

УНИВЕРЗИТЕТ У БЕОГРАДУ

МАШИНСКИ ФАКУЛТЕТ

Милица Р. Герасимовић

**ПРИЛОГ РАЗВОЈУ МЕТОДОЛОГИЈА  
ПРЕДВИЂАЊА И ОДЛУЧИВАЊА  
ПРИМЕНОМ ВЕШТАЧКИХ  
НЕУРОНСКИХ МРЕЖА**

докторска дисертација

Београд, 2012

UNIVERZITET U BEOGRADU

MAŠINSKI FAKULTET

Milica R.Gerasimović

**PRILOG RAZVOJU METODOLOGIJA  
PREDVIĐANJA I ODLUČIVANJA  
PRIMENOM VEŠTAČKIH NEURONSKIH  
MREŽA**

doktorska disertacija

Beograd, 2012

UNIVERSITY OF BELGRADE  
FACULTY OF MECHANICAL ENGINEERING

Milica R. Gerasimovic

**CONTRIBUTION TO DEVELOPMENT OF  
METHODOLOGY FOR PREDICTION AND  
DECISION-MAKING BY APPLYING  
ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS**

Doctoral Dissertation

Belgrade, 2012

Комисија за преглед и одбрану:

Ментор:

др Угљеша Бугарић, в. проф.

Машински факултет

Универзитет у Београду

Чланови комисије:

др Драган Д. Милановић, ред. проф.

Машински факултет

Универзитет у Београду

др Душан Петровић, в. проф.

Машински факултет

Универзитет у Београду

др Зоран Миљковић, ред. проф.

Машински факултет

Универзитет у Београду

др Лидија Радуловић, доцент

Филозофски факултет

Универзитет у Београду

Датум одбране:

*У знак сећања на моје родитеље*

## Предговор

Овај рад је настао као резултат вишегодишњег истраживања на Машинском факултету Универзитета у Београду у сарадњи са Заводом за унапређивање образовања и васпитања из Београда и београдским средњим стручним школама, и то: Ваздухопловном академијом и Техноартом.

Желела бих да изразим дубоку захвалност свом ментору проф. др Угљешу Бугарићу на указаној подршци и смерницама у процесу израде дисертације, вредним повратним информацијама и подстицају на сваком кораку мог стручног рада. Инспирацију и изазаов за спроведено истраживање дугујем проф. др Зорану Миљковићу на чему сам му изузетно захвална. Захваљујем се и осталим члановима комисије: проф. др Драгану Д. Милановићу, проф. др Душану Петровићу и доценту др Лидији Радуловић, на пруженом интелектуалном доприносу, сугестијама и коментарима.

Велики допринос настанку овог рада у виду финансијске подршке и разумевања својих колега, добила сам од Завода за унапређивање образовања и васпитања. Такође, изузетан ослонац имала сам и у својој драгој пријатељици и куми Љиљани Станојевић.

И на крају, од срца хвала мојим најдражима, супругу Дарку и брату Милошу, за сву помоћ, веру и љубав коју су ми пружили.

У Београду, марта, 2012.

Милица Р. Герасимовић

## **Прилог развоју методологија предвиђања и одлучивања применом вештачких неуронских мрежа**

### **Апстракт**

У раду је приказан развој методологије предвиђања и одлучивања применом вештачких неуронских мрежа. Развијена методологија је верификована на примеру управљања уписом на високошколским установама. Неизвесност у процесу доношења одлука средњошколаца о свом будућем професионалном статусу је био разлог опредељења за коришћење вештачких неуронских мрежа као парадигме вештачке интелигенције. Извршена је упоредна анализа добијених резултата моделирања предикције уписа коришћењем система вештачких неуронских мрежа и регресионе анализе (логистичка регресија), као и анализа значајности улазних, предикторских величина.

Спроведено је истраживање на узорку од 159 испитаника, матураната две београдске средње стручне школе. Креиран је упитник на бази идентификованих фактора који утичу на професионално опредељење средњошколаца. Све предикторске величине су груписане у 9 улазних параметара: пол, успех у другом, трећем и четвртом разреду средње школе, ниво образовања и радни статус родитеља, и финансијска подршка родитеља за наставак школовања. Професионално опредељење матураната по завршетку средње школе груписано је у три категорије представљене излазним параметрима: посао, наставак школовања на Машинском факултету, наставак школовања на неком другом факултету.

У даљем току истраживања анализирана је база Јединственог информационог система који је у надлежности Министарства просвете и науке, са посебним освртом на могућност имплементације података за потребе развијања модела предикције уписа.

Резултати спроведеног истраживања показују да је применом вештачких неуронских мрежа могуће предвидети број и структуру уписаних студената на високошколске установе и да су вештачке неуронске мреже успешније у предвиђању од класичне статистичке методе - регресионе анализе (логистичке регресије). Развијени модел може да пружи подршку одлучивању у процесу управљања уписом на високошколске институције.

**Кључне речи:** предвиђање, одлучивање, управљање уписом, професионално опредељење матураната, вештачке неуронске мреже, логистичка регресија

**Научна област:** Машинство

**Ужа научна област:** Индустијско инжењерство - операциона истраживања

**УДК:** 519.8:004.896:[378.141(043.3)

65.012.122:007.5(043.3)

# **Contribution to development of methodology for prediction and decision-making by applying artificial neural networks**

## **Abstract**

Development of methodologies for forecasting and decision-making by applying Artificial Neural Networks was presented in this study. An analytical predicting model of enrolment probability was designed with acquisition and data processing for the target group of higher education institutions. Uncertainty in decision-making of high school students about their future professional status was the reason why the Artificial Neural Networks as a paradigm of artificial intelligence were used. Comparative analysis of modeling results using Artificial Neural Networks and Regression Analysis (Logistic Regression) was performed as well as significance analysis of input predictor variables.

The prediction of professional choices for graduates has been verified on the sample of 159 graduates from two Belgrade VET (Vocation Education and Training) schools. Created questionnaire was based on factors which influence the professional choice of VET school students. Predictor variables are grouped in nine input variables: gender, success in the second, third and fourth grades of secondary school, level of education and work status of parents, schooling financial support. Professional choices of graduates after finishing VET school are grouped into three output variables: job, continuation of schooling at the Faculty of Mechanical Engineering in Belgrade or at some other faculty.

In further research the base of the Uniform informational system from Ministry of Education of the Republic of Serbia was analysed with special reference to the possibility of implementing the data for developing models to predict enrollment.

Obtained results show that the application of Artificial Neural Networks can predict the number and structure of students enrolled in higher education and that Artificial Neural Networks are more successful in predicting than traditional statistical methods - Regression Analysis (Logistic Regression). The developed model can provide decision support in the process of admission to higher education institutions.

**Keywords:** prediction, decision-making, enrollment management, graduate's professional choice, Artificial Neural Networks, Logistic Regression

**Scientific discipline:** Mechanical engineering

**Scientific subdiscipline:** Industrial Engineering - Operations Research

**UDC:** 519.8:004.896:[378.141(043.3)

65.012.122:007.5(043.3)



## Садржај

1	Увод .....	1
1.1	Предмет истраживања.....	1
1.2	Циљ истраживања.....	2
1.3	Полазне хипотезе.....	4
1.4	Научне методе истраживања .....	5
1.5	Очекивани научни допринос .....	5
1.6	План истраживања и структура рада .....	7
2	Преглед литературе .....	8
2.1	Област предвиђања и доношења одлука .....	8
2.2	Истраживања из области високог образовања .....	12
2.2.1	Управљање и предвиђање уписа (Enrollment Management) .....	14
3	Истраживачке методе.....	27
3.1	Вештачке неуронске мреже .....	27
3.1.1	Неурон – процесирајући елемент вештачке неуронске мреже.....	29
3.1.2	Процес обучавања и правила учења неуронских мрежа.....	35
3.1.3	Модел вештачких неуронских мрежа .....	37
3.1.3.1	Вишеслојни перцептрон са алгоритмом пропагације уназад (MLP)....	38
3.1.3.2	Мрежа са радијално заснованом функцијом (RBF).....	40
3.1.3.3	Модуларна неуронска мрежа.....	41
3.2	Логистичка регресија .....	42
3.2.1	Модел логистичке регресије.....	43
3.2.2	Математички модел логистичке регресије.....	45
3.2.3	Испитивање модела логистичке регресије.....	47
4	Стање система одлучивања и руковођења у високом образовању у Србији и у свету.....	51
4.1	Управљање и планирање у институцијама високог образовања у Србији ..	53
4.2	Уписне процедуре водећих светских универзитета и факултета .....	55
4.3	Јединствени информациони систем у образовању.....	57
5	Професионална преференца матураната (карактеристике улазних података)..	60
5.1	Атрибути од највећег утицаја на професионално опредељење матураната	60
6	Опис и приказ добијених резултата експеримента .....	63
6.1	Улазне променљиве.....	63
6.2	Излазне променљиве .....	64
6.3	Ток истраживања .....	66

7	Приказ резултата моделирања .....	67
7.1	Приказ резултата моделирања добијених применом вештачких неуронских мрежа.....	67
7.1.1	Резултати тачности класификације модела вештачких неуронских мрежа .....	69
7.1.2	Упоредна анализа резултата у зависности од испитиваног модела неуронске мреже .....	71
7.1.3	Анализа значајности улазних променљивих .....	72
7.2	Приказ резултата моделирања добијених применом логистичке регресије	74
7.2.1	Претпоставке за коришћење логистичке регресије .....	75
7.2.2	Испитивање модела .....	76
7.3	Упоредна анализа резултата модела неуронских мрежа и логистичке регресије.....	82
8	Могућности имплементације података из базе Јединственог информационог система за потребе развијања модела предикције уписа.....	88
9	Закључак.....	90
10	Литература .....	96
	Прилози .....	103
	Прилог 1 .....	104
	Прилог 2.....	107
	Биографија.....	109

## Списак табела

Табела 2.1 Преглед литературе из области операционих истраживања .....	10
Табела 2.2 Преглед литературе из области управљања уписом .....	16
Табела 2.3 Преглед истраживачких метода .....	24
Табела 6.1 Улазне и излазне променљиве .....	65
Табела 7.1 Најбољи резултати по моделима неуронских мрежа на узорку за тестирање.....	70
Табела 7.2 Ефикасност класификације вишеслојног перцептрона.....	70
Табела 7.3 Кодирање категоријских променљивих .....	74
Табела 7.4 Анализа колинеарности .....	76
Табела 7.5 Пирсонов тест .....	77
Табела 7.6 Хосмер и Лемешоу тест-фреквенције по групама.....	77
Табела 7.7 Хосмер и Лемешоу тест .....	78
Табела 7.8 Употребљивост модела .....	78
Табела 7.9 Класификација .....	78
Табела 7.10 Предвиђање вероватноће уписа на Машински факултет у Београду .	79
Табела 7.11 Резултати класификације модела неуронских мрежа .....	83
Табела 7.12 Предвиђање модела логистичке регресије за OF.....	84
Табела 7.13 Предвиђање модела логистичке регресије за J .....	84

## Списак слика

Слика 3.1 Општа структура вештачке неуронске мреже [71].....	28
Слика 3.2 Модел $k$ -тог неурона .....	30
Слика 3.3 График бинарне активационе функције.....	32
Слика 3.4 График сигмоидне активационе функције .....	33
Слика 3.5 График тангенс-хиперболичне активационе функције .....	33
Слика 3.6 График Гаусове активационе функције .....	34
Слика 3.7 Елементарна структура перцептрона [71] .....	39
Слика 3.8 Елементарна структура ВР неуронске мреже .....	39
Слика 3.9 Логистичка функција .....	45
Слика 7.1 Тестирана архитектура неуронске мреже.....	69
Слика 7.2 Стопе класификације излазних категорија.....	72
Слика 7.3 Анализа осетљивости улазних променљивих за најбољу неуронску мрежу .....	73
Слика 7.4 Предикција сва три исхода.....	85
Слика 7.5 Значајност улазних променљивих на излаз FME.....	85
Слика 8.1 Ток информација.....	88
Слика 8.2 Систем за подршку процесу доношења одлука .....	89
Слика 10.1 Евиденција ученика [117].....	104
Слика 10.2 Евиденција оцена ученика [117].....	105
Слика 10.3 Евиденција родитеља [117] .....	105
Слика 10.4 Остали подаци у Евиденцији родитеља [117] .....	106
Слика 10.5 Подручја рада у школи [117] .....	106

# 1 Увод

## 1.1 Предмет истраживања

Све већа конкуренција универзитета у Србији и тежња да се оствари висок квалитет наставе и истраживања захтева реформу пословања универзитета и факултета. Систем високог образовања у Србији тренутно се суочава са потребом критичког преиспитивања досадашњих резултата и праваца наставка реформи. Досадашње реформске активности указују на неопходност повећања квалитета и значаја институција високог образовања и њиховог усклађивања са европским развојним стандардима. Реформа процеса управљања идентификована је као кључни фактор побољшања квалитета како образовног тако и научно-истраживачког рада на универзитетима у Србији. Савремено пословање универзитета односно факултета, као скуп интегрисаних активности предвиђања и планирања, треба да омогући боље управљање пословним операцијама и процесима, вредновање и испуњење планираних стратегија, као и праћење трошкова и укупног буџета.

Интелигентно пословање универзитета и факултета представља скуп интегрисаних активности у циљу предвиђања, планирања, моделирања, праћења, анализирања и управљања пословним перформансама. На овај начин омогућено је боље управљање пословним операцијама и процесима, приближавање резултата планирања и извршења, вредновање и испуњење планираних стратегија, као и праћење трошкова и укупног буџета. Модел интелигентног пословања заснован на бази података и информација пружа и могућност оптимизације према различитим критеријумима успешног пословања.

Сходно томе, предмет истраживања ове докторске дисертације односи се на развој и примену научно заснованих метода операционих истраживања са аспекта модела предвиђања и одлучивања, тј. на развој нове методологије предвиђања и одлучивања применом вештачких неуронских мрежа на примеру управљања уписом на високошколске установе техничких наука.

## 1.2 Циљ истраживања

Високо образовање има значајну улогу у подстицању привредног и друштвеног развоја у Србији, с обзиром на то да се реформа високог образовања заснива на напредним знањима и вештинама у различитим областима. Промене у високом образовању су неопходне за развој друштва у целини, али и за развој самих високошколских институција. Реформски процеси који су покренути воде ка унапређењу економског и социјалног стања земље. Са друге стране, реформом високог образовања испуњавају се обавезе преузете прикључивањем Болоњском процесу, што је од велике важности за универзитете у Србији како би се позиционирали на европском и међународном нивоу и унапредили сопствену конкурентност.

Предложена методологија је заснована на системском приказу – системској идеји, односно на такозваној методологији „решавања проблема реалног света“ тј. „софт система“ код којих је циљеве тешко дефинисати, где су процедуре за доношење одлука несигурне, док је вредновање перформанси – параметара технолошке функције система у најбољем случају квалитативно [12], [9]. У групу такозваних „софт система“ спада и систем управљања и предвиђања уписа на високошколске установе.

Постављени основни циљ докторске дисертације – развој методологије предвиђања и одлучивања на примеру управљања процесом уписа на високошколским установама, састоји се у следећем:

1. Преглед и систематизација постојећих истраживања, метода и модела операционих истраживања у области предвиђања и доношења одлука, са посебним освртом на могућности примене вештачких неуронских мрежа у датој области;
2. Развијање модела и метода за унапређивање квалитета предвиђања и одлучивања, применом вештачких неуронских мрежа, у процесу предикције уписа за циљну групу високошколских установа;
3. Систематизација постојећих истраживања у високом образовању у области уписних процедура водећих светских универзитета и факултета за циљну групу високошколских установа, идентификација стања система високог

образовања у Србији, са посебним освртом на систем одлучивања и руковођења за циљну групу високошколских установа као и истраживање професионалних преференци матураната и најутицајнијих атрибута који утичу на професионално опредељење средњошколаца у процесу дефинисања улазних претпоставки и параметара који се користе у моделу предвиђања и одлучивања, применом вештачких неуронских мрежа;

4. Тестирање и експериментална верификација развијеног модела предвиђања и одлучивања у процесу управљања уписом, са практичним циљем остваривања интелигентног пословања факултета и универзитета.

Циљна група високошколских установа, на којој ће се верификовати предложена методологија су технички факултети, конкретно машински факултети.

Као општи циљеви докторске дисертације, независно од циљне групе високошколских установа постављени су:

1. Развој оригиналне, универзалне методологије предвиђања и одлучивања коришћењем вештачких неуронских мрежа;
2. Обезбеђивање подршке стратешком планирању и планирању на нивоу факултета и изради стратешких докумената и докумената на нивоу факултета за спровођење уписа на високошколске установе;
3. Осигурање квалитетније селекције кандидата за упис у институције високог образовања;
4. Остваривање ефикасне комуникације између служби универзитета, факултета, средњошколских установа и ресорних министарстава.

### 1.3 Полазне хипотезе

Основно питање којим се бави ова дисертација је: да ли је са задовољавајућом тачношћу могуће применом вештачких неуронских мрежа предвиђати реализацију појединих догађаја у друштвено-економској области, тј. у области социолошких истраживања? Из овог питања проистекла су и следећа подпитања која су била предмет научног истраживања дисертације: да ли је применом вештачких неуронских мрежа могуће предвидети број и структуру уписаних студената? Који су најугицајнији атрибути на професионално опредељење средњошколаца? Да ли је могуће пронаћи правила одлучивања за избор поједине архитектуре неуронских мрежа у зависности од природе података у узорку за учење? Да ли предложена методологија пружа подршку одлучивању у процесу управљања уписом на високошколске институције?

Хипотезе од којих се полази у дисертацији су:

1. Савремене научне методе и технике операционих истраживања могуће је успешно применити у процесу управљања уписом на високошколске установе;
2. Вештачким неуронским мрежама могуће је предвидети број и структуру уписаних студената на високошколске установе;
3. Вештачке неуронске мреже су успешније у предвиђању од класичних статистичких метода – регресионе анализе (логистичке регресије);
4. Могуће је пронаћи правила одлучивања за избор поједине архитектуре вештачких неуронских мрежа у зависности од природе података у узорку за машинско учење;
5. Предложени модел може да пружа подршку одлучивању у процесу управљања уписом на високошколске институције.



## **1.4 Научне методе истраживања**

С обзиром на изразито мултидисциплинаран карактер тематске области истраживања која подразумева значајан утицај математичких, софтверских и друштвено-економских аспеката, научне методе истраживања које су примењене у докторској дисертацији су:

- Аналитички приступ за решавање проблема предикције и одлучивања, обрада и систематизација података применом вештачких неуронских мрежа и регресионе анализе (логистичке регресије);
- Експериментални метод обучавања развијеног модела у циљу одређивања успешности имплементације вештачких неуронских мрежа у процесу предикције и одлучивања и испитивање и доказивање могућности примене вештачке интелигенције у активностима управљања и доношења одлука на високошколским институцијама;
- Одређивање аналитичког израза којим се описује облик зависности улазних и излазних променљивих применом регресионе анализе (логистичке регресије);
- Емпиријско истраживање методом интервјуа на релевантном статистичком узорку;
- Компаративна анализа реализованог истраживања и постојећих истраживања из литературе.

## **1.5 Очекивани научни допринос**

Изазов повећања квалитета високог образовања у Србији развијањем могућности управљања уписом на високошколским установама, указује на велику актуелност теме спроведеног истраживања. Тренутно стање у високом образовању захтева интеграцију активности предвиђања и планирања у циљу бољег управљања процесом уписа. Развијена методологија предвиђања и одлучивања требало би да у потпуности одговори постављеним стратешким циљевима високошколских институција са аспекта управљања процесом уписа, као и да омогући побољшање финансијског планирања на факултетском нивоу.

Очекивани научни доприноси докторске дисертације су:

- Оригинална, универзална методологија предвиђања и одлучивања верификована на процесу управљања уписом на високошколским установама;
- Модел предикције, заснован на вештачким неуронским мрежама, броја и структуре уписаних студената на високошколским установама техничких наука;
- Предлог модела побољшања комуникације служби универзитета, факултета, средњошколских установа и ресорних министарстава у циљу интеграције система квалитета образовања по вертикали.

Карактеристика развијеног модела је велика могућност прилагођавања, што указује на његову широку примену у зависности од постављених циљева и потреба високошколских институција. Предложени модел се заснива на општим претпоставкама и може се мењати и усклађивати са променама уписне политике институције. Приказани резултати омогућавају оптимизацију управљања уписом према различитим критеријумима успешног пословања.

Од великог значаја је нагласити која ограничења се морају узети у обзир при анализи резултата и научног доприноса ове дисертације:

- Непостојање интегрисаног система квалитета образовања по вертикали;
- Одабрани алгоритам учења неуронске мреже не гарантује оптимално решење;
- Одабир прикладне топологије неуронске мреже заснива се на хеуристичком приступу;
- Непостојање јасног ланца одлучивања и одговорности у систему одлучивања и руковођења на факултетима у Србији;
- Уписне процедуре су диктиране моделом финансирања и расположивим простором, тј. недостатак стратегије уписа.

## 1.6 План истраживања и структура рада

План истраживања састоји се из следећих фаза:

1. Критичка анализа релевантних литературних извора;
2. Преглед и систематизација постојећих истраживања, метода и модела операционих истраживања у области предвиђања и доношења одлука;
3. Анализа могућности примене вештачких неуронских мрежа у области предвиђања и доношења одлука;
4. Развој аналитичког модела предикције вероватноће уписа кроз аквизицију и обраду података коришћењем система вештачких неуронских мрежа;
5. Идентификација стања система одлучивања и руковођења у високом образовању у Србији, као и идентификација најутицајнијих атрибута на професионално опредељење средњошколаца;
6. Анализа и могућности имплементације података, за потребе развијања модела предикције уписа, из базе Јединственог информационог система који је у надлежности Министарства просвете и науке;
7. Упоредна анализа резултата моделирања предикције уписа коришћењем система вештачких неуронских мрежа и регресионе анализе;
8. Анализа значајности улазних величина.

## 2 Преглед литературе

### 2.1 Област предвиђања и доношења одлука

*Појам одлучивања* подразумева процес одабирања једне од двеју или већег броја алтернатива чијим деловањем би се постигао задати циљ у ближој или даљој будућности [4]. Процес одлучивања укључује: постављање циљева које би требало постићи, идентификовање проблема, проналажење и оцењивање алтернативних активности за постизање постављених циљева, одабир једне алтернативне акције, спровођење те активности и оцењивање постигнутог резултата. При одабиру алтернативе могу се користити три приступа: искуство, експеримент, истраживање и анализа.

Већина одлука доноси се у неизвесним околностима. Одлучивање обезбеђује оквир и методологију за рационално доношење одлука у случају када су исходи неизвесни. У зависности од тога да ли се пре доношења одлуке врши тестирање са циљем смањења нивоа неизвесности исхода или не, одлучивање може бити са или без експеримента [40].

У циљу побољшања одлучивања у неизвесним околностима развијени су савремени принципи који такво одлучивање могу учинити квалитетнијим и бољим. Неке од савремених метода које се примењују код неизвесних исхода су и анализа ризика, стабло одлучивања, теорија преференције. Када је потребно донети одлуку на основу великог броја променљивих које утичу на посматрани неизвесни исход, све већу примену налазе вештачке неуронске мреже.

*Предвиђањима* се претпоставља исход догађаја у будућности. Могу се предвидети последице неког будућег догађаја, време када ће се догађај десити, или пак, временске серије, односно, коју ће вредност имати серија периодичних података у одређеном временском тренутку. Развијене су различите методе процене и прогнозе. Велику примену имају статистичке методе предвиђања, од којих је најпознатија и најчешће примењивана регресиона анализа. Код ове методе зависна променљива, односно величина која се предвиђа, изражена је као математичка функција једне или више променљивих, предикторских величина, чије су вредности познате у тренутку прогнозе [40]. Поред традиционалних статистичких метода, досадашња истраживања показују да вештачке неуронске

мреже у многим областима имају значајан успех у решавању проблема предвиђања, апроксимације функција, класификације и препознавања узорка.

Још једна савремена метода предвиђања, која се примењује у случају када је излазна променљива изражена у облику класа или категорија, су стабла одлучивања, тачније подврста - класификацијска и регресијска стабла.

Значајан допринос процесу доношења одлука и предвиђању даје област операционих истраживања. То је интердисциплинарана област где се применом различитих квантитативних метода и техника проналазе најефикаснија, односно, оптимална решења у различитим ситуацијама производне, друштвено-економске, техничке и друге природе.

Према Хилиру (Hillier) и Либерману (Lieberman) [40] фазе студије операционих истраживања су следеће:

1. Дефинисање проблема и сакупљање релевантних података;
2. Формулисање математичког модела;
3. Развијање процедуре базиране на примени рачунара за проналажење решења на основу математичког модела;
4. Тестирање модела и његово унапређивање уколико је неопходно;
5. Припрема за примену модела;
6. Имплементација.

Област операционих истраживања обезбеђује оквир и методологије за решавање проблема, односно, утврђује се један или више предлога који се нуде доносиоцу одлука као могућа решења. Модели операционих истраживања се примењују при разматрању проблема са неизвесним исходима и различитим типовима ограничења. Карактеристика операционих истраживања је примена различитих научних метода при анализи функционисања реалних система и формулисању њихових математичких модела.

У литератури је забележен велики број радова из области операционих истраживања у домену предвиђања и доношења одлука (табела 2.1). У наведеним истраживањима присутна су различита подручја примене, као и различити модели и методологије.

Табела 2.1 Преглед литературе из области операционих истраживања

Наслов	Подручје примене	Истраживачке методе
Smith, K.A., Gupta, J.N.D., <b>Neural networks in business: techniques and applications for the operations researcher</b> [94]	Развој модела за решавање проблема у економији	неуронске мреже техника „data mining“
Desai, V.S., Crook, J.N., Overstreet Jr. G.A., <b>A comparison of neural networks and linear scoring models in the credit union environment</b> [19]	Генерисање модела кредитног бодовања у банкарству	неуронске мреже линеарна дискриминациона анализа логистичка регресија
Mabert, V.A., Soni, A., Venkataramanan, M.A., <b>Enterprise resource planning: Managing the implementation process</b> [63]	Модел планирања ресурса предузећа	логистичка регресија
Hazelrigg, G. A., <b>A Framework for Decision-Based Engineering Design process</b> [38]	Дизајн у машинству	квалитативно истраживање компаративна анализа
Cruz, J.B., Jr., Simaan, M.A., Gacic, A., Huihui J., Letellier, B., Ming L., Yong L., <b>Game-theoretic modeling and control of a military air operation</b> [14]	Динамичко програмирање у области управљања у војном ваздухопловству	теорија игара
Kumar, A., Rao, B.P., Soni, H., <b>An empirical comparison of neural network and logistic regression models</b> [56]	Доношење одлуке о увођењу новог производа	неуронске мреже логистичка регресија
Kusiak, A., <b>Artificial intelligence and operations research in flexible manufacturing systems</b> [57]	Моделовање флексибилних производних система	неуронске мреже
Jagielska, I., Jaworski, J., <b>Neural network for predicting the performance of credit card accounts</b> [49]	Развој модела неуронских мрежа за предвиђање налога кредитних картица	неуронске мреже

Табела 2.1 Преглед литературе из области операционих истраживања (наставак)

Наслов	Подручје примене	Истраживачке методе
Freedman, B., A., Martin, L., G., <b>The role of education in explaining and forecasting trends in functional limitations among older Americans [29]</b>	Развој модела предвиђања у образовању одраслих	логистичка регресија
Edward P. St. John, E., P., S., Noell, J., <b>The effects of student financial aid on access to higher education: An analysis of progress with special consideration of minority enrollment [24]</b>	Предвиђање уписа студената у односу на висину школарина	логистичка регресија
Murtaugh, P., A., Burns, L., D., Schuster, J., <b>Predicting the retention of university students [75]</b>	Предвиђање броја студената који напуштају факултет	логистичка регресија
Mahapatra, S.S., Khan, M.S., <b>A neural network approach for assessing quality in technical education: an empirical study [64]</b>	Предвиђање квалитета у техничком образовању за различите интересне групе	неуронске мреже
Oladokun, V.O., Adebajo, A.T., Charles-Owaba, O.E., <b>Predicting Students' Academic Performance using Artificial Neural Network: A Case Study of an Engineering Course [81]</b>	Предвиђање вероватноће уписа	неуронске мреже

Увидом у табелу 2.1 запажа се широка област примене предвиђања и одлучивања: економија [94], [63], [56], банкарство [19], [49], техника [38], [14], производња [57], образовање [29], [24], [75], [64], [81]. Такође, присутне су и разноврсне истраживачке методе: компаративна анализа, теорија игара, линеарна дискриминациона анализа, вештачке неуронске мреже, логистичка регресија, техника „data mining“. Од посебног интереса за овај рад је примена модела предвиђања у образовању.

У наредном поглављу дат је приказ истраживања у домену високог образовања.

## 2.2 Истраживања из области високог образовања

Као предмет научног истраживања и наставних активности, високо образовање представља фасцинантан феномен. Историја истраживања високог образовања почиње педесетих година двадесетог века, спорадично из мале групе самосталних истраживања, да би постепено прерасла у широко истраживачко поље које обухвата велики број различитих дисциплина [6]. Почетни раст научне области иницирали су истраживачи из других дисциплина који су повремено усмеравали своја истраживања на високо образовање или они који су из других поља прешли у поље високог образовања [85].

Први масовни систем високог образовања у свету развијен је у Сједињеним Америчким Државама и као такав направио је почетне кораке ка развоју истраживања високог образовања као независног поља истраживања. Главни показатељи овога процеса су покретање дипломских и последипломских програма у области високог образовања, оснивање академских и професионалних асоцијација, увођење посебних академских часописа. Временом, америчко истраживање високог образовања постаје више интерно оријентисано, усмерено на теме на микро нивоу. Међутим, неколицина истраживача својим доприносима превазилази локалне оквире, високо образовање третирају на интернационалном нивоу, фокусирани на продубљивање политичких, економских, социолошких и историјских основа.

У Европи се потреба за независним студијама високог образовања јавља седамдесетих година прошлог века на иницијативу министарстава образовања и других државних агенција. Оснивају се истраживачки тимови у великом броју земаља као независни делови универзитета или факултета или као специјални тимови за истраживање високог образовања унутар општих истраживачких центара, а у неколико европских земаља развијају се дипломски програми у области високог образовања.

Истраживање високог образовања у Србији је маргинализовано и сведено на истраживања на универзитетима који су традиционално схваћени као образовне институције. Образовање се студира и истражује у оквиру многих дисциплина као што су педагогија, психологија, социологија и антропологија. Међутим, не постоји могућност наставка студија у области образовних политика, економије



образовања, компаративног образовања или високог образовања. Спроведена истраживања потврђују постојање великог интересовања и потребе за успостављањем и јачањем статуса истраживања образовања у Србији [54].

Истраживање високог образовања је интердисциплинарна област одређена проблемом и предметом истраживања. Постоји више класификација предмета истраживања у високом образовању. Најпознатије су класификације Фракмана (Frackmann) [28], Таја (Tight) [104] и Тајхлера (Teichler) [101], [100]. Тајхлер је класификовао теме истраживања у четири велике области:

1. Квантитативно-структурални аспект: обухвата теме уписа, диверзификацију образовања, типове високообразовних институција, трајање студијских програма, типове диплома, образовање и могућности запослења, предности улагања у образовање, адекватност запослења и мобилност.
2. Аспект у вези са знањем и предметом: обухвата теме дисциплинарности и интердисциплинарности, квалитет образовања, компетенције, однос између наставе, истраживања и курикулума.
3. Аспект у вези са особинама појединца, наставом и учењем: то су теме комуникације, консултовање и саветовање, мотивација, стилови наставе и учења, процена и провера знања.
4. Аспект институција, организација, руковођење и управљање: обухвата теме планирања, администрације, менаџмента, процесе доношења одлука, ефикасност и ефективност, финансирање и алокацију ресурса.

Не постоји устаљена група методолошких приступа у истраживањима високог образовања. Истраживачи користе све методологије из својих матичних дисциплина, с тим што изабрани метод мора одговарати предмету истраживања.

Према приказаној класификацији област предвиђања и управљања уписом нашла би се у групи руковођења и управљања, односно планирања, администрације и доношења одлука.

### 2.2.1 Управљање и предвиђање уписа (Enrollment Management)

Термин „управљање и предвиђање уписа“ у употреби је више од 20 година. Још 1982. године, Кемерер, Балдриџ и Грин (Kemerer, Baldrige, Green) [53] поставили су једну од првих дефиниција која управљање и предвиђање уписа третира и као концепт и као процедуру. Управљање и предвиђање уписа као концепт „подразумева асерторан приступ институција којим се омогућава сталан прилив квалификованих студената“. Гледано као процедура, управљање и предвиђање уписа је „сет активности које омогућавају успешнију интеракцију институција са потенцијалним студентима.“

Неколико година касније Кемерер [52] проширује ову дефиницију и управљање и предвиђање уписа посматра као „холистички приступ који се састоји од више међузависних активности усмерених на дугорочно планирање, програм академског развоја, регрутовање, задржавање и каријерни развој студената.“

Реинсфорд (Rainsford) 1985. [87] полази од претпоставке да предмет управљања и предвиђања уписа не може бити само управљање и предвиђање уписа нових студената посматрано кроз процес пријема, већ је потребно укључити и „регрутовање, начине финансирања, праћење, задржавање студената и могућности попуне упражњених места у случају напуштања студија.“

Сматра се да је једна од свеобухватнијих дефиниција појма „управљање и предвиђање уписа“, она коју су 1990. године поставили Хослер (Hossler) и Бин (Bean) [44]. Према наведеним ауторима управљање стратегијом уписа је:

„...организациони концепт и сет активности креираних тако да омогуће факултетима и универзитетима вршење већег утицаја на процес уписа. Организоване стратешким планирањем и подржане институционалним истраживањем, активности управљања стратегијом уписа односе се на одабир потенцијалних студената, одржавање броја уписаних студената и праћење и анализу остварених резултата студената. Ови процеси спроводе се у циљу регрутовања нових студената, пружања финансијске потпоре и подршке студентима, развоја курикулума као и у другим пословима који утичу на упис, сталност студената и њихове резултате на крају студија.“

Средином 90-тих година прошлог века појављује се и термин „стратешки“ поред термина „управљање и предвиђање уписа“. Дефиницију је поставио Доленс (Dolence) 1993. године [20], који управљање стратегијама уписа посматра као „свеобухватан процес креиран да омогући одржавање оптималног регрутовања, задржавања студената и броја свршених студената.“ Управљање стратегијом уписа, у ширем смислу, представља више од организационог концепта, то је такође и процес који укључује и предвиђање промена и артикулацију потреба за променама унутар саме институције. Успешност овакавог процеса подразумева тесну везу са стратегијама планирања и конзистентност са мисијом и визијом високошколске институције. План стратегије уписа као кључне компоненте садржи [66]: анализу тржишта потенцијалних студената са дефинисањем стратегије регрутовања; економетријске анализе; спровођење анализе потражње академских програма и идентификовање конкурентских успешних програма; анализу разлога задржавања и одлажења студента са високошколске установе са акцентом на идентификацији слабих тачака установе; саветодавно и каријерно вођење студената; спецификацију буџета потребног за остваривање постављених циљева институције. Високошколска установа треба да утврди оптимални план уписа водећи притом рачуна о својој мисији и постављеним циљевима.

План стратегије уписа једне високошколске установе се заснива на резултатима истраживања података и информација из релевантних база. Успешност планирања зависи, између осталог, од обима и посвећености истраживању као и мере и начина коришћења добијених резултата у процесу доношења одлука.

У литератури је присутан велики број истраживања из области управљања и предвиђања уписа на високошколским установама. Теме које су у литератури забележене као најчешћи предмет истраживања односе се на преференције ученика средњих школа према државним односно приватним факултетима, одрживост броја студената, улогу финансијске подршке студентима, предвиђање прилива студената, системе за подршку одлучивању, на то како привући и задржати студенте и како предвидети дужину задржавања студената, затим, на стилове руковођења стратегијом уписа, предвиђање академских перформанси студената, ангажовање факултета у процесу уписа и сл. Методолошки приступ у истраживањима је разноврстан. Најчешће се користе методе студије случаја, статистичка анализа и метод „data mining“. У Табели 2.2 приказан је преглед литературе из области управљања и предвиђања уписа.

Табела 2.2 Преглед литературе из области управљања уписом

Наслов	Предмет и циљ истраживања	Истраживачке методе
Delen D., <b>A comparative analysis of machine learning techniques for student retention management</b> [16]	Задржавање броја уписаних студената Развијање аналитичког модела предвиђања осипања броја бруцоша	„data mining“ компаративна анализа резултата уравнотежених и неуравнотежених сетова података анализа осетљивости улазних варијабли на резултате предвиђања
Chang L., <b>Applying Data Mining to Predict College Admissions Yield:A Case Study</b> [11]	Истраживање могућности примене технике „data mining“ у процесу унапређивања управљања стратегијама уписа	студија случаја „data mining“ анализа коришћењем неуронских мрежа логистичка регресија
Maltz E. N., Murphy K. E., HandM. L., <b>Decision support for university enrollment management: Implementation and experience</b> [65]	Системи за подршку одлучивању у процесу пријема студената Истраживање утицаја примене система за подршку одлучивању на процес уписа студената	дескриптивна статистика
Meyer V. Jr., LopesM. C. B.,Zablonsky M. J., MurphyJ. P., <b>Enrollment management as competitive strategy in private community universities</b> [70]	Ефикасне стратегије управљања и анализа њихове примене у процесу привлачења и задржавања студената	студија случаја компаративна анализа
Nandeshwar A., Chaudhari S., <b>Enrollment Prediction Models Using Data Mining</b> [78]	Изградња модела предвиђања уписа студената Евалуација модела помоћу крос валидације, „win-loss“ табела и кварталних чартова	„data mining“ стабла одлучивања

Табела 2.2 Преглед литературе из области управљања уписом (наставак)

Наслов	Предмет и циљ истраживања	Истраживачке методе
Anderson K. D., Milner B. J., Foley C. J., <b>From Complex Data to Actionable Information: Institutional Research Supporting Enrollment Management</b> [1]	Анализа значајности информација и примене нових технологија и алата при њиховој обради у области управљања стратегијом уписа	дескриптивна статистика GIS (географски информациони системи)
Luan J., Zhao, C., <b>Practicing Data Mining for Enrollment Management and Beyond</b> [62]	Приказ флексибилности технике „data mining“ и њеног прилагођавања различитим базама података које су на различитим нивоима агрегације података	студија случаја
Herzog S., <b>Estimating Student Retention and Degree-Completion Time: Decision Trees and Neural Networks Vis-à-Vis Regression</b> [39]	Предвиђање задржавања студента Упоредна анализа тачности предвиђања применом различитих метода	стабла одлучивања неуронске мреже
Antons C. M., Maltz E. N., <b>Expanding the Role of Institutional Research at Small Private Universities: A Case Study in Enrollment Management Using Data Mining</b> [2]	Развијање модела истраживања у области управљања стратегијом уписа применом технике „data mining“	студија случаја
Spaulding R., Olswang S., <b>Maximizing Enrollment Yield Through Financial Aid Packaging Policies</b> [96]	Приказ модела процене ефикасности финансијске подршке студентима у односу на карактеристике студената и позицију институције	дискриминативна анализа

Табела 2.2 Преглед литературе из области управљања уписом (наставак)

Наслов	Предмет и циљ истраживања	Истраживачке методе
<p>Bilous O., <b>Enrollment management of higher education: admission offices and recruitment activities</b> [7]</p>	<p>Приказ организационог модела управљања стратегијом уписа Приказ активности регрутовања студената</p>	<p>студија случаја квалитативно истраживање</p>
<p>Thanh L. V., Haddawy, P., <b>Deriving financial aid optimization models from admissions data</b> [102]</p>	<p>Приказ модела оптимизације трошкова факултета развијеног на основу сета уписних података Дате су могућности оптимизације различитих циљева стратегије уписа</p>	<p>модел „Bayesian“ неуронских мрежа</p>
<p>Wook M., Yahaya Y. H., Wahab N., Isa M. R. M., Awang N. F., Seong H. Y., <b>Predicting NDUM Student's Academic Performance Using Data Mining Techniques</b> [114]</p>	<p>Приказ могућности примене савремених техника при предикцији и класификацији академских перформанси студената</p>	<p>поређење две технике „data mining“-а: вештачке неуронске мреже и комбинације кластеринга и технике стабла одлучивања</p>
<p>Sims S., <b>Leadership decisions and organizational change; the role of summer sessions as an enrollment management planning tool at the university of California: A case study</b> [92]</p>	<p>Дисертација Улога дивизионог руководства у процесу управљања стратегијама уписа</p>	<p>студија случаја – дескриптивни модел квалитативно истраживање</p>

Табела 2.2 Преглед литературе из области управљања уписом (наставак)

Наслов	Предмет и циљ истраживања	Истраживачке методе
<p>Hughes T. G., <b>Identification of leadership style of enrollment management professionals in post secondary institutions in the Southern United States</b>[47]</p>	<p>Дисертација Идентификација стилова руковођења стратегијом уписа - трансакциони или трансформациони стилови руковођења</p>	<p>дескриптивна статистика</p>
<p>Camarena-Alvarado L. M., <b>Scholarship Allocation: an Optimization Model for Enrollment Management</b> [10]</p>	<p>Магистарски рад Развијање модела предвиђања вероватноће уписа. Модел је проверен подацима добијеним од бруцоша</p>	<p>техника „data mining“ логистичка регресија</p>
<p>Dempsey M., <b>Enrollment Management Administrators’ Perceptions of Community College Student Retention Practices</b>[17]</p>	<p>Дисертација Модел задржавања студената на прелазу из прве у другу годину студија</p>	<p>дескриптивна статистика анализа варијансе (ANOVA)</p>
<p>Kraft P. D., <b>Faculty engagement in campus-wide enrollment management activities: A grounded theory</b>[55]</p>	<p>Дисертација Истраживање потребне мотивације и иницијативе за укључивање наставног особља у процес управљања уписом</p>	<p>метод вођеног интервјуа</p>
<p>Riley T. J., <b>Information, decision making and enrollment management in a public research university: a case study analysis using bounded rationality theory</b>[88]</p>	<p>Дисертација Фокус рада је процена процеса доношења одлука у односу на проблем препознавања, комуникације, прикупљања информација и одлучивања</p>	<p>дескриптивна статистика t–тест, ликертова скала</p>

Табела 2.2 Преглед литературе из области управљања уписом (наставак)

Наслов	Предмет и циљ истраживања	Истраживачке методе
<p>Hossler D., <b>Enrollment Management: An Integrated Approach</b> [43]</p>	<p>Потражња за високим образовањем; Одабир студената; Ефекти финансијске подршке; Регрутовање свршених средњошколаца; Задржавање студената; Истраживања о утицају факултета на когнитивни и некогнитивни развој студената; Исходи високог образовања; Будућност управљања стратегијама уписа</p>	<p>информациона анализа евалуациони извештаји</p>
<p>Hossler D., <b>Creating Effective Enrollment Management Systems</b> [42]</p>	<p>Како управљање стратегијама уписа може бити засновано на испитивању тржишта Истраживање утицаја студената Организационе теорије</p>	<p>дескриптивна анализа извештаји</p>
<p>Denis M. J., A., <b>practical guide to enrollment and retention management in higher education</b> [18]</p>	<p>Приручник за вођење процеса управљања уписом и задржавања студената</p>	<p>информациона анализа</p>
<p>Edward P. St. John, A., <b>Framework for Reexamining State Resource-Management Strategies in Higher Education</b> [23]</p>	<p>Анализа сопствених искустава у циљу развоја оквира за преиспитивање политике финансирања високог образовања на државном нивоу. Студија је део истраживања Сектора за планирање, буџет и евалуацију у високом образовању САД</p>	<p>студија случаја – дескриптивни модел</p>



Табела 2.2 Преглед литературе из области управљања уписом (наставак)

Наслов	Предмет и циљ истраживања	Истраживачке методе
McIntyre C., <b>Performance-Based Enrollment Management</b> [69]	У раду су приказани предлози како се резултати мерења перформанси у високом образовању могу искористити у процесу наставе, планирања и управљања	дескриптивна статистика
Edward P. St. John, <b>Price response in enrollment decisions: An Analysis of the High School and Beyond Sophomore Cohort</b> [22]	Анализа утицаја висине школарине на одлуку студената да упишу факултет	статистички модел развијен за поступак компаративне анализе логистичка регресија
Anne Marie Delaney, <b>The role of institutional research in higher education: Enabling Researchers to Meet New Challenges</b> [15]	Циљ рада је да прикаже значај и улогу институционалних истраживања у пословима високошколских установа	дескриптивна статистика
John M. Braxton, Nick Vesper, and Don Hossler, <b>Expectations for college and student persistence</b> [8]	Истраживање утицаја академских и социјалних интеграција на очекивања бруцоша у току прве године студија	дескриптивна статистика
John M. Trussel, Larry N. Bitner, <b>Strategic cost management: an activity-based management approach</b> [105]	У раду су приказани кораци у процесу дизајнирања и имплементације АВМ (Activity-based management) система у функцији управљања стратегијом уписа	студија случаја
Paulsen, M. B., Edward P. St. J., <b>Social Class and College Costs: Examining the Financial Nexus Between College Choice and Persistence</b> [84]	Студија истражује утицај друштвене класе студената на њихов избор факултета и истрајност у тој одлуци	дескриптивна статистика

Табела 2.2 Преглед литературе из области управљања уписом (наставак)

Наслов	Предмет и циљ истраживања	Истраживачке методе
McDonough P. M., Korn J. S., Yamasaki E., <b>Access, Equity, and the Privatization of College Counseling</b> [68]	Анализа профила стручњака – саветника студента по питањима уписа на факултет и процена утицаја коришћења саветодавних услуга на упис	дескриптивна и мултиваријантна регресиона анализа
Lapovsky, L., <b>What You Need to Know About Enrollment Management</b> [58]	Приказ основних информација и података потребних финансијској служби факултета у циљу ефикасног управљања стратегијом уписа	студија случаја
Peterson, M. W., Metz, Lisa A., <b>Key Resources on Higher Education Governance, Management, and Leadership. A Guide to the Literature</b> [86]	Књига описује општи развој управљања, менаџмента и лидерства у високом образовању, а такође илуструје и еволуцију одређених питања и концепата у наведеним областима (управљање, менаџмент и лидерство)	информациона анализа збирка радова
Hossler D., Schmit J., Vesper N., <b>Going to College. How Social, Economic, and Educational Factors Influence the Decisions Students Make</b> [46]	Студија која се бави деветогодишњим лонгитудиналним истраживањем фактора од утицаја на процес доношења одлука код студената	информациона анализа збирка радова
Hossler D., <b>The Strategic Management of College Enrollments</b> [44]	Књига даје преглед истраживања и практичних искустава у вези са управљањем уписом на високошколске установе	информациона анализа збирка радова

Табела 2.2 Преглед литературе из области управљања уписом (наставак)

Наслов	Предмет и циљ истраживања	Истраживачке методе
<p>Дисертација</p> <p><b>Прилог развоју методологија предвиђања и одлучивања применом вештачких неуронских мрежа</b></p>	<p>Предвиђање професионалног опредељења матураната</p>	<p>вештачке неуронске мреже</p> <p>логистичка регресија</p> <p>анализа осетљивости улазних варијабли на резултате предвиђања</p> <p>компаративна анализа</p> <p>метод вођеног интервјуа</p>

Табела 2.2 приказује раличите радове и истраживања еминентних аутора из области управљања и предвиђања уписа на високошколским установама. Запажа се да су у процесима истраживања заступљене разноврсне научне методе. У циљу прегледнијег приказа наведених радова они су систематизовани према примењеном методолошком истраживачком приступу (табела 2.3). Систематизација радова по овом критеријуму је потребна због мултидисциплинарног карактера тематске области истраживања ове дисертације и указује на могуће приступе даљег решавања проблематике одлучивања и предвиђања у образовању.

Табела 2.3 Преглед истраживачких метода

Литература из области управљања и предвиђања уписа	Истраживачке методе													
	Вештачке неуронске мреже	Логистичка регресија	Анализа осетљивости улазних варијабли на резултате предвиђања	Компаративна анализа	Метод вођеног интервјуа	Техника „data mining“	Студија случаја	Дескриптивна статистика	Географски информacionи системи (GIS)	Стабла одлучивања	Дискриминативна анализа	Квалитативно истраживање	Информациона анализа	Мултиваријантна регресиона анализа
[16]	-	-	+	+	-	+	-	-	-	-	-	-	-	-
[11]	+	+	-	-	-	+	+	-	-	-	-	-	-	-
[65]	-	-	-	-	-	-	-	+	-	-	-	-	-	-
[70]	-	-	-	+	-	-	+	-	-	-	-	-	-	-
[78]	-	-	-	-	-	+	-	-	-	+	-	-	-	-
[1]	-	-	-	-	-	-	-	+	+	-	-	-	-	-
[62]	-	-	-	-	-	-	+	-	-	-	-	-	-	-
[39]	+	-	-	-	-	-	-	-	-	+	-	-	-	-
[2]	-	-	-	-	-	-	+	-	-	-	-	-	-	-
[96]	-	-	-	-	-	-	-	+	-	-	-	-	-	-
[7]	-	-	-	-	-	-	+	-	-	-	-	+	-	-
[102]	+	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
[114]	+	-	-	-	-	-	-	-	-	+	-	-	-	-
[92]	-	-	-	-	-	-	+	-	-	-	-	+	-	-
[47]	-	-	-	-	-	-	-	+	-	-	-	-	-	-
[10]	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
[17]	-	-	-	-	-	-	-	+	-	-	-	-	-	-
[55]	-	-	-	-	+	-	-	-	-	-	-	-	-	-
[88]	-	-	-	-	-	-	-	+	-	-	-	-	-	-
[43]	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	+	-
[42]	-	-	-	-	-	-	-	+	-	-	-	-	-	-

Табела 2.3 Преглед истраживачких метода (наставак)

Литература из области управљања и предвиђања уписа	Истраживачке методе													
	Вештачке неуронске мреже	Логистичка регресија	Анализа осетљивости улазних варијабли на резултате предвиђања	Компаративна анализа	Метод вођеног интервјуа	Техника „data mining“	Студија случаја	Дескриптивна статистика	Географски информациони системи (GIS)	Стабла одлучивања	Дискриминативна анализа	Квалитативно истраживање	Информациона анализа	Мултиваријантна регресиона анализа
[18]	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	+	-
[23]	-	-	-	-	-	-	+	-	-	-	-	-	-	-
[69]	-	-	-	-	-	-	-	+	-	-	-	-	-	-
[22]	-	+	-	+	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
[15]	-	-	-	-	-	-	-	+	-	-	-	-	-	-
[8]	-	-	-	-	-	-	-	+	-	-	-	-	-	-
[105]	-	-	-	-	-	-	+	-	-	-	-	-	-	-
[84]	-	-	-	-	-	-	-	+	-	-	-	-	-	-
[68]	-	-	-	-	-	-	-	+	-	-	-	-	-	+
[58]	-	-	-	-	-	-	+	-	-	-	-	-	-	-
[86]	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	+	-
[46]	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	+	-
[44]	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	+	-
Дисертација Прилог развоју методологија предвиђања и одлучивања применом вештачких неуронских мрежа	+	+	+	+	+	-	-	-	-	-	-	-	-	-

Квалитетна и релевантна истраживања у области високог образовања требало би да воде ка побољшању рада високошколских институција и унапређивању квалитета образовања у целини. На простору високог образовања Србије запажа се недостатак систематичних и свеобухватних истраживања у овој области, а посебно на пољу управљања и предвиђања уписа. Присутне су појединачне иницијативе и пројектне активности чији резултати нису обједињени и стављени у функцију реформе високог образовања.

Методологија одлучивања и предвиђања применом вештачких неуронских мрежа на примеру управљања уписом на високошколске установе техничких наука, развијена и изложена у овом раду, представља полазну основу за даље анализе као што је предвиђање потребних ресурса за реализацију наставног процеса, финансијско планирање и сл.

Преглед и систематизација постојећих радова, метода и модела операционих истраживања у области предвиђања и доношења одлука у процесу управљања уписом студената, указује на то да је изградња различитих модела предвиђања, модела оптимизације и доношења одлука [11], [39], [102], [114], [10], успешно решавана, најчешће, применом вештачких неуронских мрежа, регресионом анализом (логистичком регресијом), али и комбинацијом различитих техника „data mining“-а. Неуронске мреже бележе значајан успех у решавању проблема предвиђања, апроксимације функција, класификације и препознавања узорка [114] и показале су се као тачнија техника предвиђања у односу на стандардне статистичке методе [10], [11].

Неизвесност у процесу доношења одлука средњошколаца о свом будућем професионалном статусу је био разлог одређења за коришћење вештачких неуронских мрежа као парадигме вештачке интелигенције за решавање описаног проблема. За предвиђање професионалног одређења средњошколаца коришћене су вештачке неуронске мреже и из разлога велике еластичности према поремећајима у улазним подацима, способности паралелне обраде података и могућности рада са неструктурисаним улазним подацима.

Поред неуронских мрежа, као истраживачки метод често се користе и статистичка анализа, анализа студије случаја и техника „data mining“. За компаративну методу истраживања изабрана је постојећа стандардна и општеприхваћена метода - логистичка регресија, у циљу упоредне анализе резултата и верификације моделирања предикције уписа базираног на неуронским мрежама.

### 3 Истраживачке методе

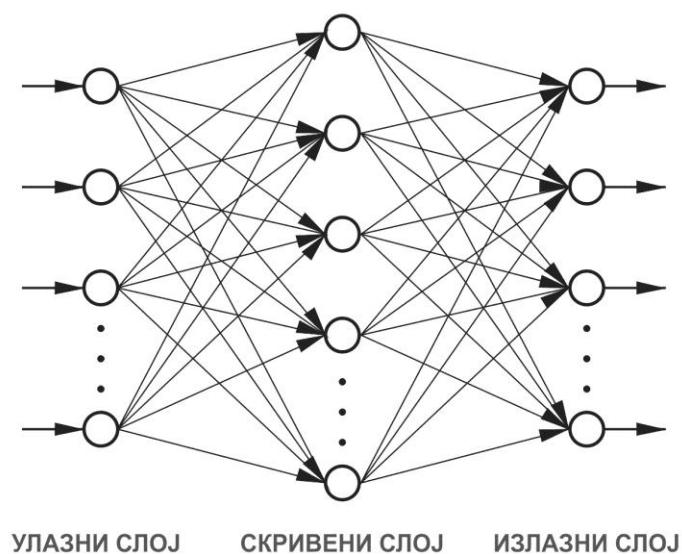
Основни циљ који је постављен у овој дисертацији је развој методологије предвиђања и одлучивања применом вештачких неуронских мрежа. Верификација методологије је извршена на проблему управљања процесом уписа на високошколским установама. Да би се остварио постављени циљ, на основу резултата анализе постојећих модела операционих истраживања у области предвиђања и доношења одлука, развијен је модел за унапређивање квалитета предвиђања и одлучивања применом вештачких неуронских мрежа. Практични циљ генерисаног модела је остваривање интелигентног пословања факултета и универзитета.

Вештачке неуронске мреже припадају групи интелигентних алата за обраду информација са наменом решавања проблема апроксимације, класификације и предвиђања. Поред неуронских мрежа за откривање веза међу подацима користе се и различите статистичке методе, као што су нпр. вишеструка регресија, логистичка регресија, дискриминантна анализа, али и генетички алгоритми, стабла одлучивања и друге методе [82].

#### 3.1 Вештачке неуронске мреже

Вештачке неуронске мреже у техничкој литератури се често скраћено називају неуронске мреже. Постоји више дефиниција неуронских мрежа. Према Нехт-Нилсену (Necht-Nielsen) [79] неуронске мреже су дистрибуирани, адаптивни, у општем случају нелинеарни системи изграђени из великог броја различитих процесорских елемената односно неурона. У општем смислу, неуронске мреже представљају скуп једноставних процесирајућих елемената-неурона, међусобно повезаних везама са одговарајућим тежинским односима [71].

Међуповезаност неурона одређује архитектуру мреже. Свака неуронска мрежа има улазни и излазни слој, док се код неких архитектура неуронских мрежа срећу и скривени слојеви. Општа структура неуронске мреже се може представити као оријентисани граф чији су чворови неурони, док су стрелицама приказани правци протока сигнала (слика 3.1).



Слика 3.1 Општа структура вештачке неуронске мреже [71]

Неуронске мреже се базирају на неуро-биолошким основама мозга човека који помоћу можданих нервних ћелија (неурона) реализује многе интелигентне функције. Неуронске мреже симулирају начин рада људског мозга при обављању неког задатка или функције. Та сличност се огледа у следећем:

- Неуронска мрежа усваја знање кроз процес обучавања;
- Тежине међунеуронских веза (јачина синапси) служе за меморисање знања.

Способност обраде података неуронске мреже је последица остварене јачине веза између неурона, а постиже се кроз процес адаптације или учењем из скупа примера за учење [91]. Неуронске мреже имају способност адаптивног понашања према променама, кроз учење улазног узорка, што значи да могу да уче пресликавањем између улазних и излазних сигнала и да при томе синтетизују асоцијативну меморију која омогућава налажење одговарајућег излаза.

Теоријске поставке развоја неуронских мрежа, може се рећи, да датирају од 1943. године, и везују се за сазнања до којих су дошли Ворен Мекалох (Warren McCulloch) и Волтер Питс (Walter Pitts) [67] који у својим истраживањима у области рачунарства почињу да користе логику рада људског мозга. Интензивнији развој неуронских мрежа забележен је шездесетих година прошлог века када Видроу (Widrow) и Хоф (Hoff) [112] развијају мрежу под називом ADALINE (ADaptive LINear Element). У наредном периоду појавили су се истраживачи који



су дали значајан допринос развоју ове области. Седамдесетих, а посебно осамдесетих година настају прве неуронске мреже базиране на алгоритмима учења са простирањем грешке уназад (*back-propagation algorithm*). Амари (Amari) је још 1967. године [33] међу првима препознао да би градијентни алгоритам минимизације грешке могао бити примењен као алгоритам учења за систем неуронске мреже. Касније, 1974. године, Вербос (Werbos) [111] независно од претходника развија алгоритам са пропацијом уназад и идентификује архитектуру вишеслојне неуронске мреже. Румелхарт (Rumelhart), Хинтон (Hinton) и Вилијамс (Williams) [90] су 1986. године нагласили велики потенцијал алгоритма са пропацијом уназад, а нешто касније се уводи и рекурентни тип неуронске мреже. Почетком деведесетих година прошлог века неуронске мреже и неуро-рачунарство почињу као предмет да се изучавају на неколико елитних универзитета у САД-у, док се данас неуронске мреже могу срести у студијским програмима на готово свим универзитетима.

Неуронске мреже данас налазе веома широк спектар примене у различитим областима. Могу се реализовати као софтверски или хардверски системи, који најчешће итеративним поступком из постојећих података настоје да пронађу везу између улазних и излазних варијабли модела и да за нове улазне податке дају вредност излаза.

У општем случају неуронска мрежа има три основне компоненте: неурон, топологију мреже и алгоритам учења. Додатне компоненте су: величина мреже (број нивоа-слојева, број неурона у слоју), функционалност неурона (улазни оператор неурона, функција преноса, активациона функција), обучавање/валидност и имплементација/реализација.

### **3.1.1 Неурон – процесирајући елемент вештачке неуронске мреже**

Неурон или процесирајући елемент представља основни елемент неуронске мреже чија је улога да прима улазне сигнале/информације од окружења или од других неурона преко синапси или веза. Улазни сигнали који делују на  $k$ -ти неурон представљају се вектором  $[x_k] = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T$ , док се интеракција између неурона може изразити вектором  $[w_k] = [w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{ki}, \dots, w_{km}]^T$ , где  $w_{ki}$  представља њихов тежински однос. Сваки неурон поседује сопствени

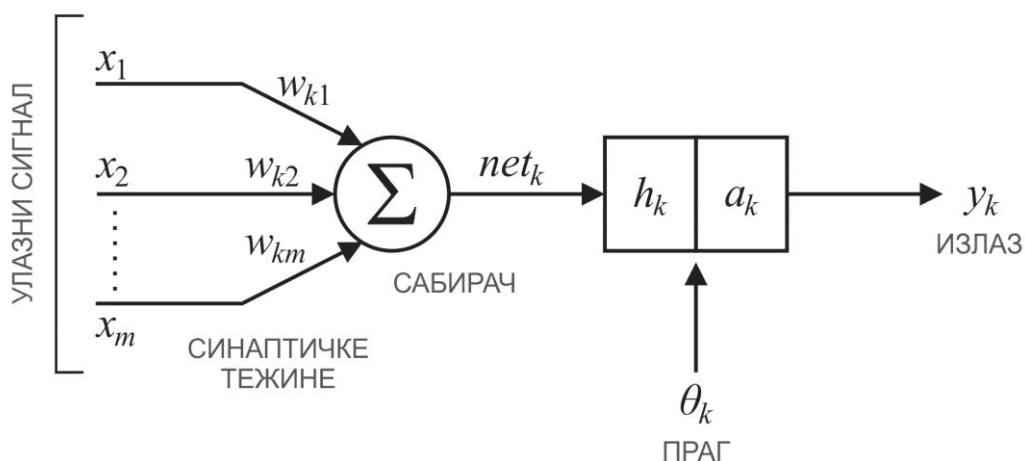
потенцијал (потенцијал мировања), који када пређе одговарајући праг, праг неурона  $\theta_k$ , условљава активирање неурона помоћу акционог потенцијала, а преко међусобних веза и осталих неурона.

Функционалност неурона обезбеђују три основна елемента (слика 3.2):

- Улазни оператор који обезбеђује улазе и тежинске односе међусобних веза (синапси), и математички приказан за линеарни тип гласи:

$$net_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} x_j ;$$

- Функција преноса  $h_k$  која обрађује излаз из неуронског улазног оператора и формира потребну вредност за активациону функцију;
- Активациона функција за  $k$ -ти неурон  $a_k$  која обрађујући излаз функције преноса управља излазном вредношћу неурона [71].



Слика 3.2 Модел  $k$ -тог неурона

После детерминисања улазног оператора и процеса који се одвијају у посматраном неурону, излазни сигнал се може написати у општем облику:

$$y_k(t+1) = a_k(net_k(t) - \theta_k) \quad (3.1)$$

где је  $a_k$  - активациона функција,  $net_k(t)$  - улазни оператор,  $\theta_k$  - праг активације неурона.

У једначини која описује функционисање неурона претпоставља се да постоји транспортно кашњење од тренутка доласка сигнала на улаз до генерисања излазног сигнала  $(t, t + 1)$ . Најчешће, активација неурона је еквивалентна текућем улазу, односно:

$$y_k(t) = a_k(\text{net}_k(t) - \theta_k) \quad (3.2)$$

Активациона функција је у општем случају зависна од улазних величина - улазног оператора  $\text{net}_k$ :

$$a_k = f(\text{net}_k) \quad (3.3)$$

тако да је излазни сигнал неурона:

$$y_k(t) = F(\text{net}_k(t)) \quad (3.4)$$

Активационе функције имају веома важну улогу у различитим моделима вештачких неуронских мрежа. Задатак активационе функције је дефинисање излаза неурона у зависности од величина (сигнала и тежина) на његовом улазу. Најчешће коришћене активационе функције су: линеарна, бинарна, сигмоидна, тангенс-хиперболична, soft-max линеарна функција, Гаусова функција [93].

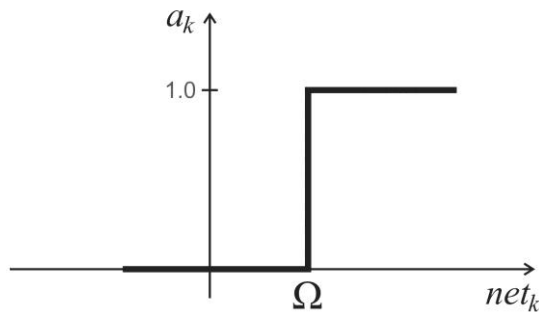
**Линеарна активациона функција** је најједноставнија и сумира све улазе у неурон пропуштајући их на излазу из неурона интегрисане у кохерентном облику. Математички се може приказати на следећи начин:

$$a_k^l(\text{net}_k(t)) = \text{net}_k(t) \quad (3.5)$$

**Бинарна активациона функција** обезбеђује неурону два стабилна стања, активно и неактивно, приказано једначином:

$$a_k^b(net_k(t)) = \begin{cases} 1 & \text{ако је } net_k(t) > \Omega \\ 0 & \text{остало} \end{cases} \quad (3.6)$$

где  $\Omega$  представља тачку транзиције између два стања, приказано на слици 3.3, и код многих неуронских мрежа је једнако нули.



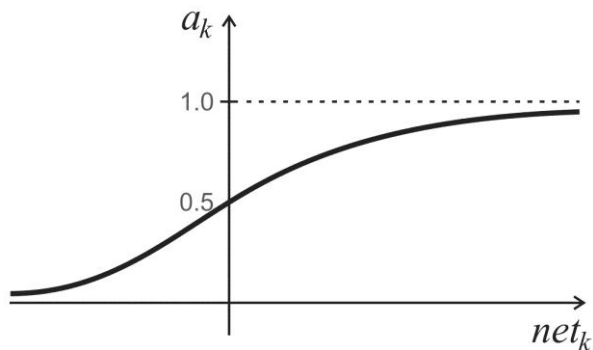
Слика 3.3 График бинарне активационе функције

Бинарну активациону функцију можемо сматрати одскочном функцијом. Ако је улазна активација у неурон позитивна и већа од нуле, неурон „окида“ и генерише активни излаз, док је у свим другим случајевима излаз инхибиран, што значи да стимулација на улазу неурона није била довољна да пређе праг  $\theta$ .

**Сигмоидна активациона функција** је по својим карактеристикама слична бинарној, с том разликом што је сигмоидна функција математички континуална и диференцијабилна. Сигмоидна функција се дефинише као стриктно растућа и нелинеарна функција. Најопштија формулација сигмоидне функције представљена је једначином:

$$a_k^s(net_k(t)) = \frac{1}{1 + e^{-(net_k(t) - \Theta) / \tau}} \quad (3.7)$$

У приказаној једначини, варирањем вредности  $\theta$  и  $\tau$  може се одредити и тачка транзиције и облик криве. Сличност између сигмоидне и бинарне активационе функције уочава се и на графику (слика 3.4).

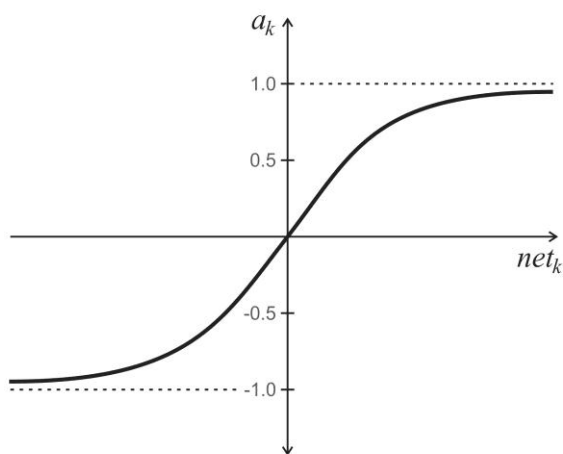


Слика 3.4 График сигмоидне активационе функције

**Функција тангенс-хиперболична** представљена је једначином:

$$a_k^t(net_k(t)) = \tanh \frac{net_k(t)}{2} = \frac{1 - e^{-net_k(t)}}{1 + e^{-net_k(t)}} \quad (3.8)$$

Ова активациона функција, графички приказана на слици 3.5, се најчешће користи код неуронских мрежа у процесима предвиђања.



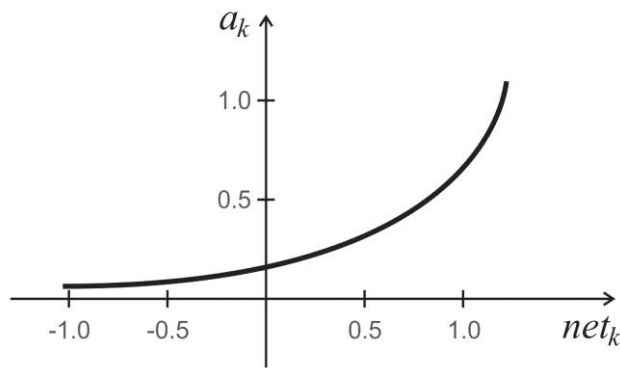
Слика 3.5 График тангенс-хиперболичне активационе функције

**Soft-max активациона функција** се користи код неуронских мрежа са пропагацијом уназад у процесима класификације података. Приказана је изразом:

$$a_k^{sm}(net_k(t)) = \frac{e^{net_k(t)}}{\sum_{j=1}^n e^{net_j(t)}} \quad (3.9)$$

где је:  $net_j(t)$ - излаз из  $j$ -тог неурона скривеног слоја,  $n$  - број неурона у скривеном слоју.

**Гаусова активациона функција** се користи у случају када је потребно извршити класификацију улазних података у неку од претходно дефинисаних класа.



Слика 3.6 График Гаусове активационе функције

Типична Гаусова активациона функција, чији је график приказан на слици 3.6, има следећу математичку форму:

$$a_k^g(net_k) = e^{\frac{net_k - 1}{\sigma^2}} \quad (3.10)$$

где  $net_k$  представља улаз Гаусовог неуронског модела, а  $\sigma$  параметар поравњавања. Ова функција се користи код неуронских мрежа са супервизорском естимацијом узорка.

### 3.1.2 Процес обучавања и правила учења неуронских мрежа

Обучавање је једна од компоненти неуронских мрежа. Најчешће заступљени процеси обучавања код неуронских мрежа су:

- a) обучавање са надгледањем или супервизорско учење или „учење под надзором“,
- b) обучавање без надгледања или несупервизорски вид учења или компетитивно учење,
- c) хибридно обучавање.

У поступку супервизорског учења неуронској мрежи се презентује улаз и жељени излаз. Стварни излаз из мреже се пореди са жељеним излазом, а мера одступања (грешка) се прослеђује процедури за обучавање. На основу грешке врши се промена параметара мреже (тежинских односа), уз тежњу да се минимизира разлика између стварног и жељеног излаза из мреже.

Код обучавања без надгледања не постоји информација о жељеном излазу из неуронске мреже, тако да се параметри мреже подешавају у току рада. Способност мрежних структура да им се у току рада параметри могу динамички подешавати без скупа узорака за обучавање, утицали су на то да неуронске мреже постану веома атрактивне у области вештачке интелигенције.

Хибридно обучавање обједињује у себи и супервизорско и несупервизорско учење, тј. један део тежина се одређује путем надгледаног обучавања, а други део помоћу ненадгледаног обучавања.

Код неуронских мрежа које се користе при решавању проблема предвиђања најчешће се користи супервизорско учење. Разликујемо три фазе у процесу обучавања ових мрежа:

1. фаза тренирања – мрежа се обучава на узорку за тренирање са циљем проналажења оних вредности тежинских односа за које је одступање стварног излаза од жељеног минимално;
2. фаза тестирања – мрежа се тестира на узорку за тестирање, при чему су тежински односи фиксирани;

3. оперативна фаза – неуронска мрежа се користи у новим ситуацијама са, до тада њој непознатим узорцима.

Поступак супервизорског учења састоји се у следећем:

- a) задају се почетни параметри мреже (тежине веза),
- b) на улаз неуронске мреже се доводе улазни сигнали из скупа за обучавање и израчунавају се одговарајући излази из мреже,
- c) израчуна се укупна грешка на излазу, а затим се побољшавају вредности параметара мреже (тежински односи).

Добијена грешка се користи за подешавање тежинских односа помоћу алгорита тренинга. Ова процедура, тј. кораци  $b$  и  $c$  се понављају све док се не достигне минимално одступање стварног излаза од жељеног излаза, односно минимизира грешка одступања. У наведеном поступку се користе подаци из узорка за тренирање.

*Алгоритмом учења* вештачких неуронских мрежа одређују се тежински односи између неурона итеративним поступком. Најчешће коришћени алгоритми учења код неуронских мрежа које се користе за решавање проблема предвиђања су [48]:

1. *Delta* правило;
2. Уопштено *Delta* правило;
3. *Delta-bar-delta* правило.

***Delta* правило или Widrow-Hoff-ово правило** је један од најзначајнијих алгоритама учења. Ово правило има за циљ минимизирање суме квадрата грешака, при чему се грешка дефинише као разлика између добијеног и жељеног излаза неурона за дате улазне податке. Алгоритам најмањег квадрата спада у групу градијентних алгоритама за чију примену критеријумска функција треба да буде диференцијабилна. У случају када се користи сигмоидна активациона функција, тај услов је испуњен. Математичка формулација *Delta* правила је:

$$w(t+1) = w(t) + 2\mu\varepsilon_k x_k \quad (3.11)$$

при чему је:  $x_k$  –  $k$ -ти улазни вектор,  $w$  – тежински вектор,  $\mu$  – позитивна константа,  $\varepsilon_k$  – тренутна разлика (грешка) између захтеване вредности излаза ( $d_k$ ) и актуелне вредности излаза ( $y_k$ ).



**Уопштено Delta правило** спада у групу учења са надгледањем и једно је од најчешће коришћених правила учења код вишеслојних неуронских мрежа са простирањем сигнала у једном правцу и неоппадајућим и диференцијабилним активационим функцијама [89]. Код неуронских мрежа које немају скривене слојеве, за подешавање тежина у излазном слоју, користи се *Delta правило*. Међутим, за подешавање тежина у скривеном слоју не може се користити *Delta правило*, јер није познат жељени излаз из неурона у скривеном слоју. У овом случају врши се пропација грешке, добијене у излазном слоју, уназад. Тежине у скривеном слоју се при томе подешавају помоћу *уопштеног Delta правила*:

$$w_{ji}(t+1) = w_{ji}(t) + \eta \delta_{pj} x_i \quad (3.12)$$

при чему је:  $x_i$  –  $i$ -ти улазни вектор,  $w_{ji}$  – вектор тежинских односа,  $\eta$  – параметар учења,  $\delta_{pj}$  – грешка везана за излаз неурона.

Грешка излаза неурона се израчунава помоћу израза:

$$\delta_{pj} = (y_{pj} - o_{pj}) \quad (3.13)$$

где је:  $y_{pj}$  – захтевана вредност излаза,  $o_{pj}$  – актуелна вредност  $p$ -тог обучавајућег вектора за  $j$ -ти неурон.

**Delta-bar-delta правило** подразумева да свака синапса у мрежи има свој параметар учења  $\eta$  који се мења континуално како процес обучавања напредује [48]. Математички приказ *Delta-bar-delta* алгоритма учења сличан је *уопштеном Delta правилу*, с тим што у овом случају свака синапса има свој параметар учења  $\eta_{ji}$ :

$$w_{ji}(t+1) = w_{ji}(t) + \eta_{ji} \delta_{pj} x_i \quad (3.14)$$

### 3.1.3 Модели вештачких неуронских мрежа

Вештачке неуронске мреже се интензивно користе у многим дисциплинама за моделирање сложених проблема [61]. До сада је забележена примена неуронских мрежа у домену производних технологија, финансија, као и у социолошким истраживањима и свуда тамо где се користе неуређени улазни подаци на чије међусобне односе утичу различити фактори. Неколико истраживања указује на

предност коришћења неуронских мрежа у односу на традиционалне статистичке методе [36], [26], [3], [34], као што су: способност да раде са неструктурисаним улазним подацима, способност паралелене обраде података и способност учења [31].

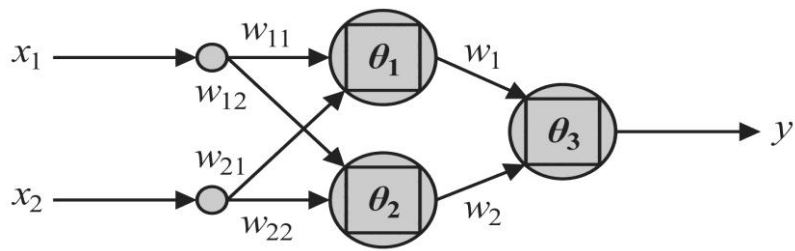
У категорији истраживања у образовању, на чему ће бити верификована могућност примене вештачких неуронских мрежа, неуронске мреже се најчешће користе за решавање проблема предикције и класификације. Предикција је представљена претходним вредностима стања система, као и тренутним и претходним вредностима улаза, које са будућим стањима система формирају парове [71], док се класификација у наведеној литератури третира као скуп улаза који са специфицираном класом формира парове.

Модел вештачких неуронских мрежа који се најчешће користе при предикцији и класификацији, а примењени су у истраживањима у области образовања, су:

- Вишеслојни перцептрон са алгоритмом пропације уназад (backpropagation algorithm) (MLP);
- Мрежа са радијално заснованом функцијом (RBF);
- Модуларна неуронска мрежа.

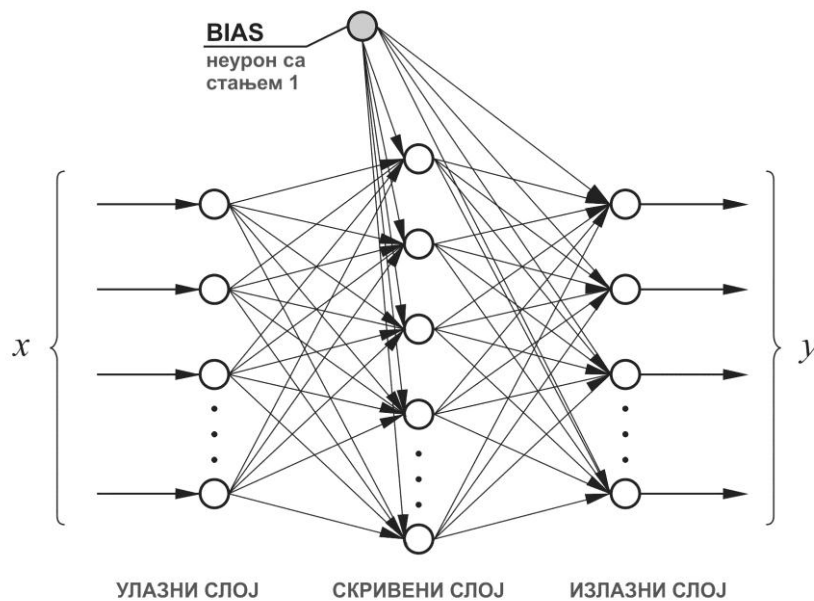
### **3.1.3.1 Вишеслојни перцептрон са алгоритмом пропације уназад (MLP)**

*Перцептрон* представља најстарији модел вештачке неуронске мреже који је развијан од 1943. године од стране Ворен Мекалах (Warren McCulloch) и Волтер Питса (Walter Pitts) [67], па преко Розенблата (Rosenblatt) (1958 и 1962) [108], до Минског (Minsky) и Паперта (Papert) (1969) [30]. Архитектура перцептрона је једноставна, користи простирање сигнала у једном смеру, има један или више слојева неурона и функционише на бази супервизорског учења [71]. Шематски приказ перцептрона је дат на слици 3.7.



Слика 3.7 Елементарна структура перцептрона [71]

Перцептрон има могућност примене у области класификације, али и ограничења у погледу нелинеарних пресликавања, посебно у случају нелинеарних раздвајања класа. Неуронска мрежа са алгоритмом пропације уназад (backpropagation-BP) је развијена са циљем да се проблем нелинеарног пресликавања из улазног простора у излазни простор успешно реши. На овај начин неуронске мреже су постале широко примењиван и популаран метод за предвиђање, класификацију и апроксимацију у различитим подручјима примене.



Слика 3.8 Елементарна структура BP неуронске мреже

Архитектура мреже са пропацијом уназад је хијерархијска и састоји се од неурона који су груписани по слојевима (слика 3.8). Улазни слој се састоји од  $n$  неурона који прихватају улазне податке и дистрибуирају их у први скривени слој,

без модификације. Скривени слој није у интеракцији са спољним окружењем. Неурони у скривеном слоју примају сигнале од неурона из претходног слоја, процесорска јединица сумира своје улазе и израчунава излаз применом сигмоидне активационе функције. Овако добијене излазне вредности се шаљу неуронима излазног слоја. У излазном слоју се за сваку процесорску јединицу израчунава одступање добијеног излаза од жељеног, тј. применом *Delta правила* утврђује се грешка на излазу. Добијена грешка се пропагира уназад до неурона у скривеном слоју. Применом *Уопштеног Delta правила* израчунава се вредност грешке у скривеном слоју. На овај начин, понављањем за сваки нови узорак, се врши полако модификовање сваког тежинског односа између неурона, са циљем проналажења оних тежина којима се минимизира укупна грешка мреже. Алгоритам пропације уназад проналази минимум функције грешке користећи градијентну методу најбржег пада. Из тог разлога активациона функција која се користи мора бити диференцијабилна. Код неуронских мрежа са пропацијом уназад као активациона функција најчешће се користи сигмоидна функција.

Због свог начина на који пропагира грешку, вишеслојни перцептрон са алгоритмом пропације уназад је намењен решавању проблема са континуираним вредностима улаза и излаза. Мрежа са пропацијом уназад се не препоручује за употребу на нестационарним подацима или у случају када улазни подаци у себи садрже више различитих скривених проблема.

### **3.1.3.2 Мрежа са радијално заснованом функцијом (RBF)**

Мрежа са радијално заснованом функцијом спада у групу мрежа са простирањем сигнала у једном правцу. Састоји се од једног скривеног слоја чији су неурони повезани са неуронима излазног слоја. Карактеристично за архитектуру ове мреже је постојање „центра“, тј. један од улазних вектора се налази у тежинском вектору између улазног и скривеног слоја. Мрежа са радијално заснованом функцијом има функцију за удаљеност која одређује удаљеност сваког улазног вектора од центра и функцију преноса која мапира излаз функције удаљености [83]. Алгоритам учења у мрежи са радијално заснованом функцијом се може описати на следећи начин:

- Учење почиње у скривеном слоју са надгледаним алгоритмом како би се одредило средиште;
- Учење се наставља у излазном слоју са надгледаним алгоритмом како би се израчунала грешка;
- Симултано се примењује надгледани алгоритам у скривеном и излазном слоју како би се подесиле тежине у мрежи.

Овај хибридни алгоритам учења конвергира много брже него алгоритам са пропагацијом уназад који се користи код вишеслојног перцептрона. Међутим, за већину проблема, мрежа са радијално заснованом функцијом подразумева коришћење великог броја скривених неурона. Време рада ове мреже је много дуже него код вишеслојног перцептрона. Ефикасност мреже (однос грешке према величини мреже) зависи од проблема који се решава и експериментално је доказано да мрежа са радијално заснованом функцијом има исту способност апроксимације као и вишеслојни перцептрон [50].

Мрежа са радијално заснованом функцијом се може користити и у решавању проблема предвиђања као и при решавању проблема класификације. Ова мрежа превазилази неке недостатке мреже са пропагацијом уназад, као што су проблеми спорог учења и локалног минимума.

### **3.1.3.3 Модуларна неуронска мрежа**

Модуларну мрежу су развили Јакобс (Jacobs), Џордан (Jordan), Новлан (Nowlan) и Хинтон (Hinton) [48] 1991. године са циљем унапређивања резултата мреже са пропагацијом уназад. Модуларна мрежа се састоји од више засебних мрежа, где свака појединачно преузима један подскуп укупног скупа случајева за тренирање. За разлику од вишеслојног перцептрона, модуларна мрежа нема потпуну међуповезаност између слојева. Дакле, потребне су мање тежине за исту величину мреже. Као последица овакве структуре мреже јавља се тенденција убрзавања процеса обуке и смањивања броја потребних итерација при обуци мреже.

## 3.2 Логистичка регресија

Многе појаве или обележја елемената статистичког скупа могу да варирају и да се мењају, не само под утицајем једног фактора, већ под истовременим утицајем два или више фактора. Повезаност између обележја може се разликовати и по смеру и по јачини повезаности. Скуп статистичких метода којима се проучавају узајамне везе статистичких обележја и појава назива се теоријом корелације, а основни показатељи корелационих веза су једначина регресије и коефицијент корелације [110].

Појаве, односно обележја се представљају нумеричким вредностима зависне променљиве величине ( $y$ ) и независних променљивих величина ( $x$ ). Утврђивањем аналитичког израза којим се описује статистичка зависност између зависне променљиве и независних променљивих величина бави се регресиона анализа. Регресија објашњава какав ефекат има промена независних променљивих на зависну променљиву и користи се у циљу предвиђања вредности зависне променљиве на основу најмање једне независне променљиве.

*Логистичка регресија* је статистичка техника која се користи за испитивање модела за предикцију категоријских исхода са две или више категорија, док су предикторске тј. независне променљиве категоријске (дискретне), непрекидне или њихова комбинација у истом моделу [74]. У литератури је присутан велики број истраживања из области предвиђања и одлучивања тј. управљања стратегијом уписа на високошколским установама, која као научну методу користе логистичку регресију. Теме које су у литератури забележене као најчешћи предмет ових истраживања односе се на развијање модела предвиђања вероватноће уписа [23], истраживање могућности примене технике „data mining“ у процесу унапређивања управљања стратегијама уписа [10], анализу утицаја висине школарине на одлуку студената да упишу факултет [11].

Један од предмета ове дисертације је развијање модела предикције уписа у оквиру методологије предвиђања и одлучивања за циљну групу високошколских установа техничких наука. Зависна променљива величина – наставак школовања на Машинском факултету у Београду је дихотомна, тј. може имати само две вредности или категорије, да или не, а независне променљиве су комбинација

категоријских и непрекидних. Из наведених разлога, за компаративну методу истраживања изабрана је логистичка регресија.

### 3.2.1 Модел логистичке регресије

Логистичка регресија је сложена статистичка техника чија примена подразумева испуњавање одређених услова и претпоставки.

#### *Величина узорка*

Једно од важних питања које треба размотрити пре употребе логистичке регресије је величина узорка, тј. број случајева у узорку у односу на број предиктора (независно променљивих величина). Препорука је да је потребно бар 15 субјеката по предиктору [98], док поједини аутори дају формулу за израчунавање величине узорка,  $n > 50 + 8t$ , где  $t$  представља број независно променљивих, а  $n$  број случајева у узорку [99].

#### *Мултиколинеарност*

Мултиколинеарност се јавља у случају када су независне променљиве међусобно јако колинеарне и овакво својство је непожељно у регресионом моделу. Препорука је да се у регресионом моделу коефицијент корелације – Пирсонов (Pearson) [35] коефицијент предикторских променљивих налази у интервалу

$$0,3 < |R| < 0,7.$$

Пирсонов коефицијент одређује смер повезаности и јачину везе између променљивих, може се наћи у интервалу  $[-1,1]$ , а дефинише се следећом формулом:

$$R = \frac{\sum_i x_i y_i - n \bar{x} \bar{y}}{\sqrt{\sum_i x_i^2 - n \bar{x}^2} \cdot \sqrt{\sum_i y_i^2 - n \bar{y}^2}} \quad (3.15)$$

где су:  $R$  - Пирсонов коефицијент корелације,  $x_i, y_i$  - оригиналне вредности променљивих између којих се утврђује корелација,  $\bar{x}, \bar{y}$  - аритметичке средине и

$n$  - број парова променљивих.

Коефицијент детерминације је квадратна вредност Пирсоновог коефицијента,  $R^2$ , и представља меру јачине везе између две променљиве. Вредности коефицијента детерминације су  $0 \leq R^2 \leq 1$ .

Међу стандардним показатељима мултиколинеарности су *VIF* (*Variance Inflation Factor*) односно фактор инфлације варијанси:

$$VIF = \frac{1}{1 - R^2} \quad (3.16)$$

при чему је  $R^2$  коефицијент детерминације, или еквивалентни показатељ *TOL* (*Tolerance*) који је дефинисан изразом:

$$TOL = \frac{1}{VIF} = 1 - R^2 \quad (3.17)$$

и који показује који проценат укупних варијација посматране регресионе променљиве није протумачен осталим регресионим параметрима.

Проблем мултиколинеарности се јавља када је  $R^2 > 0,8$ , односно  $VIF > 5$ , или еквивалентно  $TOL < 0,2$  [35].

#### *Нетипичне тачке*

Нетипичне тачке су случајеви у узорку које логистички модел не објашњава добро. У случају када модел слабо предвиђа опсервације, неопходно је да се на дијаграму резидуала препознају и издвоје нетипични случајеви.



### 3.2.2 Математички модел логистичке регресије

Једна од математичких функција која најбоље описује везу између независно променљивих и вероватноће да ће се зависна променљива наћи у одређеној категорији је представљена следећом формулом [74]:

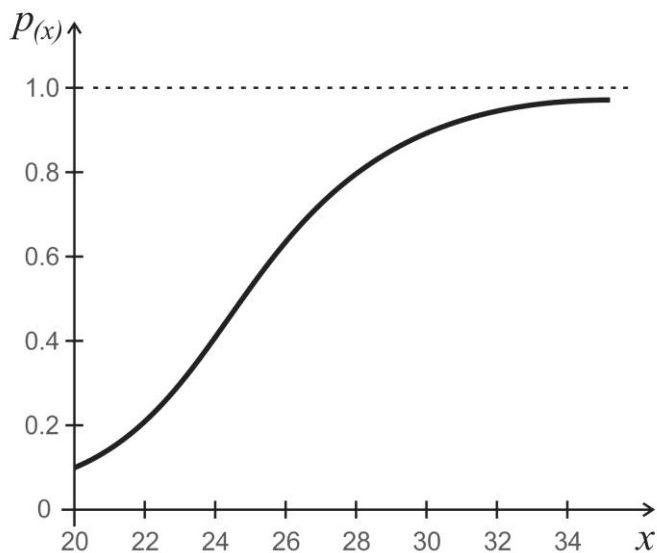
$$\ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = b_0 + bx \quad (3.18)$$

где су:  $p$  - вероватноћа исхода зависне променљиве  $y$ ,  $b_0, b$  - тежине логистичке регресије,  $x$  - вредност независне променљиве величине.

Експлицитно изражена вероватноћа  $p(x)$  гласи:

$$p(x) = \frac{e^{b_0+bx}}{1 + e^{b_0+bx}} \quad (3.19)$$

Графички приказ функције  $p(x)$  (3.19), дат је на слици 3.9.



Слика 3.9 Логистичка функција

Параметар  $b$  одређује стопу раста или опадања  $S$  криве, приказане на слици 3.9. Када је  $b=0$ , десна страна једначине 3.19 добија константну вредност и  $p(x)$  постаје хоризонтална права линија.

Наведена функција потиче, заправо, од логистичке функције:

$$p(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (3.20)$$

коју је први представио белгијски научник Пјер-Франсоа Верхулст (Pierre-Francois Verhulst) 1838.године, а као регресиону функцију први употребио Кокс (Cox) 1958.године [13].

Инверзни облик логистичке функције је логаритамског облика и гласи:

$$x = \ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = \ln \text{it}(P) \quad (3.21)$$

при чему је  $\text{it}(P) = \left(\frac{p}{1-p}\right)$

Количник вероватноћа могућности и немогућности дешавања посматраног догађаја, у литератури се често приказује и као [74] :

$$\text{odds} = \frac{p}{1-p} \quad (3.22)$$

Логистичка регресија се користи за статистичко моделирање категоријске зависне променљиве. Најчешћи облик категоријских податка су бинарни подаци. Зависна променљива величине узима вредности 0 и 1 у зависности од тога да ли се опсервирана појава догодила или не.

Када исход посматраног догађаја зависи само од једне независне променљиве ради се о једнострукој логистичкој регресији. При томе, уколико је предикторска величина непрекидна, регресија се представља једначином 3.18. У случају када на бинарни исход анализирани појаве утиче скуп од  $x_i$  ( $i=1,2,\dots,k$ ) непрекидних предиктора, једначина 3.18 се генерализује у:

$$\ln it(P) = b_0 + \sum_{i=1}^k b_i x_i \quad (3.23)$$

Уколико се логистички модел састоји од комбинације непрекидних и категоријских предикторских величина, што је случај који се анализира у овој дисертацији, функционална зависност између вероватноће одигравања посматране појаве и наведених независних променљивих даје се у општем облику:

$$\ln it(P) = b_0 + \sum_{i=1}^k b_i x_i + \sum_{j=k+1}^n b_j \cdot \sum_{l=1}^m c_{j,l} \quad (3.24)$$

где коефицијенти  $b_j$  потичу од категоријских независних променљивих којих има укупно  $n - k + 1$ , фактори  $c_{j,l}$  имају вредности 0 или 1, а њихов број ( $m$ ) зависи од броја категорија за сваку појединачну променљиву.

### 3.2.3 Испитивање модела логистичке регресије

Валидност модела логистичке регресије може да се провери применом неколико различитих статистичких тестова. Међу њима су најпознатије и најчешће примењиване следеће методе: Пирсонов  $\chi^2$  тест, Хосмер и Лемешоу (Hosmer&Lemeshow) тест и Кокс, Снел и Нагелкерке (Cox&Snell, Nagelkerke)

$R^2$  тест [41].

**Методом Пирсоновог  $\chi^2$  теста** утврђује се значајност разлика између емпиријских (осмотрених) и теоријских (прорачунских, односно уклопљених) података који су добијени применом модела логистичке регресије.

Образац за израчунавање  $\chi^2$  гласи:

$$\chi^2 = \sum \frac{(\text{empirijsko} - \text{uklopljeno})^2}{\text{uklopljeno}} \quad (3.25)$$

У првој фази тестирања добијају се резултати анализе исхода без иједне независне променљиве у моделу, само на основу емпиријских података. У следећој фази уноси се скуп предикторских променљивих, а затим се израчунава вредност  $\chi^2$ . На тај начин се утврђује, са одређеном значајношћу, колико добро модел предвиђа резултате. Критеријум за процену ваљаности модела је величина значајности која би требало да буде мања од 0,05 ( $p < 0,05$ ).

**Хосмер и Лемешоу тест** развијен је 1989. године највише у циљу примене на моделе логистичке регресије са једним или више непрекидних предиктора [41]. Овај тест се користи само код модела са бинарним исходима. На почетку тестирања узорак се дели на десет приближно једнаких група, по следећој формули:

$$M = [0,1 \times N + 0,5] \quad (3.26)$$

где је  $M$  број субјеката у свакој групи, а  $N$  укупан број субјеката у узорку.

Хосмер и Лемешоу тест се заснива на израчунавању  $\chi^2$  за очекиване и опсервиране вредности променљивих. Хосмер – Лемешоу статистика гласи:

$$\chi_{HL}^2 = \sum_{i=1}^g \frac{(O_i - N_i \bar{\pi}_i)^2}{N_i \bar{\pi}_i (1 - \bar{\pi}_i)} \quad (3.27)$$

при чему је:  $N_i$  - број субјеката у  $i$ -тој групи,  $O_i$  - фреквенција исхода у  $i$ -тој групи,  $\bar{\pi}_i$  - просечна процена вероватноће за  $i$ -ту групу.

Вредност  $\chi_{HL}^2$  се израчунава за  $(g - 2)$  степени слободе, где је са  $g$  означен број група.

Индикатор слабог предвиђања модела логистичке регресије је велика вредност  $\chi_{HL}^2$  и мала вредност статистичке значајности ( $p < 0,05$ ).

**Кокс и Снел и Нагелкерке (Cox&Snell, Nagelkerke)  $R^2$  мерс** је једна од најчешће коришћених метода за испитивање валидности модела логистичке регресије, а заснива се на примени логаритамске вредности *likelihood* функције. У статистици *likelihood* функција се дефинише као функција параметара статистичког модела и показује веродостојност опсервираних вредности групе параметара [25]. Ова функција, односно њена логаритамска вредност (*log-likelihood -LL*) има значајну примену у процени модела логистичке регресије. У првој фази тестирања одређује се *log-likelihood* за нулти модел. То је почетни модел у којем се не узимају у обзир утицаји предикторских променљивих (модел само са константом). У другој фази се одређује логаритам финалног модела који подразумева дејство независних променљивих. Процена веродостојности модела се добија поређењем почетне вредности логаритма са крајњим моделом. Добијена разлика једнака је  $\chi^2$  :

$$\chi^2 = 2[LL(f) - LL(0)] \quad (3.28)$$

при чему је:  $LL(f)$ - *log-likelihood* финалног модела,  $LL(0)$ - *log-likelihood* почетног модела.

Употребљивост модела, односно који део варијансе зависне променљиве објашњава модел, мери се помоћу псеудопоказатеља вредности  $R^2$ , а међу њима најчешћу примену имају **Cox&Snell** и **Nagelkerke** индекс [77].

Индекс **Cox&Snell** ( $R_{CS}^2$ ) за узорак величине  $n$  може се израчунати на следећи начин:

$$R_{CS}^2 = 1 - \exp \left[ \frac{-2(LL_f - LL_o)}{n} \right] \quad (3.29)$$

С обзиром на то да *likelihood* функција показује колико је вероватно да ће се реализовати предвиђање постављеног логистичког модела, у случају савреног модела вредност *likelihood* биће једнака 1, тј.  $-2(LL_f - LL_o) = 0$ . Један од највећих недостатака ове процене је немогућност достизања максималне вредности 1.

*Nagelkerke* индекс ( $R_N^2$ ) покрива ширу област процене од индекса *Cox&Snell*:

$$R_N^2 = \frac{R_{CS}^2}{R_{\max}^2} = \frac{1 - \exp\left[\frac{-2(LL_f - LL_o)}{n}\right]}{1 - \exp\left[\frac{2LL_o}{n}\right]} \quad (3.30)$$

где је, дакле,  $R_{\max}^2 = 1 - \exp\left[2(n^{-1})LL_o\right]$ .

## **4 Стање система одлучивања и руковођења у високом образовању у Србији и у свету**

Простор високог образовања Републике Србије чине државни и приватни универзитети. Универзитети Србије су приступили Болоњској декларацији 2003. године, док је Закон о високом образовању у Србији донет тек 2005, чиме су садржаји реформе и основни циљеви Болоњског процеса постали законска обавеза универзитета и факултета. У новом Закону [118] се наводи да је улога високог образовања (члан 3): „преношење научних, стручних и уметничких знања и вештина; развој науке и унапређивање уметничког стваралаштва; обезбеђивање научног, стручног и уметничког подмлатка; пружање могућности појединцима да под једнаким условима стекну високо образовање и да се образују током читавог живота; да битно повећа број становника са високим образовањем“. Према подацима UIS-а (UNESCO Institute of Statistics) из 2009. године укупан број високообразовних институција у Србији је 67, од чега је 19 универзитета и самосталних факултета и 48 неуниверзитетских високообразовних институција које похађа 238 710 студената. Број приватних институција је 34 и нешто је већи у поређењу са бројем државних високообразовних институција, којих има 33. Ипак, много је већи број студената који се уписује на државне институције, 222 000 (93%).

Процес реформе високог образовања започео је успостављањем активности које воде стварању модерног система високог образовања у складу са Болоњским процесом. У оквиру овако постављене мисије прецизирани су главни циљеви [106]:

- Повећање ефикасности система високог образовања повећањем броја дипломираних студената и смањењем реалне дужине студирања;
- Увођење тростепеног система студија са Европским системом преноса бодова као мером радног оптерећења студената;
- Промовисање европске сарадње у обезбеђењу квалитета ради стварања упоредивих критеријума и методологија;
- Промовисање мобилности студената и наставника;
- Успостављање релевантности студијских програма у складу са националним потребама и захтевима тржишта;

- Стварање услова за развој мултидисциплинарних студијских програма примерених савременом технолошком развоју.

Осигурање квалитета наставе и научно-истраживачког рада је темељни елемент реформе високог образовања. Приступањем Болоњској декларацији Србија је преузела обавезу развоја стандарда квалитета и пратећих упутстава, као и обавезу увођења система осигурања квалитета у институцијама високог образовања.

Доношењу Закона о високом образовању претходила је израда Стратегије за реформу система високог образовања и објављивање Закона о универзитету, 2002. године. У даљем току реформе високог образовања од велике важности је било и усвајање Стандарда за акредитацију високошколских установа и студијских програма од стране Националног савета за високо образовање, 2006. године. Акредитација институције високог образовања подразумева обезбеђивање елемената који су неопходни за квалитетно извођење и развој наставних и истраживачких активности, док акредитација студијских програма обезбеђује квалитет извођења наставног процеса као и исходе знања и вештина дипломираних експерата. На овај начин у процесу реформе високог образовања начињен је велики корак у погледу континуалног унапређивања и праћења квалитета и образовно-пословних перформанси институције.

Савремене тенденције континуираног повећања броја високошколских институција и студената указују на појаву масовности у високом образовању Србије. Између универзитета се јавља такмичење и конкуренција у настојањима да се обезбеде средства из фондова, али и потребан број студената. Многи универзитети су прихватили изазов и почели да изграђују своје специфичне програме и профиле, као и низ особености које ће их учинити препознатљивим и другачијим од осталих. Новонастале околности утицале су на развој свести о томе да управљање универзитетима мора да буде стратешко, тј. плански обликовано, дугорочно и проактивно. Стратешко планирање омогућава да се чак и при непредвидивим променама, као што су већи друштвени потреси, ратови, економске кризе, обезбеди ефикасан рад универзитета.

Стратешко управљање високошколским институцијама не би требало да зависи само од појединца, иако је одговорност руководиоца највећа. Институционализацијом процеса управљања обезбеђује се трајност, стабилност и



континуитет, без обзира на смене које се дешавају у менаџменту институција. Стилски управљања високошколским институцијама су различити и углавном су прилагођени микрокултуралним потребама институције. Традиционално, у нашем систему стратешке одлуке се доносе у министарствима. Реформа високог образовања намеће потребу за променом и јасном спецификацијом улога универзитета и факултета у процесу управљања. Отвара се низ питања: шта треба променити и зашто, шта може а шта не може да се промени, шта може да се промени одмах, а шта још не треба мењати, шта може да се промени у границама надлежности, а за које промене је потребан сагласност других и сл. У зависности од приоритета идентификују се стратешки циљеви за планирани период и одређује време потребно за одређене промене [107].

#### **4.1 Управљање и планирање у институцијама високог образовања у Србији**

Управљање институцијама високог образовања заснива се на постојећој законској и подзаконској регулативи (Закон о високом образовању, Закон о научно-истраживачкој делатности, стандарди акредитације, финансирање и сл.) [116], [115], и односу различитих институција на системском нивоу (надлежно министарство, Национални савет за високо образовање, КОНУС (Конференција универзитета Србије), Конференција академија струковних студија, студентске конференције, Комисија за акредитацију и контролу квалитета). У садашњем пословању универзитета и факултета не постоје прецизно одређени индикатори и перформансе којима би се пратио и побољшавао процес управљања. Интерна и екстерна размена информација повезује организационе јединице универзитета и факултета у процесима доношења одлука на свим нивоима управљања. Побољшање процеса управљања захтева анализу унутрашње организације институција, система одлучивања и расподеле надлежности, транспарентности процедура и интерних система осигурања квалитета.

Организационе јединице Универзитета у Београду су универзитетски центри, универзитетске катедре, факултети, библиотекарски систем, задужбине, фондације и фондови. Орган управљања Универзитета је Савет, док су стручни органи Универзитета Сенат, Већа групација, Већа научних области, Веће за мултидисциплинарне студије и посебна стручна и саветодавна тела. Факултети и

институти из састава Универзитета издвајају део сопствених прихода за финансирање заједничких послова на нивоу Универзитета. Одбор за финансирање је стручно и саветодавно тело које припрема предлог финансијског плана Универзитета, прати коришћење финансијских средстава и усаглашеност финансијског плана, предлаже мере рационализације и друго. Универзитет стиче средства од оснивача, школарина, донација, пројеката, консултантских услуга и сл. Република као оснивач обезбеђује средства за спровођење акредитованих студијских програма.

Организационе јединице заједничких послова на Машинском факултету Универзитета у Београду су Центар за ICT (Information and Communication Technology), Центар за квалитет инжењерског образовања, Библиотека факултета, Општи, правни и кадровски послови, Студентски послови, Рачуноводство и финансије, Безбедност и противпожарна заштита, Служба одржавања, Издавачка служба и Угоститељска делатност. Студентска служба је посебна јединица која се бави пословима уписа студената, води студентску статистику и базу података студената; бави се пословима студентског стандарда, администрацијом докторских студија и студија на енглеском језику. Администрација послова Студентске службе полази од процедуре пријема студената на факултет. То је постала важна активност факултета у појачаној конкуренцији за упис довољног броја студената од чега зависи и финансирање од стране државе [95]. Другим речима, финансирање и опстанак факултета у оквиру државних универзитета зависи од броја уписаних студената, тј. од њиховог интересовања за дати факултет. Из тог разлога у првом плану се нашао квалитет предвиђања броја уписаних студената и доношење одлука у вези са активностима факултета: како мотивисати и придобити потенцијалне бруцоше, како организовати упис, на који начин извршити промоцију и маркетинг студијских програма и сл.

Процедура пријема студената на универзитетима Србије је различита и децентрализована на поједине факултете који прописују садржаје тестова и услове пријема на различите начине у зависности од области провере знања, критеријума пријемних испита, броја расположивих места, услова полагања и сл. Факултети дефинишу уписне квоте на основу сопствених капацитета, док Влада Србије одређује приоритете и потребе друштва за одређеним профилима стручности. Садашњи систем образовања омогућава проходност ка универзитету како ученика који су завршили гимназије, тако и оних који долазе из средњих

стручних школа. Сваке године у Србији се упише преко 50 000 нових студената на неку високошколску установу, од чега већина по први пут, одмах по завршетку средње школе. Један број студената стиче потребне услове и уписује се у оквиру буџетске квоте државних институција, док остали плаћају школарине на приватним и државним факултетима. Селекција кандидата се врши на основу бодова које будући студенти имају на основу успеха у средњој школи и бодова које остваре на пријемном испиту. Значајност средњошколског успеха ученика огледа се у томе што школске оцене одражавају успех у дужем временском периоду, за разлику од успеха на пријемном испиту који умногоме зависи од датог тренутка и околности. Такође, школски успех по појединим предметима је показатељ степена овладаности програма средњошколског образовања, што је важно узети у обзир с обзиром на то да је универзитет наставак школовања након средње школе.

Финансијско планирање на факултетском нивоу представља значајни део управљања процесом уписа, посебно због чињенице неусклађености времена када факултети припремају финансијски план и времена када се припрема државни буџет. Факултети су у обавези да припреме и усвоје финансијске планове за наредну буџетску годину у јуну, а укупан број уписаних студената је познат тек у октобру. Такође, у јуну је непознат и број оних студената који ће изгубити претходни статус буџетских студената и почети да плаћају школарину за следећу годину студија.

## **4.2 Уписне процедуре водећих светских универзитета и факултета**

У многим земљама пријем студената на универзитет је централизован и у надлежности министарстава за образовање. Опште информације за упис студената су доступне на одговарајућим интернет презентацијама. На пример, у Великој Британији тело које је одговорно за пријављивање на редовне студије је Универзитетски и колеџ сервис за упис студената UCAS (University and Colleges Admission Service) [103]. Преко ове установе студенти се пријављују на универзитете тако што наводе до шест првих избора програма у некој области. Универзитети добијају само информације релевантне за пријаву на свој програм, али не и информације о другим изборима студената. Такође, постоје и посебне

web презентације као што је, на пример, TQI (Teaching Quality Information) која даје званичне ауторизоване информације о квалитету високог образовања за универзитете и колеџе у Великој Британији. Доступност информација које су важне за опредељивање студената омогућавају аргументовано одлучивање о приступу на одређени факултет. До информација за опредељивање студената се долази када се изаберу одговарајуће области студирања (нпр. инжењерство, историја и археологија, технологија, економија, наука о компјутерима и сл.) и када се изабере одговарајући универзитет. Статистичке информације које се добијају на овај начин су, између осталих, број уписаних студената, број студената који настављају студије, број дипломираних са профилем стручности, број студената који су прекинули студије и друго. Постоје и важне информације о запошљавању које се прикупљају преко Алумни асоцијација у року од шест месеци. На тај начин се добијају статистичке информације о улазним квалификацијама, настављању студија на предмету и излазној квалификацији за сваког студента.

Методологија предвиђања и доношења одлука приказана у овом раду је универзална и при њеном развијању узета су у обзир искуства постојећих истраживања у високом образовању у области уписних стратегија (поглавље 2.2.1), као и процедуре уписа водећих светских универзитета и факултета које су дате у овом поглављу. Верификација методологије извршена је у складу са условима, начином организације, законским процедурама који су присутни на Универзитету у Београду, на примеру групе техничких наука, тј. Машинског факултета у Београду (поглавље 4.1).

Универзалност предложене методологије огледа се и у могућностима њене примене у процесу предвиђања и одлучивања и на факултетима других области београдског Универзитета. Флексибилност примене састоји се у коришћењу различитих модела заснованих на вештачким неуронским мрежама, а који су прилагођени специфичностима посматране групе факултета.

Уз одговарајуће измене модела развијена методологија се може применити и у другим организационим структурама као што су нпр. приватни универзитети и факултети ка којима гравитира други профил студената, тј. модел се коригује и у зависности од типа и величине високошколске установе.

Од великог значаја за примену развијене методологије предвиђања и доношења одлука у области управљања процесом уписа на високошколским установама је постојање Јединственог информационог система у образовању (ЈИСП) који је у надлежности Министарства просвете и науке Републике Србије и пружа подршку целокупном систему организовања, развоја, праћења и финансирања образовања у Србији.

### **4.3 Јединствени информациони систем у образовању**

Министарство просвете и науке Републике Србије у циљу осавремењавања српског школства имплементирало је Јединствени информациони систем у образовању – ЈИСП. Развојем, применом и унапређивањем оваквог система омогућава се ефикасније планирање ресурса, управљање ресурсима и праћење активности у образовном систему на свим нивоима управљања образовањем и васпитањем. У оквиру информационог система се остварује размена података на релацијама од школе према општинама, од школе према регионалним Школским управама Министарства, као и од Школских управа до централног нивоа Министарства. Такође, предвиђена је и максимална могућа аутоматизација преноса података у супротном смеру, од централног нивоа Министарства према школама. Применом ЈИСП-а повећање ефикасности и ефективности образовног система реализује се управљањем следећим активностима: планирање мреже школа, планирање потребног наставног и ненаставног особља, финансијско планирање, праћење и контрола постигнућа ученика и резултата рада школа.

Основни задаци имплементације ЈИСП-а су [117]:

- брже, ефикасније обављање свакодневних административних и финансијских активности од школа до Министарства,
- максимално смањење попуњавања и коришћења папирних форми образаца на свим нивоима,
- генерисање великог броја извештаја (стандардних и *ad hoc*),
- упоређивање резултата рада школа по многим сумарним образовним и пословним индикаторима,
- упоређивање стања образовања код нас са стањем у другим земљама (према различитим индикаторима).

Развијени софтвер који подржава ЈИСП организован је кроз сет програмских модула:

- база података ученика,
- база података запослених у школама,
- база података инвентара и просторија у школама,
- финансијски модул,
- аналитички софтвер за симулацију примене различитих формула финансирања образовања (верзија апликације у министарству).

ЈИСП треба да омогући:

- евидентирање и скоро потпуну аутоматизацију свих процеса у образовању на свим нивоима образовања, укључујући евиденцију ресурса и кадрова, праћење процеса наставе, административно и финансијско пословање,
- могућност лаке, брзе и једноставне комуникације између сектора образовног система,
- прегледност и једноставност добијања информација за све субјекте система образовања,
- аутоматско генерисање извештаја потребних за рад појединих сегмената образовног система,
- могућност сагледавања позитивних и негативних трендова у образовању базираних на извештајима,
- интеграцију постојећих решења у нови образовни систем,
- управљање и проверу квалитета у образовном систему Републике Србије,
- могућност хардверске и софтверске надградње система,
- укључивање у концепт електронског управљања („e-government“) у Републици Србији.

Реализација ЈИСП-а је почела фебруара 2003. године. Пројекат се реализовао кроз четири фазе:

1. Изградња софтвера;
2. Консолидација софтверских модула: тестирање апликације и методологије обуке у школама;
3. Обука школског и особља на осталим нивоима за инсталацију и коришћење програма у регионима;
4. Обука школског и особља на осталим нивоима за инсталацију и коришћење програма на комплетној територији Републике Србије.

Према подацима Министарства просвете и науке обим коришћења ЈИСП пројекта у основном и средњем образовању је: око 1800 школа, више од 1000000 ученика, више од 70000 наставника и 30000 ваннаставног особља.

Од интереса за предметно истраживање је „база података ученика“ која представља интегрални програмски модул ЈИСП-а. Приказ „базе података ученика“ и могућности и начини њеног коришћења дати су у Прилогу 1. Анализом базе ЈИСП-а запажа се да она пружа значајан број информација које се односе на статистичке податке о ученицима, затим, податке о кретању успеха ученика по предметима у току школовања (тримесечје, крај школске године), као и податке о родитељима (степен стручне спреме, облик запослења и сл.). Да би се селектовале информације из наведене базе ЈИСП-а које се могу користити при примени модела предикције уписа, неопходно је утврдити атрибуте од највећег интереса за професионално опредељење матураната. На основу дефинисаних фактора од утицаја врши се истраживање на узорку популације матураната са циљем прикупљања полазних података потребних за развој предиктивног модела.

У наредном поглављу описане су карактеристике улазних података, тј. дати су најзначајнији фактори који утичу на професионално опредељење матураната. Извршена је анализа атрибута који опредељују ученике завршних разреда у даљем професионалном кретању. Спроведена анализа је заснована на резултатима домаћих и светских истраживања, а са посебним освртом на праћење интересовања матураната за студије машинства у Србији.

## **5 Професионалне преференце матураната (карактеристике улазних података)**

Млада генерација која данас у Србији стиче средње образовање, улази у свет који доживљава брзе промене у свим својим сферама – економији, култури, политици, науци, технологији, друштвеним односима. Промене у окружењу захтевају од менаџмента високошколских установа флексибилнији приступ организовању и планирању и ефикасност у спровођењу активности. Савремено пословање високошколских установа карактерише концепт активног управљања заснован на планирању, комуникацији и флексибилности [51].

Да би се прилагодили променама у окружењу и трендовима на тржишту, факултети своје активности и студијске програме развијају на основу континуалног праћења образовних потреба. Како би дефинисали циљну групу чије потребе за образовањем треба да задовоље, факултети интензивирају сарадњу са средњим школама, ангажују се на професионалној оријентацији ученика као и промоцији сопствених курикулума. Једна од истраживачких активности је и предвиђање броја потенцијалних студената на бази професионалног опредељења средњошколаца.

### **5.1 Атрибути од највећег утицаја на професионално опредељење матураната**

Професионалне преференце матураната значајно зависе од социополитичког и економског контекста [109]. Истраживање вредносних оријентација и преференције животних стилова матураната у Србији крајем двадесетог века [73] показало је да није дошло до значајних промена у вредносном одређењу младих нити у преферирању појединих стилова живота у односу на резултате истраживања из 1994. године. Као најзначајнија очекивања од професије матуранти издвајају [37]: лично усавршавање, сарадњу, сигурност запослења, пријатност послова и самосталност у раду. Преференција одређених занимања условљена је и претходним искуством у одређеној професији. Матуранти средњих стручних школа су у предности у односу на матуранте гимназија, јер на основу



свог школског и практичног искуства познају одређене професије на оперативном нивоу и већ владају одређеним професионалним вештинама.

Високо образовање у Србији, заједно са нижим нивоима образовања, суочава се са падом интересовања младих за школовање у областима технологије и технике. Резултати истраживања професионалног одређења матураната из различитих школа показују да су најпожељнија занимања из области медицине и економије, док се занимање машинског инжењера нашло на листи непожељних занимања [21]. Појава проблема пада интересовања средњошколаца за студије машинства, све већа конкуренција на пољу високог образовања условљена појавом приватних универзитета као и императив који је донела Болоњска декларација постављањем студента у центар образовног процеса, утицали су на промену приступа проблему уписа на Машинском факултету у Београду. Новом стратегијом уписа Машински факултет из Београда се фокусира на истраживање потреба тржишта и праћење интересовања матураната за изучавање машинства. Према подацима из базе Студентске службе Машинског факултета у Београду запажа се да у протекле три године више од 70% бруцоша долази из средњих стручних школа, тако да су стручне школе заузеле значајно место у планирању уписа Машинског факултета.

Развој концепта управљања и предвиђања уписа започиње крајем седамдесетих и почетком осамдесетих година прошлог века. Убрзо након тога, јавља се велики број чланака, монографија и књига на тему управљања и предвиђања уписа [5], [76], [43]. Према наведеним ауторима основна сврха управљања и предвиђања уписа на високошколској установи је привући нове студенте, задржати их и повећати број нових студената. Хослер (Hossler) и Бин (Bean) [44] управљање стратегијом уписа дефинишу као „...организациони концепт и сет активности креираних тако да омогуће факултетима и универзитетима вршење већег утицаја на процес уписа. Организоване стратешким планирањем и подржане институционалним истраживањем, активности управљања стратегијом уписа односе се на одабир потенцијалних студената, одржавање броја уписаних студената и праћење и анализу остварених резултата студената. Ови процеси спроводе се у циљу регрутовања нових студената, пружања финансијске потпоре и подршке студентима, развоја курикулума као и у другим пословима који утичу на упис, сталност студената и њихове резултате на крају студија.“

Према досадашњим теоријама, фактори који утичу на професионално опредељење адолесцената су: родитељи, наставници, друштвене околности, тренутна интересовања матураната, баланс између личних могућности и одабране професије, пријатељи итд. Социо-економски статус, карактеристике личности, као и политичко-економска клима такође опредељују матуранате да упишу одређену високошколску установу [45]. Досадашња истраживања су показала да је од великог утицаја добар однос између родитеља и деце, подршка родитеља као и ниво образовања родитеља. Родитељи који поседују виши ниво образовања од средњег у могућности су да боље посаветују своју децу о даљем школовању. Породице из вишег социо-економског сталежа у могућности су да обезбеде квалитетније материјалне услове за наставак школовања своје деце [34]. Емпиријско истраживање спроведено у Србији од стране Националне службе за запошљавање показало је да су атрибути од највећег утицаја на професионално опредељење матураната: атрактивност занимања, личне склоности и способности, очекивања, могућности за успех, утицај и мишљење родитеља и пријатеља. Сви наведени фактори су изузетно подложни друштвеним променама и разликама међу друштвеним групама.

Како је један од предмета ове дисертације развијање модела предикције уписа у оквиру методологије предвиђања и одлучивања применом вештачких неуронских мрежа за циљну групу високошколских установа техничких наука, спроведен је експеримент са циљем дефинисања улазних претпоставки и параметара који се користе у предиктивном моделу. Спроведени експеримент је постављен имајући у виду постојање Јединственог информационог система у образовању подржаног од стране Министарства просвете и науке Републике Србије као јединствене базе података ученика.

## 6 Опис и приказ добијених резултата експеримента

Подаци за модел предвиђања професионалног опредељења матураната прикупљени су путем анкетног истраживања спроведеног у две београдске стручне школе које су биле у врху листе уписа на Машинском факултету у Београду у последње три генерације. Истраживање је обављено у пролеће 2009. године у тренутку када су испитивани ученици већ донели одлуку о свом даљем професионалном кретању. Након елиминисања непотпуних података, узорак је обухватио 159 ученика који су се у моменту спровођења истраживања затекли на предавањима. Креиран је упитник помоћу којег су поред демографских података о ученицима прикупљени и подаци о њиховом успеху током школовања, као и социо-економским карактеристикама породице и родитеља (Прилог 2). Упитник је генерисан на бази идентификованих фактора који утичу на професионално опредељење средњошколаца. Као улаз у модел употребљено је девет независних променљивих, а као излаз три зависне променљиве [32], [72].

### 6.1 Улазне променљиве

На основу резултата досадашњих истраживања и у складу са структуром базе података ученика Јединственог информационог система у образовању (Прилог 1) све предикторске величине су груписане у 9 улазних променљивих (табела 6.1) [32]:

1. пол (G),
2. успех у другом разреду средње школе (S2),
3. успех у трећем разреду средње школе (S3),
4. успех у четвртном разреду средње школе (S4),
5. ниво образовања мајке (ME),
6. ниво образовања оца (FE),
7. радни статус мајке (MW),
8. радни статус оца (FW),
9. финансијска подршка родитеља за наставак школовања (FS).

Постигнуће ученика у претходном школовању обухваћено је величинама S2, S3 и S4. Утицај родитеља и социоекономског статуса мерен је помоћу пет улазних променљивих: ME, FE, MW, FW и FS. С обзиром на то да материјална димензија породичног статуса није утврђивана посебним индикатором породичних примања, мерена је самопроцена матураната да ли ће имати финансијску подршку родитеља за наставак школовања или не. Претпостављено је да образовање родитеља делује на образовне исходе њихове деце, на првом месту, кроз веће културне, социјалне и когнитивне ресурсе, који чешће стоје на располагању боље образованим родитељима. Такође, се пошло од претпоставке да породице фаворизују оно професионално опредељење код своје деце које ће јамчити бар репродукцију њиховог социјалног статуса у следећој генерацији.

## **6.2 Излазне променљиве**

За исход од интереса у овој дисертацији, узима се професионално опредељење матураната по завршетку средње школе. Код испитаника оно је идентификовано као изјашњавање ученика о свом даљем кретању у смислу запошљавања (J), студирања на Машинском факултету у Београду (FME), или на неком другом факултету (OF). Овако постављени индикатори у складу су са популацијом на коју се односе. Обухваћени су ученици старости 18-19 година, у последњем тромесечју средњег школовања, у тренутку када су се већ јасно определили о својој професионалној оријентацији. На тај начин, ризик промене професионалног опредељења је сведен на минимум.

Професионално опредељење матураната по завршетку средње школе груписано је у три категорије представљене као излазне променљиве (табела 6.1):

1. посао (J),
2. наставак школовања на Машинском факултету (FME),
3. наставак школовања на неком другом факултету (OF).

Од три понуђена одговора сваки анкетирани ученик је могао да заокружи само један, тако да су излазне променљиве кодирани на следећи начин: 1-да, 0-не. Оваквом формулацијом излазних променљивих проблем се сврстава у проблем класификације. Начин кодирања улазних и излазних променљивих и њихова дескриптивна статистика приказани су у табели 6.1.

Табела 6.1 Улазне и излазне променљиве

Ред.бр.	Назив величине	Ознака	Кодирање
Улазне променљиве			
1.	Пол	G	1-мушки (88.24%) 2-женски (11.76%)
2.	Успех на крају II разреда	S2	2- довољан (9.24%) 3- добар (47.06%) 4- врло добар (31.93%) 5- одличан (11.76%)
3.	Успех на крају III разреда	S3	2- довољан (8.40%) 3- добар (45.38%) 4- врлодобар (31.09%) 5- одличан (15.13%)
4.	Успех на крају IV разреда	S4	2- довољан (7.57%) 3- добар (42.69%) 4- врлодобар (24.29%) 5- одличан (25.45%)
5.	Ниво образовања мајке	ME	1-основна школа (3.36%) 2-гимназија (5.04%) 3-средња стручна школа (61.34%) 4-виша школа (15.13%) 5-факултет (11.76%) 6-без одговора (3.36%)
6.	Ниво образовања оца	FE	1-основна школа (21.85%) 2-гимназија (63.87%) 3-средња стручна школа (6.72%) 4-виша школа (7.56%) 5-факултет (0.00%) 6-без одговора (0.00%)
7.	Радни статус мајке	MW	1-незапослена (21.85%) 2-запослена(70.59%) 3- без одговора (7.56%)
8.	Радни статус оца	FW	1-незапослен (9.24%) 2- запослен (80.68%) 3- без одговора (10.08%)
9.	Финансијска подршка родитеља за наставак школовања	FS	1-да (67.23%) 2-не (15.97%) 3-без одговора (16.81%)
Излазне променљиве			
1.	Посао	J	1-да (29%) 0-не (71%)
2.	Наставак школовања на Машинском факултету	FME	1-да (31%) 0-не (69%)
3.	Наставак школовања на неком другом факултету	OF	1-да (40%) 0-не (60%)

Садржај базе Јединственог информационог система омогућава имплементацију података за потребе модела предикције уписа приказаног у раду. Улазне променљиве (пол, успех у другом, трећем и четвртој разреду средње школе, ниво образовања и радни статус родитеља, финансијска подршка родитеља за наставак школовања) као саставни део упитника спроведеног експеримента, у потпуности су заступљене као део базе података ученика у оквиру ЈИСП-а.

### **6.3 Ток истраживања**

Коришћењем резултата добијених експериментом, спроведена је симулација са циљем стварања модела неуронске мреже који би се користио за решавање проблема класификације професионалног опредељења матураната и предвиђања уписа студената на Машински факултет [32], [72]. Неуронске мреже су употребљене и за идентификовање оних атрибута који су од значајног утицаја на упис студената на машинство.

Да би се утврдила тачност предвиђања генерисаног модела неуронских мрежа извршена је компаративна анализа са резултатима који су добијени предиктивним моделом логистичке регресије.

На основу добијених резултата развијен је модел који може да пружи подршку одлучивању у процесу управљања и предвиђања уписа на високошколске институције.

У даљем току истраживања анализирана је база Јединственог информационог система који је у надлежности Министарства просвете и науке, са посебним освртом на могућност имплементације података за потребе развијања модела предикције уписа.

## 7 Приказ резултата моделирања

### 7.1 Приказ резултата моделирања добијених применом вештачких неуронских мрежа

У циљу провере могућности примене вештачке интелигенције у процесу предвиђања професионалног опредељења матураната, коришћена су три различита модела вештачких неуронских мрежа: вишеслојни перцептрон са алгоритмом пропагације уназад (Multilayer Perceptron-MLP), мрежа са радијално заснованом функцијом (Radial basis function-RBF) и модуларна неуронска мрежа.

У оквиру сваког модела дизајнирано је више архитектура неуронских мрежа које су се разликовале по броју скривених слојева, броју неурона у скривеном слоју, облику активационе функције, као и врсти правила учења. Варијације у архитектури односиле су се, у првом реду, на број скривених слојева и број неурона у скривеном слоју. При овом поступку коришћена су досадашња искуства у којима се предлаже да се број неурона у скривеном слоју креће од једне половине броја улазних неурона [59], до два пута већег броја неурона плус један [113]. Такође, узета је у обзир и могућност процене броја неурона по следећој релацији [27]:

$$\text{Број неурона у скривеном слоју} = 2\sqrt{\text{број улазних неурона} + \text{број излазних неурона}}$$

На тај начин је добијено и тестирано 24 различитих архитектура неуронских мрежа. Заједничко за све тестиране архитектуре је то што имају по девет чворова у улазном слоју и три чвора у излазном слоју неуронске мреже. Број чворова у улазном и излазном слоју одређен је тако да одговара броју улазних, односно, излазних променљивих величина. Оваквом формулацијом улазних и излазних променљивих, где скуп улаза са специфицираном класом формира парове, сврстава дизајнирани модел у проблем класификације. Циљ генерисаног модела је да научи да препозна који матуранти у односу на своја улазна обележја (G, S2, S3, S4, ME, FE, MW, FW, FS) (табела 6.1), припадају дефинисаним класама – излазним параметрима (J, FME, OF).

Свакој формираној структури мреже додељивани су различити облици активационих функција и правила учења док није добијена мрежа такве архитектуре која је показала најбоље резултате предвиђања по жељеним излазима.

Пре креирања неуронских мрежа извршено је узорковање података, на тај начин да је целокупан узорак подељен на три дела:

- Подузорок за тренирање (60%);
- Подузорок за унакрсну валидацију (20%);
- Подузорок за тестирање мреже (20%).

Свака креирана архитектура неуронске мреже је обучена на узорку за тренирање који је обухватио 60% случајно одабраних испитаника из целокупног узорка. У фази тренирања мрежа је обучена да пронађе оне вредности тежина за које је одступање стварног излаза од жељеног минимално. Узорак је трениран коришћењем различитих параметара (нпр. број неурона у скривеном слоју и сл.), поступком итерације. Број итерација је добијен крос-валидацијом.

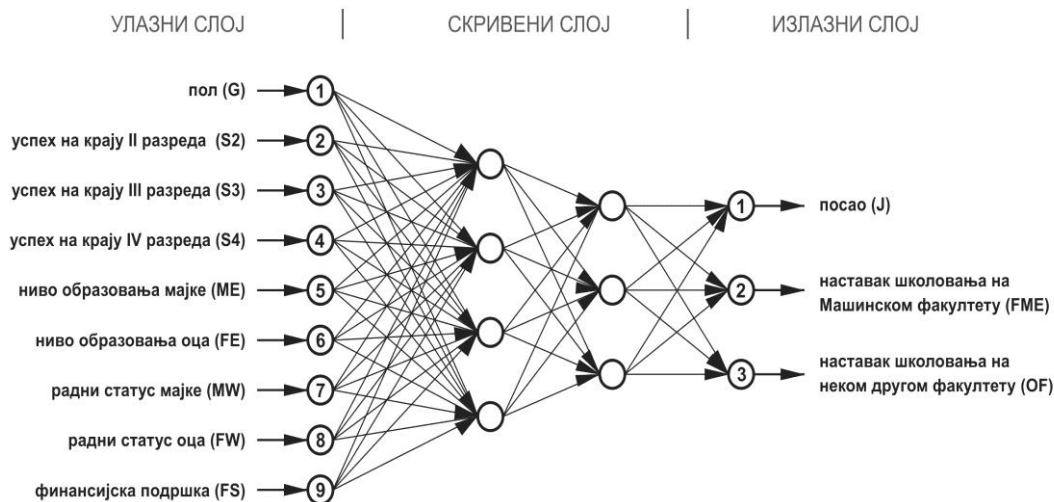
Генерисане комбинације су тестиране на узорку за валидацију који је формиран од 20% случајева у узорку. Циљ овог поступка је био да се пронађе структура неуронске мреже која ће дати најбоље резултате на узорку за валидацију.

У финалној фази мрежа је тестирана на узорку за тестирање (20% од укупног узорка), при чему су тежине, добијене у претходној фази, фиксиране.

У поступку дизајнирања, тренирања и тестирања различитих архитектура неуронских мрежа, као и при анализи значајности улазних параметара, коришћен је софтвер NeuroSolutions 5.0. [80], као и софтвер BPNet [71], [72].



Једна од тестираних архитектура приказана је на слици 7.1 [32].



Слика 7.1 Тестирана архитектура неуронске мреже

### 7.1.1 Резултати тачности класификације модела вештачких неуронских мрежа

За сваку архитектуру је израчуната стопа исправне класификације по појединим излазним категоријама (посао, упис на Машински факултет, упис на други факултет), на узорку за тренирање и тестирање. Као мерило успешности модела коришћена је просечна стопа класификације. Просечна стопа класификације, у овом случају, представља стопу правилно класификованих матураната у односу на узорак за тестирање.

У табели 7.1 су приказани најбољи резултати тестирања за сваки од три различита модела вештачких неуронских мрежа.

Табела 7.1 Најбољи резултати по моделима неуронских мрежа на узорку за тестирање

Редни број	Модел	Број скривених слојева	Број неурона у скривеном слоју	Активациона функција (у скривеним слојевима и излазном слоју)	Правило учења	Стопа класификације по излазној категорији	Просечна стопа класификације
1.	MLP	2	1) 4 2) 3	Тангенс-хиперболична	моментум	J - 100% FME - 80% OF - 50%	76.67%
2.	RBF	1	4	Гаусова	моментум	J - 50% FME - 60% OF - 37.5%	49.17%
3.	Модуларна мрежа	2	1) 4 2) 4 ( у горњим и доњим слојевима )	Тангенс-хиперболична	моментум	J - 100% FME - 80% OF - 32.25%	70.42%

Најбоља просечна стопа класификације на узорку за тестирање је постигнута мрежом под редним бројем 1 у табели 7.1, и износи 76,67%. То је вишеслојни перцептрон са алгоритмом пропагације уназад, са два скривена слоја, 7 неурона у скривеним слојевима, тангенс хиперболичном активационом функцијом, моментум правилу учења.

Добијени резултат показује да је у узорку за тестирање 76,67% случајева било исправно класификовано, док је 23,33% случајева стављено у погрешну класу. Ова мрежа даје и најбољу стопу класификације (80%) за излазну променљиву – наставак школовања на Машинском факултету. У табели 7.2 су приказани детаљни резултати предвиђања најбољег модела неуронске мреже.

Табела 7.2 Ефикасност класификације вишеслојног перцептрона

Изназ / Жељена вредност	J	FME	OF
J	100%	20%	31%
FME	0%	80%	19%
OF	0%	0%	50%
<b>Просечна стопа класификације</b>			<b>76.67%</b>

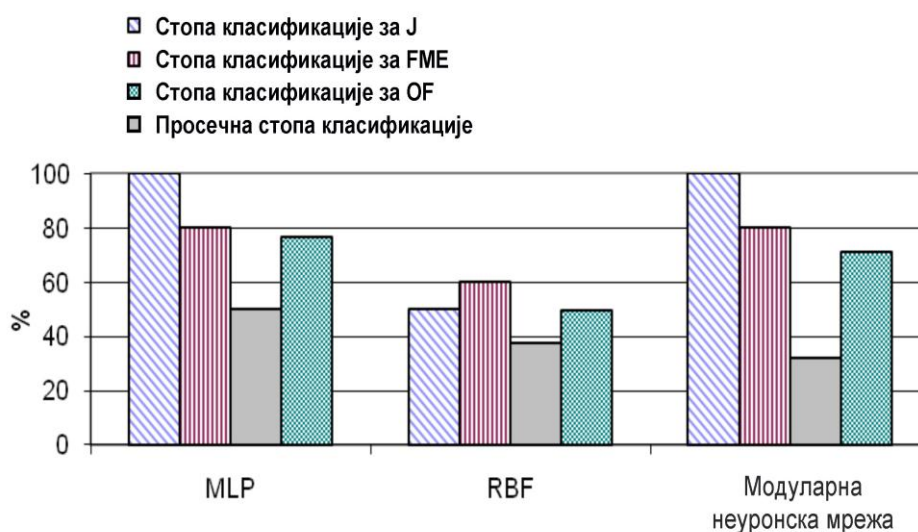
Поред тога што табела 7.2 приказује укупну стопу класификације (76,67%) за ову мрежу, из табеле су видљиви и подаци о стопи класификације по појединим излазним категоријама.

Категорија чији излаз мрежа најбоље предвиђа је наставак школовања на Машинском факултету (80%), док је предвиђање броја матураната који се опредељују за посао 100%, а оних који би наставили школовање на неком другом факултету 50%.

### **7.1.2 Упоредна анализа резултата у зависности од испитиваног модела неуронске мреже**

Да би се процениле могућности примене вештачких неуронских мрежа као ефикасног методолошког средства предикције уписа и професионалног опредељења матураната, коришћен је модел просечне стопе класификације.

На слици 7.2 приказане су стопе класификација за сваки испитивани модел неуронских мрежа, по излазним категоријама. Уочава се да вишеслојни перцептрон (MLP) и модулarna неуронска мрежа имају највећу стопу класификације за категорију испитаника који се опредељују за посао по завршетку средње школе, односно, ова два модела мрежа препознају матуранте који се опредељују да раде са максималном тачношћу од 100%. Такође, наведени модели дају највећу стопу класификације за матуранте који намеравају да упишу машински факултет (80%), при чему вишеслојни перцептрон (MLP) има најбољу стопу класификације за категорију испитаника који желе да упишу други факултет (50%). Мрежа са радијално заснованом функцијом (RBF) је показала најлошије перформансе, и њене могућности класификовања износе 49,17% од укупног броја матураната.

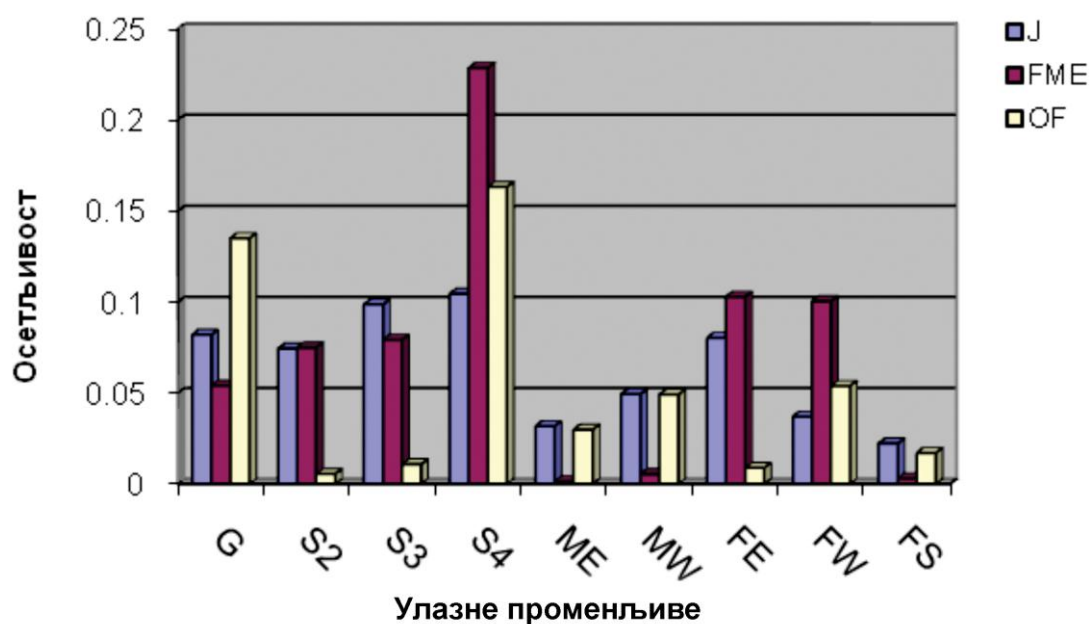


Слика 7.2 Стопе класификације излазних категорија

Тестирања различитих модела неуронских мрежа су показала да најутицајнији фактори на просечну стопу класификације, за сваку тестирану архитектуру мреже, су облик активационе функције и врста правила учења. Најбољи резултати за вишеслојни перцептрон и модуларну неуронску мрежу су постигнути са тангенс хиперболичном активационом функцијом и моментум правилом учења. Висока тачност класификације у односу на прве две категорије (посао и упис на Машински факултет), указује на то да матуранти имају заједничке карактеристике које дати модел неуронске мреже препознаје и обрађује много боље, него у случају матураната који намеравају да наставе школовање на неком другом факултету.

### 7.1.3 Анализа значајности улазних променљивих

Како би се добио детаљнији увид у значај улазних параметара модела, тј. увид у значајност појединих предиктора на опредељење матураната за упис на Машински факултет, посао или неки други факултет, извршена је анализа осетљивости за најбољу неуронску мрежу. Овом анализом је утврђена јачина утицаја појединих улазних променљивих на излазне променљиве модела. Добијени резултати су приказани на слици 7.3.



Слика 7.3 Анализа осетљивости улазних променљивих за најбољу неуронску мрежу

Анализа осетљивости улазних променљивих показује да успех у четвртном разреду има најјачи утицај на сва три излаза у моделу. Што се тиче опредељења матураната за наставак школовања на Машинском факултету, друга по значајности је променљива образовање оца, а одмах за њом и радни статус оца. На матуранте који намеравају да раде по завршетку средње школе, друга по јачини утицаја је променљива успех у трећем разреду, а затим пол испитаника. За средњошколце који планирају да упишу неки други факултет од највећег утицаја после успеха у четвртном разреду је пол ученика. Улазна променљива са најмањим утицајем на професионално опредељење испитаника је финансијска подршка родитеља за наставак школовања.

## 7.2 Приказ резултата моделирања добијених применом логистичке регресије

Компаративна метода истраживања у циљу упоредне анализе и верификације резултата моделирања предикције уписа је логистичка регресија. Тестирани модел предикције обухватио је 159 испитаника. Фактори од утицаја на упис матураната на Машински факултет груписани су у 9 предиктора, независних променљивих величина, од којих су три непрекидног, а шест категоријског типа. Категоријске независне променљиве су пол, радни статус мајке, радни статус оца, финансијска подршка за наставак школовања, ниво образовања оца и ниво образовања мајке. Начин кодирања ових променљивих је приказан у табели 7.3.

Табела 7.3 Кодирање категоријских променљивих

Променљива	Категорија	Фреквенција	Кодирање				
			(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Ниво образовања оца (FE)	основна школа	7	1	0	0	0	0
	гимназија	3	0	1	0	0	0
	средња стручна школа	88	0	0	1	0	0
	виша школа	26	0	0	0	1	0
	факултет	31	0	0	0	0	1
	остало	4	0	0	0	0	0
Ниво образовања мајке (ME)	основна школа	5	1	0	0	0	0
	гимназија	7	0	1	0	0	0
	средња стручна	98	0	0	1	0	0
	виша школа	27	0	0	0	1	0
	факултет	18	0	0	0	0	1
	остало	4	0	0	0	0	0
Радни статус мајке (MW)	незапослена	36	1	0	0	0	0
	запослена	112	0	1	0	0	0
	остало	11	0	0	0	0	0
Радни статус оца (FW)	незапослен	16	1	0	0	0	0
	запослен	126	0	1	0	0	0
	остало	17	0	0	0	0	0

Табела 7.3 Кодирање категоријских променљивих (наставак)

Променљива	Категорија	Фреквенција	Кодирање				
			(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Финансијска подршка за наставак школовања (FS)	не	25	1	0	0	0	0
	да	106	0	1	0	0	0
	остало	28	0	0	0	0	0
Пол (G)	женски	20	1	0	0	0	0
	мушки	139	0	0	0	0	0

Пол је дихотомна променљива, при чему је женски пол шифрован са 1, а мушки са 0. Остале категоријске променљиве имају три, односно пет категорија (табела 7.3), од којих је једна увек референтна, а остале се вреднују у односу на њу. На тај начин се обезбеђује да је вероватноћа опсервираног догађаја сумарно једнака јединици за сваку категоријску величину. На пример, категоријска променљива радни статус оца кодирана је на следећи начин: незапослен (1), запослен (2), док је референтана група – остало.

Непрекидне независне променљиве (успех у другом разреду ( $x_1$ ), успех у трећем разреду ( $x_2$ ), успех у четвртном разреду ( $x_3$ )) су мерене тако да већи бројеви показују бољи успех.

Зависна променљива - наставак школовања на Машинском факултету у Београду је дихотомна и може имати само две вредности, да или не, које су кодиране на следећи начин: 1-да; 0-не.

Статистичка обрада података извршена је коришћењем софтвера SPSS 18.0. [97].

### 7.2.1 Претпоставке за коришћење логистичке регресије

Логистичка регресија је сложена статистичка техника која је врло осетљива на високе корелације између предикторских променљивих (мултиколинеарност) као и на величину узорка. Пре почетка регресионе анализе извршена је провера важења претпоставки за коришћење логистичке регресије.

Корелационом анализом је проверена претпоставка о непостојању мултиколинеарности. Добијени резултати (табела 7.4) показују да су вредности

коэффициента *Tolerance (TOL)* за сваку независну променљиву веће од критичне вредности 0,20, дакле, претпоставка о непостојању мултиколинearности није нарушена. Овај закључак подржава и вредност коэффициента *VIF* која је у интервалу од 1,094 до 3,321, што је испод критичне вредности 5.

Табела 7.4 Анализа колинearности

Предикторске Променљиве	Коллинearност	
	TOL	VIF
Пол (G)	0.806	1.241
Успех у другом разреду (S2)	0.406	2.466
Успех у трећем разреду (S3)	0.301	3.321
Успех у четвртом разреду (S4)	0.506	1.975
Ниво образовања мајке(ME)	0.848	1.179
Ниво образовања оца(FE)	0.852	1.173
Радни статус мајке (MW)	0.856	1.169
Радни статус оца(FW)	0.914	1.094
Финансијска подршка за наставак школовања (FS)	0.864	1.157

VIF= фактор инфлације варијанси; TOL=1/VIF

Тестиран је модел са 159 случајева, што је задовољавајућа величина узорка у односу на постављене критеријуме.

### 7.2.2 Испитивање модела

Испитивање модела, тј. утврђивање колико добро логистички модел предвиђа резултате спроведено је помоћу Пирсоновог  $\chi^2$  теста. Анализа је показала да је цео модел са свим предикторима статистички значајан,  $\chi^2(20, N=159)=81,772$ ,  $p<0.001$ , што значи да модел разликује испитанике који намеравају да упишу Машински факултет у Београду од оних који то не желе (табела 7.5).



Табела 7.5 Пирсонов тест

	$\chi^2$ (Chi-square)	Број степен слободе (df)	Статистичка значајност (Sig.)
Корак	81.772	20	0.000
Блок	81.772	20	0.000
Модел	81.772	20	0.000

Тврдња да је модел добар проверена је и помоћу *Хосмер и Лемешоу теста*. На почетку тестирања узорак је подељен у десет група, чије су очекиване и опсервиране вредности фреквенција приказане у табели 7.6.

Табела 7.6 Хосмер и Лемешоу тест-фреквенције по групама

Бр. групе	Машински факултет = не		Машински факултет = да		Укупно
	опсервирано	очекивано	опсервирано	очекивано	
1	17	16.946	0	0.054	17
2	15	15.717	1	0.283	16
3	13	12.444	0	0.556	13
4	17	15.967	0	1.033	17
5	16	15.247	1	1.753	17
6	11	12.184	4	2.816	15
7	13	11.984	3	4.016	16
8	8	9.446	9	7.554	17
9	3	4.294	13	11.706	16
10	2	0.772	13	14.228	15

Према Хосмер и Лемешоу тесту индикатор слабог предвиђања је значајност мања од 0,05.

Табела 7.7 Хосмер и Лемешоу тест

Корак	$\chi^2$ (Chi-square)	Број степени слободе (df)	Статистичка значајност (Sig.)
1	7.990	8	0.434

Резултати анализе приказани у табели 7.7 показују да је  $\chi^2 = 7,990$  уз значајност 0,434 што говори да је логистички модел предвиђања подржан.

Употребљивост модела, односно колики део варијансе зависне променљиве модел објашњава, проверена је помоћу показатеља *Cox&Snell R<sup>2</sup>* и *Nagelkerke R<sup>2</sup>* (табела 7.8).

Табела 7.8 Употребљивост модела

Корак	-2 Log likelihood	Cox & Snell R <sup>2</sup>	Nagelkerke R <sup>2</sup>
1	105.796	0.402	0.581

Модел у целини објашњава између 40,2% (*Cox&Snell R<sup>2</sup>*) и 58,1% (*Nagelkerke R<sup>2</sup>*) варијансе зависне променљиве.

У даљој анализи утврђивано је колико тачно модел предвиђа категорију *намерава да упише Машински факултет у Београду* (табела 7.9).

Табела 7.9 Класификација

Опсервирано		Предвиђено		
		Машински факултет (FME)		тачно предвиђа (%)
		не	да	
Машински факултет (FME)	Не	108	7	93.9
	Да	<b>16</b>	<b>28</b>	<b>63.6</b>
укупно за оба исхода (%)				85.5

Испитивани модел исправно класификује 85,5% свих случајева. Валидан податак за компаративну анализу је тачност предикције уписа на Машински факултет у Београду, односно броја студената који ће се определити за упис. Анализом добијених резултата долази се до закључка да испитивани модел регресије тачно класификује 63,6% случајева уписа на посматрани факултет.

Допринос или важност сваке предикторске променљиве у моделу приказана је у табели 7.10. Утврђено је да само једна независна променљива дала статистички значајан допринос предиктивним могућностима модела ( $Sig < 0,05$ ). То је предиктор: успех у четвртом разреду чији количник вероватноће,  $Exp(B)$ , износи 5,159 ( $Exp(B) = 5,159$ ). Другим речима, побољшање успеха у завршном разреду за једну јединицу (довољан (2), добар (3), врлодобар (4), одличан (5)) повећава вероватноћу уписа на Машински факултет приближно 5 пута.

Табела 7.10 Предвиђање вероватноће уписа на Машински факултет у Београду

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95% C.I. for EXP(B)	
							Lower	Upper
Пол (G)_1	-1.897	1.078	3.098	1	.078	.150	.018	1.240
Успех у другом разреду (S2)	.060	.533	.013	1	.910	1.062	.374	3.019
Успех у трећем разреду (S3)	.193	.646	.090	1	.765	1.213	.342	4.304
Успех у четвртом разреду (S4)	1.641	.429	14.632	1	.000	5.159	2.226	11.957
Ниво образовања мајке (ME)			3.224	5	.666			
Ниво образовања мајке (ME)_1	-22.927	12911.176	.000	1	.999	.000	.000	.
Ниво образовања мајке (ME)_2	-24.916	12911.176	.000	1	.998	.000	.000	.
Ниво образовања мајке (ME)_3	-24.411	12911.176	.000	1	.998	.000	.000	.
Ниво образовања мајке (ME)_4	-23.648	12911.176	.000	1	.999	.000	.000	.
Ниво образовања мајке (ME)_5	-23.220	12911.176	.000	1	.999	.000	.000	.
Радни статус мајке (MW)			.016	2	.992			
Радни статус мајке (MW)_1	.070	1.242	.003	1	.955	1.073	.094	12.239

Табела 7.10 Предвиђање вероватноће уписа на Машински факултет у Београду (наставак)

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)	95% C.I.for EXP(B)	
							Lower	Upper
Радни статус мајке (MW)_2	-.012	1.218	.000	1	.992	.988	.091	10.747
Радни статус оца (FW)			1.885	2	.390			
Радни статус оца (FW)_1	-1.955	1.424	1.884	1	.170	.142	.009	2.308
Радни статус оца (FW)_2	-.884	.976	.820	1	.365	.413	.061	2.799
Финансијска подршка за наставак школовања (FS)			.661	2	.719			
Финансијска подршка за наставак школовања (FS)_1	.813	1.008	.651	1	.420	2.255	.313	16.278
Финансијска подршка за наставак школовања (FS)_2	.311	.719	.188	1	.665	1.365	.334	5.586
Ниво образовања оца (FE)			5.970	5	.309			
Ниво образовања оца (FE)_1	39.706	20043.248	.000	1	.998	1.755E17	.000	.
Ниво образовања оца (FE)_2	21.191	29682.089	.000	1	.999	1.597E9	.000	.
Ниво образовања оца (FE)_3	41.737	20043.247	.000	1	.998	1.337E18	.000	.
Ниво образовања оца (FE)_4	42.223	20043.247	.000	1	.998	2.175E18	.000	.
Ниво образовања оца (FE)_5	39.700	20043.247	.000	1	.998	1.744E17	.000	.
Константа	-23.629	15330.800	.000	1	.999	.000		

B=коэффициент; S.E.=стандардна грешка; Wald=коэффициент Wald теста; df=број степени слободe; Sig=статистичка значајност; Exp(B)=количник вероватноће; 95% C.I.for EXP(B)=95% интервал поверења за количник вероватноће; Lower= доња граница поверења; Upper=горња граница поверења

На основу података из табеле 7.10 могуће је утврдити аналитички израз за израчунавање вероватноће да опсервирани случај спада у одређену категорију.

Једначина логистичке регресије анализираног модела гласи:

$$\ln it(P) = b_0 + \sum_{i=1}^k b_i x_i + \sum_{j=k+1}^n b_j \cdot \sum_{l=1}^m c_{j,l} \quad (3.24)$$

$$\begin{aligned} \ln it(P) = & -23,629 + 0,060 \cdot x_1 + 0,193 \cdot x_2 + 1,641 \cdot x_3 \\ & - 1,897 \cdot c_{4,1} - 22,927 \cdot c_{5,1} - 24,916 \cdot c_{5,2} - 24,411 \cdot c_{5,3} - 23,648 \cdot c_{5,4} - 23,220 \cdot c_{5,5} \\ & + 0,070 \cdot c_{6,1} - 0,012 \cdot c_{6,2} - 1,955 \cdot c_{7,1} - 0,884 \cdot c_{7,2} + 0,813 \cdot c_{8,1} + 0,311 \cdot c_{8,2} \\ & + 39,706 \cdot c_{9,1} + 21,191 \cdot c_{9,2} + 41,737 \cdot c_{9,3} + 42,223 \cdot c_{9,4} + 39,700 \cdot c_{9,5} \end{aligned}$$

При чему је:

$c_{4,1} = 1$  за женски пол, у осталим случајевима је 0,

$c_{5,1} = 1$  за „мајка основна школа“, у осталим случајевима је 0,

$c_{5,2} = 1$  за „мајка гимназија“, у осталим случајевима је 0,

$c_{5,3} = 1$  за „мајка средња стручна школа“, у осталим случајевима је 0,

$c_{5,4} = 1$  за „мајка виша школа“, у осталим случајевима је 0,

$c_{5,5} = 1$  за „мајка факултет“, у осталим случајевима је 0,

$c_{6,1} = 1$  за „мајка незапослена“, у осталим случајевима је 0,

$c_{6,2} = 1$  за „мајка запослена“, у осталим случајевима је 0,

$c_{7,1} = 1$  за „отац незапослен“, у осталим случајевима је 0,

$c_{7,2} = 1$  за „отац запослен“, у осталим случајевима је 0,

$c_{8,1} = 1$  за „не постоји финансијска подршка“, у осталим случајевима је 0,

$c_{8,2} = 1$  за „постоји финансијска подршка“, у осталим случајевима је 0,

$c_{9,1} = 1$  за „отац основна школа“, у осталим случајевима је 0,

$c_{9,2} = 1$  за „отац гимназија“, у осталим случајевима је 0,

$c_{9,3} = 1$  за „отац средња стручна школа“, у осталим случајевима је 0,

$c_{9,4} = 1$  за „отац виша школа“, у осталим случајевима је 0,

$c_{9,5} = 1$  за „отац факултет“, у осталим случајевима је 0.

Тако, на пример, за случај категоријских независних променљивих: мушки пол, мајка незапослена, отац запослен, постоји финансијска подршка, образовање мајке гимназија, образовање оца факултет, предикторска формула добија следећи облик:

$$\begin{aligned} \ln it(P) = & -23,629 + 0,060 \cdot x_1 + 0,193 \cdot x_2 + 1,641 \cdot x_3 \\ & - 1,897 \cdot 0 - 22,927 \cdot 0 - 24,916 \cdot 1 - 24,411 \cdot 0 - 23,648 \cdot 0 - 23,220 \cdot 0 \\ & + 0,070 \cdot 1 - 0,012 \cdot 0 - 1,955 \cdot 0 - 0,884 \cdot 1 + 0,813 \cdot 0 + 0,311 \cdot 1 \\ & + 39,706 \cdot 0 + 21,191 \cdot 0 + 41,737 \cdot 0 + 42,223 \cdot 0 + 39,700 \cdot 1 \end{aligned}$$

$$\ln it(P) = -9,348 + 0,060 \cdot x_1 + 0,193 \cdot x_2 + 1,641 \cdot x_3$$

Коефицијенти  $b_0, b_1, b_j$  из једначине логистичке регресије одговарају вредностима коефицијената В (табела 7.10) и одређују јачину и смер везе независне променљиве и вероватноће анализираног догађаја. На пример, променљива пол ученика има негативан коефицијент В(=-1,897). Односно, ученице се ређе опредељују за упис на Машински факултет. Прецизније, податак  $\text{Exp}(B)=0,150$ ,  $\text{Exp}(B)=\frac{P}{1-P}$  (табела 7.10) говори да се девојчице приближно 13 пута ређе изјашњавају за машинство од дечака.

### 7.3 Упоредна анализа резултата модела неуронских мрежа и логистичке регресије

Да би се утврдила тачност предвиђања развијеног модела неуронских мрежа извршена је компаративна анализа са резултатима који су добијени предиктивним моделом логистичке регресије.

Дизајнирани модел неуронских мрежа код којег скуп улаза са специфицираном класом формира парове, третира проблем класификације. Односно, продуковани модел неуронске мреже је научен да препозна који матуранти у односу на своја улазна обележја (G, S2, S3, S4, ME, FE, MW, FW, FS) (табела 6.1), припадају дефинисаним класама – излазним параметрима (J, FME, OF). На тај начин, тестирањем модела неуронских мрежа добијамо резултате класификације, тј. предвиђања за сва три излазна параметра истовремено (табела 7.11).

Табела 7.11 Резултати класификације модела неуронских мрежа

Излазна категорија	Стопа класификације по излазној категорији	Просечна стопа класификације за све три излазне категорије
посао (J)	100%	76,67%
наставак школовања на Машинском факултету (FME)	80%	
наставак школовања на другом факултету (OF)	50%	

Овако класификовани подаци по излазним категоријама дају потпуну слику о професионалном кретању матураната по завршетку средњошколског образовања и могу бити смернице од значаја при дефинисању стратегија уписа и интеграцији система квалитета образовања по вертикали.

За разлику од модела неуронских мрежа, модел логистичке регресије захтева посебне анализе предикције за сваки излазни параметар појединачно, што би се могло сматрати његовим недостатком. Предност неуронских мрежа је у томе што дају предвиђање за сва три исхода, док се при примени логистичке регресије морају генерисати три модела за сваки исход појединачно.

У циљу развијања модела предикције уписа у оквиру методологије предвиђања и одлучивања за циљну групу високошколских установа техничких наука, значајно је посебно издвојити резултате предикције уписа на Машински факултет у Београду, односно предвидети број студената у популацији који ће се определити за упис.

Узевши у обзир резултате који су добијени помоћу предиктивног модела логистичке регресије (табела 7.9), уочава се да модел неуронских мрежа значајно боље предвиђа упис на посматрани факултет (80%) у односу на модел логистичке регресије који тачно класификује 63,6% случајева.

Да би се спровела комплетна компаративна анализа, потребно је развити још два модела логистичке регресије по излазима: посао (J) и наставак школовања на другом факултету (OF). Тек тада је могуће спровести валидацију модела

вишеслојног перцептрона са три излаза, поређењем његових резултата (табела 7.11) са вредностима предикције сва три модела логистичке регресије.

У табели 7.12. приказани су резултати предвиђања модела логистичке регресије за зависну променљиву величину – наставак школовања на другом факултету.

Табела 7.12 Предвиђање модела логистичке регресије за OF

опсервирано		предвиђено		
		наставак школовања на другом факултету (OF)		тачно предвиђа (%)
		не	да	
наставак школовања на другом факултету (OF)	не	59	12	83.1
	да	<b>12</b>	<b>36</b>	<b>75.0</b>
укупно за оба исхода (%)				79.8

Резултати модела логистичке регресије којим се предвиђа број матураната који се опредељују за посао по завршетку школовања дати су у табели 7.13.

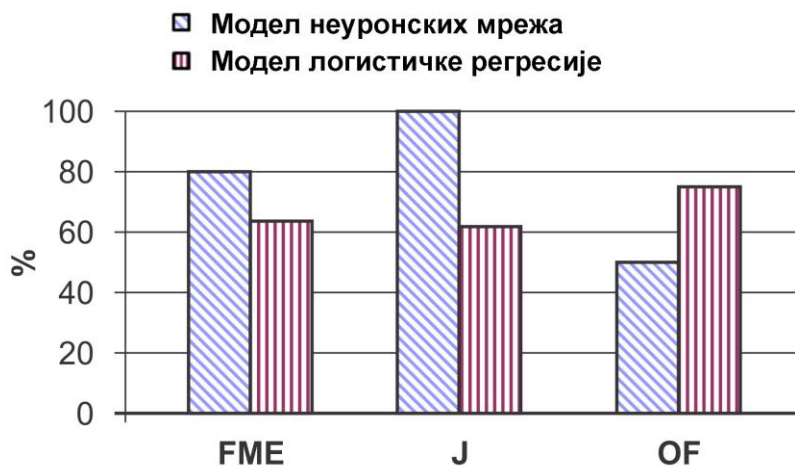
Табела 7.13 Предвиђање модела логистичке регресије за J

опсервирано		предвиђено		
		посао (J)		тачно предвиђа (%)
		не	да	
посао (J)	не	78	7	91.8
	да	<b>13</b>	<b>21</b>	<b>61.8</b>
укупно за оба исхода (%)				83.2

Узевши у обзир резултате који су добијени помоћу сва три предиктивна модела логистичке регресије, уочава се да модел неуронских мрежа поред тога што значајно боље предвиђа упис на Машински факултет, показује и боље предвиђање броја матураната који се опредељују за посао (100%), док је модел логистичке регресије прецизнији у класификацији ученика који настављају школовање на

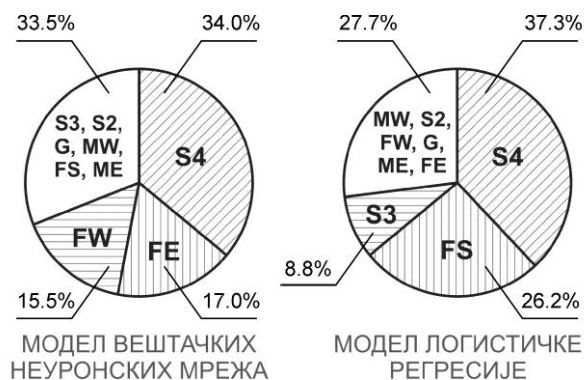


неком другом факултету (75%). На слици 7.4 представљен је упоредни приказ предикције сва три исхода која су добијена с једне стране једним моделом вештачких неуронских мрежа и с друге стране помоћу три комплементарна модела логистичке регресије.



Слика 7.4 Предикција сва три исхода

Анализа значајности улазних променљивих за одређење матураната за упис на Машински факултет извршена је код оба модела – неуронских мрежа и логистичке регресије. На слици 7.5 приказани су упоредни резултати значајности улазних променљивих за излаз FME.



Слика 7.5 Значајност улазних променљивих на излаз FME

Успех у четвртог разреду је улазна променљива која има најјачи утицај на посматрани излаз (FME) и код модела неуронских мрежа и код модела логистичке регресије. У моделу неуронских мрежа ова променљива има највећи релативни утицај на класификовање излаза упис на Машински факултет (34%), док је утицај осталих предиктора знатно мањи (FE – 17%, FW – 15.5%) (слика 7.5). У моделу логистичке регресије допринос успеха у четвртог разреду на упис на Машински факултет је највећи и његов количник вероватноће износи 5.159 (37.3%), где дата вредност приказује величину промене излазне величине ако се улазна променљива промени за једну јединицу. Остале улазне променљиве по величини утицаја су: FS – 26.2%, S3 – 8.8%, (G, S2, MW, ME, FW, FE) – 27.7% (слика 7.5).

Што се тиче модела вишеслојног перцептрона, друга по значајности је променљива образовање оца, а одмах за њом и радни статус оца, док код модела логистичке регресије друга по јачини утицаја је променљива финансијска подршка за наставак школовања, а затим успех у трећем разреду.

Оба предиктивна модела, било да су заснована на вештачким неуронским мрежама или логистичкој регресији, пружају задовољавајуће резултате предикције и могу да пруже подршку у процесу доношења одлука. Међутим, модел који се базира на неуронским мрежама показује одређене предности. Вештачке неуронске мреже не захтевају познавање функционалне везе између независних и зависних променљивих да би процениле модел. Такође, лако се прилагођавају сродним независним варијаблама, без појаве проблема мултиколинеарности. За разлику од логистичке регресије, неуронске мреже могу да препознају појаву нелинеарности и интерактивности у улазним подацима и да благовремено одреагују [60].

Поред наведених предности вештачке неуронске мреже су показале и извесне недостатке у односу на традиционалне статистичке методе, конкретно у односу на метод логистичке регресије. Неуронске мреже имају проблем у одређивању мере повезаности и утицаја независних и зависних променљивих. Неуронска мрежа обезбеђује информацију које улазне променљиве имају утицај од значаја на излаз. Међутим, мреже не разликују, на пример код појединаца који се опредељују, односно, не опредељују за Машински факултет, у којој мери ће њихово опредељење зависити од улазних променљивих. Са друге стране, модел

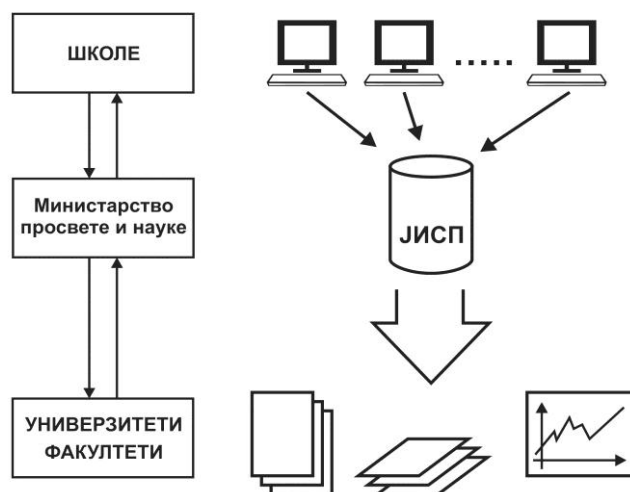
логистичке регресије преко количника вероватноће егзактно показује величину промене излазне променљиве ако се улазна променљива промени за једну мерну јединицу.

Сагледавањем упоредне анализе резултата које су дали модели неуронских мрежа и логистичке регресије, може се закључити да је могуће пронаћи правила одлучивања за избор поједине архитектуре вештачких неуронских мрежа у зависности од природе података у узорку и да су неуронске мреже успешније у предвиђању у односу на традиционални статистички метод – логистичку регресију.

Примена развијеног аналитичког модела предикције вероватноће уписа помоћу вештачких неуронских мрежа подржана је постојањем Јединственог информационог система у образовању (ЈИСП) који је у надлежности Министарства просвете и науке Републике Србије, а у којем је интегрисана „база података ученика“ која садржи све неопходне улазне величине генерисаног модела.

## 8 Могућности имплементације података из базе Јединственог информационог система за потребе развијања модела предикције уписа

База података ЈИСП-а обезбеђује подршку примени развијене методологије предвиђања и одлучивања применом вештачких неуронских мрежа у процесу предикције броја и структуре уписаних студената на високошколским установама техничких наука. Улазне (предикторске) променљиве модела (пол, успех у другом, трећем и четвртном разреду средње школе, ниво образовања и радни статус родитеља, финансијска подршка родитеља за наставак школовања) представљају податке који се преузимају из наведене базе. Статистички и динамички подаци о ученицима и њиховим родитељима периодично се уносе у школе. Модул софтвера који пружа увид и систематизацију постојећих података у надлежности је Министарства просвете и науке што захтева интензивирање комуникације служби универзитета, факултета, средњошколских установа и министарства. Шематски приказ тока информација у процесу доношења одлука и управљања уписом на високошколске установе приказан је на слици 8.1.

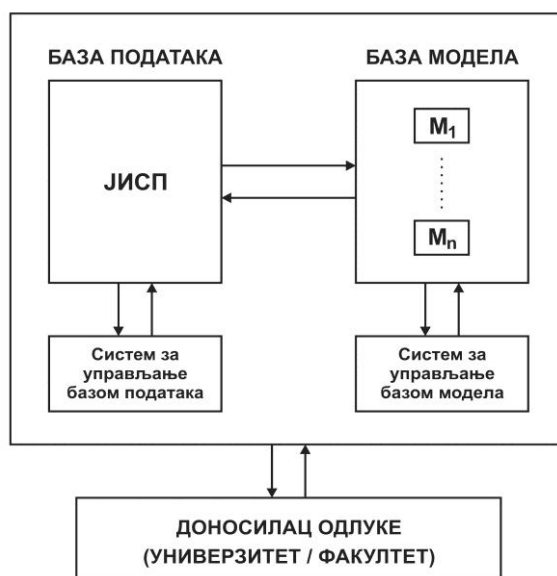


Слика 8.1 Ток информација

Примена развијене методологије предвиђања и одлучивања и развијеног модела у пракси би била да на основу улазних података из базе ЈИСП-а генерише излазне податке на основу којих високошколске институције могу да предвиде број уписаних студената као и да донесу одлуку о упису. Предложени модел који се

користи у оквиру развијене методологије се базира на примени вештачких неуронских мрежа чија архитектура може бити различита. На тај начин могуће је обезбедити базу модела који ће се разликовати по архитектурама неуронских мрежа. Одабир модела се врши на основу природе података у узорку, тј. бира се модел који најбоље решава одређени проблем. Такође је могуће базу модела проширивати додавањем модела заснованих на другим техникама предвиђања у зависности од области у којој се налази посматрани факултет (технички, друштвени итд.), врсти факултета (приватни, државни) и сл. База модела није коначна, она је подложна унапређивању и побољшавању.

Систем за подршку одлучивању (слика 8.2) поред базе података и базе модела подразумева и управљање подацима и моделима.



Слика 8.2 Систем за подршку процесу доношења одлука

Овако постављен систем омогућава реализацију циљева дефинисаних стратешким одређењима високошколских установа. Софтверска подршка обезбеђује ефективност одлучивања, једноставност и адаптивност примене.

Развијањем модела предикције уписа и експерименталном верификацијом добијеног модела, изводи се закључак да постоји могућност подршке одлучивању у процесу управљања уписом на високошколске институције применом ЈИСП-а.

База података ученика из ЈИСП-а представља основу за примену развијене методологије у пракси.

## 9 Закључак

Високо образовање има значајну улогу у привредном и друштвеном развоју и све промене и реформски процеси у овом домену би требало да воде ка унапређењу економског и социјалног стања једне земље. Досадашње реформске активности у систему високог образовања Србије указују на значај реформе процеса управљања као кључног фактора побољшања квалитета како образовног тако и научно-истраживачког рада на универзитетима. Значајни део процеса управљања је и финансијско планирање на нивоу факултета као и процедура пријема студената. Факултети различитих области (техничка, друштвено-хуманистичка итд.) имају своје специфичности по питању наведених активности. Такође, треба имати у виду да процес управљања не мора да буде исти на државним и приватним универзитетима и факултетима, а он зависи и од величине високошколске установе, профила студената који ка њима гравитира и сл.

Од великог значаја за унапређивање процеса управљања уписом на високошколским установама је постојање Јединственог информационог система у образовању (ЈИСП) који је у надлежности Министарства просвете и науке Републике Србије. Овај систем у својој бази садржи податке о свим ученицима основних и средњих школа. Систем је једноставан за примену и може да пружи подршку доношењу одлука у процесу управљања уписом на факултете и универзитете.

Премиса овог рада је била развијање оригиналне, универзалне методологије предвиђања и одлучивања применом вештачких неуронских мрежа, која је потврђена на примеру управљања уписом на високошколским установама.

Из разлога прикупљања релевантних улазних података (опредељење матураната) за развијање и верификацију методологије предвиђања и одлучивања, спроведено је истраживање у две београдске стручне школе на узорку од 159 ученика. Креиран је упитник на бази идентификованих фактора који утичу на професионално опредељење средњошколаца. Истраживање је урађено за циљну групу високошколских установа техничких наука, тачније, за потребе Машинског факултета у Београду. При томе, узета је у обзир тежња машинских факултета у Србији за остваривањем високог квалитета наставе и за унапређивањем

постојећег начина уписа. Подаци прикупљени анкетом (експеримент) употребљени су приликом развијања и верификације модела предикције и то као полазне вредности (девет улазних променљивих), и као контролне вредности (три излазне променљиве).

Досадашње теорије као важне факторе који утичу на професионално опредељење адолесцената издвајају: родитеље, наставнике, друштвене околности, тренутна интересовања матураната, баланс између личних могућности и одабране професије, пријатеље, итд [45].

Посебно треба истаћи утицај нивоа образовања родитеља и њиховог друштвено-економског статуса. Родитељи који поседују виши ниво образовања од средњег у могућности су да боље посаветују своју децу о даљем школовању. Породице из вишег социо-економског сталежа могу да обезбеде боље материјалне услове за наставак школовања своје деце [34]. У процесу истраживања утицај родитеља мерен је помоћу четири променљиве, које се односе на ниво образовања мајке и оца и њихов радни статус. Утицај социо-економског статуса мерен је самопроценом матураната да ли ће имати финансијску подршку родитеља за наставак школовања или не.

Постигнуће ученика у претходном школовању обухваћено је са три улазне величине, које се односе на успех у другом, трећем и четвртном разреду средње школе.

Обрада и систематизација података извршена је применом вештачких неуронских мрежа и регресионе анализе – логистичке регресије као компаративне методе. Вештачке неуронске мреже припадају групи интелигентних алата за обраду информација, а користе се за решавање проблема апроксимације, класификације и предвиђања. У категорији истраживања у образовању неуронске мреже се најчешће користе за решавање проблема предикције и класификације [71]. Развијени модел предикције уписа формиран је на бази примене вештачке интелигенције из разлога што су неуронске мреже веома еластичне према поремећајима у улазним подацима, способне да паралелно обрађују податке и имају могућност рада са неструктурисаним улазним подацима [34]. Приликом развијања предиктивног модела дизајнирано је више различитих архитектура за које је било заједничко то што су имале по девет чворова у улазном слоју и три

чвора у излазном слоју, што је одговарало броју улазних, односно излазних променљивих.

С обзиром на природу података у узорку за учење и потребу да подаци који се представљају у излазном слоју буду жељене вредности излазних променљивих, закључено је да је архитектура мреже са тангенс-хиперболичном активационом функцијом, која се најчешће користи у случају предвиђања и моментум правилом учења, као начину обучавања са надгледањем, показала најбоље резултате.

Развијени модел предикције заснован је на вештачким неуронским мрежама, тачније на вишеслојном перцептрону са пропагацијом грешке уназад (MLP). Тестирањем модела добијени су резултати класификације, тј. предвиђања за све три излазне променљиве истовремено (FME, J, OF). Развијени неуронски модел омогућава сагледавање структуре уписаних студената у односу на врсту школе из које долазе, пол студената, успех по разредима у средњем образовању и сл. Такође, може се предвидети број уписаних студената по одређеним својствима кандидата, управо због особине прилагођавања неуронских мрежа коришћењем различитих архитектура.

Развијени неуронски модел успешно је предвидео упис 80% матураната на жељени факултет – Машински факултет у Београду (FME). На истом узорку модел 100% исправно класификује матуранте који се после школовања опредељују за посао (J), односно, са 50% предвиђа случајеве који по завршетку средње школе намеравају да упишу неки други факултет (OF).

На развијеном предиктивном моделу вештачких неуронских мрежа извршена је анализа значајности улазних променљивих и јачина утицаја појединих улазних променљивих на излазне променљиве. Добијени резултати су показали да успех у четвртом разреду има најјачи утицај на сва три излаза у моделу. На матуранте који намеравају да упишу Машински факултет други и трећи атрибут по значајности су образовање и радни статус оца. За ученике који су се определили да раде по завршетку средње школе, друга по јачини утицаја је променљива успех у трећем разреду, а затим пол испитаника. Код оних који планирају да упишу неки други факултет од највећег утицаја после успеха у четвртом разреду је пол ученика.



Атрибут од најмањег утицаја на професионално опредељење матураната је финансијска подршка родитеља за наставак школовања.

Предиктивни модел неуронских мрежа може да одговори на питање који су то атрибути од највећег утицаја на професионално опредељење матураната, али потребно је истаћи да неуронске мреже имају проблем у одређивењу мере повезаности улазних и излазних променљивих величина. То значи да приказани модел није у стању да одговори са којом вероватноћом ће се променити посматрана излазна величина ако се улазна променљива промени за једну јединицу.

Тачност предвиђања развијеног неуронског модела проверена је компаративном анализом са резултатима који су добијени предиктивним моделом логистичке регресије. Регресиона анализа (логистичка регресија) је традиционална статистичка метода која је нашла велику примену у процесима предвиђања категоријских излаза. Резултати показују да модел неуронских мрежа значајно боље предвиђа упис на Машински факултет (80%) у односу на модел логистичке регресије који тачно класификује 63,6% случајева са експериментално добијеним резултатима (анкета).

У циљу спровођења комплетне компаративне анализе, развијена су још два модела логистичке регресије и то по излазима: посао и наставак школовања на другом факултету. Предност примене неуронских мрежа огледа се управо у томе да се једним моделом може предвидети више различитих излаза, што није могуће да се учини са једним моделом логистичке регресије. Такође, неуронске мреже не захтевају познавање функционалне везе између независних и зависних променљивих и лако се прилагођавају појави нелинеарности и интерактивности у улазним подацима.

Из свега изложеног може се закључити да су вештачке неуронске мреже успешније у предвиђању у односу на традиционални статистички метод – логистичку регресију.

Процес управљања уписом на високошколским установама спада у групу проблема са неизвесним исходима и различитим облицима ограничења. Анализа процедуре уписа на факултетима у Србији показала је да на доношење одлука у вези са предвиђањем и управљањем уписом утиче велики број различитих

променљивих. Предложена и верификована методологија обезбеђује оквир за решавање проблема предвиђања уписа и даје могућност формулисања предлога који се нуди доносиоцу одлука као могуће решење управљања уписом. Подршку примени развијене методологије предвиђања и одлучивања, у Србији обезбеђује база података Јединственог информационог система у образовању.

Универзалност предложене методологије огледа се у томе што она подржава формирање базе модела различитих перформанси и техника предвиђања чијом применом може да се реши проблем управљања уписом на факултетима /универзитетима који се разликују по научној области (технички, друштвени итд.), облику својине (државни, приватни), величини и сл.

Флексибилност развијеног модела могуће је остварити применом различитих топологија неуронских мрежа у зависности од постављених циљева и потреба доносиоца одлука. Значај прилагодљивости је посебно важан у случају промена стратегија уписа високошколских установа услед различитих фактора (шире друштвене околности, промене у систему образовања, кретања у различитим привредним гранама, ситуација у погледу запошљавања и сл.).

Универзалност методологије, флексибилност и излазни подаци модела (број уписаних студената, структура уписаних студената, број и структура матураната који се опредељују за посао или неки други факултет у односу на опсервирани, фактор од најјачег утицаја на посматрани исход) су обележја на основу којих се закључује да се применом предложене методологије омогућује подршка одлучивању у процесу управљања уписом на високошколске установе.

Резултат истраживања је оригинална, универзална методологија управљања процесом уписа на високошколске установе, чиме су потврђене хипотезе које су постављене на почетку истраживања:

1. Савремене научне методе и технике операционих истраживања могуће је успешно применити у процесу управљања уписом на високошколским установама;
2. Вештачким неуронским мрежама могуће је предвидети број и структуру уписаних студената на високошколским установама [32], [72];

3. Вештачке неуронске мреже су успешније у предвиђању од класичних статистичких метода – регресионе анализе (логистичке регресије);
4. Могуће је пронаћи правила одлучивања за избор поједине архитектуре вештачких неуронских мрежа у зависности од природе података у узорку за машинско учење;
5. Предложени модел може да пружи подршку одлучивању у процесу управљања уписом на високошколским институцијама.

Развијена методологија је намењена првенствено службама универзитета и факултета, али индиректно и средњошколским установама и ресорним министарствима. Резултати добијени овим радом представљају још један допринос литератури из области предвиђања и одлучивања.

Предложена методологија предвиђања и одлучивања верификована на примеру управљања уписом може се применити како у Србији тако и у земљама региона због сличности образовних система. Препорука је да се у наредном периоду изврши размена искустава са земљама у окружењу по овој проблематици и по питању унапређивања квалитета, не само високог образовања, већ и система образовања у целини.

Смернице за даљи рад:

- Примена развијене методологије предвиђања и одлучивања за потребе управљања процесом уписа на другим високошколским установама;
- Примена развијене методологије предвиђања и одлучивања заједно са коришћењем података из Јединственог информационог система у образовању према предложеном систему за подршку процесу доношења одлука.

## 10 Литература

- [1] Anderson, K. D., Milner, B. J., Foley, C. J., (2008). From Complex Data to Actionable Information: Institutional Research Supporting Enrollment Management. *New directions for institutional research*, 2008 (137), 71-82.
- [2] Antons, C. M., Maltz, E. N., (2006). Expanding the Role of Institutional Research at Small Private Universities: A Case Study in Enrollment Management Using Data Mining. *New directions for institutional research*, 2006 (131), 69-81.
- [3] Baker, B. D., Richards, C. E., (1999). A comparison of conventional linear regression methods and neural networks for forecasting educational spending. *Economics of Education Review*, 18 (4), 405-415.
- [4] Balaban, N., Ristić Ž. *Sistemi podrške odlučivanju*. Subotica: Ekonomski fakultet Subotica, 2006.
- [5] Baldrige, J. V., Kemerer, F. R., and Green, K. C. *Enrollment Management in the Eighties: Factors, Actors, and Impact*. Washington, D.C.: American Association for Higher Education, 2001.
- [6] Becher, R. A., (1992). Disciplinary perspectives on higher education. In: B.R. Clark and Neave (eds.). *The Encyclopedia of Higher Education*. Oxford: Pergamon Press, 1763 – 1776.
- [7] Bilous, O. *Enrollment management of higher education: admission offices and recruitment activities. A case study of Montclair State University NJ. USA*, 2009.
- [8] Braxton, J. M., Vesper, N., Hossler, D., (1995). Expectations for college and student persistence. *Research in Higher Education*, 36,(5), 595-611.
- [9] Bugarić, U., Petrović, D. *Modeliranje sistema opsluživanja*. Beograd: Mašinski fakultet Beograd, 2011.
- [10] Camarena-Alvarado, L. M. *Scholarship Allocation: an Optimization Model for Enrollment Management*. Graduate Faculty of Texas Tech University, 2010.
- [11] Chang, L., (2006). Applying Data Mining to Predict College Admissions Yield: A Case Study. *New Directions for Institutional Research*, 2006 (131), 53-68.
- [12] Checkland, P. B., (1972). Towards a systems-based methodology for real-world problem solving. *Journal of System Engineering*, 3 (2), 87-116.
- [13] Cox, D.R., and Snell. *Analysis of binary data* (2<sup>nd</sup> ed). London: Chapman&Hall, 1989.
- [14] Cruz, J.B., Jr., Simaan, M.A., Gacic, A., Huihui J., Letellier, B., Ming L., Yong L., (2001). Game-theoretic modeling and control of a military air operation. *Aerospace and Electronic Systems*, 37 (4), 1393-1405.
- [15] Delaney, A. M., (1997). The role of institutional research in higher education: Enabling Rese archers to Meet New Challenges. *Research in Higher Education*, 38 (1), 1-16.

- [16] Delen, D., (2010). A comparative analysis of machine learning techniques for student retention management. *Decision Support Systems*, 49 (4), 498-506.
- [17] Dempsey, M. *Enrollment Management Administrators' Perceptions of Community College Student Retention Practices*. Faculty of the Marshall University Graduate College, 2009.
- [18] Denis, M. J. *A practical guide to enrollment and retention management in higher education*. Greenwood Publishing Group, Santa Barbara CA, 1998.
- [19] Desai, V.S., Crook, J.N, Overstreet, Jr. G.A,(1996). A comparison of neural networks and linear scoring models in the credit union environment. *European Journal of Operational Research*, 95 (1), 24-37.
- [20] Dolence, M. G. *Strategic enrollment management: A primer for campus administrators*. Washington, DC: American Association of Collegiate Registrars and Admissions Officers, 1993.
- [21] Dunjić-Mandić, K., Bjekić, D., Jaćimović, T., Papić, Ž. M., (2005). Profesionalne vrednosne orijentacije i preferencije maturanata. *Pedagogija*, 4, 525-536.
- [22] Edward, P. St. J., (1990). Price response in enrollment decisions: An Analysis of the High School and Beyond Sophomore Cohort. *Research in Higher Education*, 31(2), 161-176.
- [23] Edward, P. St. J., (1991). A Framework for Reexamining State Resource-Management Strategies in Higher Education. *The Journal of Higher Education*, 62 (3), 263-287.
- [24] Edward, P. St. J., Noell, J., (1989). The effects of student financial aid on access to higher education: An analysis of progress with special consideration of minority enrollment, *Research in Higher Education*, 30 (6), 563-581.
- [25] Edwards, A.W.F. *Likelihood*. Cambridge University Press, Cambridge, 1972. (expanded edition, Johns Hopkins University Press, Baltimore,1992)
- [26] Flitman, A. M., (1997). Towards analysing student failures: neural networks compared with regression analysis and multiple discriminate analysis. *Computers & Operations Research*, 24(4), 367-377.
- [27] Flitman, A. M., (1997). Towards analysing student failures: neural networks compared with regression analysis and multiple discriminate analysis. *Computers & Operations Research*, 24 (4), 367-377.
- [28] Frackmann, E., (1997). Research on Higher Education in Western Europe: From Policy Advice to self-Reflection. In: Sadlak, Jan, Altbach, Philip G. (ed.): *Higher Education at the Turn of the Century*. Paris: UNESCO and New York/London: Garland, 107 -136.
- [29] Freedman, B. A., Martin, L. G., (1999). The role of education in explaining and forecasting trends in functional limitations among older Americans. *Demography*, 36 (4), 461-473.
- [30] Freeman, J.A., Skapura, D.M. *Neural Networks – Algorithms, Applications and Programming Techniques*. Addison-Wesley Publishing Company, 1991.
- [31] Garson, G. D. *Neural networks: An introductory guide for social scientists*. London: Sage Publications, 1998.

- [32] Gerasimovic, M., Stanojevic, Lj., Bugarcic, U., Miljkovic, Z., Veljovic, A., (2011). Using artificial neural networks for predictive modeling of graduate's professional choice. *The New Educational Review*, 23 (1), 175-189.
- [33] Golden, R.M. *Mathematical Methods for Neural Network Analysis and Design*. MIT Press, 1996.
- [34] Gonzalez, J. M., DesJardins, S. L., (2002). Artificial neural networks: A new approach to predicting application behavior. *Research in Higher Education*, 43(2), 235-258.
- [35] Hair, J.F., Anderson, R.E., Tatham, R.L., Black, W.C. *Multivariate data analysis*. Prentice Hall, New York, 1995.
- [36] Hardgrave, B.C., Wilson, R. L., Walstrom, K. A., (1994). Predicting graduate student success: a comparison of neural networks and traditional technique. *Computers & Operations Research*, 21(3), 249-263.
- [37] Havelka, N., (1995). Vrednosne orijentacije učenika i njihova očekivanja od budućeg zanimanja. *Psihološka istraživanja*, 7, 89-125.
- [38] Hazelrigg, G. A., (1998). A Framework for Decision-Based Engineering Design. *Journal of Mechanical Design*, 120 (4), 653-659.
- [39] Herzog, S., (2006). Estimating Student Retention and Degree-Completion Time: Decision Trees and Neural Networks Vis-à-Vis Regression. *New directions for institutional research*, 2006 (131), 17-33.
- [40] Hillier, F.S., Lieberman, G.J. *Introduction to Operations Research*. McGraw Hill, 2001.
- [41] Hosmer, David W., Lemeshow, Stanley. *Applied Logistic Regression*. New York: Wiley, 2000.
- [42] Hossler, D. *Creating Effective Enrollment Management Systems*. College Board Publications, New York, 1986.
- [43] Hossler, D. *Enrollment Management: An Integrated Approach*. College Board Publications, New York, 1984.
- [44] Hossler, D., Bean, J. P., & Associates. *The Strategic Management of College Enrollments*. San Francisco: Jossey-Bass, 1990.
- [45] Hossler, D., Braxton, J., Coopersmith, G. *Understanding student college choice*. In J. C. Smart (Ed.), *Higher Education Handbook of Theory and Research*, 5, 231-288. New York: Agathon Press, 1989.
- [46] Hossler, D., Schmit, J., Vesper, N. *Going to College. How Social, Economic, and Educational Factors Influence the Decisions Students Make*. Johns Hopkins University Press, Baltimore, 1999.
- [47] Hughes, T. G. *Identification of leadership style of enrollment management professionals in post secondary institutions in the Southern United States*. Graduate Faculty of Texas Tech University, 2005.
- [48] Jacobs, R.A., Jordan, M.I., Nowlan, S., Hinton, G.E., (1991). Adaptive Mixtures of Local Experts. *Neural Computation*, 3, 79-87.

- [49] Jagielska, I., Jaworski, J., (1996). Neural network for predicting the performance of credit card accounts. *Computational Economics*, 9 (1), 77-82.
- [50] Jain, A.K., Mao, J., Mohiuddin, K.M. *Artificial Neural Networks: A Tutorial*, Michigan State University. IBM Almaden Research Center, 1996.
- [51] Karavidić, S. *Menadžment obrazovanja*. Beograd: Institut za pedagogiju i andragogiju, Filozofski fakultet, 2006.
- [52] Kemerer, F. R., (1984). The role of deans, department chairs, and faculty in enrollment management. *College Board Review*, 134 (4-8), 28-29.
- [53] Kemerer, F. R., Baldrige, J. V., & Green, K. *Strategies for effective enrollment management*. Washington, DC: American Association of State Colleges and Universities, 1982.
- [54] Kovacs-Cerović, T. National report – Serbia, in: P. Zgaga (ed.) *The Prospects of Teacher Education in South – east Europe*. Ljubljana: Centre for Educational Policy studies, University of Ljubljana, 2006.
- [55] Kraft, P. D. *Faculty engagement in campus-wide enrollment management activities: A grounded theory*. Montana State University Bozeman, Montana, 2007.
- [56] Kumar, A., Rao, B.P., Soni, H., (1995). An empirical comparison of neural network and logistic regression models. *Marketing Letters*, 6 (4), 251-263.
- [57] Kusiak, A., (1987). Artificial intelligence and operations research in flexible manufacturing systems. *Information Systems and Operational Research*, 25 (1), 2-12.
- [58] Lapovsky, L., (1999). What You Need to Know About Enrollment Management. *New Directions for Higher Education*, Fall99 (107), 5-15.
- [59] Lawrence, J.L., (1991). *Introduction to neural networks*. 2nd Edn. California: California Scientific Software, grass Valley.
- [60] Lee, T., White, H., and Granger, Clive, W.J., (1993). Testing for neglected nonlinearity in time series models: a comparison of neural network methods and alternative tests. *Journal of Econometrics*, 56 (3), 269-290.
- [61] Liao, S.H., Wen, C.H., (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.
- [62] Luan, J., Zhao, C., (2006). Practicing Data Mining for Enrollment Management and Beyond. *New directions for institutional research*, 2006 (131), 117-122.
- [63] Mabert, V.A., Soni, A., Venkataramanan, M.A., (2003). Enterprise resource planning: Managing the implementation process. *European Journal of Operational Research*, 146 (2), 284-301.
- [64] Mahapatra, S.S., Khan, M.S., (2007). A neural network approach for assessing quality in technical education: an empirical study. *International Journal of Productivity and Quality Management*, 2(3), 287-306.
- [65] Maltz, E. N., Murphy, K. E., Hand, M. L., (2007). Decision support for university enrollment management: Implementation and experience. *Decision Support Systems*, 44 (1), 106-123.

- [66] Massa, R. J. *Developing a SEM Plan*. In J. Black (ed.), *The SEM Revolution*. Washington, DC: American Association of Collegiate registrars and Admissions Officers, 2001.
- [67] McCulloch, W., Pitts, W., (1943). A Logical Calculus of Ideas Immanent in Nervous Activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5, 115-133.
- [68] McDonough, P. M., Korn, J. S., Yamasaki, E., (1997). Access, Equity, and the Privatization of College Counseling. *The Review of Higher Education*, 20 (3).
- [69] McIntyre, C. *Performance-Based Enrollment Management*. 37<sup>th</sup> Annual Air Forum, Orlando Florida, 1997.
- [70] Meyer, V. Jr., Lopes, M. C. B., Zablonky, M. J., Murphy, J. P., (2010). Enrollment management as competitive strategy in private community universities. *Estrategia & Negocios*, 3 (1), 123-143.
- [71] Miljković, Z. *Sistemi veštačkih neuronskih mreža u proizvodnim tehnologijama*. Beograd: Mašinski fakultet Univerziteta u Beogradu, 2003.
- [72] Miljkovic, Z., Gerasimovic M., Stanojevic, Lj., Bugaric, U., (2011). Using artificial neural networks to predict professional movements of graduates. *Croatian Journal of Education*, 13(3), 117-141.
- [73] Mladenović, U., Knebl, J., (2000). Vrednosne orijentacije i preferencije životnih stilova adolescenata. *Psihologija*, 33 (3-4), 435-454.
- [74] Moore, D.S., McCabe, G.P. *Introduction to the practice of statistic*. WH Freeman & Co.: New York, 2004.
- [75] Murtaugh, P.A., Burns, L.D., Schuster, J., (1999). Predicting the retention of university students. *Research in Higher Education*, 40 (3), 355-371.
- [76] Muston, R. *Marketing and Enrollment Management in State Universities*. Iowa City, Iowa: American College Testing Program, 1985.
- [77] Nagelkerke, N.J.D., (1991). A note on a general definition of the coefficient of determination. *Biometrika*, 78 (3), 691-692.
- [78] Nandeshwar, A., Chaudhari, S. (2009). Enrollment Prediction Models Using Data Mining. [http://nandeshwar.info/wp-content/uploads/2008/11/DMWVU\\_Project.pdf](http://nandeshwar.info/wp-content/uploads/2008/11/DMWVU_Project.pdf).
- [79] Necht-Nielsen, R. *Neurocomputing*. Adison-Wesley publishing Company, 1989.
- [80] NeuroSolutions 5.0  
<http://download.cnet.com/NeuroSolutions/3000-2383-4-0382495.html> Accessed 21 April 2010.
- [81] Oladokun, V.O., Adebajo, A.T., Charles-Owaba, O.E., (2008). Predicting Students' Academic Performance using Artificial Neural Network: A Case Study of an Engineering Course. *The Pacific Journal of Science and Technology*, 9 (1), 72-79.
- [82] Panian, Ž., Klepac, G. *Poslovna inteligencija*. Masmedia Zagreb, 2003.
- [83] Patterson, D.W. *Artificial neural networks*. Prentice Hall, 1995.



- [84] Paulsen, M. B., Edward, P. St. J., (2002). Social Class and College Costs: Examining the Financial Nexus Between College Choice and Persistence. *The Journal of Higher Education*, 73 (2).
- [85] Peterson, M. W., (1986). Critical choices: From Adolescence to maturity in higher education research. *The Review of Higher Education*, 10, 143 – 150.
- [86] Peterson, M. W., Mets, L. A. *Key Resources on Higher Education Governance, Management, and Leadership. A Guide to the Literature.* Jossey-Bass Publishers, San Francisco, CA, 1987.
- [87] Rainsford, G.N., (1985). Enrollment management: a president's perspective. *College and University*, 60, 336-344.
- [88] Riley, T. J. *Information, decision making and enrollment management in a public research university: a case study analysis using bounded rationality theory.* University of Pittsburgh School of Education, 2007.
- [89] Rumelhart, D.E., Hinton, G.E., Williams, R.J. *Learning Internal Representations by Error Propagations.* Computational Models of Cognition and Perception, Vol. 1, The MIT Press, 1986.
- [90] Rumelhart, D.E., McClelland. *Parallel Distributed Processing.* Explorations in the Microstructure of Cognition, Vol. 1, The MIT Press, 1986.
- [91] Russell, S.J., Norvig, P. *Artificial Intelligence, A Modern Approach.* 2nd edition, New York, Prentice Hall, 2002.
- [92] Sims, S. *Leadership decisions and organizational change; the role of summer sessions as an enrollment management planning tool at the university of California: A case study.* Faculty of the rossier school of education university of Southern California, 2007.
- [93] Skapura, D.M. *Building Neural Networks.* Addison-Wesley Publishing Company, 1996.
- [94] Smith, K.A., Gupta, J.N.D., (2000). Neural networks in business: techniques and applications for the operations researcher, *Computers & Operations Research*, 27, 1023-1044.
- [95] Spasić, Ž. *Integrirani sistem kvaliteta digitalnog univerziteta.* Beograd: Mašinski fakultet, 2007.
- [96] Spaulding, R., Olswang, S., (2005). Maximizing Enrollment Yield Through Financial Aid Packaging Policies. *Nasfaa journal of student financial aid*, 35 (1), 27-39.
- [97] SPSS 18.0 <http://en.softonic.com/s/spss-18-download> Accessed 20 January 2011.
- [98] Stevens, J. *Applied multivariate statistics for the social sciences* (3<sup>rd</sup> ed). Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum, 1996.
- [99] Tabachnick, B.G., & Fidell, L.S. *Using multivariate statistics* (5<sup>th</sup> ed). Boston: Pearson Education, 2007.
- [100] Teichler, U., (1996). Comparative Higher Education: Potential and Limits. *Higher Education*, 32 (4), 431 – 465.
- [101] Teichler, U., (2005). Hochschulforschung, Hochschulpraxis und der Stellenwert von Information über Forschungsergebnisse. *Arbeitsberichte*, 4, 7-16.

- [102] Thanh, L. V., Haddawy, P. *Deriving financial aid optimization models from admissions data*. Frontiers In Education Conference - Global Engineering: Knowledge Without Borders, Opportunities Without Passports, 2007. FIE '07. 37th Annual, pp. F2A-7 - F2A-12, 2007.
- [103] The "Robert Gordon" University of Aberdeen: *Principles of Teaching, Learning and Assessment*, Module 1, Postgraduate Certificate, Centre for Enhancement of Learning and Teaching, Aberdeen, 2003.
- [104] Tight, M. *Researching Higher Education*. Bucking-ham: SRHE and Open University Press, 2003.
- [105] Trussel, J. M., Bitner, L. N., (1998). Strategic cost management: an activity-based management approach. *Management Decision*, 36 (7), 441-447.
- [106] Turajlić, S. *Visoko obrazovanje u Srbiji*. Beograd: Alternativna akademska obrazovna mreža, 2004.
- [107] Turajlić, S., Babić, S., Milutinović, Z. *Evropski Univerzitet 2010?*. Beograd: Alternativna akademska obrazovna mreža, 2001.
- [108] Veelenturf, L.P.J. *Analysis and Applications of Artificial Neural Networks*. Prentice Hall, 1995.
- [109] Vondracek, F., Silbereisen, R. K., Reitzle, M., Wienser, M., (1999). Vocational Preferences of Early Adolescents: Their Development in Social Context. *Journal of Adolescent Research*, 14 (3), 267-288.
- [110] Vukadinović, S. *Elementi teorije verovatnoće i matematičke statistike*. Beograd: Privredni pregled, 1990.
- [111] Werbos, P. *Beyond regression: New tools for prediction and analysis in the behavioral sciences*, Ph.D. dissertation, Committee on Applied Mathematics, Harvard University, Cambridge, MA, USA, 1974.
- [112] Widrow, B., Lehr, M.A., (1990). 30 Years of Adaptive Neural Networks: Perceptron, Madeline, and Backpropagation. *Proceedings of the IEEE*, 78 (9), 1415-1442.
- [113] Wilson, R.L., (1992). Business implementation issues for neural networks. *Journal of Computer Information Systems*, 32, 15-19.
- [114] Wook, M., Yahaya, Y. H., Wahab, N., Isa, M. R. M., Awang, N. F., Seong, H. Y. *Predicting NDUM Student's Academic Performance Using Data Mining Techniques*. Second International Conference on Computer and Electrical Engineering, Dubai, UAE, 2009.
- [115] *Zakon o naučnoistraživačkoj delatnosti*. Službeni glasnik Republike Srbije, 12/110/2005/02, 2005.
- [116] *Zakon o visokom obrazovanju*. Službeni glasnik Republike Srbije, 12/76/2005/01, 12/97/2008/09, 2005, 2008.
- [117] <http://infostat.sr.gov.rs> Accessed 15 March 2011.
- [118] [http://www.parlament.gov.rs/content/lat/akta/akta\\_detalji.asp?Id=271&t=Z](http://www.parlament.gov.rs/content/lat/akta/akta_detalji.asp?Id=271&t=Z)

## **Прилози**

### **Прилог 1**

**Јединствени информациони систем у образовању – База података  
ученика**

### **Прилог 2**

**Упитник**

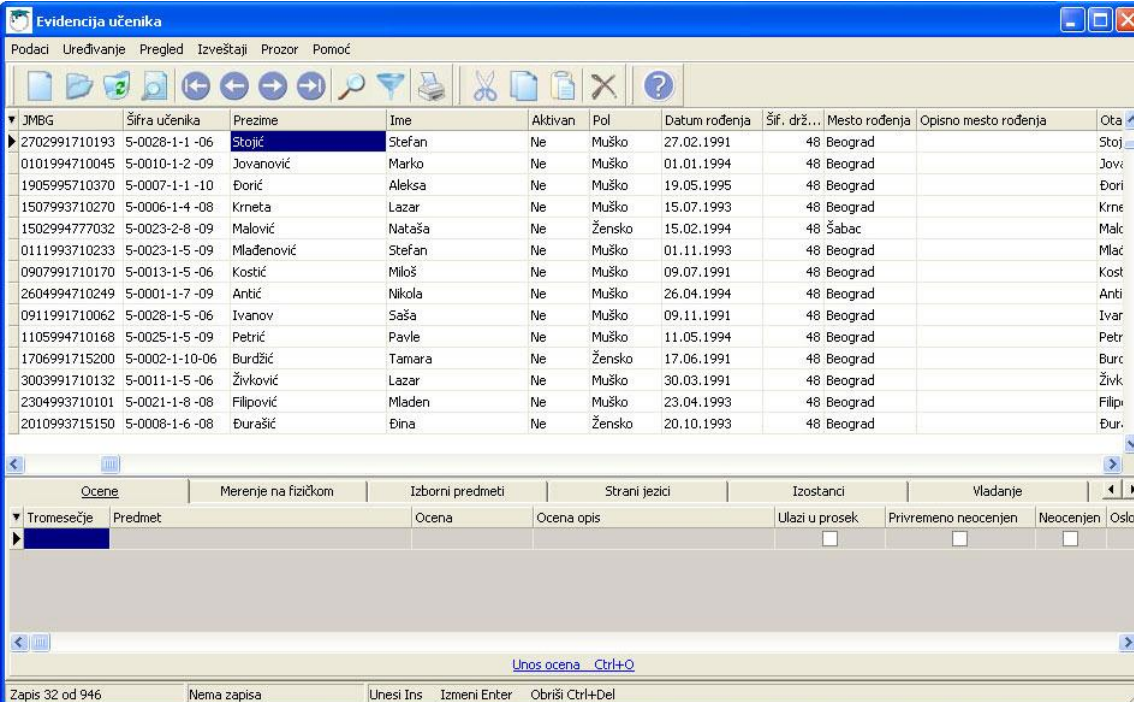
## Прилог 1

### Јединствени информациони систем у образовању – База података ученика

Посебан програмски модул ЈИСП-а односи се на базу података ученика. У оквиру овог модула налазе се три опције: **Ученици**, **Евиденција родитеља и старатеља** и **Поставка**.

#### Ученици

Када се приступи модулу Ученици на екрану се појављује прозор приказан на слици 10.1.



The screenshot shows a software window titled "Evidencija učenika" with a menu bar (Podaci, Uređivanje, Pregled, Izveštaji, Prozor, Pomoć) and a toolbar. The main area contains a table of student records. Below the table is a summary section with tabs for "Ocene", "Merenje na fizičkom", "Izborni predmeti", "Strani jezici", "Izostanci", and "Vladanje". The "Ocene" tab is active, showing a table with columns for "Tromesečje", "Predmet", "Ocena", "Ocena opis", "Ulazi u prosek", "Privremeno neocenjen", "Neocenjen", and "Osloš". The status bar at the bottom indicates "Zapis 32 od 946" and "Nema zapisa".

JMBG	Šifra učenika	Prezime	Ime	Aktivan	Pol	Datum rođenja	Šif. drž...	Mesto rođenja	Opisno mesto rođenja	Ota
2702991710193	5-0028-1-1 -06	Stojić	Stefan	Ne	Muško	27.02.1991	48	Beograd		Stoj
0101994710045	5-0010-1-2 -09	Jovanović	Marko	Ne	Muško	01.01.1994	48	Beograd		Jov
1905995710370	5-0007-1-1 -10	Đorić	Aleksa	Ne	Muško	19.05.1995	48	Beograd		Đori
1507993710270	5-0006-1-4 -08	Krneša	Lazar	Ne	Muško	15.07.1993	48	Beograd		Krne
1502994777032	5-0023-2-8 -09	Malović	Nataša	Ne	Žensko	15.02.1994	48	Šabac		Mal
0111993710233	5-0023-1-5 -09	Mladenović	Stefan	Ne	Muško	01.11.1993	48	Beograd		Mlać
0907991710170	5-0013-1-5 -06	Kostić	Miloš	Ne	Muško	09.07.1991	48	Beograd		Kost
2604994710249	5-0001-1-7 -09	Antić	Nikola	Ne	Muško	26.04.1994	48	Beograd		Anti
0911991710062	5-0028-1-5 -06	Ivanov	Saša	Ne	Muško	09.11.1991	48	Beograd		Ivar
1105994710168	5-0025-1-5 -09	Petrić	Pavle	Ne	Muško	11.05.1994	48	Beograd		Petr
1706991715200	5-0002-1-10-06	Burdžić	Tamara	Ne	Žensko	17.06.1991	48	Beograd		Burc
3003991710132	5-0011-1-5 -06	Živković	Lazar	Ne	Muško	30.03.1991	48	Beograd		Živk
2304993710101	5-0021-1-8 -08	Filipović	Mladen	Ne	Muško	23.04.1993	48	Beograd		Filip
2010993715150	5-0008-1-6 -08	Đurašić	Đina	Ne	Žensko	20.10.1993	48	Beograd		Đur.

Слика 10.1 Евиденција ученика [117]

Прозор се састоји из две табеле. У једној су дати статистички подаци о ученицима (име, презиме, ЈМБГ, пол, датум, место рођења), док се у другој налазе динамички подаци организовани у више картица од којих се једна односи на оцене ученика по појединим предметима и тромесечјима, као и општи успех ученика на крају школске године (слика 10.2).

Unos ocena učenika

Razred: 1 Odeljenje: 10

Babić Jovana

Tromesečje: 1

Predmet	Ocjena	Uključiti u prosek	Privremeno neocjenjen	Odobrovan
SRPSKI JEZIK I KNIŽEVNOST:	4	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
ENGLJSKI JEZIK - PRVI STRANI JEZIK:	5	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
ISTORIJA:	5	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
MUZIČKA UMETNOST:	4	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
FIZIČKO I ZDRAVSTVENO VASPITANJE:	4	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
BIOLOGIJA:	4	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
GEOGRAFIJA:	5	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
FIZIKA:	4	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
HEMIJA:	4	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
MATEMATIKA:	4	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
RAČUNARSTVO I INFORMATIKA:	4	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
ISTORIJA UMETNOSTI:	4	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
CRTANJE I SLIKANJE:	4	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
VAĐANJE:	4	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
PISMO, LEPO PISANJE SA KALIGRAFIJOM I ORNAMENTIKOM:	3	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
TEORIJA FORME:	3	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
MATERIJALI I TEHNIKE:	3	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
PRAKTIČAN RAD:	5	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Opravdanih časova:	55			
Neoprazdanih časova:	2			
Vladanje učenika:	5	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
Napomena:	<input type="text" value="primerno"/>			

Prosek bez vladanja: 4.05 Prosek sa vladanjem: 4.11 Slabih: 0 Neocjenjenih: 0

Prihvati Ctrl+Enter Odustani Esc Pomoć F1

Слика 10.2 Евиденција оцена ученика [117]

### *Евиденција родитеља и старатеља*

Модул Евиденција родитеља и старатеља се састоји из три групе података: Општи подаци, Подаци о становању, Остали подаци (слика 10.3).

Izmeni izabrani podatak - Evidencija roditelja

Opšti podaci Podaci o stanovanju Ostali podaci

JMBG: \* 0709959734420

Prezime: \* Filipović

Devojačko prezime:

Ime oca: Gruica

Ime: \* Dragan

Pol: \* Muško

Datum rođenja: 07.09.1959 19

Država rođenja: \* 48 SRBIJA

Mesto rođenja: \* 730602 Novi Pazar- Novi Pazar

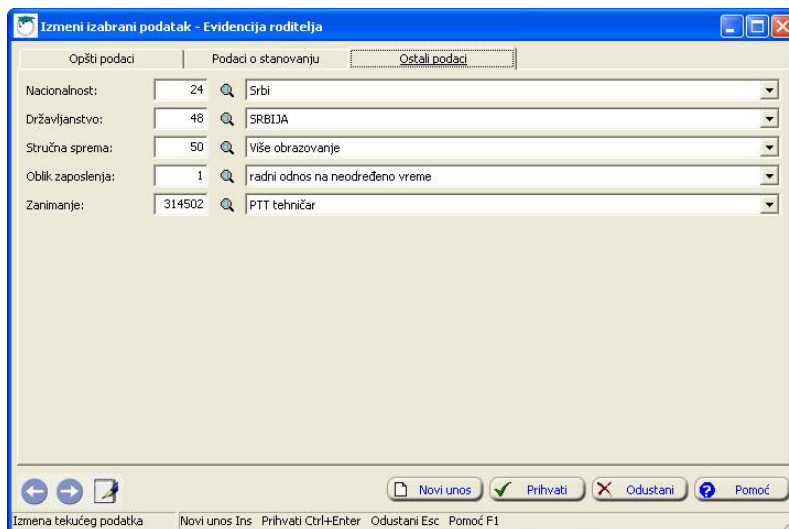
Optiono mesto rođenja:

Novi unos Prihvati Odustani Pomoć

Izmena tekućeg podatka Novi unos Ins Prihvati Ctrl+Enter Odustani Esc Pomoć F1

Слика 10.3 Евиденција родитеља [117]

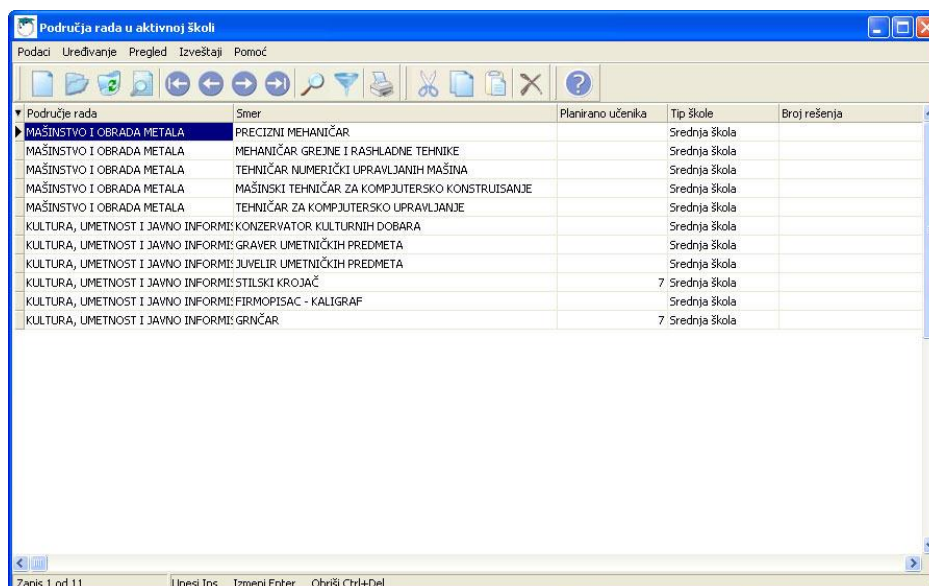
Неке од информација које можемо добити коришћењем овог модула су и брачни статус родитеља, степен стручне спреме и облик запослења (слика 10.4).



Слика 10.4 Остали подаци у Евиденцији родитеља [117]

### Поставка

У оквиру модула Поставка дефинисани су подаци који се односе на рад школе као што су одељења у школи, подручја рада, наставни језици и сл (слика 10.5).



Слика 10.5 Подручја рада у школи [117]

## Прилог 2

### Упитник

#### УПИТНИК

Пред тобом се налази упитник који представља део истраживања о класификацији професионалног опредељења ученика средњих машинских школа.

Своје одговоре упиши на предвиђеној цртици или заокружи понуђене опције. Упитник је анониман, а добијени подаци биће употребљени само у циљу наведеног истраживања.

Назив школе \_\_\_\_\_

Град \_\_\_\_\_

Образовни профил \_\_\_\_\_

Разред \_\_\_\_\_

1. Пол:                                    1 - мушки                                    2 - женски

2. Са којим си успехом завршио/ла други разред средње школе?

2-довољан

3-добар

4-врло добар

5-одличан

3. Са којим си успехом завршио/ла трећи разред средње школе?

2-довољан

3-добар

4-врло добар

5-одличан

4. Који је твој успех у четвртном разреду средње школе?

2-довољан

3-добар

4-врло добар

5-одличан

**5. Који је ниво образовања твоје мајке?**

- 1-основна школа
- 2-гимназија
- 3-средња стручна школа
- 4- виша школа
- 5- факултет
- 6 - без одговора

**6. Који је ниво образовања твога оца?**

- 1-основна школа
- 2-гимназија
- 3-средња стручна школа
- 4- виша школа
- 5-факултет
- 6 - без одговора

**7. Који је радни статус твоје мајке?**

- 1-незапослена
- 2-запослена
- 3- без одговора

**8. Који је радни статус твога оца?**

- 1-незапослен
- 2-запослен
- 3- без одговора

**9. Да ли постоји финансијска подршка твојих родитеља за наставак твог школовања?**

- 1-да
- 2-не
- 3-без одговора

**10. Који је твој циљ након завршетка средње школе?**

- 1-посао
- 2-наставак школовања на Машинском факултету
- 3-наставак школовања на неком другом факултету односно високој школи

**Хвала на сарадњи!**



## Биографија

Милица (Ратомир) Герасимовић, дипл. маш. инж. рођена је 31. октобра 1966. године у Београду, Република Србија. Основну школу и гимназију је завршила у Београду.

На Машински факултет у Београду уписала се 1985. године, а дипломирала 31. маја 1991. године на одсеку за процесну технику, са просечном оценом 8,63. За успешно одбрањени дипломски рад добила је оцену 10.

Од септембра 1991. године запослена је у Холдинг компанији „Иво Лола Рибар“ у Железнику, где је радила на пословима пројектанта до септембра 1992. године, када прелази у Техноарт – школу за машинство и уметничке занате у Београду где као наставник машинске групе предмета ради до краја децембра 2005. године.

Од јануара 2006. године запослена је у Заводу за унапређивање образовања и васпитања у Београду са звањем саветника-координатора за стручно образовање и обавља саветодавне активности у процесима везаним за развој и испитивање потреба за новим образовним профилима, развој стандарда и оквира квалификација и развој курикулума у стручном образовању.

Докторске студије уписала је на Машинском факултету Универзитета у Београду школске 2006/2007. године.

Објавила је више радова у зборницима радова научних скупова међународног и националног значаја, као и у часописима међународног и националног значаја. Учествовала је на више националних и интернационалних конференција и семинара који су везани за стручно образовање и образовање одраслих.

Поседује активно знање енглеског и пасивно знање немачког језика.

Прилог 1.

## Изјава о ауторству

Потписани-а \_\_\_\_\_ Милица Герасимовић \_\_\_\_\_

број уписа \_\_\_\_\_ D7/06 \_\_\_\_\_

### Изјављујем

да је докторска дисертација под насловом

Прилог развоју методологија предвиђања и одлучивања применом вештачких  
неуронских мрежа

- резултат сопственог истраживачког рада,
- да предложена дисертација у целини ни у деловима није била предложена за добијање било које дипломе према студијским програмима других високошколских установа,
- да су резултати коректно наведени и
- да нисам кршио/ла ауторска права и користио интелектуалну својину других лица.

Потпис докторанда

У Београду, \_\_\_\_\_ *септембар, 2012.*

*М. Герасимовић*

Прилог 2.

**Изјава о истоветности штампане и електронске  
верзије докторског рада**

Име и презиме аутора Милица Герасимовић

Број уписа D7/06

Студијски програм Машинско инжењерство

Наслов рада Прилог развоју методологија предвиђања и одлучивања применом  
вештачких неуронских мрежа

Ментор др Угљеша Бугарић, в.проф.

Потписани Милица Герасимовић

изјављујем да је штампана верзија мог докторског рада истоветна електронској верзији коју сам предао/ла за објављивање на порталу **Дигиталног репозиторијума Универзитета у Београду**.

Дозвољавам да се објаве моји лични подаци везани за добијање академског звања доктора наука, као што су име и презиме, година и место рођења и датум одбране рада.

Ови лични подаци могу се објавити на мрежним страницама дигиталне библиотеке, у електронском каталогу и у публикацијама Универзитета у Београду.

Потпис докторанда

У Београду, април, 2012.

Милица Герасимовић

Прилог 3.

## Изјава о коришћењу

Овлашћујем Универзитетску библиотеку „Светозар Марковић“ да у Дигитални репозиторијум Универзитета у Београду унесе моју докторску дисертацију под насловом:

Прилог развоју методологија предвиђања и одлучивања применом вештачких неуронских мрежа

која је моје ауторско дело.

Дисертацију са свим прилозима предао/ла сам у електронском формату погодном за трајно архивирање.

Моју докторску дисертацију похрањену у Дигитални репозиторијум Универзитета у Београду могу да користе сви који поштују одредбе садржане у одабраном типу лиценце Креативне заједнице (Creative Commons) за коју сам се одлучио/ла.

1. Ауторство
2. Ауторство - некомерцијално
3. Ауторство – некомерцијално – без прераде
4. Ауторство – некомерцијално – делити под истим условима
5. Ауторство – без прераде
6. Ауторство – делити под истим условима

(Молимо да заокружите само једну од шест понуђених лиценци, кратак опис лиценци дат је на полеђини листа).

У Београду, април, 2012.

Потпис докторанда

М. Стефановић