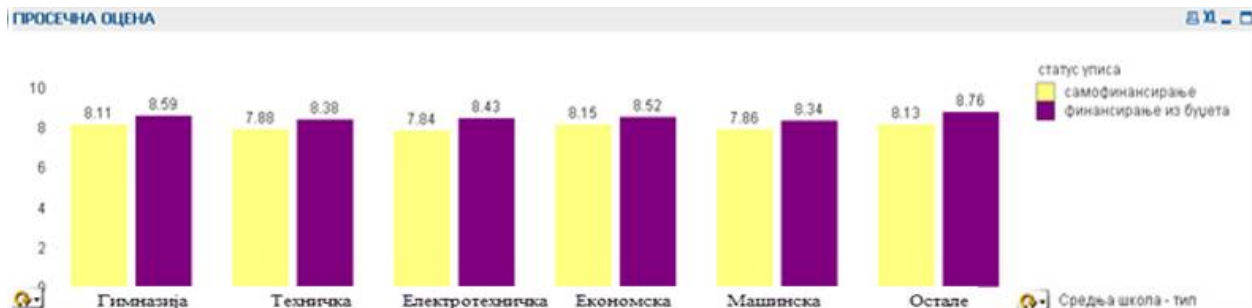
Grafikon 9. Odnos prosečne ocene studija po statusu upisa i godini upisa na fakultet

Na osnovu petogodišnjeg uzorka diplomiranih studenata, a vršeći analizu po godini upisa na fakultet, može se uočiti trend da su, u pogledu ostvarene prosečne ocene tokom studija, uspešniji studenti koji se školuju iz budžeta Grafikon 9. Najniža ostvarena prosečna ocena studiranja zabeležena je kod studenata koji su upisali fakultet 2004. godine (7.85 studenti koji se finansiraju o svom trošku, odnosno 8.39 kod studenata koji se finansiraju iz budžeta), dok su kod studenata koji su upisali fakultet 2008. godine zabeležene najviše prosečne ocene studija (8.51 studenti koji se finansiraju o svom trošku, odnosno 8.99 kod studenata koji se finansiraju iz budžeta), Grafikon 9. Značajno je da se tokom pet godina uspeh studenata koji se finansiraju o svom trošku poboljšao, na šta ukazuje činjenica da je njihova prosečna ocena studiranja, kod onih koji su upisali fakultet 2008. godine veća od prosečne ocene studenata koji su upisali fakultet 2004. godine u trošku bužeta Republike Srbije.



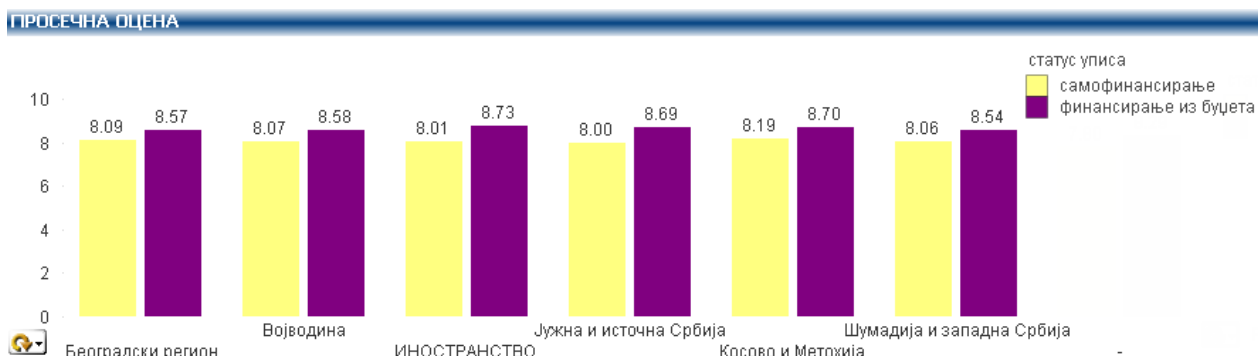
Grafikon 10. Odnos prosečne ocene studija po statusu upisa i godine završetka fakulteta

Analizirajući pet godina (od 2008. do 2012. godine) u kojima su studenti diplomirali, možemo uočiti da su studenti koji se finansiraju o svom trošku ostvarili najbolji uspeh u pogledu ostvarene prosečne ocene od 8.49 diplomirajući u 2008. godini, dok su najmanju prosečnu ocenu ostvarili studenti koji su diplomirali tokom 2010. godine (prosečna ocena 7.98), Grafikon 10. Kada je reč o studentima koji su bili finansirani o trošku državnog budžeta, najbolji rezultat su ostvarili studenti koji su diplomirali tokom 2008. godine (sa prosečnom ocenom 8.86), a potom slede studenti koji su diplomirali tokom 2009. i 2012. godine, Grafikon 10. Treba napomenuti, da su u ovom uzorku 2008. godine diplomirali samo studenti upisani na osnovne akademske studije 2004. godine, a to su upravo oni koji su bili najefikasniji u studiranju iz te generacije.



Grafikon 11. Odnos prosečne ocene studija po statusu upisa i prethodno završene srednje škole

Kada posmatramo srednje škole, koje su završili studenti koji su upisali FON možemo reći da su gimnazijalci među najuspešnijima, jer je prosečna ocena samofinansirajućeg studenta, koji je maturant gimnazije 8.11, a studenta koji se školuje o trošku države, a pri tom je završio gimnaziju čak 8.59. Maturanti tehničkih škola zabeležili su nešto lošiji uspeh –samofinansirajući su imali prosečnu ocenu 7.88, a budžetski studenti 8.38, Grafikon 11. Slične su prosečne ocene studenata koji su došli iz elektrotehničkih škola – samofinansirajući studenti su imali prosečnu ocenu 7,84, a oni koji su se školovali o trošku države i ovde su imali prosečnu ocenu preko 8, tačnije 8.43. Maturanti ekonomskih škola, koji su upisali FON beleže prosečne ocene, takođe, preko 8 – samofinansirajući studenti 8,15, a budžetski 8.52. Studenti, koji su došli iz mašinskih škola beleže sledeći uspeh – samofinansirajući studenti imaju prosečnu ocenu 7.86, a budžetski studenti 8.34. Kada su u pitanju studenti, koji su došli iz ostalih srednjih škola, oni koji su se školovali o svom trošku imali su prosečnu ocenu 8.13, dok su budžetski studenti ostvarili prosečnu ocenu od čak 8.76.



Grafikon 12. Odnos prosečne ocene studija po statusu upisa i regiona iz kojeg su došli na studije

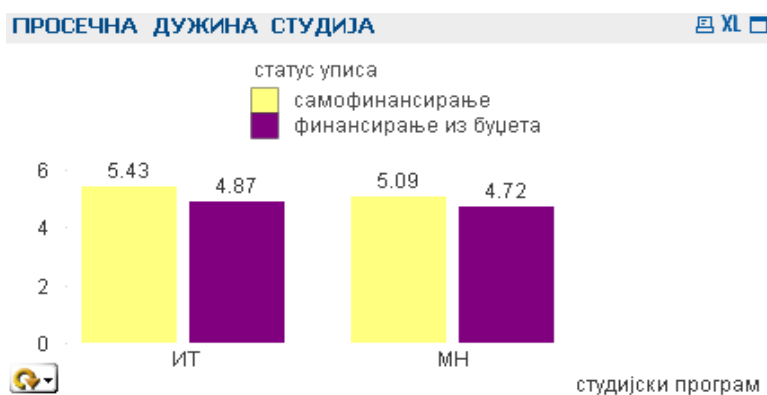
Kada je u pitanju region iz kog potiču studenti FON-a možemo zaključiti, a kada je ostvarena prosečna ocena tokom studija u pitanju, da je relativno ujednačena situacija, jer su iz svih regiona studenti ostvarili uspeh preko 8.00, sa tim što su ukupno posmatrajući najuspešniji studenti sa Kosova i Metohije (prosečna ocena budžetskih studenata – 8.70, prosečna ocena samofinansirajućih studenata 8.19). Posmatrajući podatke o samofinansirajućim studentima u zavisnosti od regiona iz kojeg su studenti došli na studije, opet su najbolje rezultate ostvarili studenti sa Kosova i Metohije, dok su najmanje prosečne ocene zabeležene kod studenata iz inostranstva (prosečna ocena 8.01) i iz južne i istočne Srbije (prosečna ocena 8.00), Grafikon 12. Analizirajući ostvarene prosečne ocene budžetskih studenata, kod studenata iz Šumadije i zapadne Srbije zabeležena je najniža prosečna ocena studiranja od 8.54, dok su se kao najbolji pokazali studenti sa Kosova i Metohije, kao i iz Inostranstva. Treba istaći, da je ukupan broj studenata sa Kosova i Metohije manji od 1% uzorka, pa njihove ukupno najbolje rezultate treba tumačiti kao posebnu motivisanost studenata iz tog regiona.

1.3. Analiza podataka u odnosu na status upisa na fakultet i prosečne dužine studiranja



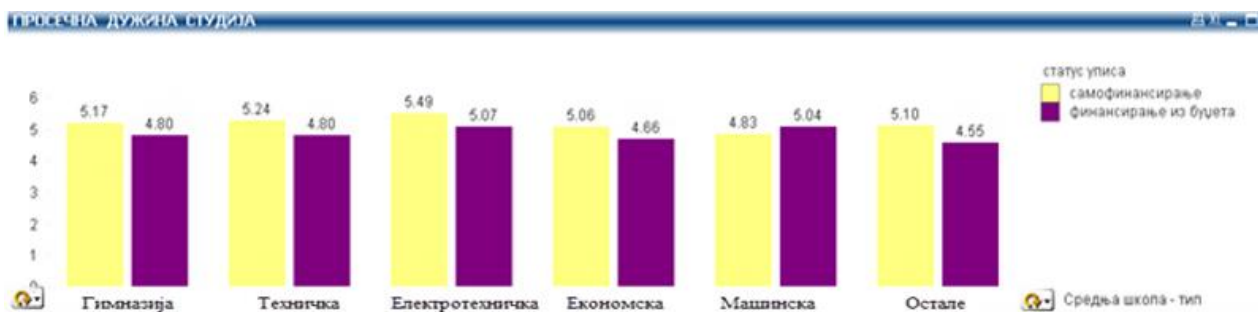
Grafikon 13. Odnos prosečne dužine studiranja po statusu upisa

Posmatrajući prosečnu dužinu studija, možemo zaključiti da su po ovom kriterijumu budžetski studenti uspešniji. Oni svoje studiranje privode kraju za 4.8 godina, dok je samofinansirajućim studentima potrebno nešto više vremena – 5.19 godina, Grafikon 13.



Grafikon 14. Odnos prosečne dužine studiranja po statusu upisa i studijskog programa

Kada se analizira prosečna dužina studija posmatrana po studijskim programima fakulteta, može se uočiti da su na oba studijska programa rezultati budžetskih studenta bolji (na studijskom programu Informacioni sistemi i tehnologije prosečno vreme završetka je 4 godine i 10 meseci, dok je na studijskom programu Menadžment i organizacija prosečno vreme završetka 4 godine i 8 meseci), Grafikon 14. Kod samofinansirajućih studenata, uspešniji su studenti na studijskom programu Menadžment i organizacija kod kojih je prosečno vreme završetka 5 godina i 1 mesec, dok je na studijskom programu Informacioni sistemi i tehnologije prosečno vreme završetka 5 godina i 5 meseci, Grafikon 14. Može se uočiti, da bez obzira na status upisa na fakultet, studenti sa studijskog programa Menadžment i organizacija ostvaruju prosečno kraće vreme završetka studija.



Grafikon 15. Odnos prosečne dužine studiranja po statusu upisa i završene srednje škole

Kada posmatramo srednje škole koje su završili studenti FON-a, u okviru finansiranja o svom trošku najkraće vreme studiranja imaju studenti koji su prethodno završili srednju mašinsku školu, dok u proseku najduže studiraju diplomci koji su prethodno završili srednju elektrotehničku školu (5 godina i 6 meseci). Posmatrajući studente koji se finansiraju iz budžeta, u pogledu prosečnog vremena završetka studija, najbolje rezultate ostvarili su studenti koji su prethodno završili srednju ekonomsku školu (sa prosečnim vremenom završetka studija od 4 godine i 7 meseci), a potom slede diplomci koji su završili gimnazije ili srednje tehničke škole (sa prosečnim vremenom završetka studija od 4 godine i 10 meseci), Grafikon 15. Odnos prosečne dužine studiranja po statusu upisa i završene srednje škole. Značajan je podatak da samofinansirajućih studenti, koji su došli iz mašinskih škola kraće studiraju od svojih kolega koji su budžetski studenti. Kod ostalih škola situacija je obrnuta, manje vremena je potrebno onim studentima, koji se školuju o trošku budžeta.



Grafikon 16. Odnos prosečne dužine studiranja po statusu upisa i regiona iz kojeg su došli na studije

U odnosu na podatke koji pokazuju odakle potiču studenti, koji su upisali FON u navedenom periodu koji je obuhvaćen analizom, potvrđuje se činjenica da studiranje kraće traje kod budžetskih studenata, dok je samofinansirajućim studentima potrebno nešto više vremena da diplomiraju. Kod

studenta koji se finansiraju o trošku budžeta Republike Srbije prosečno vreme završetka studija se kreće od 4 godine i 2 meseca kod studenata koji dolaze sa Kosova i Metohije, do 4 godine i 10 meseci kod studenata koji dolaze iz inostranstva ili Šumadije i zapadne Srbije, Grafikon 16. Studenti koji se finansiraju o svom trošku u proseku studiraju 5 godina i jedan mesec, što je slučaj kod studenata iz Beogradskog regiona, do 5 godina i 5 meseci ukoliko dolaze na studije iz Vojvodine, Grafikon 16.



Grafikon 17. Odnos uspeha studenata na prijemnom ispitu po statusu upisa na fakultet i regiona iz kojeg su došli na studije

Posmatrajući uspeh ostvaren na prijemnom ispitu, u pogledu broja poena prilikom polaganja prijemnog ispita za upis na fakultet, može se zaključiti da su budžetski studentiosvojili znatno veći broj bodova na prijemnom ispitu od kolega, koji se školuju o sopstvenom trošku. U proseku, najviše poena na prijemnom ispitu, ostvaruju srednjoškolci koji dolaze iz Šumadije i zapadne Srbije ili iz Beogradskog regiona, 72.17 i 72 poena respektivno (na skali od 1 do 100). Sa druge strane, kod studenata koji se finansiraju o sopstvenom trošku, u proseku su najmanje poena na prijemnom ostvarivali budući studenti sa Kosova i Metohije (32.18 poena), dok su najbolje rezultate ostvarili studenti iz Šumadije i zapadne Srbije (40.47 poena), ali je i taj broj poena i dalje znatno manji u odnosu na najmanji prosečan broj poena koji su ostvarili budžetski studenti od 57.97 kod studenata koji dolaze iz Inostranstva, Grafikon 17.



Grafikon 18. Odnos uspeha studenata u srednjoj školi po statusu upisa na fakultet i regiona iz kojeg su došli na studije

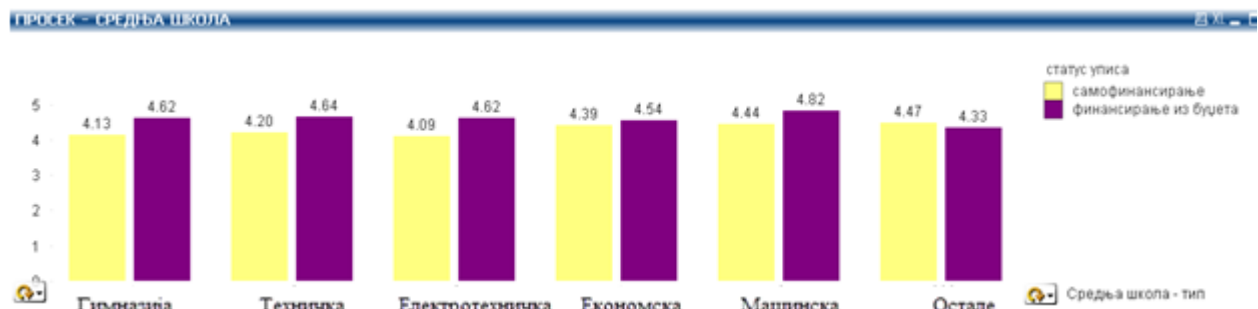
Kada je u pitanju prosečna ocena iz srednje škole studenata FON-a, možemo zaključiti da su u proseku upisivani srednjoškolci koji su imali vrlo dobar uspeh (sa prosečnom ocenom preko 4) i odlični učenici. Budžetski studenti su u prednosti u odnosu na samofinansirajuće, gde su skoro svi zabeležili odličan uspeh, dok su samofinansirajući studenti u srednjim školama bili pretežno vrlo dobri (sa prosečnom ocenom iz srednje škole od 4.13 koji su imali učenici iz Inostranstva, do 4.85

kolika je prosečna ocena iz srednje škole samofinansirajućih studenata sa Kosova i Metohija), Grafikon 18.



Grafikon 19. Odnos uspeha studenata na prijemnom ispitu po statusu upisa na fakultet i prethodno završene srednje škole

Analizirajući ostvareni broj poena na prijemnom ispitu u odnosu na prethodno završenu srednju školu i u odnosu na status upisa na fakultet, može se uočiti trend da su budžetski studenti uvek imali više poena na prijemnom od studenata koji su upisivani u statusu finansiranje o svom trošku. Maturanti gimnazija bilo samofinansirajući ili budžetski su najuspešniji sa 41.26 odnosno 71.96 poena na prijemu. Kod samofinansirajućih studenata najmanje poena su ostvarili studenti koji dolaze iz mašinskih škola (33.70 poena), dok kod budžetskih studenata sa prosečnim brojem poena na prijemnom ispitu od 61.19 ostvaruju studeni iz srednjih stručnih škola, Grafikon 19.



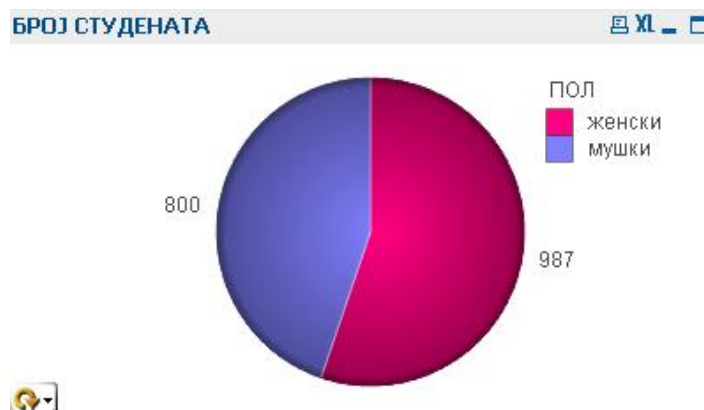
Grafikon 20. Odnos uspeha studenata u srednjoj školi po statusu upisa na fakultet i prethodno završene srednje škole

Analizirajući uspeh u srednjoj školi u zavisnosti od tipa završene srednje škole i statusa upisa na fakultet, posebno se izdvajaju učenici iz srednje mašinske škole sa prosečnom ocenom od 4.82 koja je najviša kod budžetskih studenata i studenti iz elektrotehničkih škola sa najmanjom prosečnom ocenom tokom srednjoškolskog obrazovanja od 4.09. Posmatrajući po tipu škola, može se utvrditi da su u proseku budžetski studenti imali odličan uspeh u srednjoj školi, osim studenata koji su završili ostale srednje škole, Grafikon 20, dok se kod samofinansirajućih studenata prosečna ocena iz srednje škole kreće u rasponu od 4.09 do 4.47.

2. Analiza podataka u odnosu na pol studenata

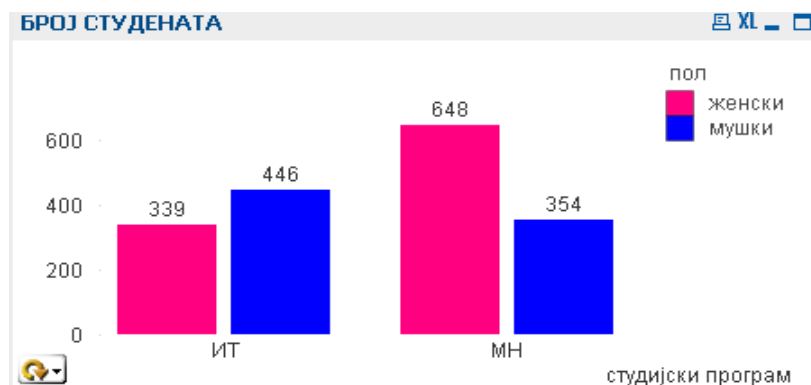
Posmatranje indikatora uspešnosti studiranja u odnosu na pol studenta predstavljen je drugom poglavlju, sagledavajući broj upisanih studenata, njihov uspeh na kraju studija i prosečno vreme studiranja.

2.1. Analiza podataka u odnosu na pol studenta i broj studenata



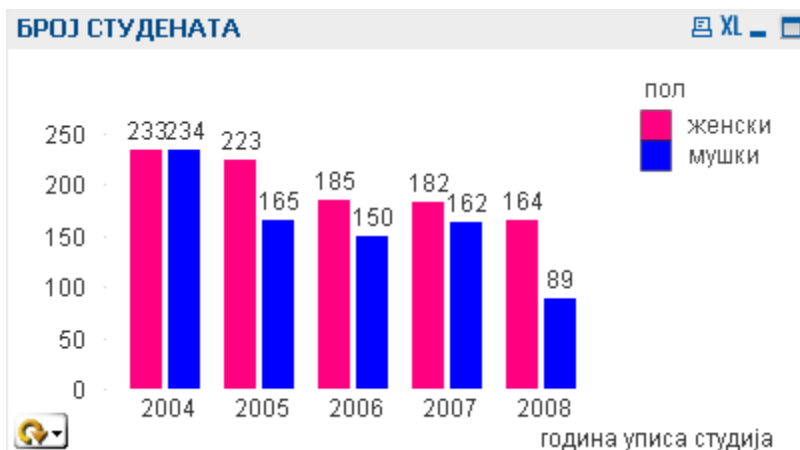
Grafikon 21. Odnos broja studenata u zavisnosti od pola studenta

Analizirajući polnu strukturu diplomiranih studenata FON-a u navedenom periodu, Grafikon 21 pokazuje da je nešto više studenata ženskog pola među ukupnim brojem studenata, njih 987, u odnosu na studente muškog pola, kojih je tačno 800, odnosno 45% od ukupnog broja posmatranih studenata.



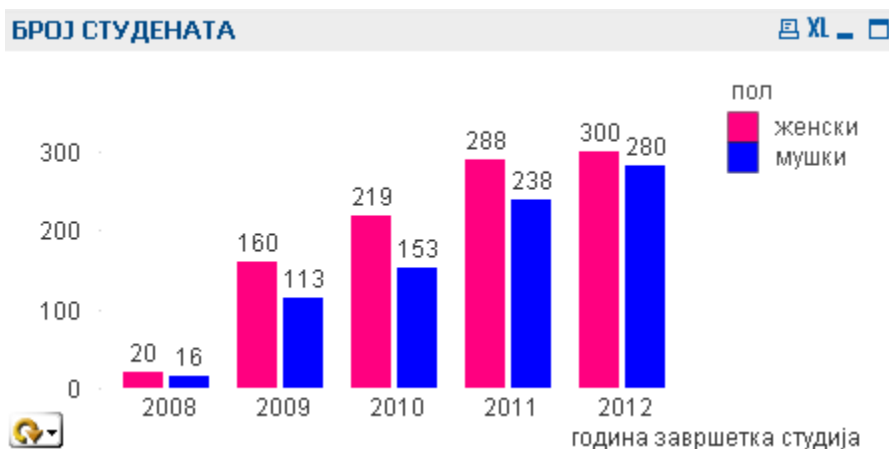
Grafikon 22. Odnos broja studenata u zavisnosti od pola studenta i od studijskog programa

Kada posmatramo polnu strukturu po smerovima na FON-a, možemo zaključiti da se studentkinje više opredeljuju za studijski program Menadžment i organizacija, 62.43% u odnosu na ukupan broj studenata sa studijskog programa Menadžment i organizacija. Na drugom studijskom programu, Informacioni sistemi i tehnologije prednjače pripadnici muške populacije, gde je njih 446 završilo fakultet u posmatranom periodu, u odnosu na 339 studentkinja, Grafikon 22.



Grafikon 23. Odnos broja studenata u zavisnosti od pola studenta i godine upisa na fakultet

Posmatrajući polnu strukturu diplomaca u odnosu na godinu upisa na fakultet, studije FON-a 2004. godine upisuje gotovo isti broj studenata i studentkinja, 233 i 234 respektivno, Grafikon 23. Tokom narednih godina koje su obuhvaćene analizom, vlada trend da je u odnosu na broj upisanih studenata, više studenata ženskog pola diplomiralo u odnosu na kolege muškog pola. Od ukupnog broja studenata koji su upisani 2005. godine 223 studentkinja je diplomiralo u odnosu na 165 studenata muškog pola. Razlika postaje značajnije izražena u generaciji koja je upisana 2008. godine na fakultet, gde je skoro 65% studenata čine pripadnice ženskog pola koje su za 4 godine diplomirale.



Grafikon 24. Odnos broja studenata u zavisnosti od pola studenta i godine završetka fakulteta

Na uzorku od 5 analiziranih godina, postoji trend da su studentkinje u većem broju završavale fakultet u odnosu na studente, gde je u prvoj posmatranoj godini završetka studija, kod studenata koji su upisali FON 2004. godine, diplomiralo je 20 studentkinja i 16 studenata, da bi 2012. godine bio u odnosu 300 na prema 280 za studentkinje u odnosu na studente, Grafikon 24.



Grafikon 25. Odnos broja studenata u zavisnosti od pola studenta i završene srednje škole

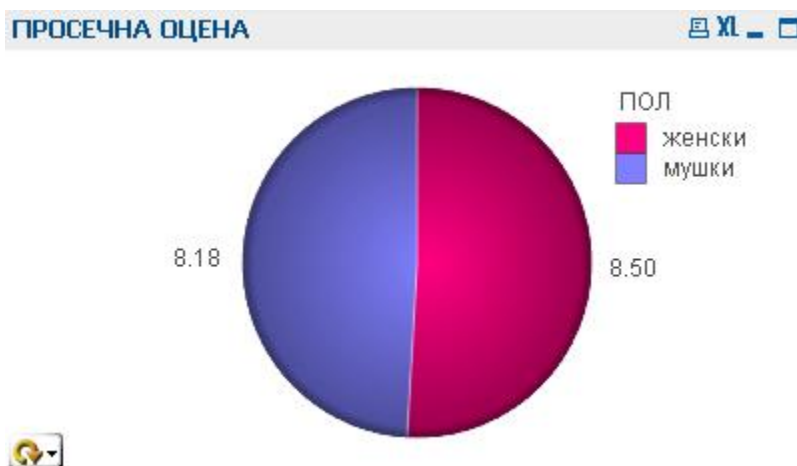
Kada se posmatraju srednje škole, koje su završili studenti FON-a, možemo uočiti da je, kada je u pitanju gimnazija više studenata ženskog pola (802) naspram studenata muškog pola (529), Grafikon 25. Ukupan broj maturantkinja tehničkih škola, koje su upisale studije na FON-u je 36, dok je znatno veći broj maturanata iz istih škola - 65. Drastična je razlika u polnoj strukturi studenata koji su završili elektrotehničke škole – studenata ima čak 10 puta više, njih 115, dok je studentkinja samo 11, Grafikon 25. Slična je situacija i sa srednjom mašinskom školom, i u ovom duelu vode studenti, njih je 17, naspram četiri studentkinje. Kada su u pitanju svršeni učenici ekonomskih škola, slika je nešto drugačija – 84 studentkinja i 38 studenata. Što se tiče svih ostalih srednjih škola, prema grafikonu, možemo zaključiti da je nešto više maturantkinja upisalo FON u ovom periodu, odnosno njih 50, dok je to slučaj i sa 36 maturanata.



Grafikon 26. Odnos broja studenata u zavisnosti od pola studenta i regiona iz kojeg su došli na studije

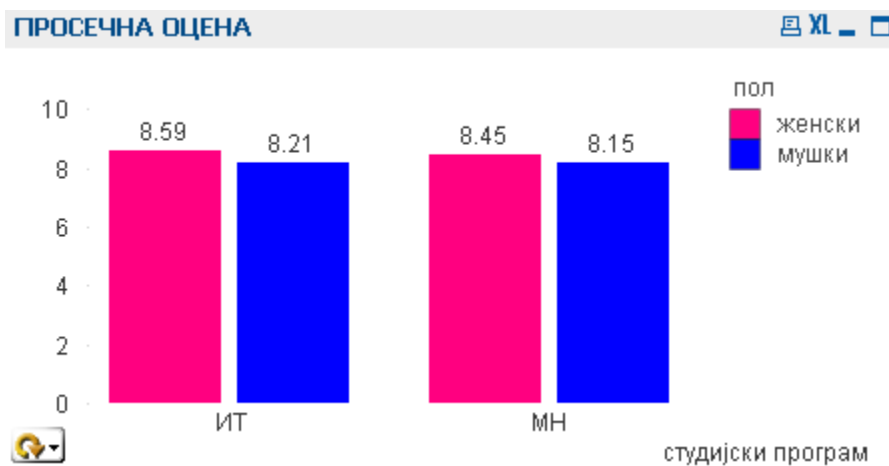
Posmatrano po regionima, u ovom periodu studije FON-a upisale su 553 Beograđanke, dok je nešto manje njihovih sugrađana – 424. Iz Vojvodine je približno isti broj bruceša ženskog i muškog pola, 48 prema 43 u korist studentkinja, Grafikon 26. Kada je inostranstvo u pitanju situacija je slična, sa 44 studentkinja i 36 studenata. Iz Južne i istočne Srbije studije je završio približno isti broj studenata i studentkinja, 87 i 84 respektivno. Od 13 studenata sa Kosova i Metohije, koji su diplomirali na FON-u četiri je studenta ženskog pola i devet studenata muškog pola. Šumadija i zapadna Srbija u klupe FON-a poslale su 249 studentkinja i 201 studenta, Grafikon 26.

2.2. Analiza podataka u odnosu na pol studenta i prosečne ocene studija



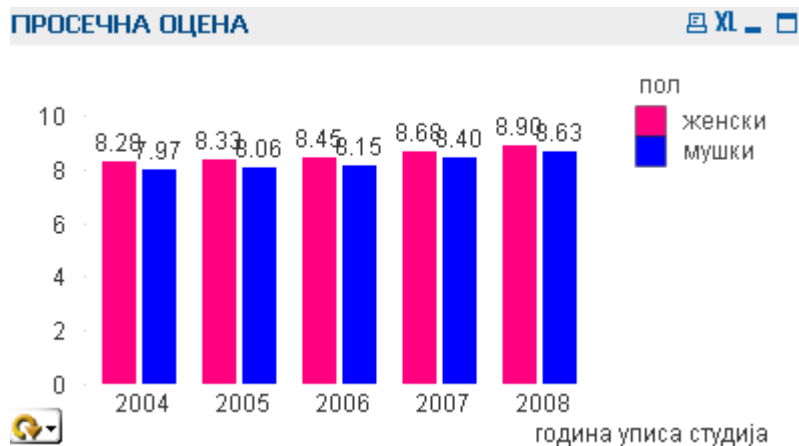
Grafikon 27. Prikaz prosečne ocene studenata u zavisnosti od pola studenta

Vršeći analizu shodno polnoj strukturi diplomiranih studenata FON-a u odnosu na ostvarene prosečne ocene tokom studiranja, može se utvrditi da su studentkinje uspešnije uzimajući u obzir celokupnu prosečnu ocenu studiranja koja za njih iznosi 8.50 (na skali od 6 do 10), dok su studenti muškog pola zabeležili nešto slabiji prosek od 8.18, Grafikon 27.



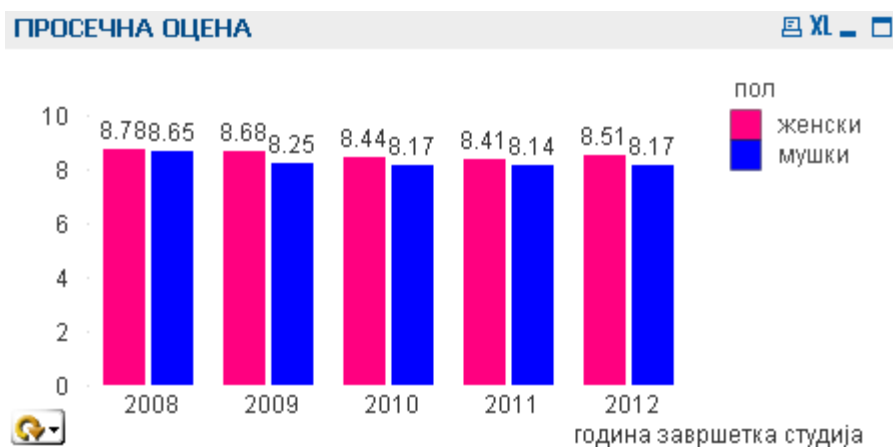
Grafikon 28. Prikaz prosečne ocene studiranja u zavisnosti od pola studenta i studijskog programa

Studentkinje beleže bolje rezultate, kako ukupno tako i na svakom od studijskih programa. Na studijskom programu Informacioni sistemi i tehnologije prosečna ocena studentkinja je 8.59, dok kod studenata ona iznosi 8.21, iako su oni brojčano više zastupljeni u okviru tok studijskog programa. Kada je u pitanju studijski program Menadžment i organizacija, studentkinje postižu dobre rezultate sa prosečnom ocenom od 8.45, a pripadnici muškog pola nešto slabiju prosečnu ocenu od 8.15, Grafikon 28.



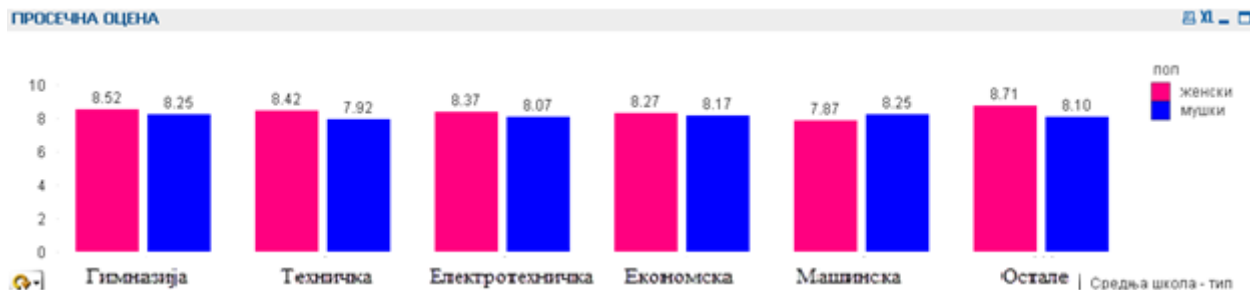
Grafikon 29. Prikaz prosečne ocene studiranja u zavisnosti od pola studenta i godine upisa na fakultet

Kada posmatramo prosečnu ocenu po polnoj strukturi, po godini upisa možemo uočiti da su studentkinje ostvarivale bolju prosečnu ocenu studija na nivou svih pet godina, koja se kreće u rasponu od 8.28 za studentkinje upisane 2004. godine na fakultet, do 8.90 za studentkinje koje su upisale fakultet 2008. godine, uz kontinuiran rast u posmatranom intervalu, Grafikon 29. Kod studenata muškog pola takođe se beleži tendencija stalnog porasta prosečne ocene studiranja, ali je ona tokom posmatranih pet godina uvek bila nešto manja od ostvarene prosečne ocene za studentkinje, krećući se u intervalu od 7.97 za 2004. godinu do 8.63 za 2008. godinu, Grafikon 29.



Grafikon 30. Prikaz prosečne ocene studiranja u zavisnosti od pola studenta i godine završetka studija

Posmatrajući i godinu završetka studija po polovima, može se konstatovati da su pripadnice ženskog pola postigle bolje rezultate, gde je kod diplomiranih studentkinja 2008. godine zabeležena najbolja prosečna ocena od 8.78, koja potom beleži blagi pad i 2012. godine je iznosila 8.51, Grafikon 30. Kod studenata muškog pola, shodno godinama završetka studija, zabeležena je ista tendencija gde je prosečna ocena kod diplomaca 2008. godine iznosila 8.65, do 8.17 koliko je iznosila prosečna ocena 2012. godine, Grafikon 30.



Grafikon 31. Prikaz prosečne ocene studiranja u zavisnosti od pola studenta i studijskog programa

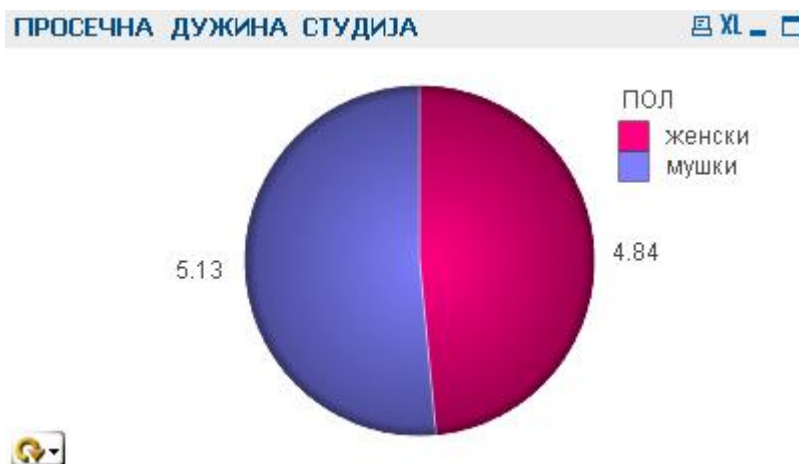
Posmatrajući polnu strukturu diplomaca po srednjim školama iz kojih dolaze studenti, može se utvrditi da i ovde pripadnice ženskog pola postižu bolje rezultate, sa izuzetkom studenata koji dolaze iz mašinskih škola. Prosečna ocena studenata iz mašinskih škola iznosi 8.25, dok njihove koleginice imaju nešto slabiju prosečnu ocenu od 7.87. Kod studenata muškog pola, najbolje prosečne ocene su ostvarili studenti koji su došli na studije iz gimnazija i srednjih mašinskih škola (prosečna ocena 8.25), dok su najslabiji rezultat u pogledu ostvarene prosečne ocene ostvarili studenti koji su prethodno završili srednju tehničku školu (prosečna ocena 7.92), Grafikon 31. Kod studentkinja najbolje rezultate u pogledu ostvarene prosečne ocene ostvarile su studentkinje koje su prethodno završile gimnaziju ili neku srednju stručnu školu (koja ne pripada grupaciji ekonomskih, mašinskih, tehničkih ili elektrotehničkih škola).



Grafikon 32. Prikaz prosečne ocene studiranja u zavisnosti od pola studenta i regiona iz kojeg su došli na studije

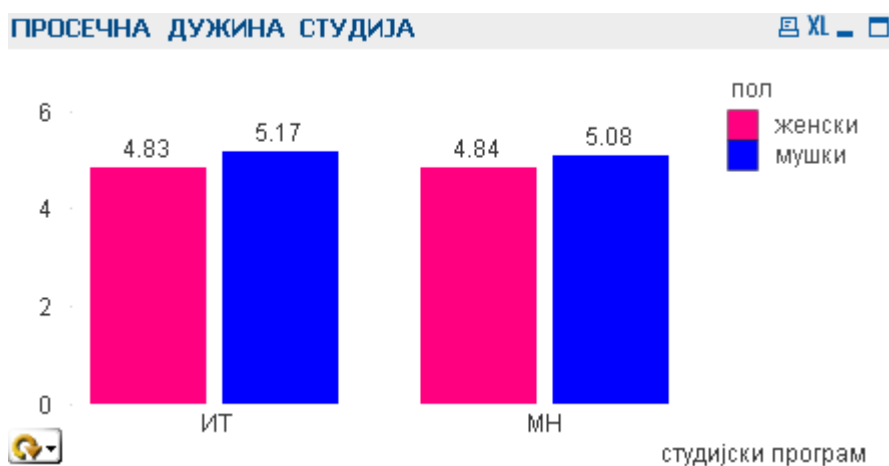
Kada se posmatraju ostvarene prosečne ocene studenata u odnosu na regione iz kojih dolaze studenti oba pola, možemo konstatovati da su studentkinje ostvarile bolji rezultat u pogledu ostvarene prosečne ocene. Kod studentkinja najbolju prosečnu ocenu su ostvarile one koje u došle na studije sa Kosova i Metohije (prosečna ocena - 8.69) i iz južne i istočne Srbije (prosečna ocena - 8.62), Grafikon 32. Najbolji studenti takođe potiču iz južne i istočne Srbije (prosečna ocena - 8.32) i sa Kosova i Metohije (prosečna ocena - 8.25), Grafikon 32.

2.3. Analiza podataka u odnosu na pol studenta i prosečne dužine studiranja



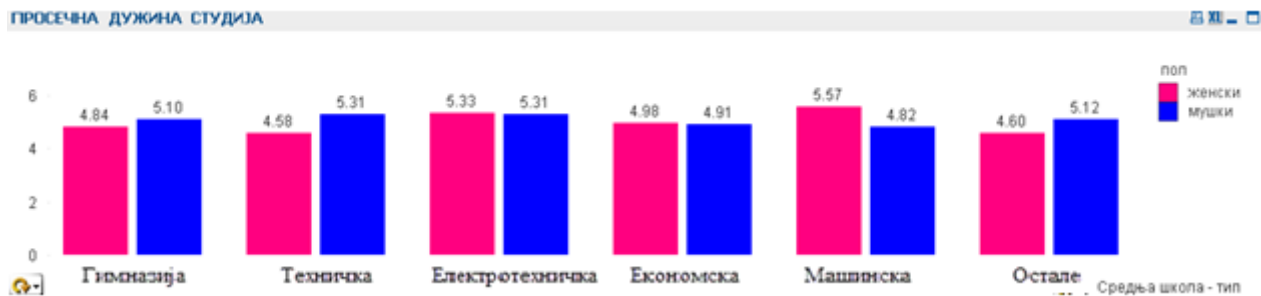
Grafikon 33. Prikaz prosečne dužine studiranja u zavisnosti od pola studenta

Kada se analizira prosečna dužina studiranja u zavisnosti od pola studenta, može se uvideti da pripadnice ženskog pola kraće studiraju od svojih kolega muškog pola, 4 godine i 10 meseci, dok je studentima muškog pola u proseku potrebno 5 godina i jedan mesec da diplomiraju, Grafikon 33.



Grafikon 34. Prikaz prosečne dužine studiranja u zavisnosti od pola studenta i studijskog programa

Na studijskom programu Informacioni sistemi i tehnologije studentkinje ženskog pola za kraći vremenski period studije privode kraju, u proseku za 4 godine i 10 meseci, dok je studentima muškog pola u proseku potrebno 5 godina i 2 meseca, Grafikon 34. Studentkinje studijskog programa Menadžment i organizacija diplomu dobijaju takođe za 4 godine i 10 meseci, kao i kolegice sa studijskog programa Informacioni sistemi i tehnologije, dok je njihovim kolegama za završetak studija u proseku potrebno 5 godina i jedan mesec, Grafikon 34.



Grafikon 35. Prikaz prosečne dužine studiranja u zavisnosti od pola studenta i završene srednje škole

Kada je u pitanju prosečna dužina studiranja, po polovima i srednjim školama iz kojih dolaze studenti FON-a, studentkinje uglavnom imaju kraće prosečno vreme studiranja, osim što pripadnice ženskog pola iz srednjih elektrotehničkih i ekonomskih škola za nijansu duže studiraju u odnosu na svoje kolege. Studentkinje koje dolaze iz mašinskih škola najduže studiraju – čak 5 godina i 6 meseci, dok njihove kolege iz istih škola diplomiraju za 4 godine i 10 meseci, Grafikon 35. Najkraće vreme studiranja ostvaruju studentkinje iz srednjih tehničkih škola, sa prosečnim vremenom od 4 godine i 6 meseci koliko im je u proseku potrebno da diplomiraju, Grafikon 35.



Grafikon 36. Prikaz prosečne dužine studiranja u zavisnosti od pola studenta i regiona iz kojeg student dolazi na studije

Ukoliko posmatramo kroz polnu strukturu studente koji dolaze iz različitih delova Srbije i njihovu prosečnu dužinu studiranja možemo zaključiti da pripadnice ženskog pola i u ovom slučaju kraće studiraju, a na nivou cele Srbije u proseku najkraće studiraju one studentkinje koje su došle na studije iz Šumadije i zapadne Srbije, kao i sa Kosova i Metohije (prosečno vreme studija je 4 godine i 9 meseci), Grafikon 36. Sa druge strane, studenti muškog pola koji dolaze iz inostranstva imaju najduže vreme studija od 5 godina i 4 meseca.



Grafikon 37. Prikaz ostvarenih poena na prijemnom ispitu u zavisnosti od pola studenta i regiona iz kojeg student dolazi na studije

Kada posmatramo broj bodova na prijemnom ispitu, kroz polnu strukturu i regione iz kojih budući studenti dolaze možemo zaključiti da su studentkinje uglavnom u prednosti, ostvarivši u proseku više poena od svojih kolega na prijemnom ispitu, osim što su Beograđani osvojili nešto više bodova (56.75) od svojih sugrađanki (56.34), Grafikon 37. Kod studenata i studentkinja je najznačajnija razlika u prosečnom broju poena koji su osvojili na prijemnom ispitu od skoro 16 poena za one koji su došli sa Kosova i Metohije, dok je kod se kod ostalih diplomaca u zavisnosti od regiona ta razlika kreće oko 2-3 poena.



Grafikon 38. Prikaz prosečnih ocena iz srednje škole u zavisnosti od pola studenta i regiona iz kojeg student dolazi na studije

Grafikon 38 pokazuje prosečnu ocenu u srednjoj školi, po polnoj strukturi i po regionima iz kojih dolaze studenti koji upisuju FON. Može se konstatovati da su studenti u proseku imali manju prosečnu ocenu u srednjoj školi, gde su studenti iz inostranstva imali najmanju prosečnu ocenu u srednjoj školi od 3.92. a najvišu kod onih koji dolaze sa Kosova i Metohije (prosečna ocena u srednjoj školi 4.85). Kod studentkinja je slična situacija, najbolji prosek u srednjoj školi su ostvarile studentkinje sa Kosova i Metohije, a najmanja prosečna ocena iz srednje škole je zabeležena kod studentkinja iz inostranstva. Iako za većinu regiona studentkinje imaju bolju prosečnu ocenu iz srednje škole, kod studenata i studentkinji iz južne i istočne Srbije situacija je obrnuta, Grafikon 38.



Grafikon 39. Prikaz ostvarenih poena na prijemnom ispitu u zavisnosti od pola studenta i tipa završene srednje škole

Kada se ostvareni poeni na prijemnom ispitu posmatraju kroz polnu strukturu i tip srednje škole, po studentima koju su završili FON, možemo zaključiti da su studentkinje koje dolaze iz srednjih ekonomskih, elektrotehničkih, tehničkih škola ostvarile bolji uspeh u odnosu na svoje kolege, dok studenti koji su završili srednju mašinsku školu ostvarili su u proseku značajno bolje rezultate od koleginica (69.91 poena za studente iz srednje mašinske škole u odnosu na studentkinje koje su na prijemnom ostvarile 34.97 poena), Grafikon 39. Kod studenata koji dolaze iz gimnazije je skoro ujednačena situacija po pitanju ostvarenih poena na prijemnom ispitu između studenata i studentkinja, gde je razlika manja od 1 poena.



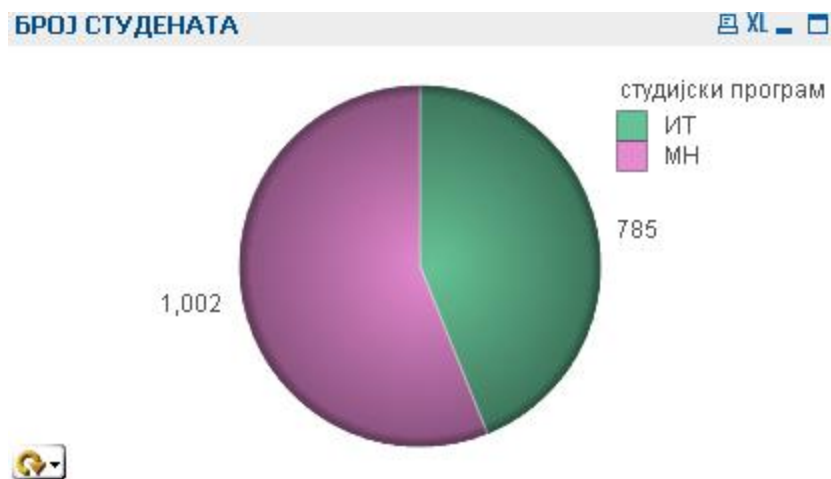
Grafikon 40. Prikaz prosečnih ocena iz srednje škole u zavisnosti od pola studenta i tipa završene srednje škole

Студенти FON-a, који су матурирали у машинским школама имали су бољи просек у средњој школи у односу на студенткиње, 4.76 према 4.38. У осталим средњим школама припаднице женског пола, студенткиње FON-a имале су већу просечну оцену у односу на своје колеге, где је најмања разлика у просечној оствареној оцени код студената и студенткиња који долазе из гимназија.

3. Analiza podataka u odnosu na studijski program

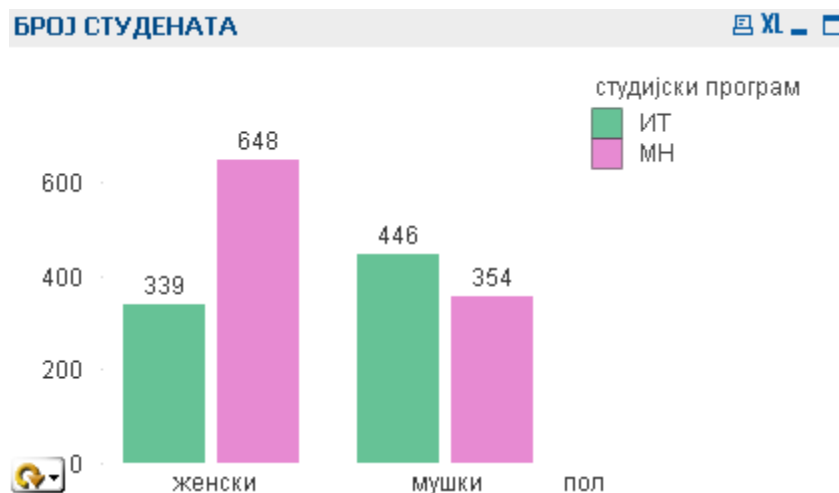
Treći deo prikaza korisničkog interfejsa razvijene softverske aplikacije pruža mogućnost analize podataka po studijskom programu i njegovog uticaja na indikatore uspešnosti studiranja.

3.1. Analiza podataka u odnosu na studijski program i broj studenata



Grafikon 41. Prikaz broja studenata u zavisnosti od studijskog programa

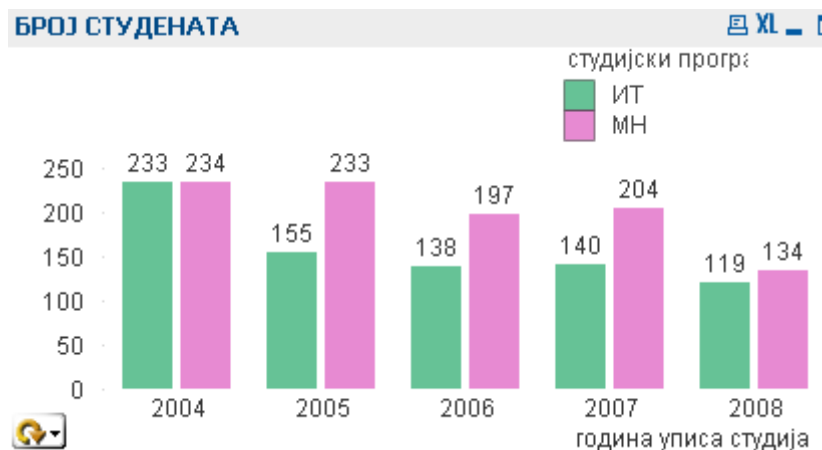
U periodu obuhvaćenom analizom, u pet generacija diplomaca FON-a, od 1787 studenata, 56.07% studenata je diplomiralo na studijskom programu Menadžmenta i organizacije, dok je to slučaj sa 785 studenata koji su diplomirali na studijskom programu za Informacione sisteme i tehnologije, Grafikon 41.



Grafikon 42. Prikaz broja studenata u zavisnosti od studijskog programa i pola studenta

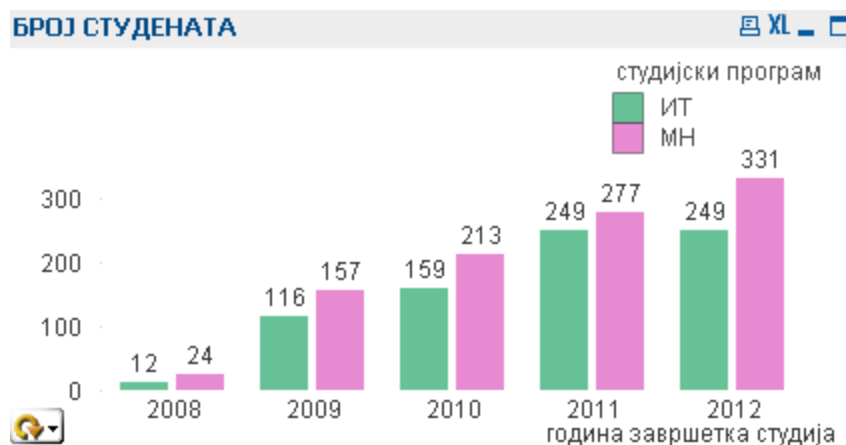
U okviru studijskog programa Informacioni sistemi i tehnologije, brojniji su pripadnici muškog pola, njih 446 u odnosu na 339 koleginica. Više pripadnica ženskog pola diplomiralo je na studijskom programu Menadžment i organizacija – čak 648 u odnosu na 354 studenata, Grafikon

42. Možemo uočiti da 36.26% svih diplomaca FON-a čine studentkinje koje su diplomirale na studijskom programu Menadžment i organizacija, dok 43.92% čini broj studenata i studentkinja koji je diplomiralo na studijskom programu Informacioni sistemi i tehnologije u posmatranom periodu.



Grafikon 43. Prikaz broja studenata u zavisnosti od studijskog programa i godine upisa na fakultet

U pogledu broja diplomiranih studenata u zavisnosti od godine upisa na fakultet i završenog studijskog programa, približno je isti broj upisanih studenata na oba studijska programa 2004. godine, dok je narednih godina više studenata diplomiralo na studijskom programu Menadžment i organizacija, gde je kod studenata upisanih 2005. godine ta brojčana razlika najizraženija (78 studenata više na studijskom programu Menadžment i organizacija), anajmanja razlika je kod studenata upisanih 2008. godine (samo 15 studenata više na studijskom programu Menadžment i organizacija), Grafikon 43.



Grafikon 44. Prikaz broja studenata u zavisnosti od studijskog programa i godine završetka fakulteta

Kada posmatramo godinu završetka studija možemo zaključiti da je duplo više studenata diplomiralo na studijskom programu Menadžment i organizacija (24), u odnosu na studijski program Informacione sisteme i tehnologije (12) prve godine u analiziranom periodu, što ukazuje da je za 4 godine duplo više studenata te generacije završilo studijski program Menadžment i organizacija. Narednih godina zabeležen je trend rasta broja diplomiranih studenata na oba smera,

ali je i dalje više diplomiranih studenata na studijskom programu Menadžmentu i organizacija po godini završetka studija, Grafikon 44.



Grafikon 45. Prikaz broja studenata u zavisnosti od studijskog programa i tipa završene srednje škole

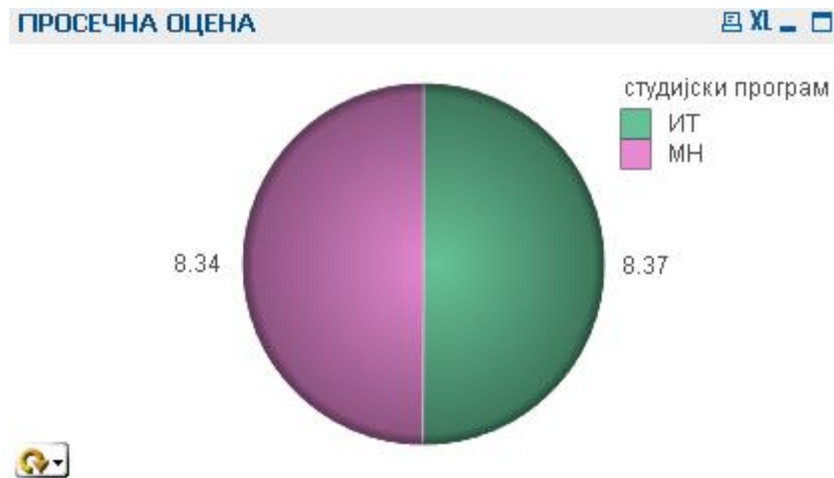
Iz prethodnog prikaza podataka na grafikonu, Grafikon 45, možemo uočiti da je, kada posmatramo broj studenata, podeljenih po studijskim programima, a prema srednjim školama iz kojih su došli, više studenata iz svakog tipa srednje škole upisano na studijski program Menadžment i organizacija, osim kod studenata koji su završili elektrotehničku školu, gde se nešto više studenata opredelilo za studijski program Informacioni sistemi i tehnologije. Iz gimnazija, odakle fakultet upisuje najveći broj studenata, 46% gimnazijalaca se opredelilo za studijski program Informacioni sistemi i tehnologije. Kod studenata koji dolaze na studije iz srednje ekonomske škole, čak 83.6% se opredelilo za studijski program Menadžment i organizacija, Grafikon 45.



Grafikon 46. Prikaz broja studenata u zavisnosti od studijskog programa i regiona iz kojeg student dolazi na studije

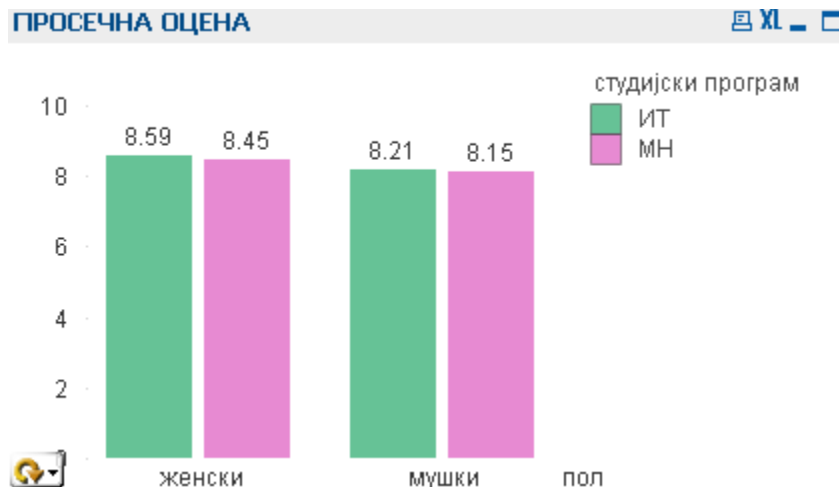
Kada su regioni iz kojih studenti dolaze na studije u pitanju, možemo zaključiti da se veći broj Beograđana (62% od svih studenata iz Beogradskog regiona) i Voјvođana (64% od svih studenata iz Voјvodine) odlučilo za studijski program Menadžment i organizacija, dok su se đaci iz ostalih regiona više interesovali za Informacione sisteme i tehnologije, sa izuzetkom inostranstva gde je izjednačen broj, Grafikon 46. Procenutalno najviše diplomaca na studijskom programu za Informacione sisteme i tehnologije zabeleženo je iz Šumadije i zapadne Srbije.

3.2. Analiza podataka u odnosu na studijski program i prosečne ocene studija



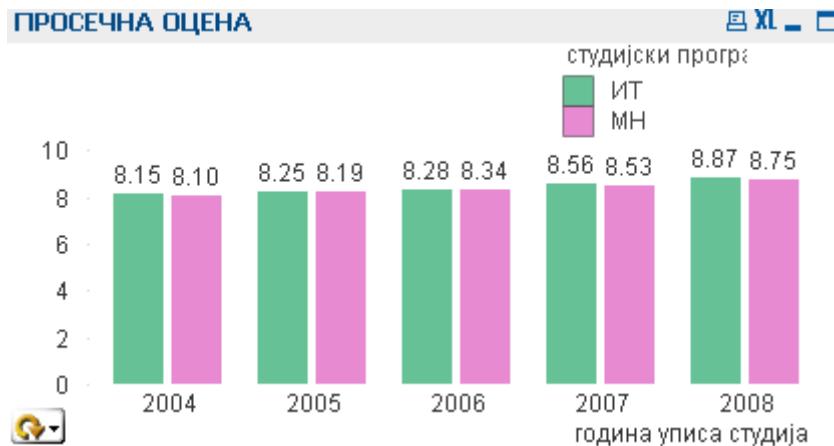
Grafikon 47. Prikaz prosečne ocene studija u zavisnosti od studijskog programa

Kada posmatramo prosečnu ocenu tokom studiranja po svakom od studijskih programa, možemo da konstatujemo da je ona skoro izjednačena. Studenti studijskog programa Informacioni sistemi i tehnologije beleže nešto bolji uspeh (prosečna ocena studija 8.37), dok oni na studijskom programu Menadžment i organizacijacija imaju prosečnu ocenu 8.34, Grafikon 47.



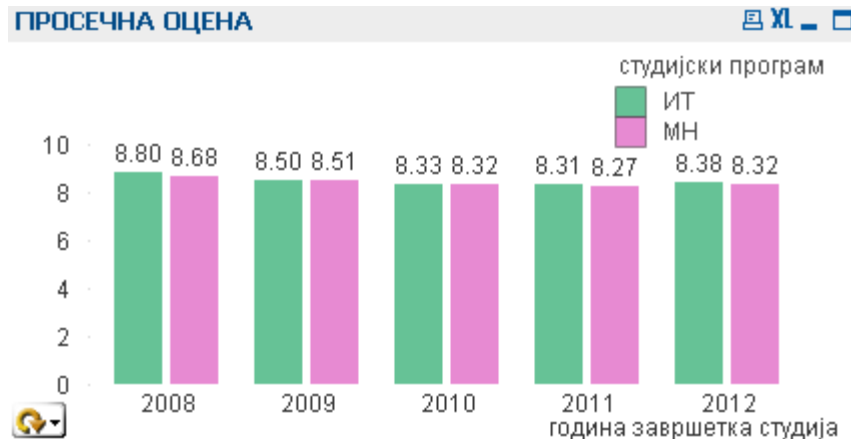
Grafikon 48. Prikaz prosečne ocene studija u zavisnosti od studijskog programa i pola studenta

Pripadnice ženskog pola beleže bolju prosečnu ocenu na oba studijska programa u odnosu na kolege, gde je na studijskom programu Informacioni sistemi i tehnologije prosečna ocena studentkinja 8.59, a studenata 8.21. Na drugom studijskom programu, Menadžment i organizacija, nešto su slabiji rezultati za studente oba pola, gde studentkinje imaju prosečnu ocenu od 8.45, a studenti samo 8.15, Grafikon 48.



Grafikon 49. Prikaz prosečne ocene studija u zavisnosti od studijskog programa i godine upisa na fakultet

U zavisnosti od godine upisa na fakultet tokom analize ostvarenih prosečnih ocena po studijskim programima, uočene su nešto bolje prosečne ocene na studijskom programu Informacioni sistemi i tehnologije, osim 2006. godine kada su studenti studijskog programa Menadžment i organizacija imali nešto bolji prosek (prosečna ocena studiranja 8.34), u odnosu na kolege sa studijskog programa Informacioni sistemi i tehnologije (prosečna ocena studiranja 8.28), Grafikon 49. Najbolja prosečna ocena na studijskom programu Informacioni sistemi i tehnologije zabeležena je kod generacije koja je upisala studije 2008. godine, sa prosečnom ocenom od 8.87 što ujedno predstavlja i najbolju prosečnu ocenu po godinama upisa u odnosu na smer studija, na oba studijska programa.



Grafikon 50. Prikaz prosečne ocene studija u zavisnosti od studijskog programa i godine završetka fakulteta

Kada je u pitanju godina završetka studija, možemo zaključiti da na oba studijska programa imamo tendenciju pada prosečne ocene, osim poslednje godine analize, kada se beleži nešto veći uspeh studenata na oba smera. Najbolji uspeh studenata zabeležen je kod studenata koji su diplomirali 2008. godine (prosečna ocena na studijskom programu Informacioni sistemi i tehnologija – 8.80 i prosečna ocena na studijskom programu Menadžment i organizacija – 8.68), dok je najmanja prosečna ocena zabeležena kod studenata sa studijskog programa Menadžment i organizacija koji su diplomirali 2011. godine, od samo 8.27, Grafikon 50.



Grafikon 51. Prikaz prosečne ocene studija u zavisnosti od studijskog programa i tipa završene srednje škole

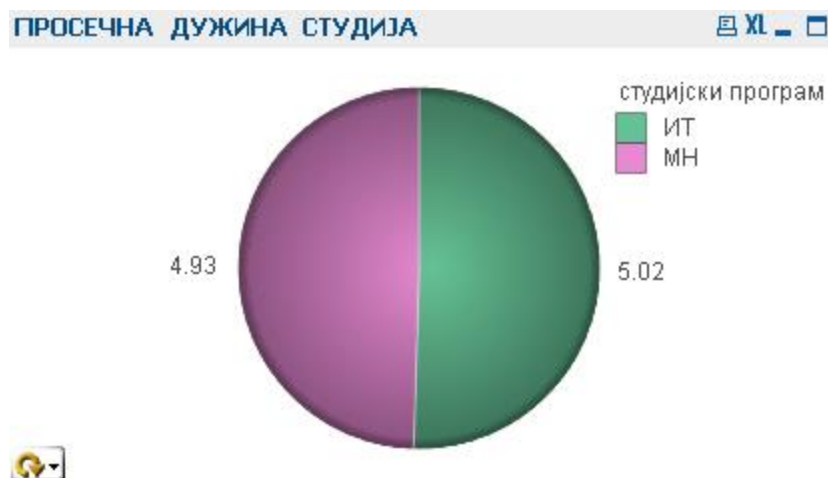
Analizirajući uspeh studiranja u pogledu ostvarene prosečne ocene, diplomci koji su bili maturanti gimnazija beleže veće prosečne ocene na oba odseka studija, od studenata koji su došli iz svih ostalih srednjih škola. Najmanju prosečnu ocenu na studijskom programu Menadžment i organizacija ostvaruju studenti koji su završili srednju mašinsku školu, dok je na studijskom programu Informacioni sistemi i tehnologije takva situacija kod studenata koji su prethodno završili srednju tehničku školu, Grafikon 51. Na studijskom programu Informacioni sistemi i tehnologije studenti koji dolaze na studije iz gimnazija, elektrotehničkih i mašinskih škola u pogledu prosečne ocene studiranja, ostvarili su bolje rezultate od svojih kolega sa studijskog programa Menadžment i organizacija.



Grafikon 52. Prikaz prosečne ocene studija u zavisnosti od studijskog programa i regiona iz kojeg student dolazi na studije

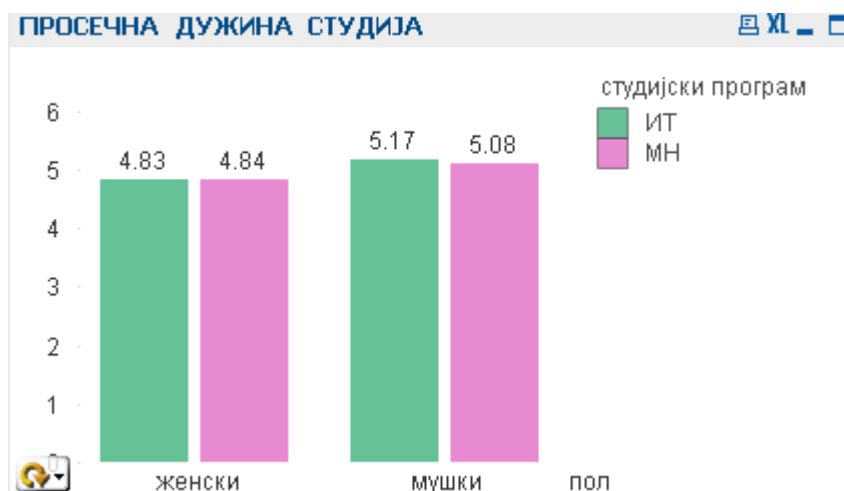
Upogledu ostvarene prosečne ocene po studijskim programima u odnosu na region iz kojeg su studenti došli na studije, studenti iz Beograda i Vojvodine imaju skoro istu prosečnu ocenu na oba studijska programa. Najbolje prosečne ocene na oba studijska programa beleže studenti koji su na studije došli iz južne i istočne Srbije, dok na studijskom programu Menadžment i organizacija najmanju prosečnu ocenu beleže studenti iz Šumadije i zapadne Srbije, dok od studenata sa studijskog programa Informacioni sistemi i tehnologije najmanju prosečnu ocenu imaju studenti koji su srednju školu završili u inostranstvu, Grafikon 52.

3.3. Analiza podataka u odnosu na studijski program i prosečne dužine studiranja



Grafikon 53. Prikaz prosečne dužine studiranja u zavisnosti od studijskog programa

Studentima FON-a, koji su se opredelili za studijski program Informacioni sistemi i tehnologije, potrebno je nešto više vremena da studije privedu kraju (5 godina), naspram kolega sa studijskog programa Menadžment i organizacija, koji do diplome dolaze za 4 godine i 11 meseci, Grafikon 53.



Grafikon 54. Prikaz prosečne dužine studiranja u zavisnosti od studijskog programa i pola studenta

Posmatrajući prosečnu dužinu studiranja, prema studijskom programu i polnoj strukturi konstatujemo da je pripadnicama ženskog pola potrebno manje vremena da dođu do diplome, a da je muškarcima potrebno nekoliko meseci više da studije privedu kraju, i to posebno onima koji studiraju Informacione sisteme i tehnologije, dok je studentkinjama potrebno jednako vreme za završetak oba studijska programa, Grafikon 54.



Grafikon 55. Prikaz prosečne dužine studiranja u zavisnosti od studijskog programa i tipa završene srednje škole

Analizirajući prosečnu dužinu studiranja u zavisnosti od studijskog programa i tipa završene srednje škole, studenti koji su došli iz gimnazija i ekonomskih škola prosečno kraće studiraju, u odnosu na kolege iz ostalih srednjih škola i oni dolaze do diplome za manje od pet godina, na oba studijska programa FON-a. Najduže vreme studiranja na oba studijska programa ostvaruju studenti koji su prethodno završili srednju elektrotehničku školu, preko 5 godina i 4 meseca, Grafikon 55. Na studijskom programu Informacioni sistemi i tehnologije najkraće prosečno vreme do diplomiranja je potrebno studentima koji su završili srednju ekonomsku školu (prosečno vreme završetka studija 4 godine i 10 meseci), dok na studijskom programu Menadžment i organizacija u proseku najbrže diplomiraju studenti koji su prethodno završili gimnaziju ili neku drugu srednju stručnu školu, Grafikon 55.



Grafikon 56. Prikaz prosečne dužine studiranja u zavisnosti od studijskog programa i regiona iz kojeg student dolazi na studije

Kada je prosečna dužina studiranja po regionima iz kojih studenti dolaze i prema studijskom programu u pitanju, možemo zaključiti da su uzimajući u obzir navedene kriterijume, ukupno najuspešniji studenti iz Južne i istočne Srbije. Oni svoje studiranje privode kraju za manje od pet godina. Na studijskom programu Informacioni sistemi i tehnologije najbrže diplomiraju studenti koji dolaze sa Kosova i Metohije (prosečna dužina studiranja 4 godine i 6 meseci), dok najduže studiraju studenti iz Inostranstva, Grafikon 56. U okviru studijskog programa Menadžment i organizacija najduže studiraju studenti koji su došli na studije sa Kosova i Metohije, dok najbrže diplomiraju studenti iz Inostranstva i Beogradskog regiona, Grafikon 56.



Grafikon 57. Prikaz prosečnog broja poena na prijemnom ispitu u zavisnosti od studijskog programa i regiona iz kojeg student dolazi na studije

Imajući u vidu broj poena na prijemnom ispitu za svaki od studijskih programa na koji se upisuju i po regionima iz kojih dolaze budući studenti, možemo zaključiti da su oni studenti koji su se opredelili za studijski program Menadžmet i organizacija imali manji broj bodova od studenata sa drugog studijskog programa, bez obzira iz kojeg regiona dolaze na studije, Grafikon 57.



Grafikon 58. Prikaz prosečne ocene iz srednje škole u zavisnosti od studijskog programa i regiona iz kojeg student dolazi na studije

Kada je u pitanju ostvarena prosečna ocena u srednjim školama iz kojih dolaze studenti, koji se opredeljuju za jedan od dva studijska programa na FON-u, najbolji uspeh beleže studenti sa Kosova i Metohije, a potom slede studenti iz južne i istočne Srbije, iz Vojvodine, Šumadije i zapadne Srbije i iz Beograda, Grafikon 58. Ukupno najmanju prosečnu ocenu iz srednje škole imaju studenti iz inostranstva bez obzira koji studijski program studiraju.



Grafikon 59. Prikaz prosečnog broja poena na prijemnom ispitu u zavisnosti od studijskog programa i tipa završene srednje škole

Grafikon 59 pokazuje koliko su studenti imali u proseku poena na prijemnom, a po studijskom programu i tipu prethodno završene srednje škole. Može se uočiti da više poena na prijemnom ispitu imaju studenti studijskog programa Informacioni sistemi i tehnologije, iz svih srednjih škola

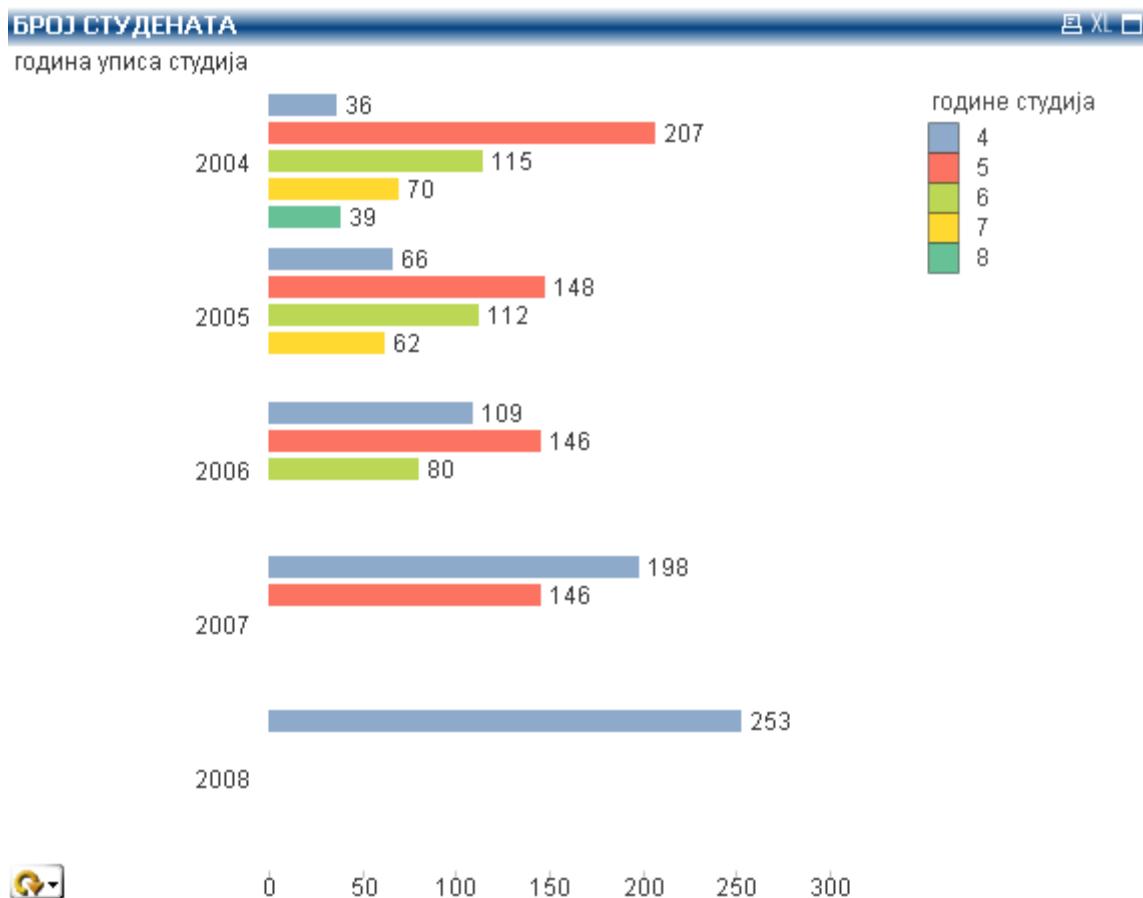
iz kojih dolaze, naspram kolega koji se odlučuju za drugi studijski program. Najveća razlika u prosečnom broju poena na prijemnom ispitu je kod studenata koji dolaze iz srednjih mašinskih škola, dok su najujednačeniji studenti iz srednjih tehničkih škola po pitanju poena na prijemnom, Grafikon 59.



Grafikon 60. Prikaz prosečne ocene iz srednje škole u zavisnosti od studijskog programa i tipa završene srednje škole

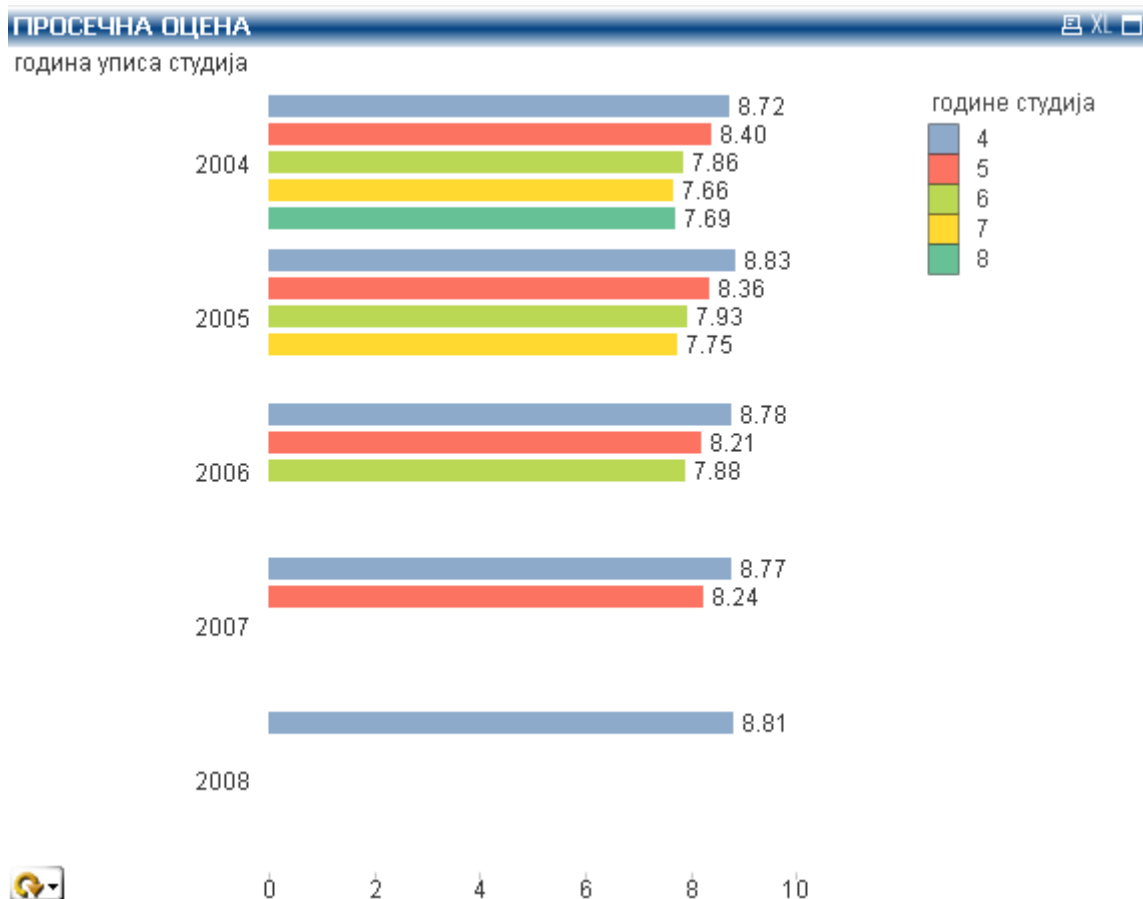
Kada posmatramo uspeh u srednjoj školi studenata koji su upisali FON po studijskim programima, možemo zaključiti da su najbolji prosek imali studenti koji su završili mašinsku školu na oba studijska programa, dok su svi ostali zabeležili vrlodobre ili odlične uspehe, manjeg proseka. U okviru studijskog programa Menadžment i organizacija, najmanju prosečnu ocenu u srednjoj školi su ostvarili studenti koji dolaze iz elektrotehničkih škola, 4.13, dok je takva situacija na studijskom programu Informacioni sistemi i tehnologije zabeležena kod studenata koji su prethodno završili srednju tehničku školu – 4.29, Grafikon 60.

4. Analiza uspeha studenata u odnosu na godinu upisa na fakultet



Grafikon 61. Prikaz broja diplomiranih studenata shodno godini uspisa na fakultet

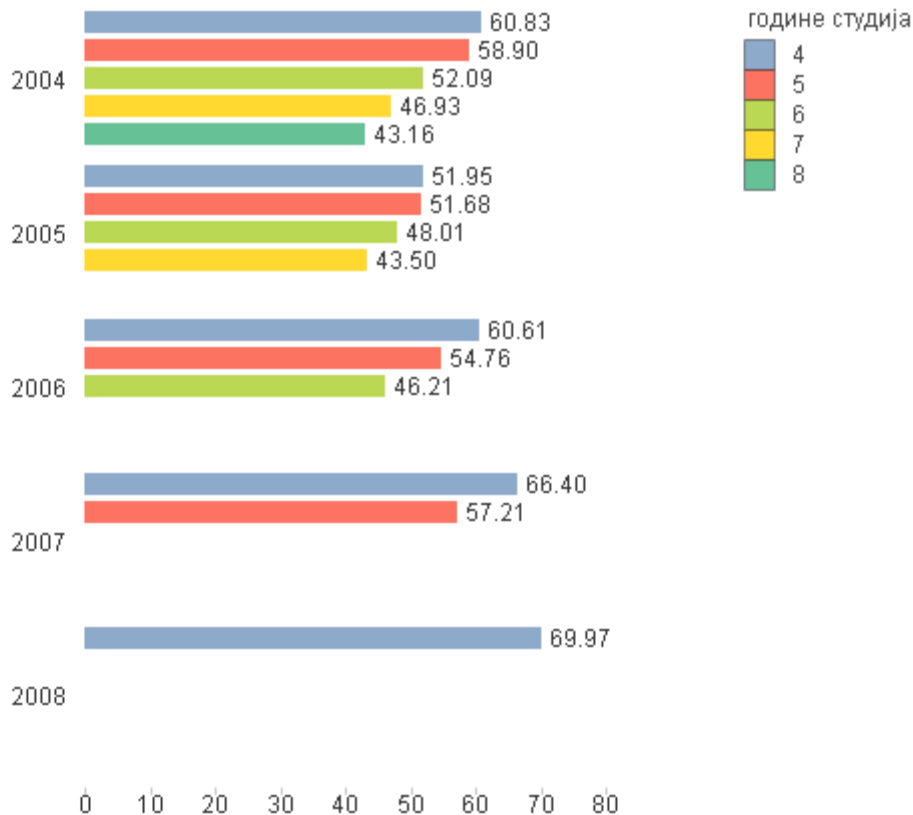
Grafikon 61 pokazuje, koliko godina su studirali studenti koji su u periodu od 2004. do 2008. godine upisali Fakultet organizacionih nauka. Najviše studenata, koji su upisali FON prve godine naše analize, diplomira nakon pet godina, a slična je situacija i sledeće dve godine. Primećujemo da poslednje dve godine, više studenata diplomu dobija nakon četiri i pet godina, Grafikon 61. Takođe, može se uočiti da sve više studenata završava fakultet za 4 godine, te se u odnosu na generaciju koja je upisala fakultet 2004. godine u generaciji koja je upisala fakultet 2008. godine taj broj 7 puta povećao.



Grafikon 62. Prikaz ostvarenih prosečnih ocena na studijama shodno godini uspisa na fakultet

Kada posmatramo prosečnu ocenu studenata upisanih od 2004. do 2008. godine, a koji su do kraja 2012. godine diplomirali, zaključujemo da najveću prosečnu ocenu imaju studenti, koji su diplomirali posle četiri godine, a da prosečna ocena opada srazmerno povećanju broja godina studiranja. Ovo važi za sve godine naše analize. Studenti koji završavaju fakultet za četiri godine studiranja imaju prosečnu ocenu preko 8.7, dok se kod onih koji studiraju šest ili više godina prosečna ocena nalazi ispod 8, Grafikon 62.

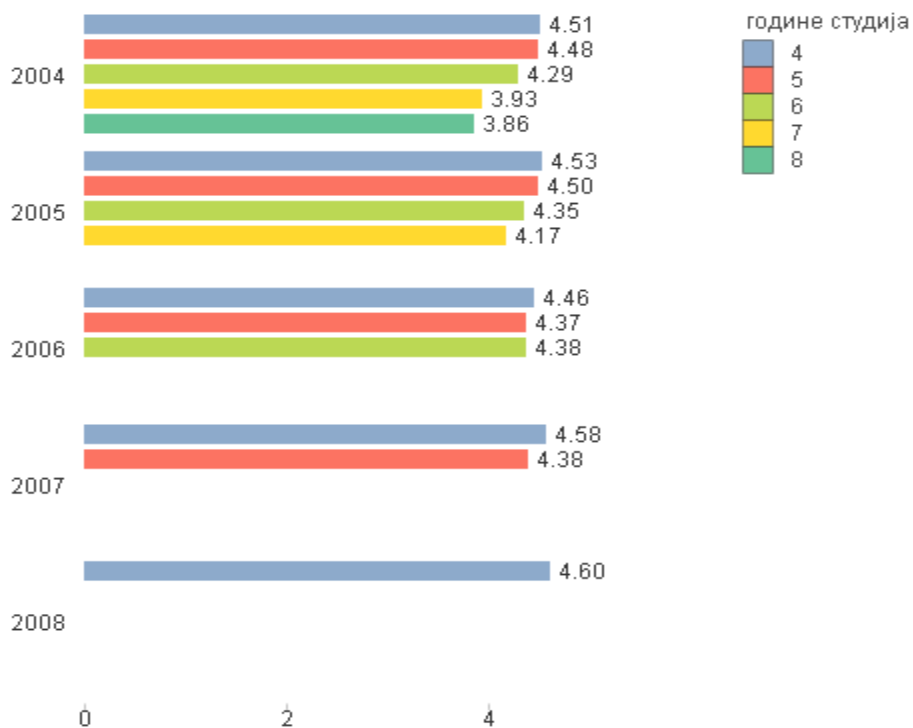
година уписа студија



Grafikon 63. Prikaz ostvarenih poena na prijemnom ispitu shodno godini uspisa na fakultet

Na Grafikon 63 može se uočiti trend da oni studenti, koji su imali najveći broj bodova na prijemnom ispitu, najkraće su i studirali i obrnuto. Studenti, kojima je potrebno više od četiri godine da diplomiraju, na prijemnom ispitu su imali i manji broj poena, srazmerno povećanju broja godina studiranja. Studenti koji su završavali fakultet za četiri godine, u proseku su na prijemnom imali više od 60 poena, sa izuzetkom studenata koji su se na fakultet upisali 2005. godine, gde postoji jako mala razlika u prosečnom broju poena na prijemnom između studenata koji fakultet završavaju za 4 i 5 godina, Grafikon 63.

година уписа студија



Grafikon 64. Prikaz prosečnih ocena iz srednje škole shodno godini uspisa na fakultet

Grafikon 64, kao i Grafikon 63, potvrđuje činjenicu da onim studentima, koji su imali najveći četvorogodišnji prosek u srednjoj školi treba najmanje vremena da diplomiraju i obrnuto. Prosek ocena u srednjoj školi smanjuje se kako se povećavaju godine studiranja. Studenti koji završavaju fakultet za 4 godine su u proseku imali odličan uspeh u srednjoj školi, dok studenti koji diplomiraju za pet ili šest godina su u srednjoj školi imali “jak” vrlo dobar uspeh, Grafikon 64.

5. Komparativna analiza uspešnosti studiranja

Аналитика студирања				
Дужина студирања	Година уписа студија	Студијски програм	БРОЈ СТУДЕНАТА	ПРОСЕЧНА ОЦЕНА
4	2004	ИТ	12	8.80
		МН	24	8.68
	2005	ИТ	14	8.86
		МН	52	8.83
	2006	ИТ	39	8.75
		МН	70	8.79
	2007	ИТ	91	8.80
		МН	107	8.75
	2008	ИТ	119	8.87
		МН	134	8.75

Графикон 65. Prikaz broja studenata i njihove prosečne ocene po studijskom programu i godini upisa na studije, kod studenata koji su diplomirali za 4 godine

Posmatrajući studente koji su diplomirali za 4 godine po godini uspisa i studijskom programu na kome su diplomirali, može se uočiti trend porasta broja diplomaca na oba studijska programa. Prosečna ocena ostvarena tokom studija se kod studenata sa studijskog programa Informacioni sistemi i tehnologiji kreće u rasponu od 8.87, koliko su ostvarili studenti koji su upisani 2008. godine, do 8.75 kolika je bila prosečna ocena studenata koji su upisani na fakultet 2006. godine i završili ga za 4 godine, Графикон 65. Kod studenata sa studijskog programa Menadžment i organizacija koji su diplomirali za četiri godine, najbolja prosečna ocena je zabeležena u generaciji koja je upisana 2006. godine, sa prosečnom ocenom studiranja od 8.83, dok su najslabiji rezultat ostvarili studenti upisani 2004. godine sa prosečnom ocenom od 8.68, Графикон 65.

Дужина студирања	Година уписа студија	Пол студента	Број студената	Просечна оцена студирања	Поени на пријемном испиту	Просечна оцена из средње школе
4	2004	женски	20	8.78	60.39	4.60
		мушки	16	8.65	61.38	4.39
	2005	женски	44	8.97	50.92	4.62
		мушки	22	8.56	54.00	4.34
	2006	женски	72	8.84	62.12	4.51
		мушки	37	8.66	57.67	4.35
	2007	женски	124	8.85	66.01	4.61
		мушки	74	8.65	67.05	4.52
	2008	женски	164	8.90	70.77	4.67
		мушки	89	8.63	68.55	4.49

Графикон 66. Pregled studenata koji su diplomirali za 4 godine shodno godini upisa i polu studenta

U tabeli,

Дужина студирања	Година уписа студија	Пол студента	Број студената	Просечна оцена студирања	Поени на пријемном испиту	Просечна оцена из средње школе
4	2004	женски	20	8.78	60.39	4.60
		мушки	16	8.65	61.38	4.39
	2005	женски	44	8.97	50.92	4.62
		мушки	22	8.56	54.00	4.34
	2006	женски	72	8.84	62.12	4.51
		мушки	37	8.66	57.67	4.35
	2007	женски	124	8.85	66.01	4.61
		мушки	74	8.65	67.05	4.52
	2008	женски	164	8.90	70.77	4.67
		мушки	89	8.63	68.55	4.49

Grafikon 66, obuhvaćeni su svi studenti, koji su školovanje priveli kraju za četiri godine, a podjeljeni su po polu i godini upisa na fakultet, kao i prikazanim podacima o broju студената, просечним оценама током студирања, поенима на пријемном испиту и просечној оцени у средњој школи. У овој подели нешто је више припадница женског пола које су дипломирале за 4 године, а када је просечна оцена током студирања у питању морамо нагласити да су припаднице нежнијег пола и овде у благој предности, као и када посматрамо просек оцена из средње школе,

Дужина студирања	Година уписа студија	Пол студента	Број студената	Просечна оцена студирања	Поени на пријемном испиту	Просечна оцена из средње школе
4	2004	женски	20	8.78	60.39	4.60
		мушки	16	8.65	61.38	4.39
	2005	женски	44	8.97	50.92	4.62
		мушки	22	8.56	54.00	4.34
	2006	женски	72	8.84	62.12	4.51
		мушки	37	8.66	57.67	4.35
	2007	женски	124	8.85	66.01	4.61
		мушки	74	8.65	67.05	4.52
	2008	женски	164	8.90	70.77	4.67
		мушки	89	8.63	68.55	4.49

Grafikon 66. На пријемном испиту припадници мушког пола показали су боље знање, осим 2006. и 2008. године.

Аналитика студирања						
Дужина студирања	Година уписа студија	Студијски програм	Број студената	Просечна оцена студирања	Поени на пријемном испиту	Просечна оцена из средње школе
4	2004	ИТ	12	8.80	76.88	4.64
		МН	24	8.68	52.81	4.44
	2005	ИТ	14	8.86	64.21	4.54
		МН	52	8.83	48.63	4.52
	2006	ИТ	39	8.75	70.15	4.54
		МН	70	8.79	55.26	4.41
	2007	ИТ	91	8.80	72.65	4.63
		МН	107	8.75	61.05	4.53
	2008	ИТ	119	8.87	77.63	4.67
		МН	134	8.75	63.04	4.54

Grafikon 67. Pregled студената који су дипломирали за 4 године шодно години уписа и студијском програму

У анализи успеха студената који су за 4 године дипломирали, у зависности од студијског програма и године уписа на факултет представљени су подаци о броју студената, њиховој просечној оцени током студија, али и њиховом успеху у средњој школи као и на пријемном испиту. У годинама које су обухваћене овом анализом, студенти су више завршавали студије Менadžмента и организације, а можемо закључити да су студенти Информационих система и технологија били успешнији по просечним оценама током студирања, поенима на пријемном испиту и просеку из средње школе са ретким случајевима, у којима су бољи били студенти Менadžмента и организације, Grafikon 67.

Дужина студирања	Година уписа студија	Статус уписа	Број студената	Просечна оцена студирања	Поени на пријемном испиту	Просечна оцена из средње школе
4	2004	самофинансирање	13	8.49	39.06	4.19
		финансирање из буџета	23	8.86	73.12	4.68
	2005	самофинансирање	23	8.60	32.59	4.33
		финансирање из буџета	43	8.96	62.32	4.64
	2006	самофинансирање	26	8.36	36.10	3.93
		финансирање из буџета	83	8.91	68.22	4.62
	2007	самофинансирање	69	8.47	46.79	4.40
		финансирање из буџета	129	8.94	76.88	4.67
	2008	самофинансирање	97	8.51	51.28	4.37
		финансирање из буџета	156	8.99	81.77	4.75

Grafikon 68. Pregled studenata koji su diplomirali za 4 godine shodno godini i statusu upisa na fakultet

Da su uspešnji studenti, koji su finansirani iz budžeta Republike Srbije od kolega, koji sami finansiraju svoje studiranje, pokazuje Grafikon 68. Takođe, budžetski studenti su imali i veći broj poena na prijemnom ispitu i veći prosek u srednjim školama od samofinansirajućih studenata, a ovo pravilo potvrđeno je za svaku godinu analiziranih podataka.

Година уписа студија	Дужина студирања	Регион	Београдски регион	Војводина	ИНОСТРАНСТВО	Јужна и источна Србија	Косово и Метохија	Шумадија и западна Србија
2004	4		24	2	-	3	-	7
	5		109	7	11	19	1	59
	6		61	6	8	10	1	28
	7		35	4	5	7	-	19
	8		19	5	3	4	-	8
2005	4		43	6	2	6	-	9
	5		77	3	4	13	1	50
	6		62	8	5	11	-	26
	7		39	3	1	8	-	11
2006	4		60	7	4	11	-	27
	5		82	4	6	16	1	36
	6		41	8	5	6	2	17
2007	4		103	11	12	23	2	46
	5		76	7	6	13	2	42
2008	4		146	10	8	21	3	65

Grafikon 69. Pregled broja studenata shodno godini upisa na fakultet, godinama studiranja i regiona iz kojeg su došli na studije

Anlizirajući broj studenata shodno godini upisa na fakultet i broju godina potrebnih da se završi, a sve to po regionima iz kojih studenti dolaze na studije, može se uvideti da najveći broj studenata dolazi iz Beograda, a potom iz Šumadije i zapadne Srbije, dok je najmanji broj studenata sa Kosova i Metohije. Takođe, može se uočiti da najveći broj studenata studije završava za 5 godina, sto je najizraženije kod studenata iz Beogradskog regiona, Grafikon 69.

Аналитика студирања - Средња школа								
Година уписа студија	Дужина студирања	Тип средње школе	гимназије	техничке школе	електро-техничке школе	економске школе	машинске школе	остале стручне школе
2004	4		29	3	-	3	-	1
	5		174	6	10	10	1	6
	6		69	6	22	8	3	7
	7		50	4	6	6	1	3
	8		32	1	4	-	-	2
2005	4		50	5	3	3	3	2
	5		110	10	6	17	1	4
	6		81	6	12	6	3	4
	7		46	5	7	3	-	1
2006	4		92	3	4	2	1	7
	5		109	10	10	11	1	5
	6		52	7	7	8	1	5
2007	4		138	10	10	18	2	20
	5		101	12	12	11	1	9
2008	4		198	13	13	16	3	10

Графикон 70. Pregled broja studenata shodno godini upisa na fakultet, godinama studiranja i tipa završene srednje škole

Posmatrajući broj diplomiranih studenata u zavisnosti od godine upisa na fakultet, broja godina studiranja i prethodno završene srednje škole, može se očitati da su najbrojniji studenti koji su prethodno završili gimnaziju, a da potom slede studenti koji su završili elektrotehničku školu, Графикон 70. Takođe, uočen je i trend da i po tipu srednje škole bez obzira na godinu upisa skoro najveći broj studenata završava studije za pet godina, i to uglavnom oko 50% od ukupno diplomiranih studenata na nivou godine upisa.

Аналитика студирања - Регион									
Година уписа студија	Дужина студирања	Регион	Београдски регион	Војводина	ИНОСТРАНСТВО	Јужна и источна Србија	Косово и Метохија	Шумадија и западна Србија	
2004	4		8.59	9.31	-	9.00	-		8.88
	5		8.37	8.24	8.31	8.55	9.18		8.42
	6		7.85	7.94	7.81	7.97	7.83		7.87
	7		7.71	7.67	7.63	7.52	-		7.62
	8		7.69	7.69	8.01	7.71	-		7.56
2005	4		8.80	9.11	9.41	8.89	-		8.66
	5		8.18	8.62	9.02	8.69	7.70		8.50
	6		7.94	7.89	7.73	8.01	-		7.91
	7		7.76	7.65	7.84	7.94	-		7.57
2006	4		8.66	9.08	9.13	8.71	-		8.94
	5		8.20	8.36	8.35	8.33	9.00		8.10
	6		7.80	7.96	7.94	8.25	7.67		7.92
2007	4		8.77	8.70	8.62	8.90	9.01		8.77
	5		8.30	8.18	7.92	8.25	8.28		8.19
2008	4		8.77	8.54	8.97	8.95	8.48		8.87

Графикон 71. Pregled prosečne ocene studiranja shodno godini upisa na fakultet, godinama studiranja i regiona iz kojeg su došli na studije

Analizirajući prosečne ocene studiranja shodno godini upisa na fakultet, godinama studiranja i regiona iz kojeg su došli na studije, može se ustanoviti da studenti iz Војводине имају међу највишим просецима у погледу просечне оцене студирања, и то углавном код студената који завршавају факултет за 4 или 5 година. У београдском региону најбоље просечне оцене забележене су код студената који су уписали факултет 2007. и 2008. године и завршили студије за 4 године. Из Војводине најбоље резултате су остварили студенти који су уписали факултет 2004., 2005. и 2006. године, остваривши просечну оцену преко 9 током четворогодишњег студирања, Графикон 71. Међу студентима из иностранства као најбољи по просечној оцени студирања показали су се студенти који су 2005. године уписали факултет и завршили га за 4, односно 5 година. У оквиру осталих региона, бољи

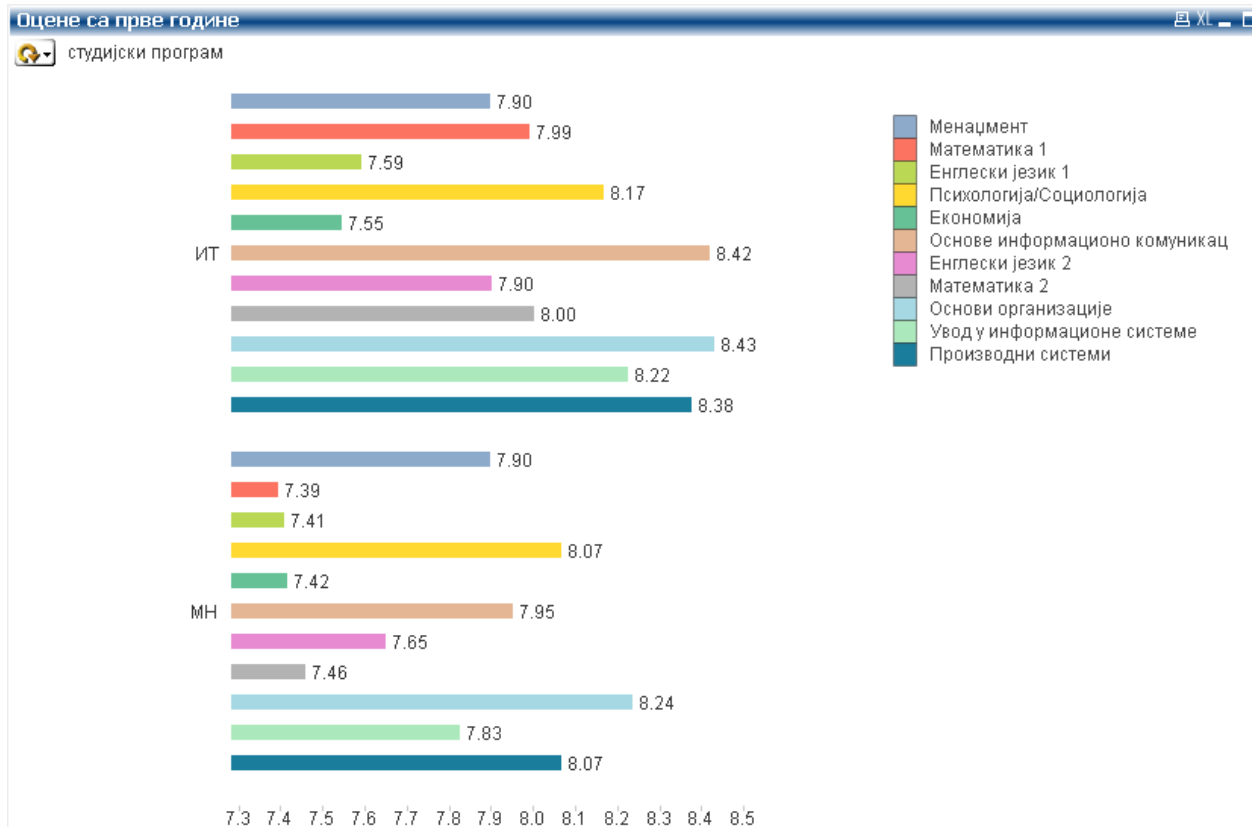
rezultati su ostvareni kod studenata koji su fakultet završili za 4 ili 5 godina, dok sa porastom dužine studiranja se smanjuje ostvarena prosečna ocena tokom studija, Grafikon 71.

Аналитика студирања - Средња школа								
Година уписа студија	Дужина студирања	Тип средње школе	гимназије	техничке школе	електро-техничке школе	економске школе	машинске школе	остале стручне школе
2004	4		8.77	8.63	-	8.43	-	8.39
	5		8.42	8.24	7.95	8.55	8.52	8.38
	6		7.94	7.65	7.79	7.89	7.48	7.69
	7		7.71	7.19	7.80	7.47	7.61	7.58
	8		7.70	7.12	7.76	-	-	7.63
2005	4		8.83	8.67	9.32	8.36	8.73	9.41
	5		8.43	8.12	8.46	8.01	8.36	8.40
	6		7.98	7.85	7.87	7.71	7.51	7.85
	7		7.75	7.41	7.65	8.08	-	8.86
2006	4		8.79	8.74	8.72	8.28	8.27	8.96
	5		8.22	8.01	8.23	8.21	7.98	8.37
	6		7.91	7.77	7.73	7.90	7.84	7.95
2007	4		8.81	8.42	8.63	8.75	8.72	8.83
	5		8.28	8.12	8.14	8.18	8.03	8.16
2008	4		8.87	8.45	8.40	8.59	8.83	8.95

Графикон 72. Pregled prosečne ocene studiranja shodno godini upisa na fakultet, godinama studiranja i tipa završene srednje škole

Posmatrajući prosečne ocene studiranja shodno godini upisa na fakultet, godinama studiranja i tipu završene srednje škole, može se zaključiti da studenti koji su prethodno završili gimnaziju ostvaruju najbolji uspeh tokom studija u pogledu ocene studiranja i to ukoliko fakultet završe za 4 ili 5 godina, sa prosečnom ocenom većom od 8.70, Grafikon 72. Ukupno najbolje prosečne ocene su ostvarili studenti koji su 2005. godine upisali fakultet i završili ga za 4 godine, a pre fakulteta su završili srednju tehničku školu ili neku drugu srednju stručnu školu. Bez obzira koji tip srednje škole su završili pre akademskog obrazovanja, studenti koji studiraju 6 godina ili duže ostvaruju prosečnu ocenu manju od 8, Grafikon 72. Kod studenata koji su prethodno završili srednju ekonomsku školu postoji tendencija da su prosečne ocene studenata koji završavaju studije za 4, odnosno 5 godina, izuzetno bliske, čak su kod generacije koji su fakultet upisali 2004. godine bolju prosečnu ocenu ostvarili studenti koji su diplomirali za 5 godina u odnosu na kolege koji su to diplomirali za 4 godine.

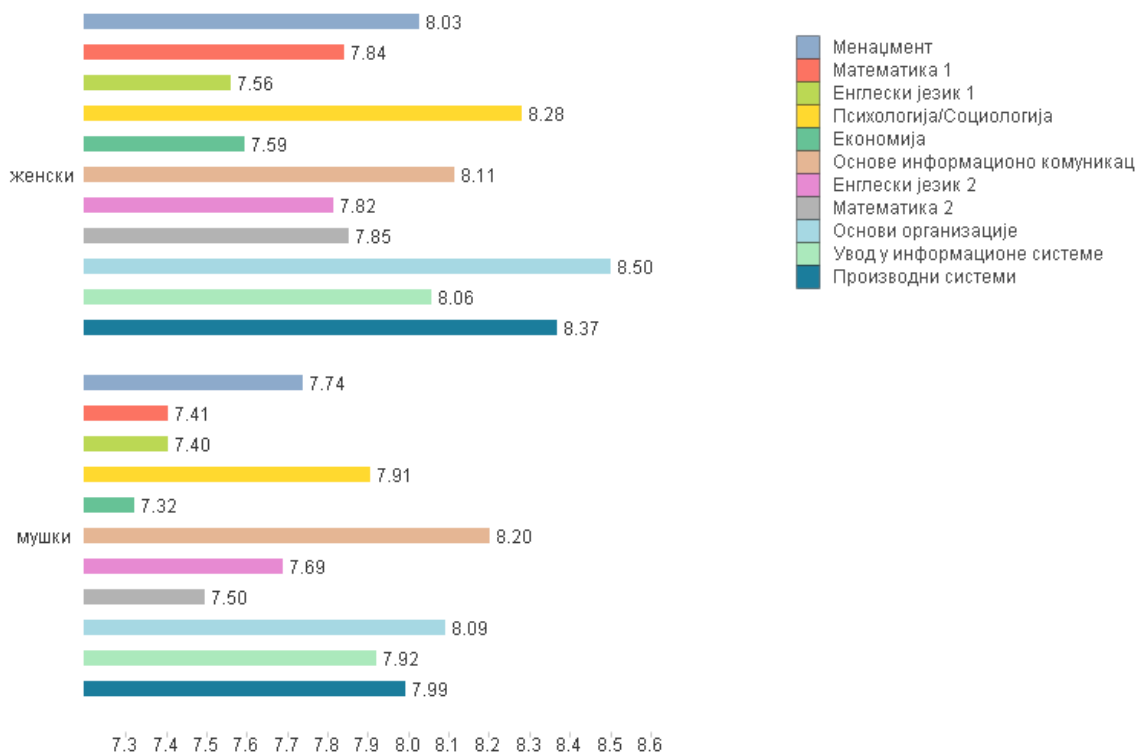
6. Analiza uspešnosti na prvoj godini osnovnih akademskih studija



Grafikon 73. Uspeh na predmetima prve godine osnovnih akademskih studija po studijskim programima

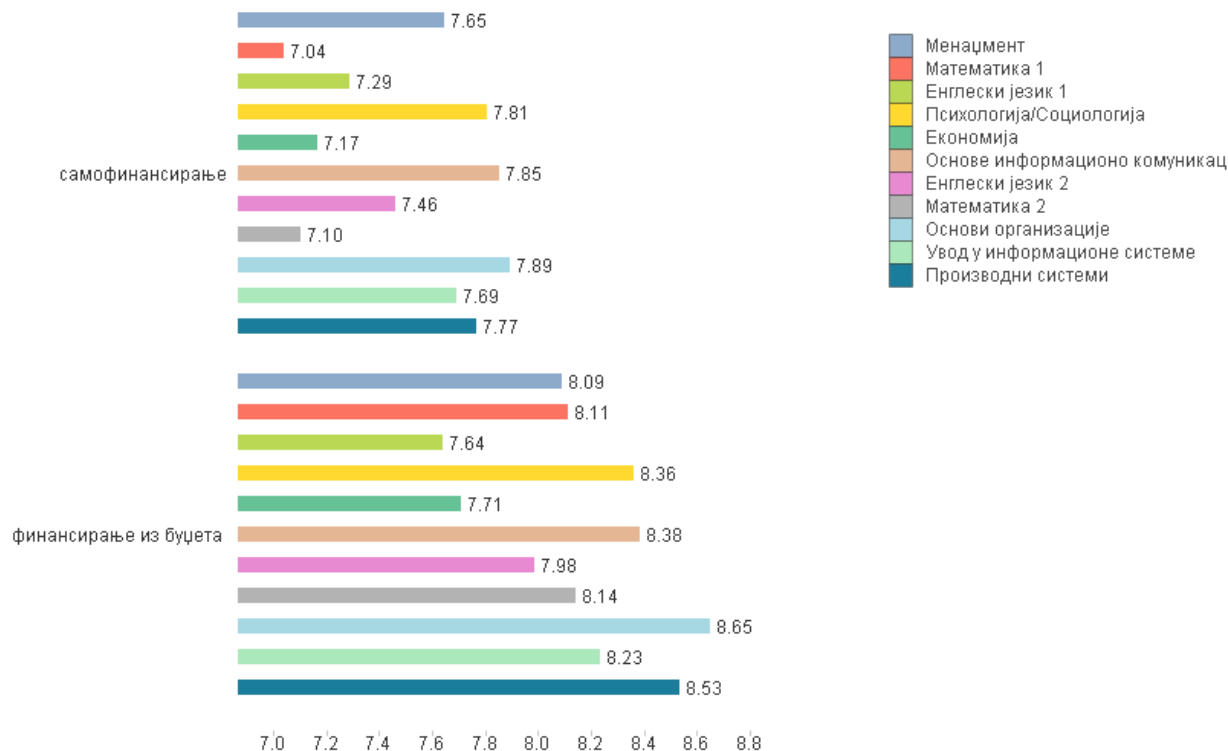
Studenti na prvoj godini studijskog programa Informacioni sistemi i tehnologije najveće ocene imaju iz sledećih predmeta: Osnove informaciono komunikacionih tehnologija (8.42), Osnovi organizacija (8.43) i Proizvodni sistemi (8.38), dok najslabiji uspeh beleže iz Engleskog jezika 1 (7.59) i Ekonomije (7.55), Grafikon 72. Situacija je nešto drugačija kada su kolege sa studijskog programa Menadžment i organizacija u pitanju, njima najmanje idu sledeći predmeti: Matematika 1 (7.39), Engleski jezik 1 (7.41), Ekonomija (7.42) i Matematika 2 (7.46), dok nešto bolji uspeh postižu iz Osnova organizacije (8.24), Psihologije/Sociologije (8.07) i Proizvodnih sistema (8.07), Grafikon 7273. Shodno ovim rezultatima može se očitati da studentima prve godine najviše problema zadaju Engleski jezik 1 i Ekonomija, a da najbolji uspeh postižu iz predmeta Osnovi organizacije.

пол студента



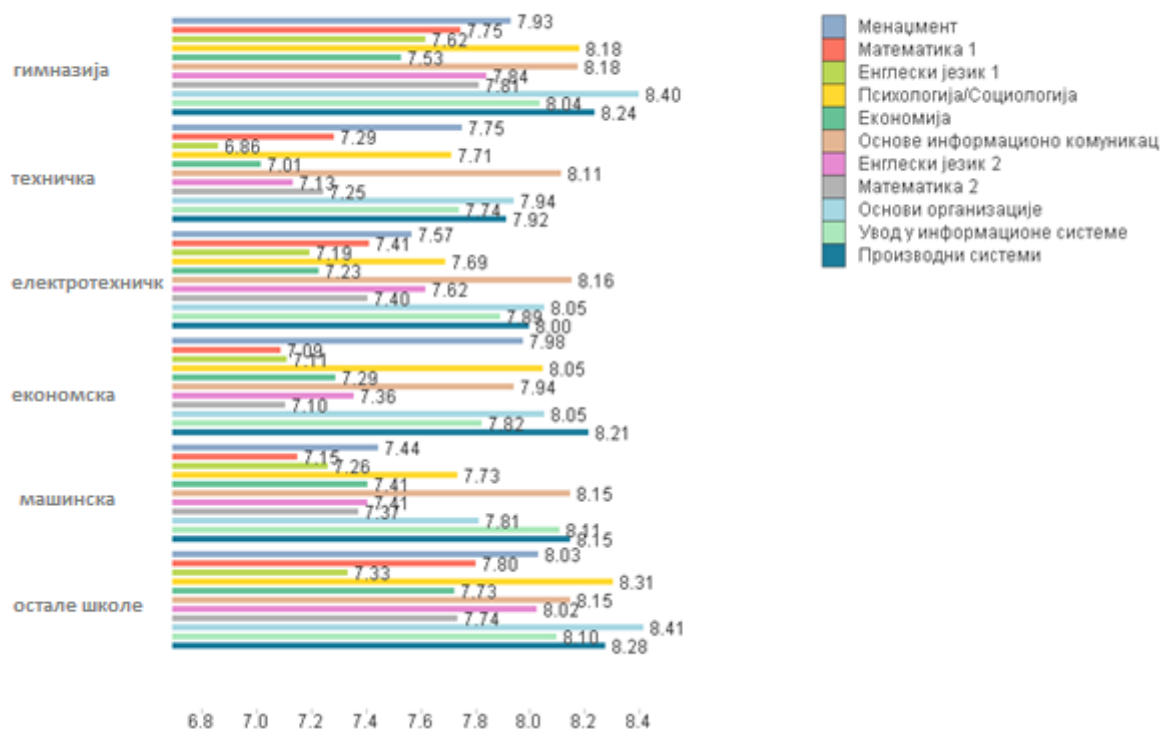
Grafikon 74. Uspeh na predmetima prve godine osnovnih akademskih studija po polu studenta

Pripadnice ženskog pola na prvoj godini studija postižu najbolje rezultate iz predmeta Osnovi organizacije (8.50) i Proizvodnih sistema (8.37), a najmanju prosečnu ocenu imaju iz Engleskog jezika 1 (7.56) i Ekonomije (7.59), Grafikon 74. Naspram njih, studenti muškog pola najveće prosečne ocene imaju iz Osnova informaciono komunikacionih tehnologija (8.20) i Osnova organizacije (8.09), a najmanje prosečne ocene su postignute iz predmeta Matematika 1 (7.41), Engleski jezik 1 (7.40) i Ekonomija (4.32), Grafikon 74.

 статус уписа


Grafikon 75. Uspeh na predmetima prve godine osnovnih akademskih studija po statusu upisa na fakultet

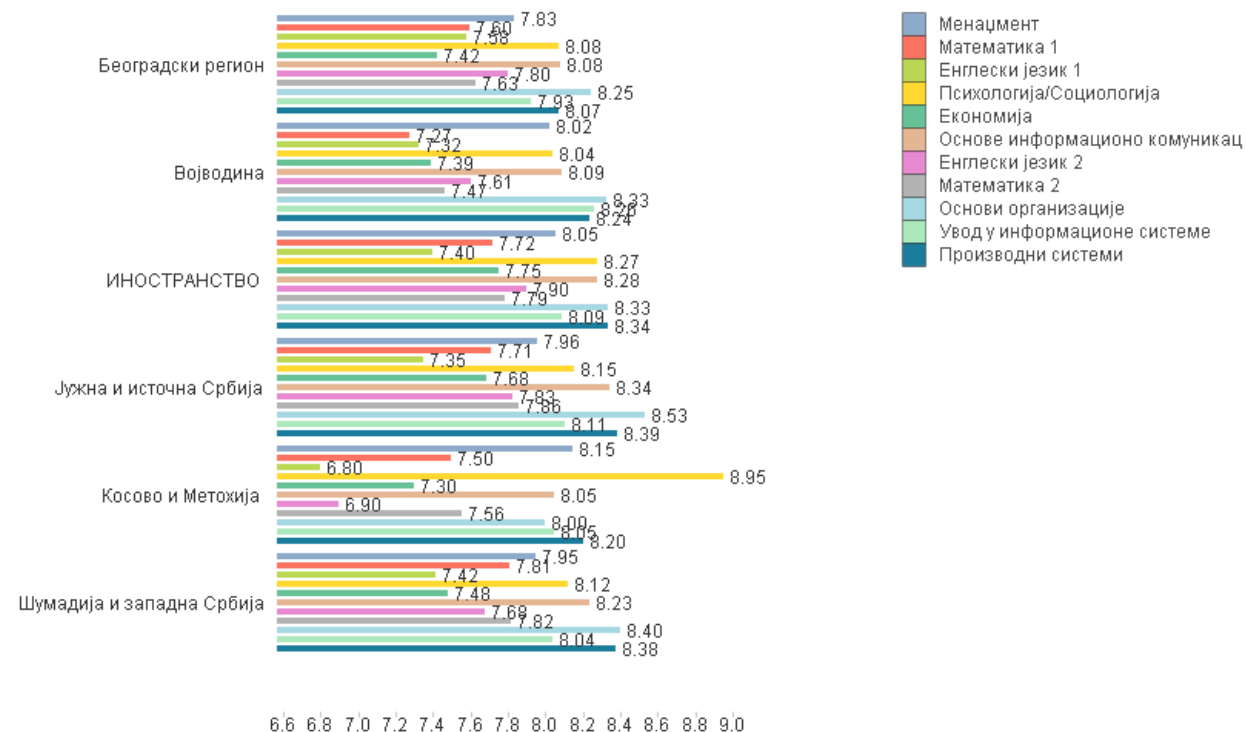
Grafikon 75 pokazuje da bolju prosečnu ocenu po predmetima beleže studenti, koji se finansiraju iz budžeta Republike Srbije, naspram kolega koji se školuju o svom trošku. Budžetski studenti imaju veće prosečne ocene iz svih predmeta na prvog godini studija, dok su prosečne ocene po predmetima kod samofinansirajućih studenata ispod 8.00, ostvarujući najmanje prosečne ocene iz predmeta Matematika 1 (7.04) i Matematika 2 (7.10), što može biti u direktnoj korelaciji sa njihovim uspehom na prijemnom (gde se proverava znanje iz matematike) zbog kojeg su studije nastavili u statusu samofinansiranja.



Grafikon 76. Uspeh na predmetima prve godine osnovnih akademskih studija po tipu završene srednje škole

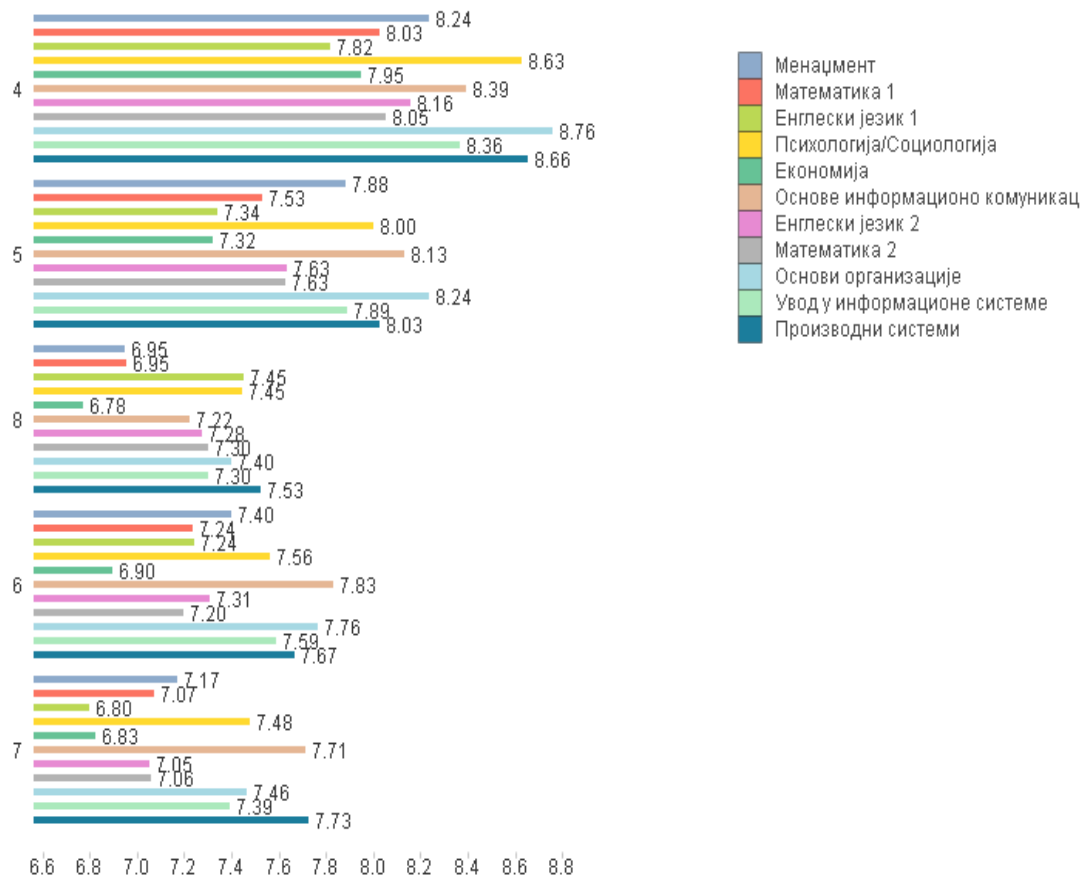
Sagledavajući uspeh studenata u zavisnosti od tipa završene srednje škole na predmetima prve godine osnovnih akademskih studija, može se zaključiti da studenti ostvaruju najbolje ocene iz predmeta *Производни системи*, *Основи организације*, *Основе информационо комуникационе технологије*, *Психологије*, odnosno *Социологије*, Grafikon 78. Najviše poteškoća studentima iz srednjih tehnički škola tokom prve godine studija je zadao predmet *Економија*, ali je i kod studenata iz ostalih srednjih škola slična situacija.

Регион



Графикон 77. Успех на предметима прве године основних академских студија по региону из којег су дошли на студије

Графикон 77 приказује просечну оцену по предметима на првој години студија основних академских студија и регионима из којих потичу студенти FON-a. Може се уочити да најбоље оцене студенти са Косова и Метохије остварују из предмета Психологија, односно Sociologija од 8.95, што уједно представља и најбољу просечну оцену по свим регионима и свим предметима. На нивоу свих региона, студенти су остварили боље резултате из предмета Основи организације, Производни системи, Психологија, односно Sociologija и Основе информационо комуникационих технологија, Графикон 77.

 године студија


Grafikon 78. Uspeh na predmetima prve godine osnovnih akademskih studija po broju godina studiranja

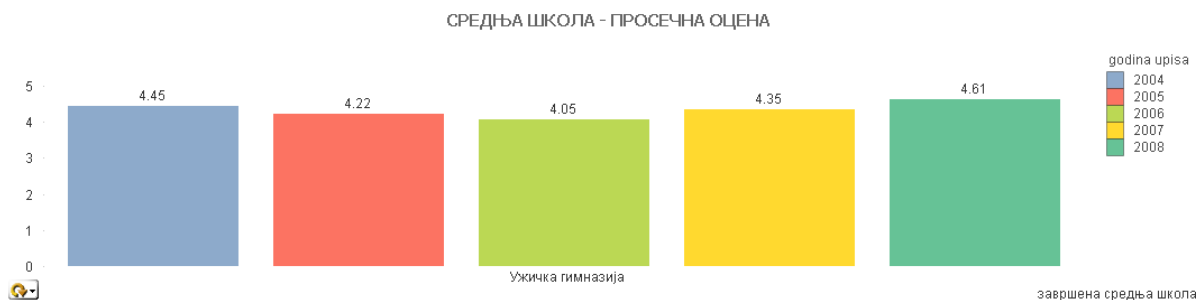
Analizirajući uspeh studenata na predmetima sa prve godine osnovnih akademskih studija, kod studenata koji su fakultet završili za 4 ili 5 godina može se izdvojiti nekoliko predmeta na kojima su studenti postizali odlične rezultate, kao što su: Основи организације, Производни системи, Основи информационо комуникационих технологија и Психологија, односно Sociologija. Sa druge strane postoje i dva predmeta iz kojih su studenti postigli najslabiji rezultat, a to su: Енглески језик 1 и Економија, Grafikon 78. Kod studenata koji studiraju 6 ili više godina, prosek ocena po skoro svim predmetima je ispod 8.00, a kao najkritičniji predmeti, izdvajaju se Економија, Математика 1 и Енглески језик 1, Grafikon 78.

7. Analiza i poređenje indikatora uspešnosti studiranja studenata iz određene srednje škole – primer Užička gimnazija

Značajno mesto među funkcionalnostima i prikazima razvijenog informacionog sistema za praćenje, analizu i predviđanje uspešnosti studiranja zauzima mogućnost komparativne analize uspeha studenata za određene srednje škole, uz komparaciju uspeha studenata po generacijama upisa na fakultet, kao i poređenje sa ostalim studentima koji su došli na studije iz istog grada, regiona ili istog tipa srednje škole. U nastavku će biti prikazan primer analize uspešnosti studenata koji su pre upisa na fakultet pohađali Užičku gimnaziju.

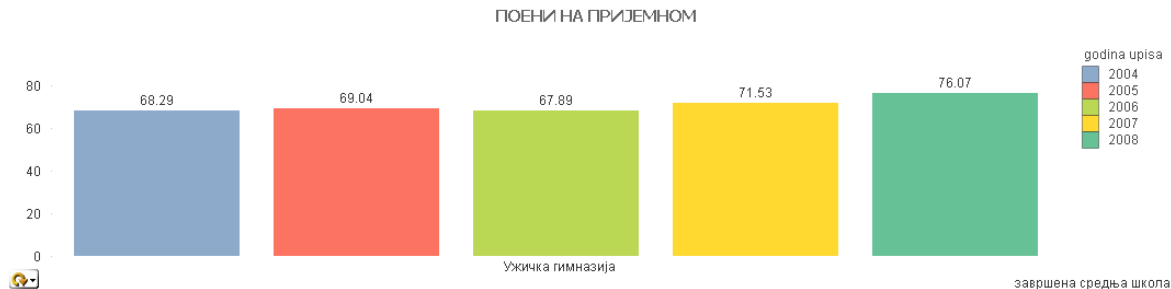
7.1. Indikatori uspešnosti u odnosu na godinu upisa

Srednjoškolci koji su iz Užičke gimnazije upisali Fakultet organizacionih nauka, tokom četvorogodišnjeg srednjoškolskog obrazovanja su imali vrlo dobar ili odličan uspeh, a može se primetiti da poslednjih godina Fakultet organizacionih nauka upisuju srednjoškolci sa sve boljim uspehom, Slika 36.



Slika 36. Četvorogodišnja prosečna ocena srednjoškolaca koji upisuju FON

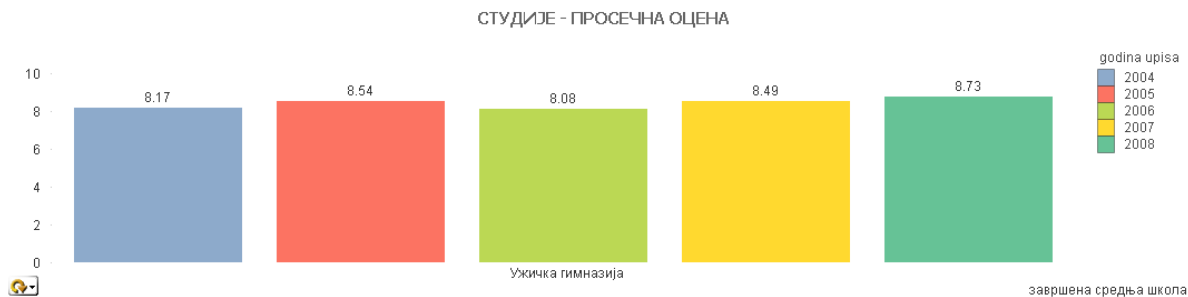
Rezultati ostvareni na prijemnom ispitu, ukazuju da srednjoškolci koji dolaze iz Užičke gimnazije ostvaruju dobre rezultate, sa prosekom od oko 70% tačno urađenih zadataka na prijemnom ispitu, a poslednjih godina ostvaruju i preko 75% uspešnosti na prijemnom ispitu, što im omogućava, uz vrlo dobar i odličan uspeh u srednjoj školi, da se na fakultet upišu kao budžetski studenti, Slika 37.



Slika 37. Uspeh na prijemnom srednjoškolaca iz Užičke gimnazije koji upisuju FON

Prateći celokupan uspeh studiranja, može se uočiti da studenti koji su upisali FON 2005., 2007. i 2008. godine imaju prosečnu ocenu veću od proseka za studente koji dolaze iz Užičke gimnazije, Slika 38. Takođe, može se uočiti da trend promene prosečne ocene u odnosu na godinu upisa na

studije, prati trend promena celokupnog uspeha u srednjoj školi, što ukazuje da bolji srednjoškolci ostvaruju bolji uspeh na studijama.



Slika 38. Prosečna ocena studija u odnosu na godinu upisa fakulteta

U pogledu prosečnog vremena studiranja, postoji trend stalnog skraćivanja vremena završetka fakulteta, te diplomci poslednjih godina završavaju fakultet u proseku za 4 godine i 3 do 5 meseci, što ukazuje, pored dobrih prosečnih ocena, na njihov celokupni uspeh studiranja, **Error! Reference source not found..**

7.2. Poređenje uspeha studenata iz Užičke gimnazije i ostalih studenata

U okviru poređenja uspešnosti studenata iz Užičke gimnazije koji su diplomirali na FON-u, urađena je komparativna analiza uspeha u pogledu prosečne ocene tokom studija, prosečnog vremena studiranja i poena ostvarenih na prijemnom ispitu, poredeći studente iz Užičke gimnazije, iz svih srednjih škola iz Užica, potom Zlatiborskog okruga, i na kraju o odnosu na celokupan uspeh svih studenata FON-a

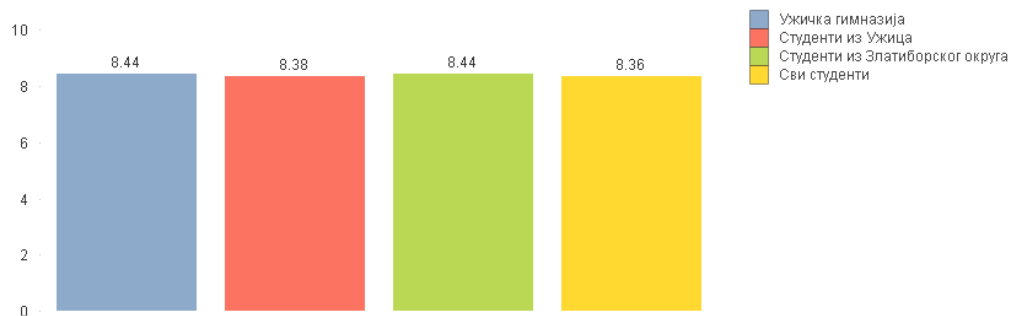
U odnosu na studente iz Užica koji su upisali FON, iz Užičke gimnazije je najveći broj studenata (38), potom sledi Ekonomska škola (11) i Tehnička škola (5), dok je iz ostalih srednjih škola manji broj srednjoškolaca upisao FON, Slika 39.



Slika 39. Broj srednjoškolaca iz Užica koji su upisali FON

7.3. Poređenje uspeha studenata iz Užičke gimnazije i ostalih studenata po ostvarenoj prosečnoj oceni

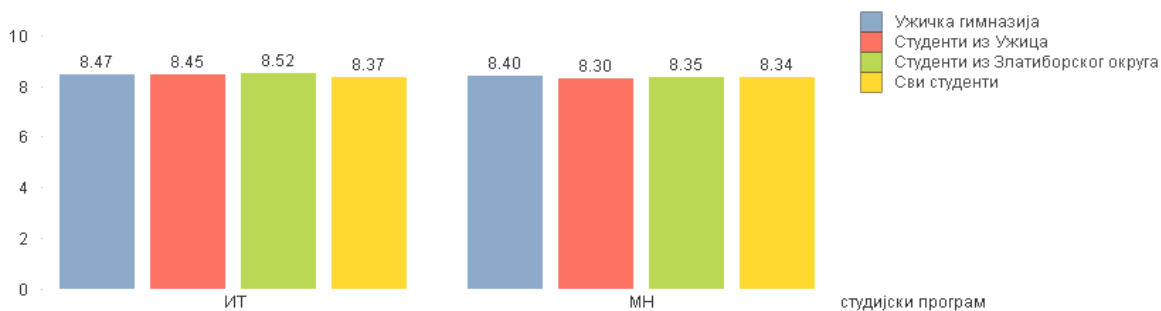
Ukoliko se izvrši poređenje uspeha, u pogledu ostvarene prosečne ocene tokom studija, studenti koji su završili Užičku gimnaziju, imaju prosečnu ocenu koja je iznad proseka studenata koji su završili srednju školu u Užicu, kao i u odnosu na sve studente FON-a, a jednaku prosečnu ocenu u odnosu na sve studente iz Zlatiborskog okruga koji su diplomirali na FON-u, Slika 40.



Slika 40. Poređenje uspeha po prosečnim ocenama sa studija

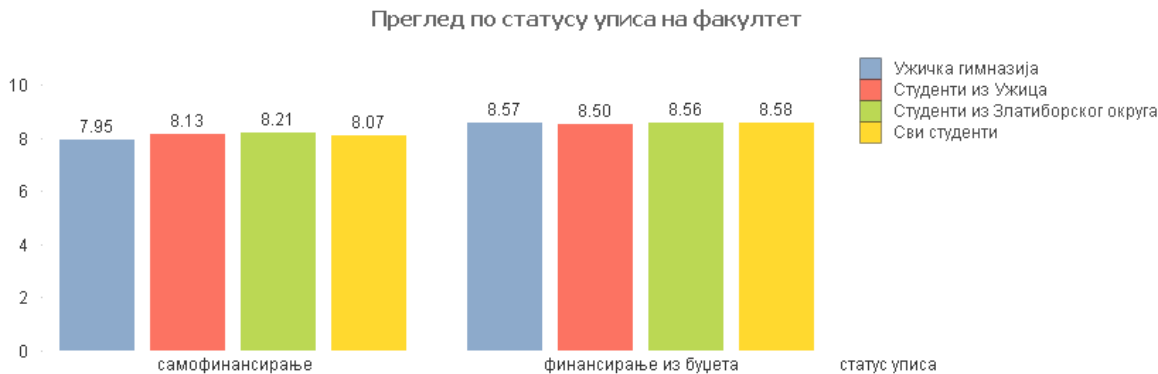
Poredeći uspeh studenata, prosečnu ocenu ostvarenu tokom studija, u odnosu na studijski program koji je student završio, može se zaključiti da studenti koji su završili Užičku gimnaziju na oba studijska programa ostvaruju rezultate bolje u odnosu na sve studente fakulteta, Slika 41. Značajno je naglasiti, da iako studenti Užičke gimnazije, na studijskom programu Menadžment i organizacija, imaju nešto manji prosek u odnosu na svoje kolege sa studijskog programa Informacioni sistemi i tehnologije, imaju najbolji prosek, prosečne ocene ostvarene tokom studija u odnosu na sve studente iz Užica i Zlatiborskog okruga koji su završili FON. Studenti sa studijskog programa Informacioni sistemi i tehnologije, imaju bolji prosek u odnosu na sve studente sa studijskog programa Menadžment i organizacija, kao i u odnosu na sve studente iz Užica, ali manji prosek prosečne ocene studiranja u odnosu na sve studente iz Zlatiborskog okruga.

Преглед по студијском програму



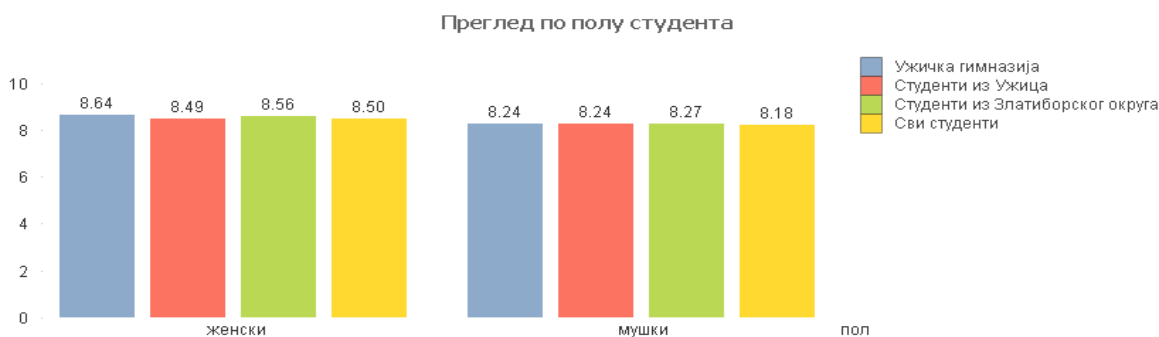
Slika 41. Poređenje uspeha po prosečnim ocenama sa studija u odnosu na studijski program

U pogledu ostvarenog proseka tokom studija, u odnosu na status upisa na fakultet, može se zapaziti da studenti iz Užičke gimnazije, koji su prvu godinu studija upisali na samofinansiranje imaju najmanju prosečnu ocenu studiranja u odnosu na ostale proseke prosečne ocene studija i za samofinansirajuće, ali i u odnosu na budžetske studente, Slika 42. Studenti iz Užičke gimnazije koji su upisali fakultet kao budžetski studenti, ostvaruju prosečnu ocenu studiranja koja je bliska prosečnoj oceni svih studenata FON-a, ali i ostalim studentima iz Užica i Zlatiborskog okruga.



Slika 42. Poređenje uspeha po prosečnim ocenama sa studija u odnosu na status uписа на FON

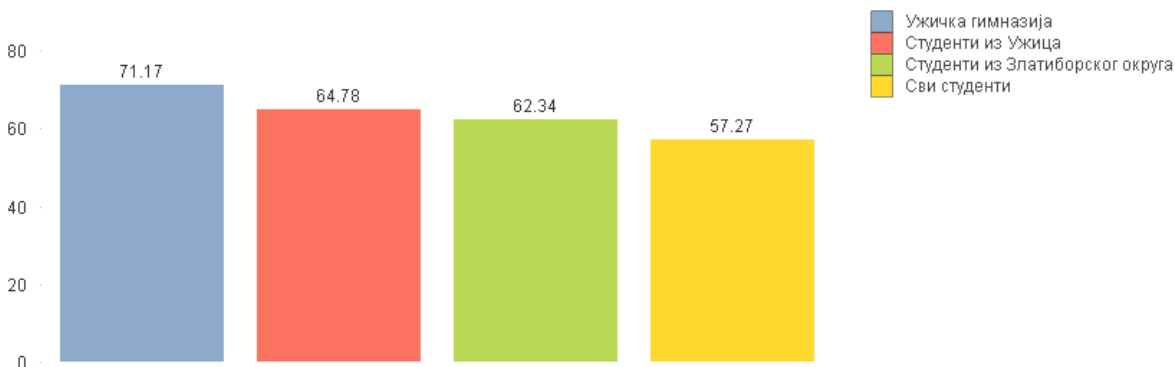
Студенти женског пола, у погледу остварене просечне оцене током студија, остварили су најбољи успех, са просеком од 8.64, који је уједно и најбољи просек студија и из Ужица и из Златиборског округа и уопште међу мушким и женским студентима FON-а. Студенти мушког пола из Ужичке гимназије остварили су просечну оцену током студија као и остали мушки студенти из Ужица (8.24), али нешто слабији просек у односу на мушке студенте из целокупног Златиборског округа, Slika 43.



Slika 43. Poređenje uspeha po prosečnim ocenama sa studija u odnosu na pol студента

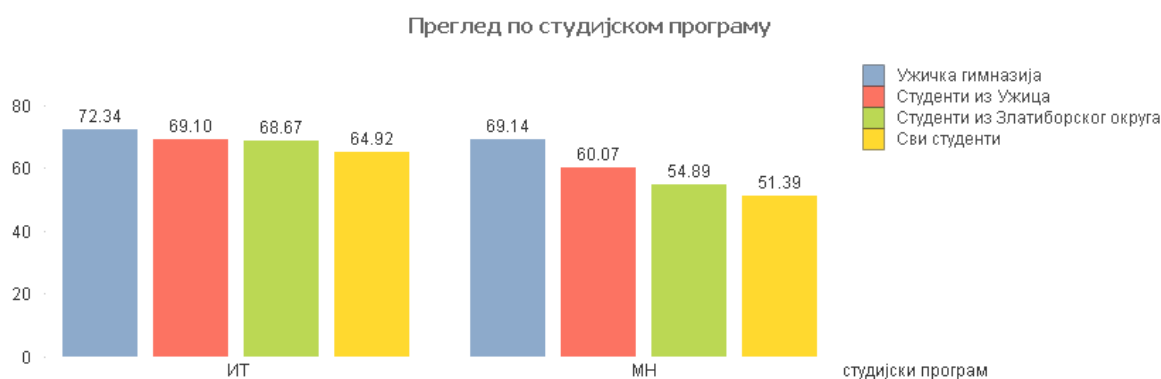
7.4. Poređenje uspeha студената из Ужичке гимназије и осталих студената по оствареним поенима на пријемном испиту

Уколико се анализира успех остварен на пријемном испиту, студенти из Ужичке гимназије, по оствареним поенима на пријемном испиту, имају значајно боље резултате (71.17), у односу на све студенте FON-а (57.27) и студенте из Златиборског округа (62.34), што указује на њихово добро знање и припремљеност из области математике, Slika 44.



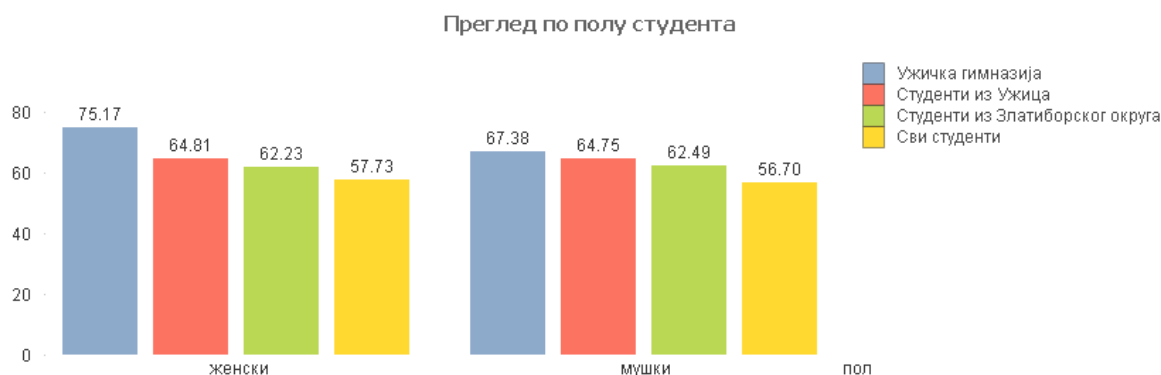
Slika 44. Poređenje uspeha po ostvarenim poenima na prijemnom ispitu

Kako je već utvrđeno da studenti iz Užičke gimnazije na prijemnom ispitu ostvaruju bolje rezultate u odnosu na ostale studente iz Užica i Zlatiborskog okruga, kao i svih studenata FON-a, može se naknadno zaključiti, da je ta razlika u prosečnom broju poena znatno izraženija kod studenata sa studijskog programa Menadžment i organizacija (9 poena između studenata Užičke gimnazije i ostalih studenata iz Užica, 14 poena između studenata Užičke gimnazije i ostalih studenata iz Zlatiborskog okruga), Slika 45. Kod studenata sa studijskog programa Informacioni sistemi i tehnologije, ta razlika u prosečnom broju poena ostvarenih na prijemnom ispitu postoji (3 poena između studenata Užičke gimnazije i ostalih studenata iz Užica, 4 poena između studenata Užičke gimnazije i ostalih studenata iz Zlatiborskog okruga), ali je manje izražena nego kod studijskog programa Menadžment i organizacija.



Slika 45. Poređenje uspeha po ostvarenim poenima na prijemnom ispitu u odnosu na studijski program

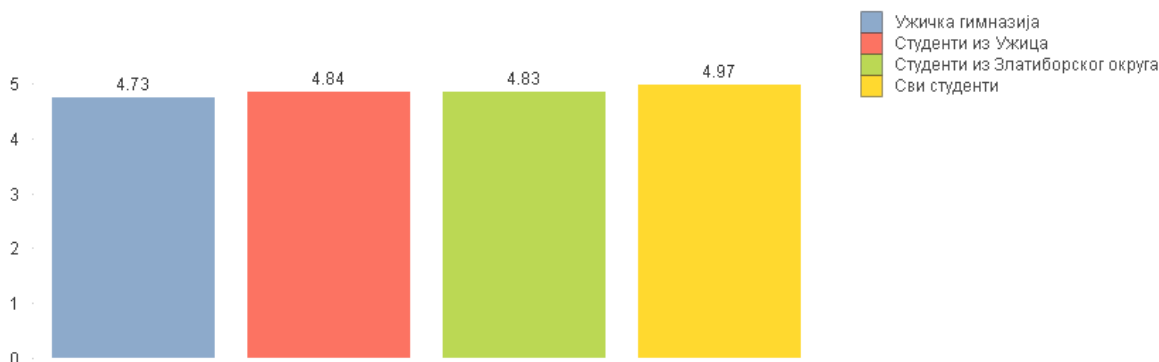
U pogledu analize prosečnih ostvarenih poena na prijemnom ispitu, može se utvrditi da studenti ženskog pola, na prijemnom ispitu ostvaruju najbolje rezultate, čak 7 poena u proseku više od svojih muških kolega, Slika 46. Sa druge strane, studenti muškog pola iz Užičke gimnazije, ostvaruju bolje rezultate na prijemnom ispitu u odnosu i na studente muškog i ženskog pola iz Užica, Zlatiborskog okruga, kao i na nivou FON-a.



Slika 46. Poređenje uspeha po ostvarenim poenima na prijemnom ispitu u odnosu na pol studenta

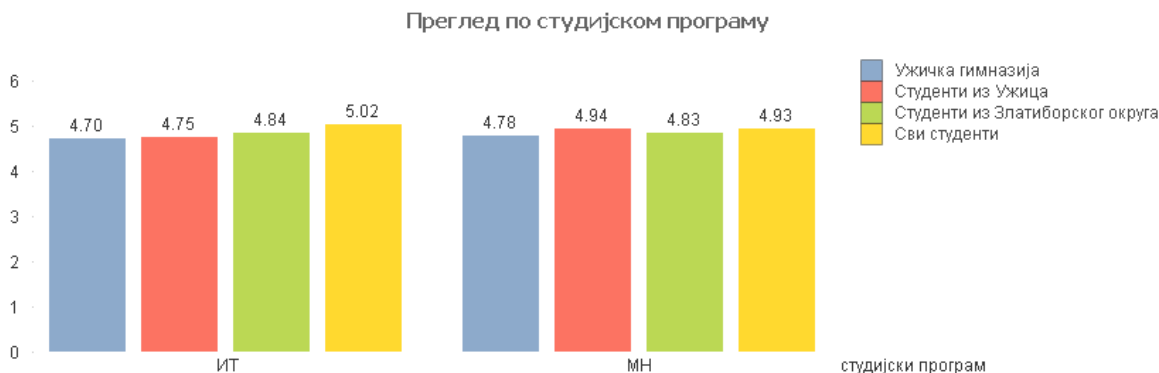
7.5. Poređenje uspeha studenata iz Užičke gimnazije i ostalih studenata po dužini studiranja

Студенти из Ужичке гимназије, имају најкраће време студирања у односу на остале студенте из Ужича, Златибorskог округа и све студенте FON-а, што је вероватно условљено њиховим добрим успехом на пријемном, а такође резултира и њиховим добрим успехом на крају студија, Слика 47.



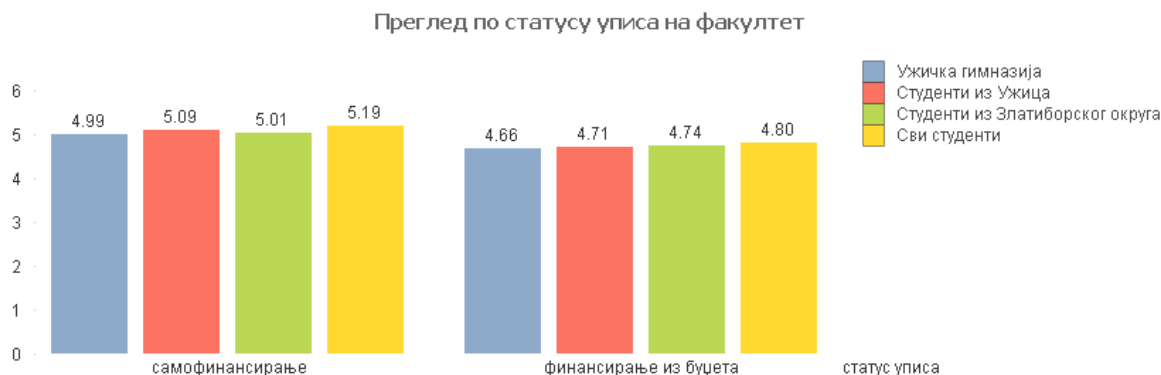
Слика 47. Поређење успеха по просечној дужини студирања

Shodno činjenici da studenti iz Užičke gimnazije imaju kraće vreme završetka u odnosu na ostale grupacije studenata, i studenti u okviru Studijskog programa Informacioni sistemi i tehnologije kao i studenti sa studijskog programa Menadžment i organizacija, su bolji u odnosu na svoje kolege iz Užica i Zlatiborskog okruga (imaju kraće prosečno vreme završetka studija), i skoro 4 meseca kraće prosečno vreme završetka studija u odnosu na sve studente FON-а, Слика 48.



Слика 48. Поређење успеха по просечној дужини студирања у односу на студијски програм

Студенти из Ужичке гимназије који су прву годину факултета уписали као самофинансирајући студенти, у просеку, завршавају факултет за 5 година, што је изнад просека факултета и самих студената Ужичке гимназије, док студенти који су прву годину основних студија уписали на терет буџета имају најкраће просечно време завршетка факултета у односу на остале студенте из Ужича, Златибorskог округа, али и свих студената са FON-а, Слика 49.



Slika 49. Poređenje uspeha po prosečnoj dužini studiranja u odnosu na status upisa na FON

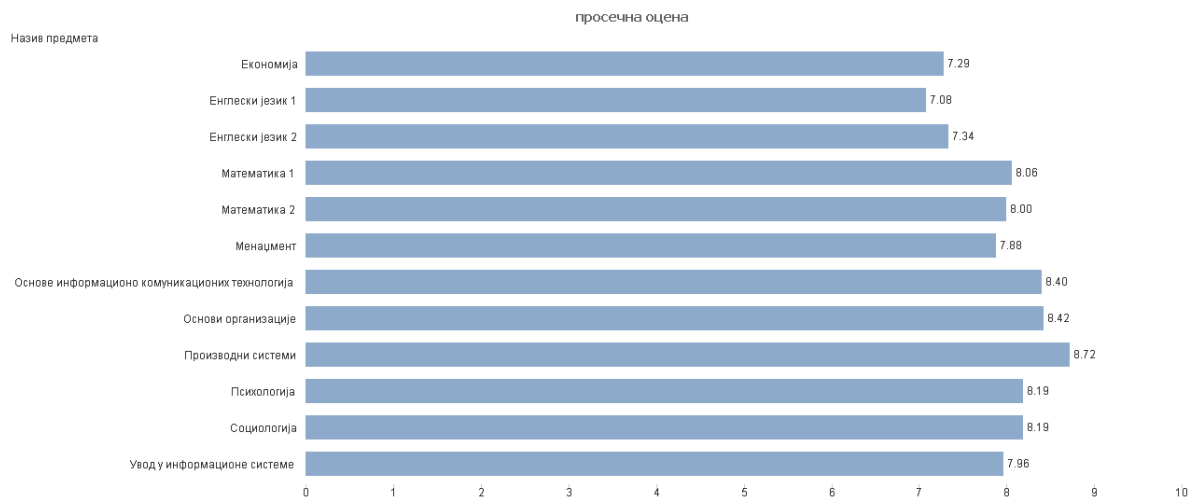
Studentima ženskog pola iz Užičke gimnazije, u proseku je potrebno 4 godine i 6 meseci da završe fakultet, dok studentima muškog pola je u proseku potrebno 4 godine i 11 meseci za završetak studija. Studenti ženskog pola imaju ujedno i najkraće vreme završetka studija i u odnosu na ženske i muške studente iz Užica i Zlatiborskog okruga, Slika 50.



Slika 50. Poređenje uspeha po prosečnoj dužini studiranja u odnosu na status upisa na FON

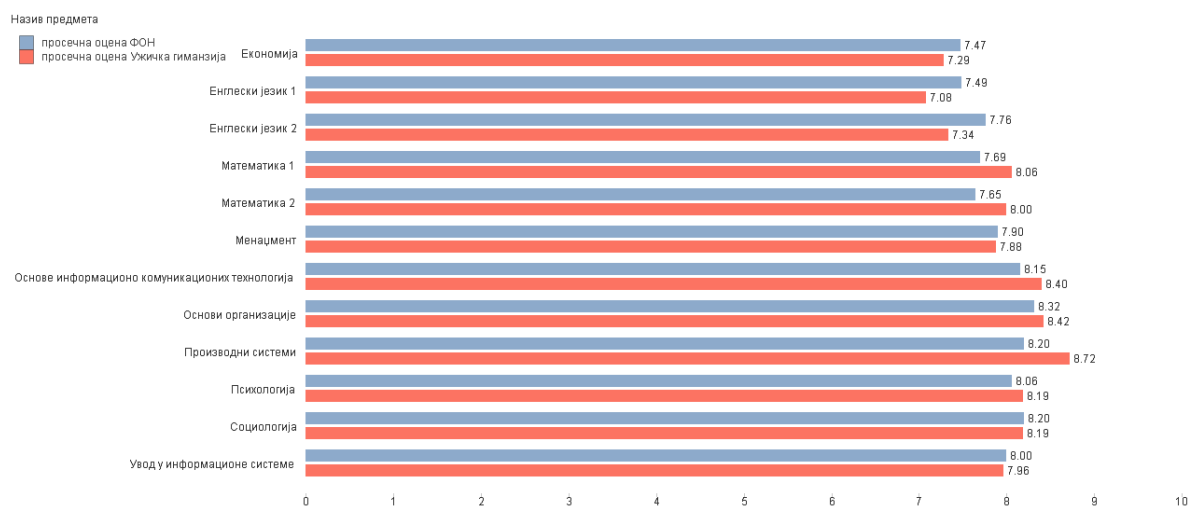
7.6. Analiza uspeha studenata na kraju prve godine studija

Студенти из Ужичке гимназије на првој години основних академских студија, остварују најбоље резултате о оквиру предмета: Производни системи, Основи организације, Основе информационо комуникационих технологија, што указује да су napravili добар одабир факултета, јер управо предмети на којима су остварили у првој години добар успех представљају базу даљих научних области које се изучавају на FON-у, Slika 51. Просечне оцене на предметима Економичка, Енглески језик 1 и Енглески језик 2, указују на наставне области за којима су студенти показали мање интересовање или је било теже постићи жељене резултате у оквиру тих предмета у односу на знања стећена у средњој школи. Стећено знање из средње школе резултирало је dobrim просечним ocenama у оквиру предмета Математика 1, Математика 2 и Увод у информационе системе, што указује на задовољјавујуће интересовање студената за те предмете као и адекватно знање из тих области које је стећено у средњој школи.



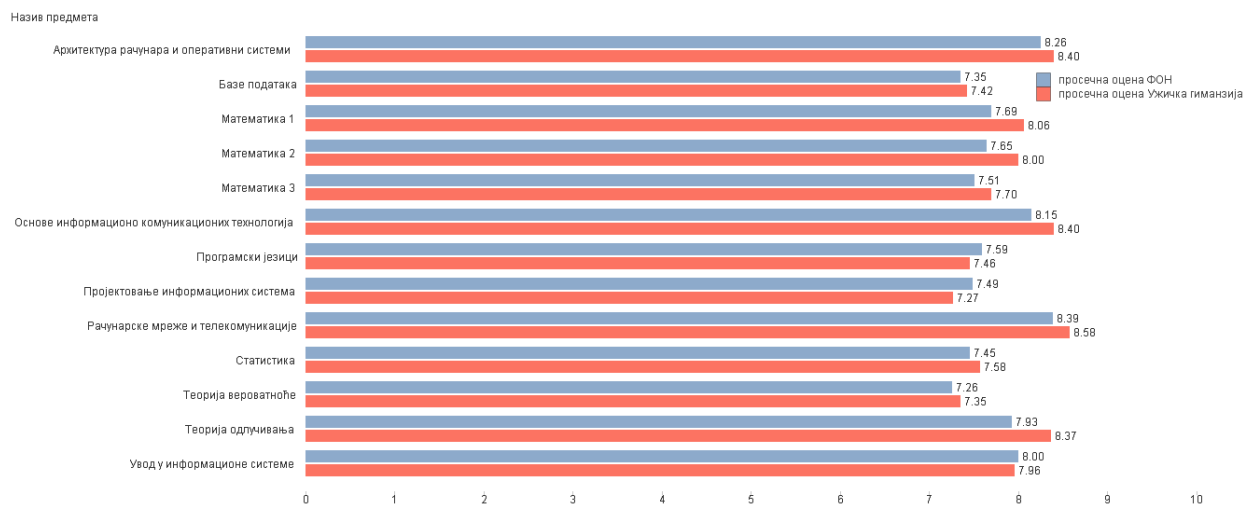
Slika 51. Prosečne ocene studenata iz Užičke gimnazije na prvoj godini studija

Analizirajući i poredeći uspeh studenata Užičke gimnazije i ukupan uspeh studenata FON-a na predmetima sa prve godine osnovnih akademskih studija, može se uočiti da su studenti iz Užičke gimnazije, na većini predmeta pokazali bolje znanje i veće interesovanje, što je rezultiralo prosečnim ocenama većim od proseka, posebno kod predmeta *Производни системи* i *Основе информационо комуникационе технологије*, Slika 52. Takođe, postoji značajna razlika i kod predmeta *Математика 1* i *Математика 2*, gde su studenti iz Užičke gimnazije ostvarili odlične rezultate, što samo potvrđuje njihov uspeh na prijemnom ispitu i dobro znanje matematike koje su stekli u srednjoj školi. Sa druge strane, iz grupe društvenih predmeta, se izdvajaju *Енглески језик 1* i *Енглески језик 2*, gde studenti iz Užičke gimnazije ostvaruju slabije rezultate od proseka svih studenata FON-a na tim predmetima, kao i iz *Економије*, te uzrok tome treba tražiti u smeru gimnazije koji su studenti završili.



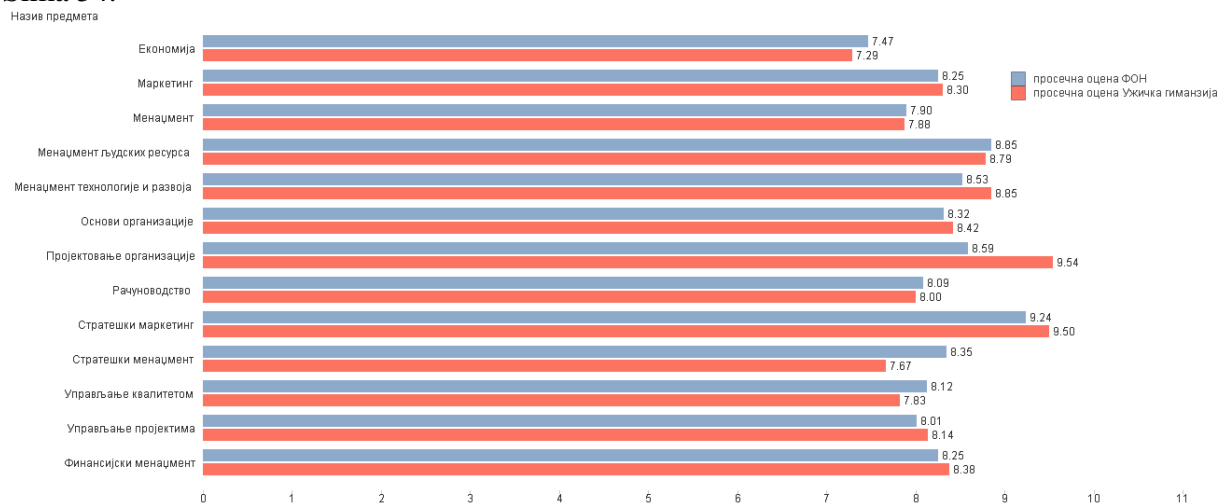
Slika 52. Poređenje prosečnih ocena studenata iz Užičke gimnazije i svih studenata na prvoj godini studija

U okviru studijskog programa *Информациони системи и технологије*, u okviru predmeta koji su značajni za informatiku, studenti iz Užičke gimnazije ostvaruju rezultate koji su skoro jednaki ilibolji od proseka fakulteta za studente koji su na studijskom programu za *Информационе системе и технологије*, Slika 53.



Slika 53. Poređenje prosečnih ocena studenata iz Užičke gimnazije i svih studenata na predmetima značajnim za studijski program Informacioni sistemi i tehnologije

U okviru studijskog programa Menadžment i organizacija, u okviru nastavnih oblasti koje su značajne za menadžment, marketing, finansije, studenti iz Užičke gimnazije ostvaruju rezultate koji su skoro uvek bolji od proseka, osim kod grupe predmeta koji se odnose na Upravljanje kvalitetom, Ekonomiju i Strateški menadžment, dok izuzetno dobre rezultate ostvaruju o okviru predmeta Projektovanje organizacije, Strateški marketing i Menadžment tehnologije i razvoja, Slika 54.

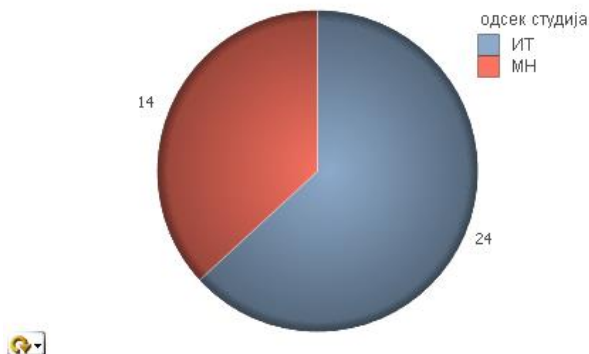


Slika 54. Poređenje prosečnih ocena studenata iz Užičke gimnazije i svih studenata na predmetima značajnim za studijski program Menadžment i organizacija

Postizanje dobrih rezultata i na višim godinama studija i to u okviru stručnih predmeta, u okviru oba studijska programa, potvrđuje zaključak sa prve godine, da studenti izučavaju oblasti koje su im pristupačne, zanimljive i korisne, jer se interesovanje i uspeh studenata sa višim stepenom saznanja studenata povećava.

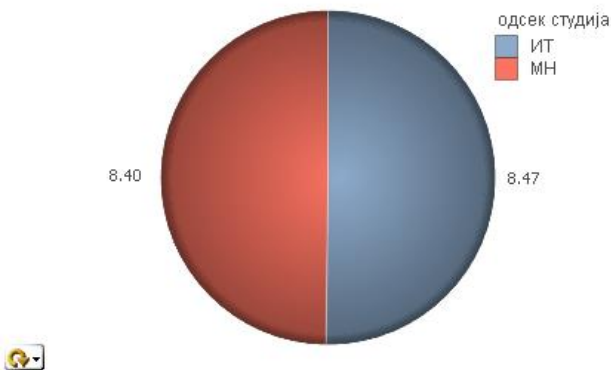
7.7. Analiza uspeha studenata po studijskom programu

Posmatrajući interesovanje po studijskim programima, zabeleženo je veće za studijski program Informacioni sistemi i tehnologije (završilo 24 studenta), dok je na studijskom programu Menadžment i organizacija diplomiralo 14 studenata, Slika 55.



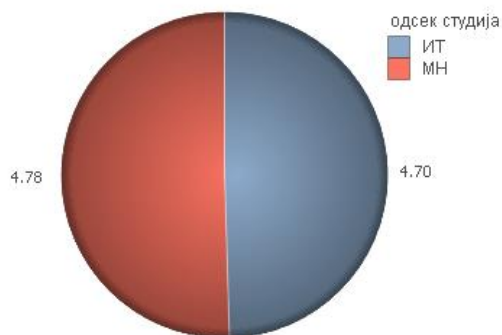
Slika 55. Broj studenata po studijskom programu

Po studijskom programu, u pogledu prosečne ocene stečene tokom studija, rezultati su ujednačeni i ne postoji značajna razlika između uspeha studenata na studijskom programu Informacioni sistemi i tehnologije (ukupna prosečna ocena 8.40) i uspeha studenata na studijskom programu Menadžment i organizacija (ukupna prosečna ocena 8.47), Slika 56.



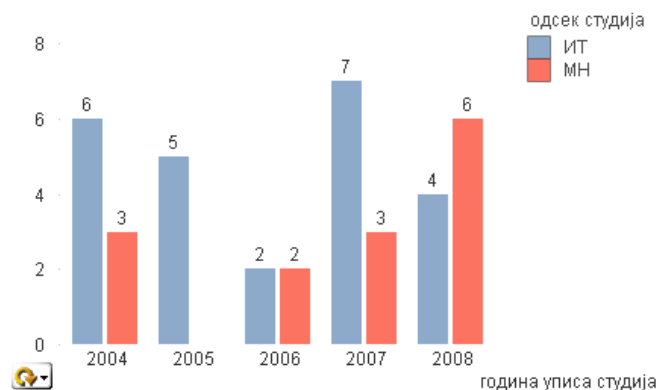
Slika 56. Prosečna ocena studenata po studijskom programu

Po studijskom programu, u pogledu prosečnog vremena potrebnog da se završi fakultet, ne postoji značajna razlika između vremena provedenog na studijama na studijskom programu Informacioni sistemi i tehnologije (prosečno vreme završetka fakulteta je 4 godine i 8 meseci) i vremena provedenog na studijama na studijskom programu Menadžment i organizacija (prosečno vreme završetka fakulteta je 4 godine i 9 meseci), Slika 57.



Slika 57. Prosečna dužina studija po studijskom programu

Pokazatelji prosečne ocene i prosečnog vremena završetka studija, ukazuju da su studenti koji dolaze iz Užičke gimnazije podjednako uspešni na oba studijska programa, ali da ipak vlada veće interesovanje za studijski program Informacioni sistemi i tehnologije, na kome studenti ostvaruju i bolji uspeh, Slika 58.



Slika 58. Broj studenata koju su upisali studijski program po godini upisa

Lista tabela, dijagrama i slika

Lista tabela:

Tabela 1. Radionice iz oblasti EDM-a	17
Tabela 2. Pregled EDM konferencija	18
Tabela 3. Pregled časopisa u kojima je objavljeno najviše radova iz oblasti EDM-a.....	19
Tabela 4. Lista 10 najcitiranijih radova iz oblasti EDM	20
Tabela 5. Istaknuti autori iz oblasti EDM-a	21
Tabela 6. Pregled grupe korisnika EDM rezultata	25
Tabela 7. Aktuelne teme za istraživače u oblasti EDM-a	25
Tabela 8. Primeri primene aplikacija ili zadataka EDM-a	29
Tabela 9. Predloženi skup podataka za istraživanje	35
Tabela 10. Pregled ključnih varijabli po srednjoj vrednosti sa standardnom devijacijom i varijansom	37
Tabela 11. Pregled ključnih varijabli po polu studenta	38
Tabela 12. Pregled ključnih varijabli po statusu upisa na fakultet	39
Tabela 13. Pregled ključnih varijabli po studijskom programu	40
Tabela 14. Istraživanje povezanosti ostvarene prosečne ocene studiranja sa ocenama na predmetima sa prve godine.....	41
Tabela 15. Istraživanje povezanosti prosečne dužine studiranja sa ocenama na predmetima sa prve godine	42
Tabela 16. Analiza šest posmatranih regiona u odnosu na svaku od 14 evaluiranih varijabli	44
Tabela 17. Analiza varijanse između kategorija srednjih škola iz kojih studenti dolaze na studije	46
Tabela 18. Greške pri predviđanju proseka ocena studenata	56
Tabela 19. Greške pri proceni proseka ocena studenata pri korišćenju selekcije unapred	56
Tabela 20. Greške pri proceni proseka ocena studenata pri korišćenju eliminacije unazad	57
Tabela 21. Greške pri proceni proseka ocena studenata pri korišćenju genetskog algoritma.....	57
Tabela 22. Greške pri predviđanju prosečne dužine studiranja.....	58
Tabela 23. Greške pri predviđanju prosečne dužine studiranja sa selekcijom unapred	59
Tabela 24. Greške pri predviđanju prosečne dužine studiranja sa korišćenjem eliminacije unazad.....	59
Tabela 25. Greške pri predviđanju prosečne dužine studiranja sa korišćenjem genetskog algoritma.....	60
Tabela 26. Tačnost predviđanja ocene na predmetu Projektovanje informacionih sistema	61
Tabela 27. Tačnost predviđanja ocene na predmetu Inteligentni sistemi.....	61
Tabela 28. Tačnost predviđanja ocene na predmetu Projektovanje softvera	62
Tabela 29. Tačnost predviđanja ocene na predmetu Internet tehnologije	62
Tabela 30. Tačnost predviđanja ocene na predmetu Projektovanje organizacije.....	63
Tabela 31. Tačnost predviđanja ocene na predmetu Strateški menadžment.....	64
Tabela 32. Tačnost predviđanja ocene na predmetu Finansijska tržišta	64

Tabela 33. Tačnost predviđanja ocene na predmetu Poslovna inteligencija.....	65
Tabela 34. Rezultati predikcije regresionih modela za predviđanje uspeha studiranja na osnovu ličnih podataka i ocena sa prve godine studija.....	71
Tabela 35. Rezultati predikcije stabala odlučivanja za predviđanje uspeha studiranja na osnovu ličnih podataka i ocena sa prve godine studija.....	71
Tabela 36. Rezultati predikcije neuronskih mreža za predviđanje uspeha studiranja na osnovu ličnih podataka i ocena sa prve godine studija.....	72
Tabela 37. Rezultati značajnosti atributa u najboljem modelu za predviđanje uspeha studiranja na osnovu ličnih podataka i ocena sa prve godine studija.....	72
Tabela 38. Rezultati predikcije regresionih modela za predviđanje uspeha studiranja na osnovu ocena sa prve godine studija.....	73
Tabela 39. Rezultati predikcije stabala odlučivanja za predviđanje uspeha studiranja na osnovu ocena sa prve godine studija.....	74
Tabela 40. Rezultati predikcije neuronskih mreža za predviđanje uspeha studiranja na osnovu ocena sa prve godine studija.....	74
Tabela 41. Rezultati značajnosti atributa u najboljem modelu za predviđanje uspeha studiranja na osnovu ocena sa prve godine studija.....	74
Tabela 42. Rezultati predikcije regresionih modela za predviđanje uspeha studiranja na osnovu ličnih podataka.....	75
Tabela 43. Rezultati predikcije stabala odlučivanja za predviđanje uspeha studiranja na osnovu ličnih podataka.....	75
Tabela 44. Rezultati predikcije neuronskih mreža za predviđanje uspeha studiranja na osnovu ličnih podataka.....	75
Tabela 45. Rezultati značajnosti atributa u najboljem modelu za predviđanje uspeha studiranja na osnovu ličnih podataka.....	76
Tabela 46. Rezultati predikcije regresionih modela za predviđanje dužine studiranja na osnovu ličnih podataka i ocena sa prve godine studija.....	76
Tabela 47. Rezultati predikcije stabala odlučivanja za predviđanje dužine studiranja na osnovu ličnih podataka i ocena sa prve godine studija.....	77
Tabela 48. Rezultati predikcije neuronskih mreža za predviđanje dužine studiranja na osnovu ličnih podataka i ocena sa prve godine studija.....	77
Tabela 49. Rezultati značajnosti atributa u najboljem modelu za predviđanje dužine studiranja na osnovu ličnih podataka i ocena sa prve godine studija.....	77
Tabela 50. Rezultati predikcije regresionih modela za predviđanje dužine studiranja na osnovu ocena sa prve godine studija.....	78
Tabela 51. Rezultati predikcije stabala odlučivanja za predviđanje dužine studiranja na osnovu ocena sa prve godine studija.....	79
Tabela 52. Rezultati predikcije neuronskih mreža za predviđanje dužine studiranja na osnovu ocena sa prve godine studija.....	79
Tabela 53. Rezultati značajnosti atributa u najboljem modelu za predviđanje dužine studiranja na osnovu ocena sa prve godine studija.....	79

Tabela 54. Rezultati predikcije regresionih modela za predviđanje dužine studiranja na osnovu ličnih podataka	80
Tabela 55. Rezultati predikcije stabala odlučivanja za predviđanje dužine studiranja na osnovu ličnih podataka	80
Tabela 56. Rezultati predikcije neuronskih mreža za predviđanje dužine studiranja na osnovu ličnih podataka	80
Tabela 57. Rezultati značajnosti atributa u najboljem modelu za predviđanje dužine studiranja na osnovu ličnih podataka.....	81
Tabela 58. Rezultati predikcije ocene iz predmeta Projektovanje informacionih sistema.....	81
Tabela 59. Rezultati značajnosti atributa u najboljem modelu za predviđanje ocene iz predmeta Projektovanje informacionih sistema	82
Tabela 60. Rezultati predikcije za predviđanje ocene iz predmeta Inteligentni sistemi	82
Tabela 61. Rezultati značajnosti atributa u najboljem modelu za predviđanje ocene iz predmeta Inteligentni sistemi	83
Tabela 62. Rezultati predikcije ocene iz predmeta Projektovanje softvera	84
Tabela 63. Rezultati značajnosti atributa u najboljem modelu za predviđanje ocene iz predmeta Projektovanje softvera.....	84
Tabela 64. Rezultati predikcije ocene iz predmeta Internet tehnologije	85
Tabela 65. Rezultati značajnosti atributa u najboljem modelu za predviđanje ocene iz predmeta Internet tehnologije	86
Tabela 66. Rezultati predikcije ocene iz predmeta Projektovanje organizacije.....	86
Tabela 67. Rezultati značajnosti atributa u najboljem modelu za predviđanje ocene iz predmeta Projektovanje organizacije	87
Tabela 68. Rezultati predikcije ocene iz predmeta Strateški menadžment.....	88
Tabela 69. Rezultati značajnosti atributa u najboljem modelu za predviđanje ocene iz predmeta Strateški menadžment	88
Tabela 70. Rezultati predikcije ocene iz predmeta Finasijska tržišta	89
Tabela 71. Rezultati značajnosti atributa u najboljem modelu za predviđanje ocene iz predmeta Finasijska tržišta.....	89
Tabela 72. Rezultati predikcije regresionih modela za predviđanje ocene iz predmeta Poslovna Inteligencija.....	90
Tabela 73. Rezultati značajnosti atributa u najboljem modelu za predviđanje ocene iz predmeta Poslovna inteligencija	91
Tabela 74. Predviđanje uspeha studiranja na osnovu ličnih podataka i ocena sa prve godine studija	99
Tabela 75. Značajnost atributa za predviđanje uspeha studiranja na osnovu ličnih podataka i ocena sa prve godine studija.....	99
Tabela 76. Predviđanje uspeha studiranja na osnovu ocena sa prve godine studija	100
Tabela 77. Značajnost atributa za predviđanje uspeha studiranja na osnovu ocena sa prve godine studija	101
Tabela 78. Predviđanje uspeha studiranja na osnovu ličnih podataka	101

Tabela 79. Značajnost atributa za predviđanje uspeha studiranja na osnovu ličnih podataka	102
Tabela 80. Predviđanje dužine studiranja na osnovu ličnih podataka i ocena sa prve godine studija	102
Tabela 81. Značajnost ulaznih atributa u procesu predviđanja dužine studiranja na osnovu ličnih podataka i ocena sa prve godine studija	103
Tabela 82. Predviđanje dužine studiranja na osnovu ocena sa prve godine studija.....	104
Tabela 83. Značajnost ulaznih atributa u procesu predviđanja dužine studiranja na osnovu ocena sa prve godine studija	104
Tabela 84. Predviđanje dužine studiranja na osnovu ličnih podataka studenata.....	104
Tabela 85. Značajnost ulaznih atributa za predviđanje dužine studiranja na osnovu ličnih podataka studenata.....	105
Tabela 86. Predviđanje ocene iz predmeta Projektovanje informacionih sistema.....	106
Tabela 87. Značajnost ulaznih atributa za predviđanje ocene iz predmeta Projektovanje informacionih sistema	106
Tabela 88. Predviđanje ocene iz predmeta Inteligentni sistemi	107
Tabela 89. Značajnost ulaznih atributa za predviđanje ocene iz predmeta Inteligentni sistemi ..	107
Tabela 90. Predviđanje ocene iz predmeta Projektovanje softvera.....	108
Tabela 91. Značajnost ulaznih atributa za predviđanje ocene iz predmeta Projektovanje softvera	108
Tabela 92. Predviđanje ocene iz predmeta Internet tehnologije	109
Tabela 93. Značajnost ulaznih atributa za predviđanje ocene iz predmeta Internet tehnologije..	109
Tabela 94. Predviđanje ocene iz predmeta Projektovanje organizacije	110
Tabela 95. Značajnost ulaznih atributa za predviđanje ocene iz predmeta Projektovanje organizacije	110
Tabela 96. Predviđanje ocene iz predmeta Strateški menadžment	111
Tabela 97. Značajnost ulaznih atributa za predviđanje ocene iz predmeta Strateški menadžment	111
Tabela 98. Predviđanje ocene iz predmeta Finansijska tržišta.....	112
Tabela 99. Značajnost ulaznih atributa za predviđanje ocene iz predmeta Finansijska tržišta....	112
Tabela 100. Predviđanje ocene iz predmeta Poslovna inteligencija	113
Tabela 101. Značajnost ulaznih atributa za predviđanje ocene iz predmeta Poslovna inteligencija	113
Tabela 102. Komparativna analiza predviđanja ocena sa studijskog programa Informacioni sistemi i tehnologije.....	119
Tabela 103. Komparativna analiza predviđanja ocena sa studijskog programa Menadžment i organizacija	121

Lista dijagrama:

Dijagram 1. Slučajevi korišćenja za aktora Dekanat.....	126
Dijagram 2. Slučajevi korišćenja za aktora Profesor	127
Dijagram 3. Slučajevi korišćenja za aktora Student.....	127
Dijagram 4. Slučajevi korišćenja za aktora Srednjoškolic	128
Dijagram 5. Prošireni model objekti-veze za predloženi informacioni sistem	129

Lista slika:

Slika 1. Konceptualna arhitektura poslovne inteligencije (modifikovano Han & Kamber, 2006) ..	6
Slika 2. Proces otkrivanja znanja u bazama podataka (Fu, 1997).....	8
Slika 3. Veza EDM-a i visokoškolskog obazovnog sistema (Romero & Ventura, 2007)	13
Slika 4. Ključne srodne oblasti sa EDM-om	16
Slika 5. Proces otkrivanja znanja u oblasti edukacije, prilagođeno iz (Romero & Ventura, 2013).....	22
Slika 6. Izgled radne površine u program RapidMiner	49
Slika 7. Učitavanje podataka sa 2 podprocesa	50
Slika 8. Unutrašnji operatori podprocesa procesiranje.....	50
Slika 9. Unutrašnji operator podprocesa modelovanje.....	50
Slika 10. „Loop“ unutrašnji operatori	51
Slika 11. „X-Validation“ unutrašnji operatori.....	51
Slika 12. Klasifikacioni algoritmi kao unutrašnji operatori u „Select Subprocess“.....	51
Slika 13. Unutrašnji operatori podprocesa modelovanje	52
Slika 14. Unutrašnji operator operatora “Backward Elimination”.....	52
Slika 15. „X-Vaidation“ unutrašnji operatori kod linearne regresije	52
Slika 16. Clementine osnovne forme za učitavanje podataka i selekciju tipa varijabli	66
Slika 17. Definisane skupa ulaznih i izlaznih varijabli u Clementine modelu.....	67
Slika 18. Segmentacija skupa podataka za razvoj, testiranje i validaciju	67
Slika 19. Razvoj modela za predikciju u Clementine-i	68
Slika 20. Veštački neuron.....	93
Slika 21. Struktura višeslojnih perceptrona.....	94
Slika 22. Proces učenja neuronske mreže	95
Slika 23. Predložena QlikView arhitektura (Harmsen, 2012).....	131
Slika 24. Forma za logovanje	132
Slika 25. Forma za izbor željenog izveštaja za aktora Dekanat	132
Slika 26. Sumarni pregled uspešnosti studenata po studijskom programu	133
Slika 27. Sumarni pregled uspešnosti studenata po statusu finansiranja studenta	133
Slika 28. Pregled uspešnosti studenata po tipu srednje škole koju je student završio	134
Slika 29. Pregled uspešnosti na ispitima sa prve godine osnovnih akademskih studija	134
Slika 30. Forma za izbor željenog izveštaja za aktora Nastavnik	135
Slika 31. Pregled ostvarene uspešnosti po ispitnom roku za predmete sa katedre za Matematiku.....	135

Slika 32. Forma za izbor željenog izveštaja za aktora Student	136
Slika 33. Pregled uspešnosti studiranja za pojedinačnog studenta.....	136
Slika 34. Forma za izbor željenog izveštaja za aktora Srednjoškolac.....	137
Slika 35. Pregled prediktivnog uspeha za aktora Srednjoškolac.....	137

BIOGRAFIJA

Sonja Išljamović je rođena 03.04.1985. godine u Beogradu. Osnovnu školu „Ljuba Nenadović“ upisuje 1992. godine i završava je 2000. godine kao đak generacije i dobitnik Vukove diplome. „Trinaestu beogradsku gimnaziju“, prirodno-matematičkog smera upisuje 2000. godine i završava je kao odličan đak 2004. godine. U periodu od 1997. godine do 2004. godine pohađala je školu mladih matematičara „Arhimedes“.

Fakultet organizacionih nauka, odsek Informacioni sistemi i tehnologije, upisuje 2004. godine. Diplomirala je u oktobru 2008. godine, sa prosečnom ocenom 9.20 u toku studija i ocenom 10 na diplomskom radu. Školske 2008/2009 je upisala diplomatske akademske studije - Master na Fakultetu organizacionih nauka, studijski program Menadžment, studijsko područje (modul) Upravljanje projektima. Master studije završava 2010. godine, sa prosečnom ocenom 10 i ocenom 10 na odbrani završnog master rada. Tokom studija, kandidat je učestvovao u nekoliko volonterskih projekata kao što su Beogradske internacionalne igre (BIG2007, BIG2008 i BIG2009), European Youth Olympic Festival (EYOF 2007), Eurovision 2008.

Doktorske studije, Informacione tehnologije i menadžment, smer Menadžment, upisala je na Fakultetu organizacionih nauka 2010. godine. Položila je sve planom i programom predviđene ispite sa prosečnom ocenom 10 i time stiče pravo na prijavu doktorske disertacije.

Još tokom studija Sonja Išljamović je bila agažovana kao student demonstrator na realizaciji laboratorijskih vežbi, a potom od 2009. do 2012. godine, bila je zaposlena kao saradnik u nastavi pri Fakultetu organizacionih nauka, gde je pored naučno-istraživačkog rada učestvovala i na realizaciji nastave (vežbi) na drugoj, trećoj i četvrtoj godini osnovnih akademskih studija. Trenutno je zaposlena u inostranoj softverskoj kompaniji na poziciji Business Intelligence Consultant-a.

Član je projekta Ministarstva nauke, prosvete i tehnološkog razvoja: “Infrastruktura za elektronski podržano učenje u Srbiji” (III47003). Kandidat je učestvovao u organizaciji simpozijuma Spin 2011 i Spin 2012, kao i edukativnim projektima u cilju promocije nauke, kao što su: Noć muzeja, Festival nauke i Sajam obrazovanja.

Kandidat Sonja Išljamović, objavila je, u saradnji sa drugim autorima, više naučnih radova u časopisima međunarodnog i domaćeg značaja, kao i u zbornicima sa domaćih i međunarodnih konferencija.

U nastavku će biti prikazani naučni rezultati kandidata, objavljeni u stranim i domaćim časopisima, kao i na konferencijama, od godine završetka osnovnih akademskih studija. Većina publikovanih radova je iz oblasti otkrivanja zakonitosti u podacima, poslovne inteligencije i njihove primene u visokoškolskoj edukaciji.

Radovi iz kategorije M20:

- **Išljamović, S.,** Jeremić, V., Petrović, N., Radojičić, Z. (2014) Colouring the socio-economic development into green: I-distance framework for countries' welfare evaluation. *Quality & Quantity*, (DOI) 10.1007/s11135-014-0012-0, ISSN: 1573-7845, IF₍₂₀₁₃₎ 0.761, (M22)

- **Išljamović, S.**, Jeremić, V., Lalić, S. (2017) Indicator of Student Success of Study Related to Impact of University Enrollment Status. *Croatian Journal of Education* (dobijen acceptance letter), ISSN: 1848-5189, IF₍₂₀₁₂₎ 0.034. (M23)
- Vukićević, M., Jovanović, M., Delibašić, B., **Išljamović, S.**, Suknović, M. (2012) Reusable Component-Based Architecture for Decision Tree Algorithm Design, *International Journal On Artificial Intelligence Tools*, vol. 21, No. 5, pp.597-610, ISSN: 0218-2130, IF₍₂₀₁₂₎ 0.250, (M23)
- **Išljamović, S.**, Vukićević, M., Suknović, M. (2013) Early prediction of university students' success via neural networks. *Metalurgia International*, Vol.18., No. 5, pp. 120-126, ISSN:1582-2214 , IF₍₂₀₁₂₎ 0.134, (M23)
- Stošić, B., **Išljamović, S.**, Mihić, M. (2013) Improvement of Innovation Project Risk Identification by Applying Rbs Method, *Metalurgia International*, vol. 18, No. 2, pp. 161-166, ISSN:1582-221, IF₍₂₀₁₂₎ 0.134, (M23)
- Radojičić, Z., **Išljamović, S.**, Petrović, N., Jeremić, V. (2012) A Novel Approach to Evaluating Sustainable Development, *Problemy Ekorozwoju - Problems of Sustainable Development*, vol. 7, No. 1, pp 81-85, ISSN: 1895-6912, IF₍₂₀₁₃₎ 1.510, (M21)
- Stošić, B., **Išljamović, S.**, Hanić, H. (2012) Key aspects of understanding innovation through learning and education, *Technics Technologies Education Management-TTEM*, vol. 7, No. 3, pp. 985-990, ISSN: 1840-1503, IF₍₂₀₁₁₎ 0.351, (M23)
- **Išljamović, S.**, Vukićević, M., Suknović, M. (2012) Demographic influence on students' performance - case study of University of Belgrade. *Technics Technologies Education Management-TTEM*, vol. 7, No. 2, pp. 648-660, ISSN: 1840-1503, IF₍₂₀₁₁₎ 0.351, (M23)
- Petrović, N., **Išljamović, S.**, Jeremić, V. (2012) A new concept for measuring achievement levels in higher environmental education. *Energy Education Science and Technology Part B: Social and Educational Studies*, Vol. 5, No. 2, pp. 809-818, ISSN: 1308-7711, IF₍₂₀₁₂₎, (M24)
- **Išljamović, S.**, Petrović, N., Jeremić, V. (2011) *Technology enhanced learning as a key component of increased environmental awareness amongst students from the University of Belgrade*, Technics Technologies Education Management - TTEM, vol. 6, No. 4, pp. 1175-1181, ISSN: 1840-1503. IF₍₂₀₁₁₎ 0.351, (M23)
- Jeremić, V., **Išljamović, S.**, Petrović, N., Radojičić, Z., Marković, A., Bulajić, M. (2011) Human Development Index and Sustainability: What's the Correlation?. *Metalurgia International*, vol. 16, No. 7, pp. 63-67, ISSN:1582-2214, IF₍₂₀₁₀₎ 0.169, (M23)

Radovi iz kategorije M30:

- **Išljamović, S.**, Suknović, M. (2014) *Predicting students' academic performance using artificial neural network: a case study from Faculty of Organizational Sciences*, International Conference on Education in Mathematics, Science and Technology (ICEMST 2014), Konya, Turkey, pp. 158-163, ISBN: 978-605-61434-3-4, (M33)
- **Išljamović, S.**, Lalić, S. (2014) *Academic dashboard for tracking students' efficiency*, XIV International Symposium Faculty of Organizational Science, SYMORG2014, Zlatibor, Srbija, pp. 84-90, ISBN: 978-86-7680-295-1, (M33)
- Bjeladinović, S., **Išljamović, S.** (2014) *Application for tracking students' efficiency and predicting expectations based on current results*, International Conference on Education in Mathematics, Science and Technology (ICEMST 2014), Konya, Turkey, pp. 224-228, ISBN: 978-605-61434-3-4, (M33)

- **Išljamović, S.**, Vukićević, M., Suknović, M. (2012) *Students' experience with use of Moodle platform for e-learning*, INFOTEH-Jahorina, Vol. 11, pp. 872-876, ISBN: 978-99936-624-8-2, (M33)
- Jovanović, M., Vukićević, M., **Išljamović, S.**, Suknović, M. (2012) *Automatic evolutionary design of decision tree algorithm for prediction of university student success*, Stochastic Modeling Techniques and Data Analysis International Conference (SMTDA2012), Crete, Greece (<http://www.smta.net>), (M34)
- Jovanović, M., Vukićević, M., **Išljamović, S.**, Delibašić, B., Suknović, M. (2012) *Recommender system for selection of study program for higher education students*. 25th European Conference on Operational Research - EURO 2012, 08-11 July, Vilnius, Lithuania (M34)
- Lazović, R., Stošić, B., **Išljamović, S.** (2012) *Primena dvoparametarskih raspodela u intervalnoj AHP metodi*. Prva matematička konferencija Republike Srpske, 21.-22. Maj 2011., Pale, Republika Srpska, knjiga 6, tom 3, pp. 133-140, ISBN: 978-99938-47-41-0, (M33)
- Jeremić, V., **Išljamović, S.**, Petrović, N. (2011) *Technology enhanced learning as a key component of increased environmental awareness amongst students from the University of Belgrade*. Education and Technology: Innovation and Research – Proceedings of ICICTE 2011, Rhodes, Greece, pp. 72-81, ISBN: 1-895802-50-4, (M33)
- Jeremić, V., **Išljamović, S.**, Petrović, N., Radojičić, Z. (2011) *Towards an evaluation of sustainable development: a statistical approach*. 10th Balkan Conference on Operational Research - BALCOR 2011, Thessalonici, Greece 2011, pp. 42-47, ISBN: 978-960-87277-7-9.,(M33)
- Petrović, N., Drakulić, M., **Išljamović, S.**, Jeremić, V., Drakulić, R. (2011) *Methodological improvement for higher environmental education: a flexible approach*. 14th Toulon-Verona Conference Excellence in Services, Alicante, Spain, ISBN: 978-88904327-1-2, (M33)
- Milosavljević, M., Jovanović, M., **Išljamović, S.** (2011) *Project Financing of transportation infrastructure projects in Serbia*. 30th annual International Conference on Organizational Science Development. Portorož, Slovenia, Portorož, Slovenia, March 2011, pp. 132-135, ISBN: 978-961-232-246-5, (M33)
- Petrović, N., **Išljamović, S.**, Jeremić, V., Vuk, D., Senegačnik, M. (2011). *Ecological Footprint as Sustainability Indicator of Students Environmental Awareness Level at Faculty of Organizational Sciences*, University of Maribor. 30th annual International Conference on Organizational Science Development. Portorož, Slovenia, March 2011, pp. 388-395, ISBN: 978-961-232-246-5, (M33)
- Petrović, N., Jeremić, V., **Išljamović, S.** (2011) *Going Green: Cloud Computing and Sustainability*. 9th International Conference Strategic Management and its Support by Information Systems, September 5-6, 2011., Ostrava, Czech Republic, pp. 134-143, ISBN: 978-80-248-2444-4, (M33)
- Jeremić, V., **Išljamović, S.**, Petrović, N. (2010) *A one concept for measuring results of environmental education for sustainability: ecological footprint*. 13th Toulon-Verona Conference, Organizational Excellence in Service, Coimbra, Portugal, ISBN: 978-972-9344-04-6, (M33)
- Stošić, B., **Išljamović, S.** (2010) *Innovation Projects Realization Using Elements of Information Systems Support*, 24thEuropean Conference on Operational Research - EURO 2010, Lisbon, Portugal. (M34)

- Stošić, B., **Išljamović, S.** (2010) *Towards integrative innovation models*. Conference on IT-enabled Innovation in Enterprise – ICITIE, Athens, Greece, 29-31.July 2010. pp. 219-222, ISBN: 978-989-8425-15-7, (M33)

Radovi iz kategorije M50:

- Radovanović, S., **Išljamović, S.**, Suknović, M. (2013) *Predviđanje uspeha studenta pristupom otkrivanja zakonitosti u podacima u obrazovanju*. Inovacije u nastavi – časopis za savremenu nastavu. vol. 16, No. 2, pp. 82-92, ISSN: 0352-2334, (M51)
- Stošić, B., **Išljamović, S.** (2012) Key elements of information support for innovation projects realization, *Serbian Project Management Journal*, Serbian Project Management Association-YUPMA, vol. 1, No.2, pp. 29-34, ISSN: 2217-7256, (Online) (M51)
- Petrović, N., **Išljamović, S.**, Jeremić, V., Vuk, D., Senegačnik, M. (2011). *Ekološki otisak kao indikator nivoa ekološke svesti studenata Fakulteta organizacionih nauka Univerziteta u Beogradu i Mariboru*. Management - časopis za teoriju i praksu menadžmenta, Vol. 16, No. 58, pp. 15-21, ISSN: 0354-8635, (M51)
- Gabršček, A., **Išljamović, S.**, (2011) *Menadžment komunalnog otpada - studija slučaja iz Slovenije*, Management - časopis za teoriju i praksu menadžmenta, Vol. 16, No. 60, pp. 35-41, ISSN: 0354-8635, (M51)
- Petrović, N., Drakulić, M., **Išljamović, S.**, Jeremić, V., Drakulić, R. (2011) *Novi okviri ekološkog obrazovanja u visokoškolskom obrazovanju*. Management - časopis za teoriju i praksu menadžmenta, Vol. 16, No. 60, pp. 11-17, ISSN: 0354-8635, (M51)
- Senegačnik, M., Vuk, D., Petrović, N., Išljamović, S., Jeremić, V. (2011) *Uticaj biogoriva na ugljenikov trag*. Management - časopis za teoriju i praksu menadžmenta, Vol. 16, No. 60, pp. 61-67, ISSN: 0354-8635, (M51)
- Petrović, N., **Išljamović, S.**, Jeremić, V. (2010) *Nulti otpad kao novi koncept održivog upravljanja otpadom*, Management - časopis za teoriju i praksu menadžmenta, Vol. 15. No. 57, pp. 39-45, ISSN: 0354-8635, (M51)

Radovi iz kategorije M60:

- **Išljamović, S.**, Lalić, S. (2014) *Predikcija dužine studiranja na osnovu ocena sa prve godine osnovnih akademskih studija*. XLI Simpozijum o operacionim istraživanjima - SYM-OP-IS 2014, Divčibare, Srbija, pp. 417-422, ISBN: 978-86-7395-325-0, (M63)
- **Išljamović, S.**, Lalić, S. (2013) *Otkrivanje zakonitosti u podacima vezanih za uspeh studiranja*, XL Simpozijum o operacionim istraživanjima, SYM-OP-IS 2013, Zlatibor, Srbija, Septembar 2013. pp.457-462, ISBN: 978-86-7680-286-9 (M63)
- Vukićević, M., **Išljamović, S.**, Jovanović, M., Delibašić, B., Suknović, M. (2012) *Primena neuronskih mreža za predviđanje uspeha studenata*, 18. Konferencija o informacionim i komunikacionim tehnologijama - YU INFO 2012, Kopaonik, Srbija, pp. 680-685, ISBN: 978-86-85525-09-4, (M63)
- **Išljamović, S.** (2012) *Mogućnost razvoja spredšit inženjerstva po uzoru na metodologiju razvoja informacionih sistema*. Majska konferencija o strategijskom menadžmentu, 25.–27. maj 2012., Bor, Srbija. pp. 112-121. ISBN: 978-86-80987-96-5, (M63)

- **Išljamović, S.** (2012) *Mogućnost primene polinomne regresione analize za predviđanje ekološke održivosti*, XXXIX Simpozijum o operacionim istraživanjima, SYM-OP-IS 2012, Tara, Srbija, Septembar 2012, pp. 33-36, ISBN:978-86-7488-086-9, (M63)
- Petrović, N., Jeremić, V., **Išljamović, S.**, Vuk, D., & Senegačnik, M. (2011) *Poboljšanje ekološke svesti studenata kroz primenu mobilnog učenja*. 11. Međunarodna Naučna konferencija: Digitalizacija kulturne i naučne baštine, univerzitetski repozitorijumi i učenje na daljinu, Beograd, pp. 253-254, ISBN: 978-86-6153-062-3, (M64)
- Stošić, B., **Išljamović, S.** (2011) *Primena RBS metoda u upravljanju rizikom inovacionog projekta*, 15th International Symposium related to Project Management, YUPMA 2011, Zlatibor, Srbija, Maj 2011, pp 263-268, ISBN: 978-86-86385-08-6. (M63)
- **Išljamović, S.**, Petrović, N., Radojičić, Z. (2011) *A statistical approach of sustainable development indicators evaluation*, XXXVIII Simpozijum o operacionim istraživanjima, SYM-OP-IS 2011, Zlatibor, Serbia, October 2011. pp. 746-749, ISBN: 978-86-403-1168-7, (M63)
- Petrović, N., **Išljamović, S.**, Jeremić, V., Vuk, D., Senegačnik, M. (2011) *Measuring students environmental awareness*, XV International eco-conference, Environmental protection of urban and suburban settlements. Novi Sad, Srbija, 2011, pp.17-25, ISBN: 978-86-83177-44-48, (M63)
- Stošić, B., **Išljamović, S.**, Veselinović, I. (2010) *Elements of information system for realization of innovation projects*, XII International Symposium Faculty of Organizational Science, SYMORG 2010, Zlatibor, Srbija, pp. 1133-1141, ISBN: 978-86-7680-216-6, (M63)
- **Išljamović, S.**, Jeremić, V., Petrović, N. (2010). *Merenje "dobrog" ekološkog obrazovanja*. XXXVII Simpozijum o operacionim istraživanjima, SYM-OP-IS 2010, Serbia, Tara, September 2010., pp. 51-54, ISBN: 978-86-335-0299-3, (M63)
- Jeremić, V., **Išljamović, S.**, Petrović, N., Radojičić, Z. (2010) *Ecofootprint as the indicator of socio-economical development level of European Union countries*. XXXVII Simpozijum o operacionim istraživanjima, SYM-OP-IS 2010, Serbia, Tara, September 2010., pp. 55-58, ISBN: 978-86-335-0299-3, (M63)
- **Išljamović, S.**, Jeremić, V., Petrović, N. (2010) *Carbon footprint management*. XII International Symposium Faculty of Organizational Science, SYMORG 2010, Zlatibor, Srbija, pp. 1723-1730, ISBN 978-86-7680-216-6, (M63)
- **Išljamović, S.**, Jovanović, M., Milosavljević, M., (2010) *The importance of environmental protection projects*, 14th International Symposium related to Project Management, YUPMA2010, Zlatibor, Serbia, Maj 2010, pp. 377-381, ISBN: 978-86-86385-07-9, (M63)
- **Išljamović, S.**, Jeremić, V., Jovičić, S. (2009) *Primena statističkih metoda u cilju utvrđivanja ekološke svesti studenata Univerziteta u Beogradu*. XXXVI Simpozijum o operacionim istraživanjima, SYM-OP-IS 2009, Ivanjica 2009, pp. 11-13, ISBN: 978-86-80953-43-4, (M63)
- **Išljamović, S.**, Jeremić, V., Petrović, N., (2009) *Ekološka svest studenata Univerziteta u Beogradu*. Simpozijum privrednika i naučnika - SPIN 2009, Beograd, pp. 429-435, ISBN: 978-86-7680-202-9, (M63)
- **Išljamović, S.**, Jeremić, V., Mihajlov, S. (2009) *Motivisanost zaposlenih u projektnim organizacijama na teritoriji Beograda*, 13 International Symposium related to Project Management, YUPMA 2009, Zlatibor, pp. 471-475, ISBN: 978-86-86385-04-08, (M63)
- Jeremić, V., **Išljamović, S.**, Mihajlov, S. (2009) *Kvantitativni pregled kvalifikacija zaposlenih u projektnoj organizaciji*. 13 International Symposium related to Project Management, YUPMA 2009, Zlatibor, pp. 481-485, ISBN 978-86-86385-04-08, (M63)

- Stošić, B., **Išljamović, S.**, (2009) *Mogućnosti primene ERP sistema u upravljanju inovacionim projektima*, Simpozijum privrednika i naučnika - SPIN 2009, Beograd, Srbija, pp. 35-42, ISBN 978-86-7680-202-9, (M63)
- Trifunović, B., **Išljamović, S.**, Milićević, J. (2008) *Svest o ekološkom otisku studenata fakulteta organizacionih nauka*, 11th International Symposium Faculty of Organizational Science, SYMORG 2008, Beograd, Srbija, Septembar 2008. pp. 1899-1908, ISBN: 978-86-7680-160-2, (M63)

Naučno-istraživački projekat na kojem je kandidat angažovan:

- Istraživač na projektu Ministarstva nauke, prosvete i tehnološkog razvoja, broj projekta: III47003, Naziv: “Infrastruktura za elektronski podržano učenje u Srbiji”, rukovodilac: dr Vladan Devedžić.

Prilog 1.

Izjava o autorstvu

Potpisani-a Sonja Islijamović
broj indeksa 5026/2010

Izjavljujem

da je doktorska disertacija pod naslovom

Mogućnosti primene poslovne inteligencije za
analizu i predviđanje uspeha studiranja

- 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/la autorska prava i koristio intelektualnu svojinu drugih lica.

Potpis doktoranda

U Beogradu, 20.05.2015

Corina Muzanobach

Prilog 2.

Izjava o istovetnosti štampane i elektronske verzije doktorskog rada

Ime i prezime autora Sonja Iščjamović

Broj indeksa 5026/2010

Studijski program Informacioni sistemi i menadžment

Naslov rada Mogućnosti primene poslovne inteligencije za
analizu i predviđanje uspeha studiranja

Mentor prof. dr. Milija Surković

Potpisani/a Sonja Iščjamović

Izjavljujem da je štampana verzija mog doktorskog rada istovetna elektronskoj verziji koju sam predao/la 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.

Potpis doktoranda

U Beogradu, 20.05.2015.



Prilog 3.

Izjava o korišćenju

Ovlašćujem Univerzitetsku biblioteku „Svetozar Marković“ da u Digitalni repozitorijum Univerziteta u Beogradu unese moju doktorsku disertaciju pod naslovom:

Mogućnosti primene poslovne inteligencije za
analizu i predviđanje uspeha studiranja

koja je moje autorsko delo.

Disertaciju sa svim prilogima predao/la 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/la.

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

(Molimo da zaokružite samo jednu od šest ponuđenih licenci, kratak opis licenci dat je na poledini lista).

Potpis doktoranda

U Beogradu, 20.05.2015.

Cosallusarobut