



УНИВЕРЗИТЕТ У КРАГУЈЕВЦУ

ФАКУЛТЕТ ТЕХНИЧКИХ НАУКА ЧАЧАК

Мр Данијела Д. Милентијевић

**ПОСЛОВНА ИНТЕЛИГЕНЦИЈА У ФУНКЦИЈИ АУТОРИЗОВАНОГ
МОДЕЛА СИСТЕМА ЗА УЧЕЊЕ НА ДАЉИНУ**

Докторска дисертација

Крагујевац, 2015. година

<i>I. Аутор</i>	
Име и презиме:	Данијела Милентијевић
Датум и место рођења:	17.02.1972, Београд
Садашње запослење:	Техничка школа „Никола тесла“ Костолац
<i>II. Докторска дисертација</i>	
Наслов: ПОСЛОВНА ИНТЕЛИГЕНЦИЈА У ФУНКЦИЈИ АУТОРИЗОВАНОГ МОДЕЛА СИСТЕМА ЗА УЧЕЊЕ НА ДАЉИНУ	
Број страница:	184
Број слика:	132
Број библиографских података:	221
Установа и место где је рад израђен:	Факултет техничких наука Чачак
Научна област (УДК):	Пословна интелигенција
Ментор:	Проф. др Алемпије Вељовић
<i>III. Оцена и одбрана</i>	
Датум пријаве теме:	02.04.2013. године
Број одлуке и датум прихватања докторске дисертације:	
Број: 332/12	Датум: 12.06.2013. године
Комисија за оцену подобности теме и кандидата:	
<p>1. Др Алемпије Вељовић, редовни професор Факултет техничких наука Чачак Универзитета у Крагујевцу на наставним предметима Менаџмент информациони системи и Менаџмент развоја, научна област Техничко технолошке науке, ужа научна област Менаџмент информациони системи.</p> <p>2. Др Данијела Милошевић, ванредни професор Факултет техничких наука Чачак, Универзитета у Крагујевцу на наставним предметима Основе рачунарства и информатике, Базе података, научна област Техничко технолошке науке, ужа научна област Информационе технологије.</p> <p>3. Др Биљана Радуловић, ванредни професор Техничког факултета Михајло Пупин Зрењанин, Универзитета у Новом Саду, ужа научна област Базе података и информациони системи</p> <p>4. Др Живадин Мицић, редовни професор Факултет техничких наука Чачак Универзитета у Крагујевцу на наставним предметима Информационе технологије и системи, научна област Техничко технолошке науке, ужа научна област Информационе технологије.</p> <p>5. Др Тот Иван, доцент Универзитет одбране, Војна академија, ужа научна област Базе података и информациони системи.</p>	
Комисија за оцену докторске дисертације:	
<p>1. Др Алемпије Вељовић, редовни професор Факултет техничких наука Чачак Универзитета у Крагујевцу на наставним предметима Менаџмент информациони системи и Менаџмент развоја, научна област Техничко технолошке науке, ужа научна</p>	

област Менаџмент информациони системи.

2. Др Данијела Милошевић, ванредни професор Факултет техничких наука Чачак, Универзитета у Крагујевцу на наставним предметима Основе рачунарства и информатике, Базе података, научна област Техничко технолошке науке, ужа научна област Информационе технологије.

3. Др Љиљана Станојевић ванредни професор Факултет за међународну економију, Мегатренд Универзитет, ужа научна област Информатика.

4. Др Живадин Мицић, редовни професор Факултет техничких наука Чачак Универзитета у Крагујевцу на наставним предметима Информационе технологије и системи, научна област Техничко технолошке науке, ужа научна област Информационе технологије.

5. Др Синиша Илић, ванредни професор Факултет техничких наука, Универзитета у Приштини, ужа научна област рачунарска техника и информациони системи.

Комисија за одбрану докторске дисертације:

1. Др Алемпије Вељовић, редовни професор Факултет техничких наука Чачак Универзитета у Крагујевцу на наставним предметима Менаџмент информациони системи и Менаџмент развоја, научна област Техничко технолошке науке, ужа научна област Менаџмент информациони системи.

2. Др Данијела Милошевић, ванредни професор Факултет техничких наука Чачак, Универзитета у Крагујевцу на наставним предметима Основе рачунарства и информатике, Базе података, научна област Техничко технолошке науке, ужа научна област Информационе технологије.

3. Др Љиљана Станојевић ванредни професор Факултет за међународну економију, Мегатренд Универзитет, ужа научна област Информатика.

4. Др Синиша Илић, ванредни професор Факултет техничких наука, Универзитета у Приштини, ужа научна област рачунарска техника и информациони системи.

Датум одбране дисертације:

ЗАХВАЛНИЦА

При изради овог рада имала сам несебичну помоћ свог ментора проф. др Алемпија Вељовића, редовног професора Факултета техничких наука Чачак Универзитета у Крагујевцу, којем се најсрдачније захваљујем за суштинске савете и свесрдну подршку.

Желим и да се захвалим члановима комисије др Љиљани Станојевић ванредном професору Факултета за међународну економију, Мегатренд Универзитета у Београду, др Синиши Илић, ванредном професору Факултета техничких наука, Универзитета у Приштини и др Данијели Милошевић, ванредном професору Факултета техничких наука Чачак Универзитета у Крагујевцу који су ми пружили корисне савете и сугестије при изради ове докторске дисертације.

На пруженој подршци свим срцем се захваљујем својој породици која ми је пружила безусловну подршку и охрабрење током писања докторске дисертације.

Чачак, 2015. године

мр Данијела Д. Миленџевић

САДРЖАЈ

ЗАХВАЛНИЦА.....	IV
САДРЖАЈ.....	V
РЕЗИМЕ.....	VII
ABSTRACT	VIII
ПРЕГЛЕД СЛИКА.....	IX
ПРЕГЛЕД ТАБЕЛА.....	XII
1 УВОДНА РАЗМАТРАЊА.....	1
1.1 Предмет и хипотезе докторске дисертације	1
1.2 Преглед стања у подручју истраживања	2
1.3 Значај и циљ истраживања са становишта актуелности у одређеној научној области.....	3
1.4 Методе истраживања.....	4
1.5 Очекивани резултати и научни допринос докторске дисертације	5
1.6 Оквирни садржај дисертације	5
2 ПОСЛОВНА ИНТЕЛИГЕНЦИЈА	8
2.1 Системи за подршку одлучивању	9
2.1.1 Складишта података	10
2.1.2 Базе података	10
2.1.3 Трансакциона обрада података	11
2.1.4 Аналитичка обрада података	11
2.1.5 Архитектуре OLAP система.....	13
2.1.6 Развој складишта података и OLAP коцке	13
2.2 Аналитички (OLAP) модел ауторизованог система за учење на даљину	15
2.3 Откривање законитости у подацима (ОЗП) - Data Mining (DM)	17
2.3.1 Откривање законитости у образовним подацима (ОЗОП) - Educational Data Mining (EDM)	19
2.4 Основе Fuzzy логике.....	19
3 ИНТЕРФЕЈС АУТОРИЗОВАНЕ DLS ПЛАТФОРМЕ	21
3.1 Трансакциона DLS база података	22
3.1.1 Кориснички интерфејс трансакционе базе података (OLTP).....	23
3.2 Динамичка DLS Web апликација.....	24
3.3 Анализа перформанси DLS апликације	29
4 ОБЈЕКТНО ОРИЈЕНТИСАНИ РАЗВОЈ СИСТЕМА ПОСЛОВНЕ ИНТЕЛИГЕНЦИЈЕ НА ПРИМЕРУ DLS ПЛАТФОРМЕ	31
4.1 Дефинисање захтева	33
4.1.1 Прикупљање захтева и модел послова ауторизоване DLS платформе	33
4.1.2 Послови задатих ресурса за учење (LR)	37
4.1.3 Послови урађених ресурса за учење (LR)	37
4.1.4 Послови администраторске апликације.....	38
4.2 Израда модела пословних случајева употребе	44
4.2.1 Дијаграм пословних случајева употребе	44
4.2.2 Дијаграм пословних активности.....	45
5 ОБЈЕКТНО ОРИЈЕНТИСАНА АНАЛИЗА	53
5.1 Модел системских случајева употребе	53
5.2 Израда концептуалног модела.....	55
5.3 Израда дијаграма интеракције.....	58
5.3.1 Дијаграм секвенци.....	58
5.3.2 Израда дијаграма сарадње.....	61

6 ОБЈЕКТНО ОРИЈЕНТИСАН ДИЗАЈН	65
6.1 Припрема података за аналитичко процесирање	65
6.2 Израда димензионог модела	66
6.3 Израда дијаграма класа	72
7 ИМПЛЕМЕНТАЦИЈА	76
7.1 Израда складишта података	76
7.1.1 Креирање физичког модела складишта података	76
7.1.2 Генерисање складишта података	80
7.1.3 Учитавање података	83
7.2 Припрема анализе података	89
7.3 Израда корисничког интерфејса	92
7.3.1 Кориснички интерфејс аналитичке базе података (OLAP)	92
7.4 OLAP анализе DLS складишта података	94
7.4.1 Анализа успеха школовања	95
7.4.2 Анализа урађених ресурса за учење	98
7.4.3 Анализа оцена ученика	101
7.4.4 Анализа оцена предмета	105
7.4.5 Анализа вредновања DL образовања	110
8 ОТКРИВАЊЕ ЗАКОНИТОСТИ У ПОДАЦИМА (ОЗП) НА ПРИМЕРУ СКЛАДИШТА ПОДАТАКА DLS ПЛАТФОРМЕ	113
8.1 Откривање законитости у образовним подацима (ОЗОП) на примеру складишта података DLS платформе	116
8.2 Аналитички (EDM) модел ауторизованог система за учење на даљину	117
8.3 Откривање законитости у подацима DLS складишта података применом DM алгоритама	118
8.3.1 Decision Tree алгоритам	119
8.3.2 Clustering алгоритам	120
8.3.3 Naïve Bayes алгоритам	121
8.4 Web Mining (WM)	122
9 ВЕШТАЧКЕ НЕУРОНСКЕ МРЕЖЕ (ВНМ)	125
9.1 Откривање законитости у подацима складишта података DLS платформе помоћу алгоритма Neural Network	127
10 МОДЕЛ ПОСЛОВНЕ ИНТЕЛИГЕНЦИЈЕ АУТОРИЗОВАНОГ СИСТЕМА ЗА УЧЕЊЕ НА ДАЉИНУ	144
11 ЕВАЛУАЦИЈА	146
11.1 Евалуација DLS базе података и DLS складишта података	148
11.2 Поређење са сродним истраживањима	152
12 ЗАКЉУЧАК	157
12.1 Остварени допринос	157
12.2 Могућности примене	160
12.3 Правци даљег истраживања	160
ЛИТЕРАТУРА	162
ПРИЛОГ	180

РЕЗИМЕ

Идеја да сво знање овог света може бити смештено на једном месту, стара је више хиљада година. Звучи као нека фантазија, али то је стварност која се већ догодила у Александрији. Визију те моћне идеје имао је Александар Велики. Може се рећи да је Александрија град саграђен од сна. То је и град где је Александар Велики сахрањен, град где је Клеопатра завела Марка Антонија и Цезара, коначно тај град је био дом једном од седам светских чуда античког света. Међутим, безусловна амбиција Александра Великог да Александрија постане најмоћнији град на свету, спроведена је тако што је сво знање овог света било заробљено међу зидовима Александријске библиотеке [Hughes, 2010]. Само је потврђено: знање је моћ.

Можда смо само мало дорадили идеју Александра Великог и добили појам Пословна интелигенција у чијој основи лежи складиштење података и откривање знања у тим подацима, а савремена, данашња Александријска библиотека је наш Web.

У времену које карактеришу непредвидиве промене, посебно у области информационо комуникационих технологија од изузетног је значаја разумевање важности знања. За успешан и развијен свет знање је једина трајна вредност. Онај ко га поседује има велике шансе за успех. Онај ко га нема, нема се чему надати. Као и све што вреди, знање кошта: труда, времена и новаца. Мора се градити свакодневно и по одређеним правилима, али пре свега мора му се кренути у сусрет.

Сходно томе, у овом раду разматрана је примена пословне интелигенције и дефинисање аналитичког модела ауторизованог система за учење на даљину, како би се реализовала потреба за анализама података унутар DLS платформе. Сви подаци који су коришћени при OLAP (On-line Analytical Processing) и EDM (Educational Data Mining) анализама прикупљени су делимично помоћу ауторизованог система за учења на даљину (тј. динамичке интерактивне DLS Web апликације, назване DLS платформа) и из докумената у папирнатом издању (попут дневника, матичних књига ученика). Методологија пословне интелигенције је постојећу трансакциону DLS базу података, делимично помоћу процеса ETL (Extract, Transform and Load), превела у аналитичку DLS базу података, тј. дефинисан је модел складишта података (Data Warehouse, DW) ауторизованог система за учења на даљину који је омогућио OLAP и EDM анализе, са циљем да се унапреди наставни процес и оствари што квалитетније усвајање знања ученика средње техничке школе у Србији, као главних корисника DLS платформе. У овом раду спроведене су следеће анализе: анализа успеха школовања, анализа урађених ресурса за учење, анализа оцена ученика и оцена предмета, анализа вредновања Distance Learning (DL) образовања. Применом концепта пословне интелигенције, добијени резултати анализа указују на то да је могуће правовременом интервенцијом доћи до знања неопходног за доношење исправних одлука и самим тим спровођења низа акција које би побољшале успех ученика.

Кључне речи: DLS (Distance Learning System); DW (Data Warehouse); DM (Data Mining); EDM (Educational Data Mining); OLAP (On-line Analytical Processing); OLTP (On-line Transaction Processing); систем за подршку одлучивању (Decision Support System, DSS).

ABSTRACT

The idea that all the knowledge of the world can be stored in one place, is thousands of years old. It sounds like a fantasy, but it is a reality that has already happened in Alexandria. It was Alexander the Great who had the vision of this powerful idea. One can say that Alexandria was a city built on dreams. It is also the city where Alexander the Great was buried, the city where Cleopatra seduced Marcus Antonius and Caesar, and finally this city was home to one of the seven wonders of the ancient world. However, unconditional ambition of Alexander the Great for Alexandria to become the most powerful city in the world, was implemented so that all the knowledge of the world was to be captured within the walls of the Library of Alexandria [Hughes, 2010]. This only confirms: knowledge is power.

We may have only slightly improved the idea of Alexander the Great and came up with the concept of Business Intelligence at which basis lies data warehousing and knowledge discovery from this data, so the modern, Alexandrian library of today is our Web.

In the time that is characterized by unpredictable changes, especially in the field of information and communication technologies it is of great importance to understand the importance of knowledge. In a successful and developed world, knowledge is the only permanent value. The one who possesses it has a good chance of success. The one who does not, has nothing to hope for. Like everything of value, knowledge has a price: effort, time and money. It must be built up on a daily basis and according to certain rules, but above all you must go for it.

Consequently, this paper considers the application of business intelligence and analytical model definition of an authorized distance learning system, in order to realize the need for data analysis within the DLS platform. All data used in OLAP (Online Analytical Processing) and EDM (Educational Data Mining) was collected through analyses in part by an authorized distance learning system (i.e., dynamic interactive DLS Web applications, called DLS platform) and from paper documents (such as logs, student registry books). The methodology of business intelligence has translated an existing transactional database, partly through the process of ETL (Extract, Transform and Load), into an analytical database, i.e. it defined the data warehouse model (Data Warehouse, DW) of an authorized distance learning system, which enabled OLAP and EDM analysis, with the goal to improve the teaching process and achieve the best possible learning skills of students in secondary technical schools in Serbia, as major users of the DLS platform. In this paper the following analyses were conducted: analysis of the education success, analysis of the implemented learning resources, analysis of students grades and an evaluation of subjects, analysis of the evaluation of Distance Learning (DL) education. By applying the concept of business intelligence, the results obtained from these analyses indicate that it is possible, with a timely intervention, to acquire the knowledge necessary to make proper decisions and therefore the implementation of a series of actions that would improve student success.

Keywords: DLS (Distance Learning System); DW (Data Warehouse); DM (Data Mining); EDM (Educational Data Mining); OLAP (On-line Analytical Processing); OLTP (On-line Transaction Processing); Decision Support System, DSS.

ПРЕГЛЕД СЛИКА

Слика 2.1: Структура OLAP коцке.....	14
Слика 2.2: Аналитички (OLAP) модел ауторизованог система за учење на даљину.....	15
Слика 2.3: OLAP коцка у окружењу Microsoft Visual Studio.....	16
Слика 2.4: Процес откривања знања.....	18
Слика 3.1: Физички модел трансакционе DLS базе података.....	22
Слика 3.2: Интерфејс трансакционе DLS базе података (БП), главна форма (OLTP интерфејс).....	23
Слика 3.3: Форма за унос, ажурирање и брисање података у оквиру DLS базе.....	23
Слика.3.4: Почетна страна DLS Web сајта.....	25
Слика 3.5: Изглед Web старне са тестом.....	27
Слика 3.6: Web страна Statistike.aspx.....	28
Слика 3.7: Web страна Profesori.aspx.....	28
Слика 3.8: Web страна Greska.aspx.....	29
Слика 4.1: Шематски приказ методологије објектно оријентисаног развоја система пословне интелигенције.....	31
Слика 4.2: Дијаграм контекста за послове ауторизоване DLS платформе.....	34
Слика 4.3: Стабло послова ауторизоване DLS платформе.....	36
Слика 4.4: Декомпозициони дијаграм за послове ауторизоване DLS платформе.....	36
Слика 4.5: Декомпозициони дијаграм за послове задатих ресурса за учење (LR).....	37
Слика 4.6: Декомпозициони дијаграм за послове урађених ресурса за учење (LR).....	38
Слика 4.7: Декомпозициони дијаграм за послове администраторске апликације.....	39
Слика 4.8: Декомпозициони дијаграм Праћење ученика.....	40
Слика 4.9: Декомпозициони дијаграм Праћење урађених ресурса за учење (LR).....	41
Слика 4.10: Декомпозициони дијаграм Праћење оцена.....	42
Слика 4.11: Декомпозициони дијаграм Вредновање урађених ресурса за учење.....	43
Слика 4.12: Дијаграм пословних случајева употребе.....	45
Слика 4.13: Дијаграм пословних активности за пословни случај употребе персонално праћење ученика.....	46
Слика 4.14: Дијаграм пословних активности за пословни случај употребе праћење урађених ресурса за учење.....	48
Слика 4.15: Дијаграм пословних активности за пословни случај употребе праћење оцена.....	50
Слика 4.16: Дијаграм пословних активности за пословни случај употребе вредновање урађених ресурса за учење.....	52
Слика 5.1: Дијаграм системских случајева употребе.....	54
Слика 5.2: Концептуални модел за анализу успеха школовања.....	56
Слика 5.3: Концептуални модел за анализу урађених ресурса за учење.....	56
Слика 5.4: Концептуални модел анализе оцена ученика.....	57
Слика 5.5: Концептуални модел анализе оцена предмета.....	57
Слика 5.6: Концептуални модел анализе вредновања DLS образовања.....	58
Слика 5.7: Дијаграм секвенци за анализу успеха школовања.....	59
Слика 5.8: Дијаграм секвенци за анализу урађених ресурса за учење.....	60
Слика 5.9: Дијаграм секвенци за анализу оцена ученика.....	60
Слика 5.10: Дијаграм секвенци за анализу оцена предмета.....	61
Слика 5.11: Дијаграм секвенци за анализу вредновања DLS образовања.....	61
Слика 5.12: Дијаграми сарадње за анализу успеха школовања.....	62
Слика 5.13: Дијаграми сарадње за урађених ресурса за учење.....	62
Слика 5.14: Дијаграм сарадње за анализу оцена ученика.....	63
Слика 5.15: Дијаграм сарадње за анализу оцена предмета.....	63

Слика 5.16: Дијаграм сарадње за анализу вредновања DLS образовања.....	64
Слика 6.1: Екстракција, трансформација и учитавање података.....	65
Слика 6.2: Шема звезде.....	67
Слика 6.3: Шеме звезде, пахуље и галаксије.....	68
Слика 6.4: Шема галаксије логичког модела DLS складишта података.....	69
Слика 6.5: Димензион модел за анализу успеха школовања (шема пахуље).....	70
Слика 6.6: Димензион модел за анализу урађених ресурса за учење (шема звезде).....	70
Слика 6.7: Димензион модел за анализу оцена ученика (шема звезде).....	71
Слика 6.8: Димензион модел за анализу оцена предмета (шема звезде).....	71
Слика 6.9: Димензион модел за анализу вредновања DLS образовања (шема звезде).....	72
Слика 6.10: Дијаграм класа за анализу успеха школовања.....	73
Слика 6.11: Дијаграм класа за анализу урађених ресурса за учење.....	73
Слика 6.12: Дијаграм класа за анализу оцена ученика.....	74
Слика 6.13: Дијаграм класа за анализу оцена предмета.....	74
Слика 6.14: Дијаграм класа за анализу вредновања DLS образовања.....	75
Слика 7.6: Физички модел DLS складишта података.....	77
Слика 7.2: Физички модел података за анализу успеха школовања.....	78
Слика 7.3: Физички модел података за анализу урађених ресурса за учење.....	79
Слика 7.4: Физички модел података за анализу оцена ученика.....	79
Слика 7.5: Физички модел података за анализу оцена предмета.....	80
Слика 7.6: Физички модел података за анализу вредновања DLS образовања.....	80
Слика 7.7: Физичка реализација складишта података у SQL Server-у за анализу успеха школовања.....	81
Слика 7.8: Физичка реализација складишта података у SQL Server-у за анализу урађених ресурса за учење.....	81
Слика 7.9: Физичка реализација складишта података у SQL Server-у за анализу оцена ученика.....	82
Слика 7.10: Физичка реализација складишта података у SQL Server-у за анализу оцена предмета.....	82
Слика 7.11: Физичка реализација складишта података у SQL Server-у за анализу вредновања DLS образовања.....	83
Слика 7.12: Повезивање табеле из DLS базе података са табелом чињеница у DLS складишту података.....	84
Слика 7.13: Учитавање података из DLS базе података у табелу чињеница у DLS складишту података.....	85
Слика 7.14: Учитавање података из DLS базе података у табелу димензија UradjenLRInfo у DLS складиште података.....	85
Слика 7.15: Учитавање података из DLS базе података у табелу димензија Profesor у DLS складиште података.....	86
Слика 7.16: Учитавање података из DLS базе података у табелу димензија Ucenik у DLS складиште података.....	86
Слика 7.17: Учитавање података из DLS базе података у табелу димензија Odeljenje у DLS складиште података.....	87
Слика 7.18: Учитавање података из DLS базе података у табелу димензија Smer у DLS складиште података.....	87
Слика 7.19: Учитавање података из DLS базе података у табелу димензија PodrucjeRada у DLS складиште података.....	88
Слика 7.20: Учитавање података из DLS базе података у табелу димензија Predmet у DLS складиште података.....	88
Слика 7.21: OLAP база података за анализу успеха школовања.....	89
Слика 7.22: OLAP база података за анализу урађених ресурса за учење.....	90
Слика 7.23: OLAP база података за анализу оцена ученика.....	90
Слика 7.24: OLAP база података за анализу оцена предмета.....	91
Слика 7.25: OLAP база података за анализу вредновања DLS образовања.....	91

Слика 7.26: Почетна форма интерфесја DLS складишта података (DW).....	92
Слика 7.27: Интерфесј аналитичке DLS базе података (OLAP интерфејс).....	93
Слика 7.28: Интерфесј аналитичке DLS базе података (EDM интерфејс).....	93
Слика 7.29: OLAP коцка за анализу успеха школовања.....	95
Слика 7.30: OLAP коцка за упоредну анализу успеха школовања два одељења.....	96
Слика 7.31: OLAP коцка за упоредну анализу изостанака два одељења.....	96
Слика 7.32: Упоредна анализа успеха ученика два одељења.....	97
Слика 7.33: Упоредна анализа изостанака ученика два одељења.....	97
Слика 7.34: OLAP коцка за анализу урађених ресурса за учење.....	99
Слика 7.35: Упоредна анализа освојених броја поена и појединачних оцена ученика првог одељења E11 на урађеном LR.....	100
Слика 7.36: Упоредна анализа освојених броја поена и појединачних оцена ученика другог одељења E12 на урађеном LR.....	100
Слика 7.37: Графички приказ упоредне анализе освојених броја поена на урађеним LR ученика два одељења (E11 и E12).....	101
Слика 7.38: Графички приказ упоредне анализе просечних оцена урађеног LR ученика два одељења (E11 и E12).....	101
Слика 7.39: Шема формирања закључне оцене.....	102
Слика 7.40: OLAP коцка за анализу оцена ученика.....	103
Слика 7.41: Упоредна анализа закључних оцена и освојеног броја поена на урађеним LR ученика једног одељења (анализа се односи на први период и један предмет).....	104
Слика 7.42: Упоредна анализа закључних оцена и освојеног броја поена на урађеним LR ученика једног одељења (анализа се односи на други период и један предмет).....	104
Слика 7.43: Упоредна анализа освојеног броја поена на урађеним LR ученика једног одељења за 1 и 2 полугодиште (анализа се односи на освојени броја поена из једног предмета).....	105
Слика 7.44: Упоредна анализа просечних оцена ученика једног одељења за 1 и 2 полугодиште (анализа се односи на оцене из једног предмета).....	105
Слика 7.45: OLAP коцка за анализу оцена предмета.....	106
Слика 7.46: Упоредна анализа: а) броја позитивних и б) негативних оцена, затим с) просечних оцена из свих предмета ученика два одељења E11 и E12 за прво, друго полугодиште и крај школске године...	107
Слика 7.47: Анализа просечних оцена једног одељења за посматране предмете у одређеном периоду..	108
Слика 7.48: Анализа броја позитивних оцена у односу на број негативних оцена одређених предмета за једно одељење (1 период).....	108
Слика 7.49: Анализа броја позитивних оцена у односу на број негативних оцена одређених предмета за једно одељење (2 период).....	109
Слика 7.50: Анализа броја позитивних оцена у односу на број негативних оцена одређених предмета за једно одељење (3 период).....	109
Слика 7.51: OLAP коцка за анализу вредновања DLS образовања.....	110
Слика 7.52: Анализа просечних оцена анкете.....	111
Слика 7.53: Поређење појединачних оцена професора са оценама ученика за 2 анкете.....	111
Слика 7.54: Поређење просечне оцене професора са просечном оценом ученика за 2 анкете.....	112
Слика 8.1: CRISP-DM методологија	113
Слика 8.2: Аналитички (EDM) модел ауторизованог система за учење на даљину.....	118
Слика 8.3: Анализа успеха школовања реализована помоћу алгорита Decision Tree.....	119
Слика 8.4: Анализа успеха школовања реализована помоћу алгорита Clustering.....	120
Слика 8.5: Анализа успеха школовања реализована помоћу алгорита Naïve Bayes.....	121
Слика 8.6: Резултати анализа успеха школовања алгорита Naïve Bayes.....	122
Слика 9.1: Део биолошке неуронске мреже.....	125
Слика 9.2: Процесирање информација у вештачком неурону.....	126
Слика 9.3: Вештачка неуронска мрежа.....	126
Слика 9.4: Анализа успеха школовања реализована помоћу алгорита Neural Network.....	128

Слика 9.5: Резултати анализе предвиђања успеха школовања добијени помоћу алгоритма Neural Network.....	128
Слика 9.6: Графички приказ резултата анализе успеха из табеле 9.2 за ученике првог одељења.....	134
Слика 9.7: Графички приказ резултата анализе успеха из табеле 9.2 за ученике другог одељења.....	135
Слика 9.8: Графички приказ резултата (из табеле 9.3) упоређивања вредности грешке успеха (GU).....	136
Слика 9.9: Графички приказ резултата (из табеле 9.4) упоређивања вредности просечних успеха и просечне грешке успеха првог и другог одељења.....	136
Слика 10.1: Модел пословне интелигенције ауторизованог система за учење на даљину.....	145
Слика 11.1: Шема тачкастог модел универзалног складишта података ауторизованог система за учење на даљину.....	147
Слика 11.2: Хибридни (комбиновани) модел DLS трансакционе базе података и DLS складишта података.....	149
Слика 11.3: Физички модел издвојене трансакционе DLS базе података.....	150
Слика 11.4: Засебан физички модел DLS складишта података.....	151

ПРЕГЛЕД ТАБЕЛА

Табела 2.1: Поређење OLTP и OLAP система.....	12
Табела 4.1: Табеларни приказ методологије објектно оријентисаног развоја система пословне интелигенције.....	32
Табела 4.2: Стандарди и активности.....	32
Табела 7.1: Поређење позитивних и негативних оцена предмета по периодима.....	106
Табела 8.1: Однос DM алгоритама и DM задатака.....	115
Табела 8.2: Вредности кластера изражене у процентима.....	121
Табела 9.1: Компаративна анализа успеха по периодима.....	129
Табела 9.2: Компаративна анализа успеха (сужена презентација приказа вредности из табеле 9.1).....	133
Табела 9.3: Упоређивање вредности резултата грешке успеха (GU) табеле 9.1 и табеле 9.2.....	135
Табела 9.4: Упоређивање вредности просечних успеха и просека грешке успеха првог и другог одељења.....	136
Табела 9.5: Упоредна анализа датума урађених ресурса за учење.....	138
Табела 9.6: Издвојени случајеви из анализе урађених ресурса за учење.....	142

ПРВИ ДЕО

1 УВОДНА РАЗМАТРАЊА

Долазак до корисног знања је главни циљ пословне интелигенције (*Business Intelligence, BI*). На основу откривеног знања доносилац одлуке (ДО) може да донесе правовремену и исправну одлуку. У пословној интелигенцији, знање се може дефинисати као информација са предлогом акције [Сукновић и Делибашић, 2010]. Потребне за анализама велике количине података, откривање знања и брзо доношење исправних одлука су најчешћи захтеви који се јављају у пословним процесима. Потребно је наћи начине како препознати знање и како га презентовати да би било употребљиво. Откривање законитости у подацима (ОЗП) пружа доносиоцу одлуке знања која могу довести до одлуке и спровођења низа акција за решавање одређеног проблема. Предлагање акције, односно одлуке коју доносилац одлуке треба да спроведе је крајњи циљ процеса подршке одлучивању [Holsapple et al., 1996; Shim et al., 2002; Сукновић и Делибашић, 2010].

Једна од најчешће коришћених дефиниција знања је следећа: „Информација са акцијом расположива у правом формату, у право време и на правом месту за одлучивање“ [Tiwana, 2000]. Циљ метода пословне интелигенције је да пружи доносиоцу одлуке подршку у процесу доласка до знања, при чему је фокус на брзом и ефикасном начину откривања законитости. Најзанимљивији подаци за анализе се прикупљају у базама и издвајају у складиштима података (*Data Warehouse, DW*). Над складиштем података је могуће изградити једну или више OLAP коцки. Над OLAP коцком је могуће спровести низ анализа и реализовати откривање законитости у подацима (ОЗП). Систем за подршку одлучивању (СПО) је могуће развити над неким искуствено провереним моделима [Shim et al., 2002; Сукновић и Делибашић, 2010].

Информациони систем сваке установе требало би да интегрише разне методе и примену пословне интелигенције, као подршку одлучивању. Све одлуке које су спроведене требало би чувати у базама, јер се тиме, на основу искуства унапређује процес откривања знања у будућности. Ово би допринело да установа ефикасно користи стечено знање и пун потенцијал својих кадрова [Сукновић и Делибашић, 2010].

Откривање законитости у образовним подацима (*Educational Data Mining, EDM*) је дисциплина која се бави развојем, истраживањем и применом метода за откривање законитости у подацима у оквиру база података и складишта података из области едукације.

1.1 Предмет и хипотезе докторске дисертације

Предмет истраживања у докторској дисертацији је примена пословне интелигенције и дефинисање модела ауторизованог система за учења на даљину, како би се реализовала потреба за анализама унутар e-learning система. Тачније, у овој докторској дисертацији је дефинисан модел складишта података (*Data Warehouse, DW*) који је омогућио OLAP (*On-line Analytical Processing*) и EDM (*Educational Data Mining*) анализе образовних података у оквиру ауторизованог система за учења на даљину.

Учење на даљину се може остварити посредно преко система за учење на даљину (*Distance Learning System, DLS*) што представља одређено софтверско решење, нпр. Distance Learning платформу, изграђену у некој од савремених Web технологија, у оквиру које су постављени разноврсни електронски ресурси за учење (*e-learning resources*) који су креирани и дизајнирани помоћу актуелних алата за e-learning презентације. Неоспорну чињеницу представља да

грађење и дизајнирање атрактивних мултимедијалних наставних јединица (тј. e-learning ресурса), са аудио визуелним ефектима, свакако чини наставни процес свременијим, а само учење лакшим и занимљивијим.

Distance Learning платформа (односно, систем за креирање и дистрибуцију знања путем Интернета), која примењује компјутерски подржано учење (*Computer Based Education*) и обуку путем Интернета (*Web Based Training*), омогућила би да се целокупни програм школовања одређене образовно васпитне установе пребаци у електронску форму, обогати мултимедијом и смести на Интернет, чиме је омогућено тзв. учење на даљину у савременој, Online варијанти.

Савремене информационе технологије омогућиле су учење на даљину (*Distance Learning, DL*) што је резултирало спознајом потребе за анализама података, а све је то довело до креирања модела складишта података ауторизованог система учења на даљину. Сви подаци о субјектима и објектима е-образовања чувају се у постојећем трансакционом систему (тј. бази података). Методологија пословне интелигенције треба да постојећу трансакциону базу података (OLTP) преведе у аналитичку базу података (*Data Warehouse*) и омогући OLAP и Data Mining (DM) анализе. Анализирајући све информације субјеката образовања у оквиру DLS платформе, образовно васпитна установа може уочити евентуалне пропусте и открити могућности унапређења наставног процеса.

Основне хипотезе од којих се пошло у истраживању су:

- Развој информациони комуникационих технологија (*Information and Communication Technologies, ICT*) условио је масовни DLS тренд у свету тј. поред традиционалног наставног процеса, е-образовање попримило је масовни облик коришћења [Sakal et al., 2012];
- Унутар сваке образовне установе и њеног система за учење на даљину потребно је вршити анализе резултата учења применом пословне интелигенције (*Business Intelligence, BI*);
- Могуће је направити универзални аналитички модел складишта података ауторизованог система за учење на даљину који може задовољити потребе за анализама у већини е-learning система;
- Тежња ка сталном унапређењу образовања и постизању конкурентности намеће образовно васпитним установама потребу праћења најсавременијих технологија, односно за примену DLS концепта битно је послужити се савременим методама анализе података које омогућавају складишта података, OLAP и EDM.

1.2 Преглед стања у подручју истраживања

Израз *Business Intelligence* или пословна интелигенција први пут је употребљен 1993. године да би означио категорију средстава анализе података, постављање упита, извештавања, који кориснику у процесу пословања могу помоћи да из огромне количине података синтетизују вредне информације на којима ће заснивати разборите пословне одлуке.

Данас, пословна интелигенција обједињује методологије, технологије и платформе за складиштење података (*Data Warehousing*), OLAP процесирање података (*On-line Analytical Processing*) и откривање „знања“ у подацима (*Data Mining*) које омогућава корисницима креирање корисних управљачких информација из података о пословању који се налазе на различитим трансакционим системима.

1.3 Значај и циљ истраживања са становишта актуелности у одређеној научној области

Један од циљева научног истраживања је утврђивање аналитичких потреба субјеката образовања са задатком примене пословне интелигенције и формирања модела ауторизованог система за учење на даљину. Заправо, циљ је и да се резултати OLAP и EDM анализа података употребе за сагледавање универзалног, општег модела складишта података који функционише у свим ситуацијама, тј. у свим система за учење на даљину. Сврха (тј. примарни **циљ**) овог рада је спровођење анализа, методом аналитичког процесирања података и EDM техником, ради добијања информација које би допринеле да се спознају начини остваривања што бољег успеха ученика. **Значај истраживања** у докторској дисертацији се огледа у чињеници да се ради о оригиналном истраживању, а резултати истраживања се у великој мери могу користити за практичну примену.

Коришћење OLAP и Data Mining аналитике даје систему за учење на даљину конкурентну предност, заправо аналитички извештаји трансформишу податке у корисно знање које може помоћи одговорном особљу при доношењу ефикасних одлука и тако спречити ризик од неуспеха при остваривању примарног циља е-образовања. Циљ дисертације је и да се покаже на који начин модел складишта података ауторизованог система за учење на даљину доприноси да образовно васпитна установа буде окренута потребама корисника услуга DLS платформе, чиме се омогућава њихова већа сатисфакција, као и на који начин све ово доприноси унапређењу и побољшању наставног процеса у оквиру система за учење на даљину.

Масовним увођењем система за учење на даљину (*Distance Learning System, DLS*), поред традиционалног наставног процеса, уочена је потреба за анализом података којима располажу образовно васпите установе на свим нивоима. Заправо, коришћење технологија учења на даљину (*Distance Learning, DL*) резултирало је спознајом потребе за применом пословне интелигенције и креирањем модела складишта података система за учења на даљину.

Развој савремених информационо комуникационих технологија (*Information Communication Technology, ICT*) условио је масовни DLS тренд у свету, што је довело до чињенице да се на тржишту нуди велики број софтверских производа намењених учењу на даљину. Због јаке тржишне конкуренције пројектанти DLS-а улажу велике напоре да свака нова софтверска DLS платформа буде боља, тј. у данашњем динамичном тржишном окружењу неопходна је потпуна усмереност на купца/корисника.

Потребан је добар аналитички алат како би се одредио ниво квалитета DLS-а, односно потребно је извршити анализе и установити колико добро функционише DLS платформа. Потреба за анализирањем прикупљених информација и генерисањем корисних знања из њих, условила је стварање појма пословна интелигенција (*Business Intelligence, BI*).

Централно место целе стратегије пословне интелигенције припада складишту података. Складиште података (*Data Warehouse*) је посебно дизајнирана, аналитичка база података у којој се чувају подаци прикупљени из интерних или екстерних извора, и која омогућава сложене, унапред непредвиђене (ad-hoc) приступе великом броју различитих података.

Концепт пословне интелигенције омогућава корисницима брз и лак приступ подацима које се налазе у складиштима података, а који су неопходни за генерисање вишедимензионих упита, какви се постављају у процесу одлучивања. Један од начина да се приступи тим подацима је коришћење технологије интерактивног аналитичког процесирања - OLAP (*Online Analytical Processing*). По [Станојевић и Вељовић, 2008a] “*Data mining* је анализа опсервационих сетова података у циљу проналажења неоткривених веза и сумирања података на софистициране начине разумљиве и корисне за власника података”.

Брз развој информационих технологија, произвео је нове захтеве у погледу примене пословне интелигенције и прављења модела складишта података система за учење на даљину. Може се поуздано тврдити да се очекује њихов још интезивнији развој у будућности, што овој теми даје актуелност.

1.4 Методе истраживања

Методологија која ће се у истраживању применити везана је за стандарде IDEF0 (CASE алат *BPwin*), IDEF1X (CASE алат *ERwin*), UML, затим трансакционо и аналитичко процесирање података. Трансакционо процесирање (OLTP) података заснива се на операцији која се зове трансакција и којом се изводи серија измена над једном или више табела базе података. Најчешће, се пословни концепти представљају дијаграмима који се на једноставан начин могу превести у физичке структуре података, тј. шему базе података.

Дакле, у овом раду је примењена **методологија** која је заснована на коришћењу стандарда *Integration Definition Functional Modeling (IDEF0)* и стандарда *Integration Definition Informtion Modeling (IDEF1X)*. Ови стандарди су реализовани кроз *Computer Aided Software Engineering (CASE)* алате. Тачније за примену IDEF0 стандарда користи се CASE алат *Business Process for Windows (BPwin)*, док се за примену IDEF1X стандарда [Federal Information Processing Standards Publication 184, 1993] користи CASE алат *Entity Relationships for Windows (ERwin)*. Заправо стандард IDEF0 омогућава функционално моделирање, док стандард IDEF1X служи за информационо моделирање, којим се изводи моделирање података, односно креирање модела података [Захорјански и др., 2011].

Модел података обухвата дефинисање:

- логичког модела, тј. дефинисање ентитета, атрибута, релација, кардиналности и кључева;
- физичког модела, тј. дефинисање табела, домена, типова и величина колона за избрани СУБП (систем за управљање базом података);
- димензионог модела података, који обухвата дефинисање димензија, хијерархија и веза за дефинисање OLAP коцке и као основе складишта података.

Аналитичко процесирање информација базира се на:

- развоју складишта података (*Data Warehouse, DW*), чија је основна намена извештавање коришћењем историјских података;
- примени OLAP-а;
- примени Data mining-а.

За развој складишта података потребно је:

- извршити анализу извора података;
- припремити податке;
- изградити складиште података.

Пошто ауторизована DLS платформа представља динамичку интерактивну DLS Web апликацију, у истраживању се могу применити и технике Web mining анализа. Web mining се дефинише као екстракција интересантних и потенцијално корисних образаца и скривених информација из активности и података везаних за Web. У складу са областима Web mining-а разликују се три типа: откривање садржаја на Web-у (*Web Content Mining*), откривање структуре веза на Web-у (*Web Structure Mining*) и откривање образаца у коришћењу Web-а (*Web Usage Mining*). Дакле, *Web mining* користи идеје и принципе *data mining*-а како би извукао

специфичне податке неопходне за анализе и откривање знања из система за учење на даљину [Станојевић и Вељовић, 2008а].

1.5 Очекивани резултати и научни допринос докторске дисертације

На основу полазне хипотезе и применом концепта пословне интелигенције очекивани резултати своде се на то да је могуће направити модел складишта података ауторизованог система за учење на даљину.

Основни научни допринос дисертације је формулисање универзалног (општег) модела складишта података система за учење на даљину. Овај уопштени модел се може применити на нивоу средње школе, факултета, разних курсева и семинара. Односно, универзални модел складишта података може свака образовно васпитна установа применити унутар свог система за учење на даљину што ће задовољити потребе за реализовањем OLAP и EDM анализа, тј. омогућити прављење скупа извештаја корисних информација потребних за доношење исправних одлука.

Од ове докторске дисертације очекују се и следећи додатни научни и стручни доприноси:

- Развој и имплементација универзалног модела складишта података ауторизованог система за учења на даљину;
- Развој модела пословне интелигенције ауторизованог система за учење на даљину;
- Систематизација сазнања у области пројектовања и имплементације складишта података, затим аналитичког процесирања података (OLAP), Data Mining, EDM и Web mining анализа;
- Интеграција већег броја научних дисциплина, као што су: информациони системи, DLS, системи за подршку одлучивању (*Decision Support System, DSS*) итд.

1.6 Оквирни садржај дисертације

Докторска дисертација се састоји из увода, једанаест поглавља, закључка и литературе. У оквиру **увода (прво поглавље)** дата је основна проблематика пословне интелигенције у функцији ауторизованог модела система за учење на даљину. Овде је дефинисан предмет и циљ истраживања, уведене су хипотезе истраживања и дефинисан је начин реализације истраживања (методе). Наведени су очекивани резултати и научни доприноси.

Друго поглавље садржи основне концепте и дефиниције појмова: пословне интелигенције, складишта података, трансакционе и аналитичке обраде података, Data Mining-а и Educational Data Mining-а.

У **трећем поглављу** приказан је интерфејс ауторизоване DLS платформе која има циљ да унапреди и оствари што квалитетнији наставни процес образовања. DLS платформа, заправо представља динамичку интерактивну DLS Web апликацију креирану у ASP.NET технологији коришћењем програмског језика Visual C # и ADO.NET база података. Уз предходно наведено, треће поглавље обухвата анализу OLTP података DLS базе, као и опис сарадње те базе са динамичким интерактивним Веб сајтом (тј. DLS платформом) преко ускладиштених процедура (stored procedure) написаних у Transact SQL-у. Такође у овом поглављу је приказан кориснички интерфејс трансакционе DLS базе података.

Четврто поглавље дисертације бави се дефинисањем могућих захтева у ауторизованом систему за учење на даљину одређене образовно васпитне установе. У процесу прикупљања

корисничких захтева, односно при дефинисању захтева корисника коришћен је IDEF0 стандард. Овим се дефинишу циљеви, процеси и ресурси, постиже се идентификација граница посматраног система и интегративност послова у посматраном окружењу. Код израде модела пословних случајева употребе се коришћењем стандарда UML дефинишу пословни случајеви употребе и одговарајући пословни дијаграми активности.

У **петом поглављу** акценат је на објектно оријентисаној анализи (примена UML стандарда) и изради модела системских случајева употребе, концептуалног модела и дијаграма интеракције. Системски случајеви употребе, односе се на одговарајуће организационо окружење и подразумевају детаљан опис пословних процеса као секвенце активности. Дијаграмом системских активности представљен је секвенцијални ток пословних активности и састоји се од стања, акција и прелаза. Израда концептуалног модела дефинише модел података описан у оквиру IDEF1X методологије. При моделовању динамичких аспеката система дијаграмима интеракције, коришћени су дијаграми секвенци за моделовање токова контроле по временском редоследу и дијаграми сарадње за моделовање токова контроле по организацији.

Шесто поглавље је посвећено објектно оријентисаном дизајну, који треба да омогући: припрему података за аналитичко процесирање, израду димензионог модела и израду дијаграма класа. Код припреме података за аналитичко процесирање обухваћена је: екстракција података из OLTP базе, затим чишћење података провером логичких грешака и елиминацијом осталих безначајних података и коначно трансформација података пре учитавања.

Израда димензионог модела почиње идентификацијом димензија и атрибута, затим се прелази на дефинисање хијерархија елемената и атрибута везаних за димензионе табеле, где је потребно пронаћи хијерархијске релације у свакој димензији и дефинисати атрибуте сваке димензије. Денормализацијом се наставља реализација израде димензионог модела. Денормализација је непосредно везана за дефинисање димензија. Као релациона структура, биће коришћена шема пахуље, шема звезде и шема галаксије која обезбеђује добре перформансе.

Између осталог ово поглавље обухвата дефиницију и опис модела складишта података ауторизованог система за учење на даљину. Као основа за израду одговарајућег софтверског решења дефинисан је коначан дијаграм класа, што представља последњи корак у оквиру фазе објектно оријентисаног дизајна.

Седмо поглавље обухвата имплементацију која се састоји из следећих фаза: израда складишта података, припрема анализе података и израда корисничког интерфејса. Пре израде складишта података (*Data Warehouse*) потребно је изабрати систем за управљање базама података (СУБП, *Database Management System - DBMS*). На пример може се користити Microsoft SQL Server, јер има многе алате који олакшавају рад са складиштима података. Од алата за рад са складиштима података SQL Server има алате за екстракцију и трансформацију података (DTS), за OLAP (*On-line Analytical Processing*) анализу (OLAP сервер), а укључује и алате за визуелни дизајн складишта података.

У саму израду складишта података спада и креирање физичког модела базе података, које је везано за генерисање физичких објеката, дефинисање типова веза и дефинисање референцијалног интегритета. Након израде физичког модела приступило се генерисању шеме базе података, а затим се прешло на процес уписа података.

Складишта података омогућавају брз преглед и анализу велике количине података што би доносиоцима одлука обезбедило одговоре на питања који директно утичу на њихову могућност да буду компетентни на данашњем брзо променљивом тржишту. Концепт складишта података је концепт складиштења агрегираних, екстрахованих и филтрираних

података у базе, које омогућавају слојевит, мултидимензионални приступ подацима, какав је потребан за успешну анализу и доношење ефикасних одлука. За све предходно наведене кораке може се користити неколико приступа: вишедимензионална анализа података (*OLAP*), затим откривање знања у подацима (*Data Mining*), откривање знања у образовним подацима (*Educational Data Mining*) и откривање знања у подацима везаних за Веб (*Web Mining*).

У последњој фази имплементације, која се односи на израду корисничког интерфејса, реализован је кориснички интерфејс аналитичке базе података ауторизованог система за учење на даљину.

Осмо поглавље је посвећено откривању законитости у образовним подацима (*Educational Data Mining*, EDM) складишта података DLS платформе, применом DM алгоритама (типа: *Decision Tree*, *Clustering*, *Naïve Bayes*).

Девето поглавље говори о вештачким неуронским мрежама (ВНМ), тачније о примени DM алгорита под називом *Neural Network* за анализе предвиђања успеха школовања, коришћењем података ауторизованог система за учење на даљину (тј. DLS платформе).

У десетом поглављу приказан је модел пословне интелигенције ауторизованог система за учење на даљину, док је у једанаестом поглављу изложена евалуација предложеног модела складишта података за OLAP и EDM анализе (тј. модела складишта података ауторизованог система за учење на даљину). Такође, дато је поређење са сродним истраживањима.

У закључку (дванаесто поглавље) обухваћене су могућности примене развијеног концепта. Указано је на значај добијених резултата са теоретских и практичних аспеката модела складишта података ауторизованог система за учење на даљину. На овај начин се отвара могућност даљег истраживања на том пољу. Затим, закључак садржи критички осврт на оствареност предмета и истакнути су остварени доприноси рада.

ДРУГИ ДЕО

2 ПОСЛОВНА ИНТЕЛИГЕНЦИЈА

Појам пословна интелигенција (Business Intelligence, BI), најчешће подразумева две области: складиште података и откривање законитости у подацима (Data Mining, DM) [Jiwei & Micheline, 2001; Кашћелан и Бечејски-Вујаклија, 2005; Сукновић и др., 2005; Сукновић и Делибашић, 2010;]. Складиште података је база података чија је основна функција аналитичка обрада података (On-line Analytical Processing, OLAP) [Codd, 1990] која се разликује од трансакционе обраде података (OLTP, On-line Transaction Processing) над базом података. Складиште података [Vidette, 1996; Barry, 1997; YongSeog, 2009] садржи податке историјског карактера, док трансакциона база података омогућава рад са текућим подацима.

За подршку одлучивању користи се назив пословна интелигенција (*Business Intelligence, BI*). Може се рећи да је пословна интелигенција (ПИ) скуп информационих технологија, правила, знања и вештина при записивању и анализи података са циљем да се дође до потребног знања за доношење одлука [Bucher et al., 2009; Сукновић и Делибашић, 2010].

Дакле, доношење правих и правовремених одлука је неопходан услов за успешно пословање сваке организације, што је суштина концепта пословне интелигенције (*Business Intelligence, BI*). Пословна интелигенција се може још дефинисати и као процес прикупљања расположивих интерних и значајних екстерних података и њихово претварање у корисне информације које помажу при доношењу одлука [Tseng & Chou, 2006; Сукновић и Делибашић, 2010]. Пословна интелигенција означава и широку категорију софтверских солуција за прикупљање и анализирање података у циљу доношења бољих пословних одлука. Израз и концепт пословне интелигенције осмислили су стручњаци Gartner групе 1993. године [Захорјански, 2013].

Пошто не постоји универзална дефиниција појма пословна интелигенција, различити аутори га дефинишу на различите начине. Једна од најчешће коришћених и општијих дефиниција је следећа: "Business Intelligence је такво коришћење података које води ка доношењу бољих пословних одлука. Оно се односи на приступ, анализу и откривање нових могућности" [Бечејски-Вујаклија, 2010].

Неки аутори Business Intelligence дефинишу на следећи начин [Бечејски-Вујаклија, 2010]:

- Larissa T. Moss, Shaku Atre: "Business Intelligence није ни производ нити систем. Она представља архитектуру и колекцију интегрисаних оперативних апликација и апликација за подршку одлучивању као и базе података која пословној организацији омогућава лак приступ подацима."
- Steve Mutfitt: "Business Intelligence је начин достављања правих информација у правом формату у праве руке у право време. Добар систем пословне интелигенције прикупља информације из свих делова организације, анализира их, припрема потребне извештаје и шаље их људима који их требају. На тај начин сваки појединац добија информације скројене према његовим потребама."
- Ravi Kalakota, Marcia Robinson: "Претварање података у знање је задатак апликација познатих под називом Business Intelligence. Business Intelligence је скупина нових апликација обликованих тако да могу организовати и структуриране податке о пословним трансакцијама на начин који омогућава анализу корисну у подршци одлучивању и оперативним активностима организације."

- Len Wyatt: "Када компанија користи податке из својих извршних система при доношењу одлука, то је Business Intelligence. Business Intelligence системи преузимају податке из извршних система и реструктурирају их тако да корисници могу откривати раније непознате информације о предузећу, пословању, клијентима, пословним активностима или производима."
- Vinod Badami: "Business Intelligence је процес прикупљања расположивих интерних и релевантних екстерних података, и њихова обрада у корисне информације које могу помоћи пословним корисницима при доношењу одлука."

Кључни елемент процеса управљања је доношење одлука. Циљ процеса управљања је да доведе систем у жељено стање, а само одлучивање је фокусирано на предвиђање, тј. усмерено ка будућим догађајима [Димитријевић, 2013].

Најчешће се на основу искуства из прошлости, тј. обрадом историјских података, ствара ново знање и унапређује пословање. Информациони систем је тај који обезбеђује податке, информације и знање за потребе доношења одлука и управљања. Заправо, информациони систем је подсистем пословног система, који прикупља, складишти, чува, обрађује и дистрибуира свеже употребљиве информације које су важне за пословање.

Проналажење скривених релација између података, затим трансформација података у информације и знање није нимало лак процес. Један од разлога је недостатак стандардизованих парадигми у области методологије која се користи у пројектовању пословне интелигенције [Станојевић и Вељовић, 2008а]. Углавном, за успешно управљање неопходни су претежно подаци историјског карактера, односно подаци који омогућавају анализирање пословања и предвиђање. Зато Business Intelligence концепт користи све расположиве податке да би се дошло до информација и знања потребних за доношење одлука.

2.1 Системи за подршку одлучивању

Системи за подршку одлучивању (СПО) и експертни системи (ЕС) су претходили пословној интелигенцији, а данас су њен саставни део. Циљ комбиновања система за подршку одлучивању (*Decision Support Systems, DSS*) и експертних система (ЕС) је унапређење процеса одлучивања [Power, 2007; Сукновић и Делибашић, 2010].

Све организације желе да искористе потенцијал својих података како би добиле корисне информације на основу којих се доносе одлуке. Знање је основа за доношење исправних управљачких одлука. Системи за подршку одлучивању, односно системи пословне интелигенције се пројектују због захтева за правовременим и исправним одлукама. Примарни циљ подршке одлучивању је да унапреди функционисање организације. Пожељно је да системи за подршку одлучивању буду прилагодљиви у времену, како би доносилац одлуке (ДО) могао да реагује на све промене [Turban et al., 2008]. Систем за подршку одлучивању, такође, треба да буде и флексибилан (додати, избрисати, променити, комбиновати основне елементе) што омогућава временски адекватне и брзе ad-hoc анализе [Turban et al., 2008]. Системе за подршку одлучивању, пре свега, користе аналитичари који припремају одлуке за доносиоца одлуке.

Експертни системи (ЕС), користе се као алти који треба да симулирају знање експерата, а може се и рећи да ЕС представљају софтвере за решавање проблема који захтевају људску интелигенцију [Duda & Shortliffe, 1983; Сукновић и Делибашић, 2010]. Процес закључивања је најважнија активност која се одвија у експертном систему. Заправо, механизам закључивања има задатак да пронађе знање и да га примени за решавање проблема [O'Keefe et al., 1986; Сукновић и Делибашић, 2010].

Може се рећи, да се применом пословне интелигенције, што укључује комбинацију СПО, трансакционих база података и складишта података, добија моћна технологија за подршку одлучивању.

2.1.1 Складишта података

Складиште података (*Datawarehouse, DW*) је најбитнија ставка у концепту пословне интелигенције. За стручна лица које се баве развојем и пројектовањем складишта података пожељно је поседовање могућност умећа да:

- препознају случајеве у којима је потребно изградити складиште података;
- предлажу напредна пројектантска решења за развој складишта података;
- уоче потребу за надоградњом већ развијеног складишта података;
- схвате потребу за складиштењем података;
- схватају предности и недостатке класичних база података и складишта података и могућност њиховог комбиновања ради добијања информација за доношење правовремених и исправних одлука [Сукновић и Делибашић, 2010; Singh & Singh, 2010].

2.1.2 Базе података

Подаци у базама података осликавају пословање одређене установе, а у циљу лакшег управљања пословним процесима, подаци се чувају у базама података (БП, eng. Database, DB) [Allen, 2002; Сукновић и Делибашић, 2010]. Из база података се могу добити информације и знање за доношење одлука и спровођење акција.

У базама података подаци се организују у табеле које су уређене тако да има што мање понављања података, односно што мањег заузимања меморијског простора. То је битно због лаког одржавања базе података, јер када се одређени подаци чувају на само једном месту, тада је довољно и практичније да се измене врше само на том једном месту [Korth & Silberschatz, 1991; Сукновић и Делибашић, 2010].

При пројектовању базе података битна ставка је квалитет нормализованости базе података. Нормализација је смањена редунданса (тј. понављање) података. Међутим, нормализација има и своје слабе стране. Најчешће се то манифестује у смањеној ефикасности модела, јер се показало да контролисана присутност мање редундансе података понекад може да буде толерантна и корисна, а што Е-Р модел дозвољава [Калуђерчић и Обрадовић, 2003].

Код база података, када је потребно добити извештај тј. информацију користи се упитни језик SQL (*Structured Query Language*). Информатички образоване особе креирају SQL упите на захтев доносиоца одлуке (ДО), а SQL упити могу доносиоцу одлуке да пруже корисне информације за доношење одлука.

Обрада података код база података се назива трансакциона обрада података. Из разлога што није прихватљив било какав губитак или загушење протока информација, прављење сложених извештаја најчешће се одваја од базе података. Ово је један од примараних разлога који је довео до потребе развоја складишта података (DW). Складиште података представља базу података у којој се прикупљују подаци неопходни за одлучивање. Складиште података је база података која је издвојена од трансакционе базе података, тј. DW представља посебну колекцију података независну од рада базе података. Складиште података је база података чија

је основна функција аналитичка обрада података [Pingli & Bin, 2005; Сукновић и Делибашић, 2010].

2.1.3 Трансакциона обрада података

Трансакциона обрада података (OLTP) се одвија над базом података. Примарна карактеристика OLTP система је висок степен нормализације који се спроводи како би се избегле аномалије при одржавању базе података (могу се јавити аномалије: при упису, ажурирању и брисању података). Предност високо нормализованих база података је та што су врло погодне за брза ажурирања података. Главни недостатак OLTP система је то што се SQL упити споро извршавају јер је база нормализована и потребно је много спајања табела да би се добио резултат, а и захтевају ангажовање особа са напредним информатичким знањем [Plattner, 2009; Сукновић и Делибашић, 2010].

2.1.4 Аналитичка обрада података

Аналитичко процесирање података (*On Line Analytical Processing*, OLAP) омогућава реализацију комплексних анализа које могу помоћи при доношењу одлука [Shim et al., 2002; Power & Sharda, 2007; Hosack et al., 2012]. Може се рећи да OLAP представља и категорију софтверских алата који омогућавају анализу података смештених у аналитичким базама података. Заправо, OLAP алати омогућавају корисницима да анализирају различите димензије мултидимензионалних података. Главна компонента аналитичке обраде података је OLAP сервер који има специјалне функције за анализирање података. Сам OLAP процес омогућава корисницима лако и селективно издвајање података и различите погледе на издвојене податке [Rouse, 2007].

Код OLAP система, аналитичка база (која се у литератури још може наћи под следећим називима: OLAP база података, складиште података или мултидимензионална база података) је носилац података за аналитичку обраду [Halpin & Morgan, 2009; Gosain & Mann, 2010], а OLAP коцка се користи као алат за прављење аналитичких извештаја [Gray et al., 1997]. Тако да OLAP системи представљају системе за подршку одлучивању (DSS) [Сукновић и Делибашић, 2010] који податке из аналитичке базе трансформише у корисне информације [Sharda et al., 1988; Silver, 1990; Angehrn & Jelassi, 1994].

Трансакционе базе података су погодне за чување података, али су неефикасне за анализу података, док су аналитичке базе одличне за добијање знања, али недостатак се огледа у чувању података [Plattner, 2009; Сукновић и Делибашић, 2010]. Циљ OLAP система је да кориснику (доносиоцу одлуке или аналитичару) пружи на располагање све податке из аналитичке базе података који су занимљиви за анализу, а да над њима може да ради сложене анализе и упите у алту који се лако користи (нпр. Microsoft Visual Studio, Microsoft Excel).

Основне карактеристике OLAP система су:

- висок степен денормализације података (одустаје се прилично од нормализације података и тиме се постиже да у складишту података постоји мање табела, али упити могу да се извршавају брже, а при томе се повећава меморија потребна за чување података у складишту података);
- подаци су намењени само за читање (историјског су карактера);
- подаци су намењени пре свега за анализу.

Подаци за OLAP анализе су организовани хијерархијски и смештени у OLAP коцке уместо у табеле. Код OLAP коцке се формира мултидимензиона структура за чување података са циљем једоставног формирања упита. У OLAP системима, изведени или сумарни (агрегирани) подаци

се називају мере, које понекад нису лако уочљиве. Заправо, мере представљају показатеље који доносиоцу одлуке пружају информације потребне за доношење исправних одлука [Kozmina & Niedrite, 2010; Сукновић и Делибашић, 2010]. Дакле, OLAP је технологија која користи мултидемензионалну структуру како би обезбедила брз приступ подацима за анализу [Chaudhuri & Dayal, 1997]. Односно, OLAP базе података су дизајниране тако да убрзају проналажење корисних информација.

Аналитичка база података (тј. складиште података) је основа сваког OLAP система [Sethi, 2012]. Понекад се у литератури под складиштем података подразумева и OLAP коцка, али то су два различита појма. Складиште података је база података која чува податке потребне за анализу и подршку одлучивању [Turban & Watkins, 1986; Salvatore & Hevner, 2007; Arnott & Pervan, 2008]. Из складишта података се генерише OLAP коцка и она представља мултидимензиону структуру која се састоји од мера и димензија. За једну OLAP базу података (тј. складиште података) је могуће креирати једну или више OLAP коцки, а свака OLAP коцка се креира тако да аналитичар (корисник) може лако реализовати потребне анализе.

Главне разлике између аналитичких и трансакционих база података, односно разлике између OLAP и OLTP система, приказане су у табели 2.1. OLTP систем намењен је скоро свим корисницима у установи (од обичних корисника до администратора). Основна улога OLTP система је да прикупља податке о пословању установе у којој се користи. Док OLAP системе користе аналитичари и доносиоци одлука који немају напредно информатичко знање. Заправо, OLAP технологија служи овом типу корисника као подршка у процесу доношења до информација и делимично знања [Liu et al., 2006; Сукновић и Делибашић, 2010].

Табела 2.1: Поређење OLTP и OLAP система

Критеријум	OLTP	OLAP
Степен нормализације	Висок	Низак
Број табела у бази података	Више табела	Мање табела
Приступ подацима	Обрада података	Читање података
Сложеност упита	Једноставни упити	Комплексни упити
Брзина извршавања упита	Спорије	Брже
Величина базе података	Mb - Gb	Gb - Tb
Врста података	Текући подаци	Историјски подаци
Корисници	Од обичног корисника до администратора	доносиоци одлука и аналитичари
Језик упита	SQL	MDX
Брзина ажурирања података	Велика	-
Анализа података	-	Брза и једноставна

Укратко, OLAP процес подразумева издвајање података из OLAP базе података и затим анализирање тих података како би се дошло до информација потребних за доношење исправних одлука и предузимање акција ради спровођења тих одлука. OLAP база података (тј. складиште података) не мора да буде велика као трансакциона база (што се тиче броја табела и атрибута), јер нису потребни сви подаци из трансакционе базе за OLAP анализе.

OLAP системи поседују специјално дизајниран MDX језик за покретање упита (у чијој се основи налази SQL) али који има могућност за рад са OLAP коцком. Предност MDX језика је то што крајњи корисник уопште није свестан његовог постојања када извршава једноставне Drag & Drop команде над OLAP коцком. Суштина коришћења Drag & Drop (превуци и пусти) команди је да крајњи корисник може једноставним избором, превлачењем и спуштањем жељених димензија и мера на радну површину саставити ad-hoc упит који жели [Сукновић и Делибашић, 2010; Qu et al., 2011].

2.1.5 Архитектуре OLAP система

Постоје следеће архитектуре OLAP система:

- Мултидимензиони OLAP (Multidimensional OLAP, MOLAP);
- Релациони OLAP (Relational OLAP, ROLAP);
- Хибридни OLAP (Hybrid OLAP, HOLAP).

Две основне архитектуре су MOLAP и ROLAP. MOLAP је решење када се користе мултидимензионе базе података, а ROLAP настаје као надградња релационих база података. Комбиновањем ова два приступа за изградњу складишта података настаје HOLAP.

MOLAP и ROLAP се разликују по начину физичког чувања података (тј. начину складиштења података). Код MOLAP система подаци се чувају, тј. складиште, у мултидимензионој структури (коцки), а код ROLAP система подаци се чувају (тј. складиште) у релационим базама података (OLTP систему или DW).

Предност MOLAP система је та што има најбоље префомансе, али заузима највише меморијског простора. Док, ROLAP систем заузима најмање меморијског простора, али има најлошије перформансе. Циљ коришћења HOLAP система је да се искористе и задрже све предности ROLAP-а и MOLAP-а, али да се при томе додају и неке нове могућности за рад са вишедимензионим системима.

Компромисно решење се своди на то да HOLAP систем заузима нешто више простора од ROLAP-а, али има боље перформансе. У овом раду, пошто DLS база података (тј. DLS складиште података) није велика изабран је HOLAP као начин складиштења података.

2.1.6 Развој складишта података и OLAP коцке

Особина добро пројектованих система је могућност једноставног одржавања и надоградње тих система. Развој сваког реалног система, који задовољава потребе корисника, прате компромиси који се огледају на пример у следећим одлукама: који део података из трансакционе базе података учитати у складиште података, при томе треба узети уобзир чињеницу да превише података продужава време развоја складишта података, а премало података угрожава сврсисходност система. Компромиси при развоју складишта података су најчешће везани за налажење правог односа између заузимања меморијског простора и брзине извештавања [Сукновић и Делибашић, 2010; Zhao et al., 2011].

Код трансакционих база података је за прављење извештаја анализа потребно доста времена. Решење је развој складишта података и OLAP коцке која ће податке учинити лакшим за анализу, а прављење извештаја врло једноставним. У складиште података се читавају сви занимљиви и потребни подаци за анализу [Campbell & Oblinger, 2007]. Складиште података чува податке који се користе за изградњу OLAP коцке. Односно, у складишту података се чувају подаци потребни за подршку одлучивању [Vidette, 1996]. За разлику од трансакционих база података, код развоја аналитичких база података се спроводи мањи степен нормализације података, чиме се повећава брзина извештавања, али се и повећава заузимање меморијског простора [Lauer et al., 2010; Сукновић и Делибашић, 2010]. Не би требало превише угрозити ефикасност функционисања складишта података због добијања квалитетних аналитичких извештаја.

Свако складиште података (тј. аналитичка база) се састоји од табела чињеница (које садрже мере, тј. најзначајније податке за анализу) и табела димензија [Barry, 1997]. Мере су атрибути,

у табели чињеница, на којима је фокус при OLAP анализи. Код пројектовања складишта података најчешће се користе следеће шеме:

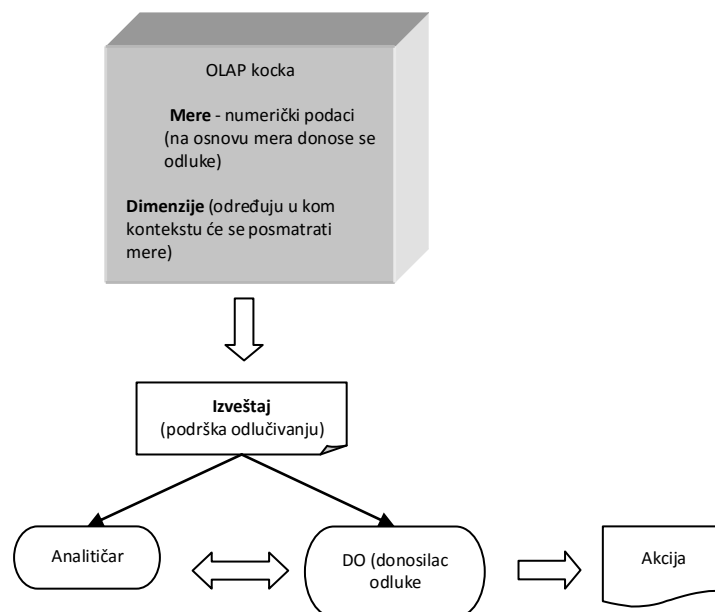
- звезда (eng. Star) (ова шема има једну централну табелу, у којој се чувају мере, то је табела чињеница, и више димензионих табела);
- пахуља (eng. Snowflake) (ова шема може да садржи једну или више табела чињеница, за које су везане више табела димензија на које се надовезују, такође табеле димензија, и њене перформансе су лошије од звездасте шеме због сложеније структуре);
- галаксија (eng. Galaxy) (ова шема галаксије настаје повезивањем две или више шема звезде, што је чини најсложенијом структуром, чиме се повећава време потребно за добијање извештаја).

Након развоја складишта података потребно је податке учитати у складиште података. Процес ETL (*Extract, Transform and Load*) је прилично комплексан и одузима највише времена потребног за развој складишта података. Уколико се у процесу ETL направе грешке, то се касније одражава на квалитет и валидност анализа [Vassiliadis, 2009; Сукновић и Делибашић, 2010]. ETL процес састоји се од следећих фаза:

- извлачење података из различитих извора (најчешће из трансакционе базе);
- трансформација података у погодан облик; и
- читавање података у складиште података.

Након завршеног ETL процеса, на основу података из складишта података може се изградити OLAP коцка која се састоји од мера и димензија (слика 2.1). Мере су нумерички подаци на основу којих се доносе одлуке. Док, димензије одређују у ком контексту ће се посматрати мере, тј. димензије служе како би се мере могле приказати из различитих перспектива [Techarichetvanich & Datta, 2005; Сукновић и Делибашић, 2010].

Ефикасност дефинисане структуре OLAP коцке огледа се у што бржем добијању резултата анализа, тј. квалитетних извештаја који се достављају аналитичару и доносиоцу одлуке (слика 2.1). Након завршеног тумачења добијених извештаја, аналитичар закључке прослеђује доносиоцу одлуке, који на основу добијених информација спроводи потребне акције са циљем побољшања пословања установе.

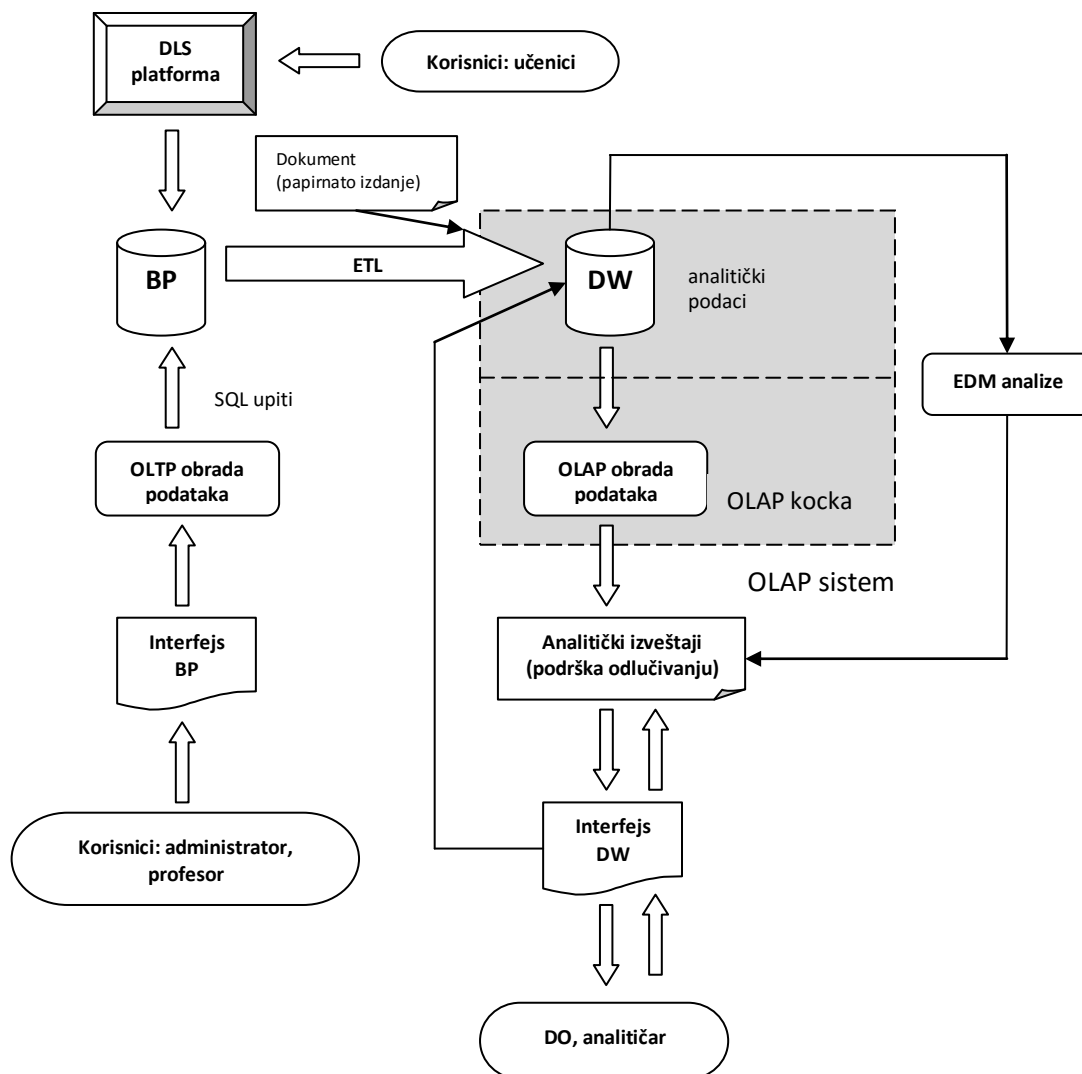


Слика 2.1: Структура OLAP коцке

2.2 Аналитички (OLAP) модел ауторизованог система за учење на даљину

У овом раду је примењена методологија која је заснована на трансакционом (OLTP) и аналитичком процесирању (OLAP) података. Већина установа уноси свакодневно податке о свом пословању у трансакциону базу података, односно основна улога трансакционе обраде података (OLTP) је да бележи све трансакције које се дешавају током пословања [Codd, 1990]. Аналитичка обрада података (OLAP) се одвија над издвојеним подацима у оквиру аналитичке базе података, тј. складишта података (DW) [Butt et al., 2012].

На слици 2.2 приказан је модел протока података и информација базе података и складишта података ауторизоване DLS платформе, односно аналитички (OLAP) модел ауторизованог система за учење на даљину. С једне стране интерфејс за унос података у трансакциону базу (BP) је ауторизована DLS платформа (слика 2.2), која представља динамичку, интерактивну Web апликацију коју користе ученици за реализовање процеса учења на даљину. С друге стране, преко посебног администраторског (корисничког) интерфејса (интерфејс BP), администратор или обичан професор, може лако да уноси, ажурира или брише податке у трансакционој DLS бази (BP). Дакле, трансакциона обрада података се одвија над базом података (BP).



Слика 2.2: Аналитички (OLAP) модел ауторизованог система за учење на даљину

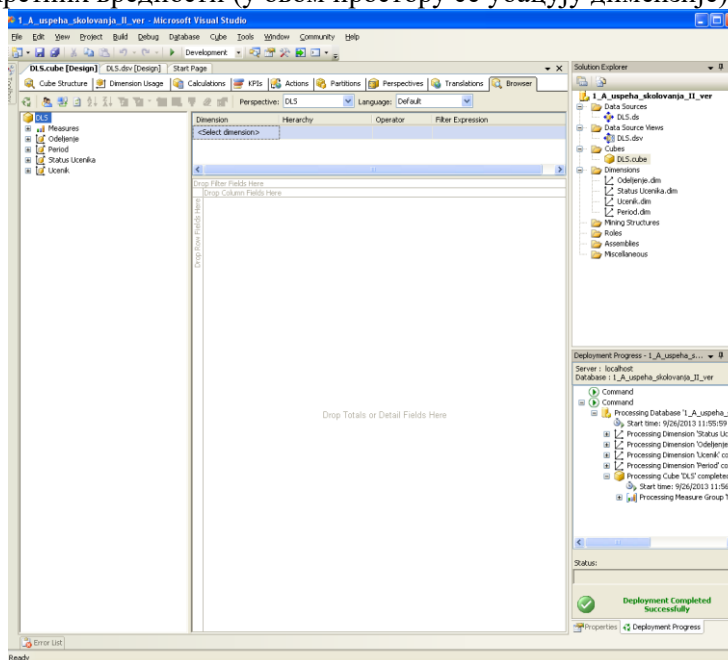
Из докумената у папирнатом издању (попут дневника, матичних књига ученика), а такође и из трансакционе DLS базе података (BP) у аналитичку DLS базу података (тј. складиште података, DW), помоћу процеса ETL (*Extract, Transform and Load*), издвајају се аналитички подаци над којима се врши аналитичка обрада података (OLAP), што за резултат даје аналитичке извештаје који ће аналитичару и доносиоцу одлуке служити као подршка одлучивању (слика 2.2). Преко интерфејса DW [Gharib et al., 2013] аналитичар или доносиоц одлуке (DO) могу лако реализовати низ EDM и OLAP анализа (помоћу постављених OLAP коцки) и погледати резултате тих анализа који могу допринети да се обезбеде информације неопходне за одлучивање како би се унапредио наставни процес и остварио што бољи успех ученика средње техничке школе у Србији, као главних корисника DLS платформе.

Може се рећи да OLAP систем представља систем за подршку одлучивању (DSS) [Courtney, 2001; Byung Kwon, 2003; Bharati & Chaudhury, 2004]. На слици 2.2 може се уочити да OLAP систем чини DW и OLAP коцка која се користи као алат за прављење аналитичких извештаја.

Популарни софтвери за креирање и коришћење OLAP коцке су Microsoft Visual Studio (алат Analysis Services Project) и Excel (помоћу алата Pivot Table servis могуће је правити разне извештаје и графиконе из OLAP коцке). OLAP коцка је смишљена са намером лаког постављања упита и извештавања, што би у класичним базама података (OLTP системи) захтевало пуно више времена и знања од аналитичара или доносиоца одлуке.

При изградњи сваке OLAP коцке у овом раду је коришћен алат Analysis Services Project, који се налази у оквиру развојног окружења Microsoft Visual Studio. На слици 2.3 приказан је изглед OLAP коцке са следећим пољима:

- **Totals or Detail Fields** – простор намењен за унос мера коцке (у овом пољу може бити више мера истовремено);
- **Row Fields** – простор у коме се уносе димензије које требају да буду редови у жељеном извештају (треба водити рачуна о редоследу убацивања димензија);
- **Column Fields** – служи за убацивање димензија које треба да буду колоне у извештају;
- **Filter Fields** – представља филтер који цео простор коцке сужава избором једне или више конкретних вредности (у овом простору се убацију димензије).



Слика 2.3: OLAP коцка у окружењу Microsoft Visual Studio

У овом раду OLAP и EDM анализе спроведене су на узорку од 261 ученика из 9 одељења првог разреда средње техничке школе за период од четири школске године почевши од 2008/2009 до 2011/2012. Анализирани су подаци из DLS аналитичке базе података, тј. складишта података ауторизованог система за учење на даљину. DLS складиште података подељено је на пет делова за које је креирано пет независних OLAP коцки. За сваку OLAP коцку реализована је једна или више различитих OLAP анализа.

2.3 Откривање законитости у подацима (ОЗП) - Data Mining (DM)

Важна област пословне интелигенције је откривање законитости у подацима (*eng. Data Mining, DM*) чија је основна улога да подржи доносиоца одлуке у потрази за законитостима и знањем. Постоји низ DM алгоритама и техника за реализацију процеса откривања законитости у подацима који је сличан класичној статистичкој анализи. DM алгоритама користе податке из складишта података и представљају незаобилазан алат у анализи података [Tang & MacLennan, 2005; Сукновић и Делибашић, 2010].

Циљ Data Mining процеса је да у подацима открије одређена правила и законитости на основу којих могу да се доносе одлуке [Witten & Frank, 2005; Сукновић и Делибашић, 2010]. Откривање законитости у подацима обједињује методе, алгоритме и технике из различитих дисциплина (нпр. статистика, вероватноћа, математика, структуре и базе података). Data Mining је намењен за анализу веће количине података у складиштима података, за разлику од класичне статистичке анализе која се користи при анализи мањег обима података. Откривање законитости у подацима никако не представља замену за класичну статистичку анализу већ њену допуну [Raijan & Klerac, 2003; Сукновић и Делибашић, 2010]. Процес доласка до знања у великој мери је аутоматизован, из разлога што су DM алгоритми, који се користе у процесу откривања законитости у подацима, направљени да раде са великом количином података.

Првенствени задатак аналитичара је откривање законитости у подацима, затим протумачене резултате анализа аналитичар прослеђује доносиоцу одлуке, који на основу откривеног знања доноси одлуке и спроводи одређене акције. Примарни циљ сваког доносиоца одлуке јесте унапређење пословног процеса, за шта му је потребно знање, а ОЗП процес му у том случају даје неопходну подршку [Chen et al., 2006; Сукновић и Делибашић, 2010].

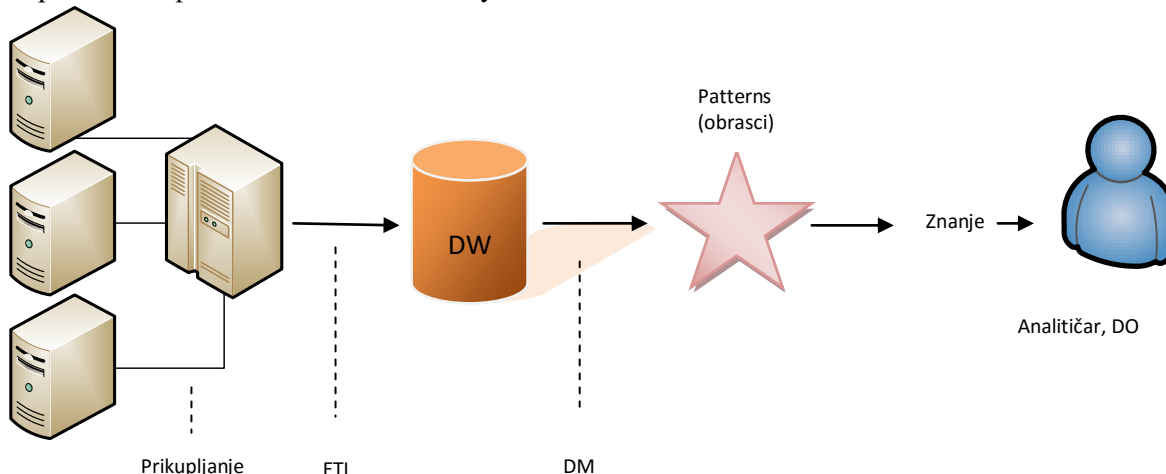
Базе података и складишта података се увећавају због реалних потреба пословног процеса. Сходно томе, намеће се потреба за аутоматизацијом анализе података. Управо је то оно што омогућавају технике и алати откривања знања у базама података (*Knowledge Discovery in Databases, KDD*) [Maimon & Rokach, 2005; Његуш, 2009].

Откривање знања у базама података може се дефинисати као процес проналажења знања у подацима и обезбеђивање аутоматизованих аналитичких решења [Peng et al., 2008; Његуш, 2009]. Процес откривања знања у базама података (KDD) узима податке из складишта података и, користећи Data Mining алгоритме, трансформише улазне податке у корисне резултате и разумљиве информације.

Откривање знања у базама података (KDD), често се назива и Data Mining, али не би требало поистовећивати та два термина. Data Mining је заправо део процеса, тј. подпроцес, откривања знања у базама података. Процес KDD се више односи на тумачење тј. образаци који су откривени интерпретирају се као знање које се даље може користити за процес подршке одлучивању. Док се Data Mining више односи на DM алгоритме који се примењују за извлачење образаца из података. Обрасци (patterns) представљају искуствено доказана решења за проблеме [Делибашић, 2007]. Заправо, образац је алат направљен за решавање одређеног

проблема. Процес патерна је динамичан и променљив [Giannotti et al., 2007; Сукновић и Делибашић, 2010].

Процес откривања знања у базама података (KDD) (слика 2.4) подразумева прикупљање и анализу података који потичу из различитих извора. Даље се процес наставља селекцијом и припремом података, односно наставак процеса KDD омогућава извлачење, трансформацију и учитавање различитих података у јединствену базу података (тј. складиште података). Из складишта података се разним Data Mining техникама откривају законитости у подацима и дефинишу обрасци понашања што доводи до потребног знања неопходног за доношење исправних и ефикасних пословних одлука.



Слика 2.4: Процес откривања знања

Основна намена Data Mining-a је да се из велике количине оперативних података и веза које се не могу одмах сагледати дефинишу одговарајуће релације, обрасци понашања, што у крајњем случају треба да од података да потребне информације. Data Mining се може дефинисати као процес подршке одлучивању у којем се траже шаблони (обрасци) информација у подацима. Основни циљ Data Mining-a јесте откривање скривених веза, предвидивих секвенци и тачних класификација [Cios & Kurgan, 2005; Његуш, 2009].

Уопштено говорећи, све Data Mining технике се могу поделити у две групе:

- Discovery data mining, технике за откривање нових знања (информација);
- Predictive data mining, технике за предвиђања.

Најчешће коришћени алати за оцењивање DM модела су:

- Графичко приказивање резултата;
- Табеларно приказивање резултата.

Док традиционалане статистичке анализе почивају на тестирању хипотеза, DM се ослања на софтверско моделирање, којим се утврђују везе и међузависност великог броја појава, и обезбеђује знање за решавање проблема, унапређивање пословања и предвиђање.

Може се рећи да DM технике обједињавају статистичке методе, компоненте вештачке интелигенције, машинског учења и визуализације података. Дакле, Data Mining (DM) омогућава, пре свега, проналажење скривених законитости у великим скуповима података.

Међународна организација за стандардизацију (International Organization for Standardization, ISO) и Међународна електротехничка комисија (International Electrotechnical Commission, IEC) формирају специјализовани систем за стандардизацију широм света. Део стандарда ISO/IEC 2382-28:1995 дефинише основне концепте који се односе на вештачку интелигенцију и

експертне системе. Односно, у оквиру стандарда ISO/IEC 2382-28:1995 се налазе дефиниције следећих појмова, релевантних за ово истраживање:

- вештачка интелигенција (28.01.01) - интердисциплинарно поље, обично се посматра као огранак компјутерских наука, које се бави моделима и системима за извођење функција повезаних са људском интелигенцијом, као што су резонување и учење.
- вештачка интелигенција (28.01.02) - способност функционалне целине за обављање функција које су повезана са људском интелигенцијом као што су резонување и учење.
- знање у вештачкој интелигенцији (28.01.03) - колекција чињеница, догађаја, уверења и правила, организованих за систематско коришћење.
- експертни систем (28.01.06) - систем заснован на знању које обезбеђује решавање проблема у одређеном домену или подручјима примене где се врши извлачење закључака из базе знања развијене од стране људских експерата.
- неуронска мрежа (28.01.22) - мрежа примитивних процесуираних елемената повезаних везама са подесивим тежинма, у којој сваки елемент на основу улазних атрибута производи одређену вредност, применом нелинеарне функције, и преноси ту вредност на друге елементе или представља ту вредност као излазни атрибут.
- образац (28.02.08) - скуп карактеристика и њихових односа који се користи да препозна ентитет у датом контексту.

2.3.1 Откривање законитости у образовним подацима (ОЗОП) - Educational Data Mining (EDM)

Откривање законитости у подацима из области едукације (*Educational Data Mining, EDM*) је област примене техника анализирања и откривања законитости у подацима образовних система са циљем решавања различитих едукативних проблема [Romero & Ventura, 2007; Romero & Ventura, 2010] и побољшања успеха ученика (или студената) у њиховом школовању [Abu Tair & El-Halees, 2012].

EDM може анализирати историјске и операционе податке из различитих врста информационих система за подршку учењу или образовању. Заправо, техника EDM се фокусира на податке прикупљене у оквиру база података и складишта података образовних институција, односно, подаци се прикупљају како из информационих система традиционалне наставе, тако и из система за учење на дањину (*Distance Learning System, DLS*) [Romero et al., 2008].

EDM представља низ техника за анализу података, примењених за извлачење скривеног знања из складишта података [Roiger & Geatz, 2003] и обављање два главна задатка: откривање образаца и предвиђање [Panov et al., 2009]. Откривање образаца укључује извлачење непознатих интересантних образаца. Док, процес предвиђања подразумева анализу текућих и историјских података како би се предвидели догађаји у будућности [Hung et al., 2012]. Генерално, EDM је обећавајућа област истраживања и има специфичне захтеве, који нису представљени у другим доменима.

2.4 Основе Fuzzy логике

Fuzzy скупове дефинисао је 1965. године Lotfi Zadeh као математички формализован начин представе и моделирању неодређености у лингвистици. Објашњење термина Fuzzy логике може да има два различита значења. У ужем смислу, Fuzzy логика је логички систем који представља проширење класичне логике. У ширем смислу, Fuzzy логика је синоним за теорију скупова, теорију која се односи на класу објеката са нејасним границама чија се припадност мери одређеним степеном. Суштина Fuzzy логике је веома различита од суштине традиционалног логичког система [Herrera & Martínez, 2000]. Конвенционална логика се

заснива на јасним и прецизно утврђеним правилима, а почива на теорији скупова. Неки елемент може да припада неком скупу или да не припада, што значи да скупови имају јасно одређене границе. Овакви скупови, а и логика, названи су *crisp*, што значи јасан, бистар. Насупрот конвенционалној логици, у Fuzzy логици није прецизно дефинисана припадност једног елемента одређеном скупу, већ се припадност меру у процентима. Значење речи *Fuzzy* је магловито, нејасно, мутно.

Fuzzy логика је јако блиска људском резонувању, односно, ова логика користи искуство човека (стручњака) у форми лингвистичких ако-онда правила, а механизам апроксимативног резонувања рачуна управљачку акцију за конкретан случај. Fuzzy логика најчешће се користи за моделовање сложених система у којима је применом других метода тешко утврдити међузависности које постоје између појединих променљивих. Основни проблем са којима се сусреће аналитичар при развоју Fuzzy система је одређеивање базе Fuzzy правила и параметара функција припадности Fuzzy скупова који описују улазне и излазне променљиве [Bessissa et al., 2014].

Постоје ситуације у којима није могуће знање о систему репрезентовати на апсолутно прецизан начин, заправо, више је ситуација у којима се морају користити непрецизне констатације. Како би се знање о оваквим системима репрезентовало прецизно, аналитичар се мора одрећи класичне (бинарне) логике у којој је нешто тачно или нетачно („црно или бело“), значи треба користити Fuzzy логику („све је нијанса сиве боје“).

Fuzzy логика је моћна алатка за моделирање људског размишљања и опажања [Памучар, 2008]. Користи се за представљање Fuzzy појмова, Fuzzy резонување и одлучивање. Међутим, класични Fuzzy системи имају веома слабе могућности у погледу учења, адаптације и предвиђања. Истовремено неуронске мреже омогућавају учење, адаптацију, генерализацију, апроксимацију, толеранцију грешака, препознавање образаца (*pattern*) и добро предвиђање. Интеграцијом ове две технологије створени су *neuro-fuzzy* системи који користе добре стране и допуњују недостатке обе технологије појединачно [Gorzalczany, 2002]. Неуронска мрежа Fuzzy систему омогућава учење и адаптивност, док Fuzzy систем неуронској мрежи даје семантику и структуру. Тако захваљујући Fuzzy логици неуронске мреже добијају механизам за разумљиву интерпретацију добијених резултата и структурирано моделирање проблема, што значајно олакшава примену неуронских мрежа, као једног од чешће коришћених DM алгоритама.

Имајући у виду ове могућности *neuro-fuzzy* система, верује се да имају велики потенцијал за симулацију процеса који се везују за људско опажање и интелигенцију [Gorzalczany, 2002]. Што се тиче имплементације *neuro-fuzzy* система, не постоји неки универзално прихваћени модели и конкретна имплементација увек зависи од проблема и захтева у одређеном случају.

ТРЕЋИ ДЕО

3 ИНТЕРФЕЈС АУТОРИЗОВАНЕ DLS ПЛАТФОРМЕ

У овом поглављу је разматран интерфејс DLS апликације која је направљена са циљем да унапреди и оствари што квалитетнији наставни процес средњег образовања у Србији. Ауторизована DLS платформа, заправо представља динамичку интерактивну DLS Web апликацију креирану у ASP.NET [Duthie, 2002] технологији коришћењем програмског језика Visual C # [Sharp & Jagger, 2002] и ADO.NET [Riordan, 2002] база података. Сходно томе, у оквиру ауторизованог систем за учење на даљину (тј. DLS платформе) могу бити постављени разноврсни мултимедијални електронски ресурси за учење (односно, мултимедијалне наставне јединице, које могу бити типа: обраде, утврђивања или провере знања). Поменути мултимедијални e-learning ресурси пре свега су намењени и прилагођени за реализовање наставе у средњим техничким школама Србије [Милентијевић, 2009]. Поред DLS платформе као главног производа, у овом поглављу дата је и анализа перформанси те софтверске платформе за учење на даљину. Такође, размотрене су могућности употребе и даље надоградње DLS апликације.

Систем за учење на даљину (*Distance Learning System, DLS*) и примена мултимедијалних креативних решења у његовом развоју, представља технологију пласирања знања у служби што квалитетнијег образовања [Newby, 1999; McGorry, 2003; Zaikin et al., 2006]. Предмет истраживања овог поглавља везан је за унапређење квалитета наставе, а то се може реализовати увођењем ауторизоване DLS платформе у наставни процес. Тиме се обезбеђује да се традиционална настава обогати системом за креирање и дистрибуцију знања путем Интернета, који примењује компјутерски подржано учење (*Computer Based Education*) и обуку путем Интернета (*Web Based Training*). Циљ овог поглавља усмерен је на проналажење универзалног модела система за учење на даљину, који ће међу различитим системима за дистрибуцију знања, обезбедити најпогодније е-учење.

Један глобално прихваћен начин за имплементацију е-учења је помоћу Learning Management System-а (LMS) као све у једном систему за online образовање, који обухвата регистрацију, управљање и праћење корисника и садржаја [Fertalj et al., 2010]. Learning Management Systems (LMS) и Learning Content Management Systems (LCMS), имају широку примену у distance learning (DL) технологији [Helic et al., 2004]. LMS је стратешко решење дизајниран за планирање, испоруку и управљање свим догађајима у оквиру система од стране инструктора. Learning Content Management System [Brennan et al., 2001] је оно што називамо системом који се користи за креирање, чување, стављање на располагање (слање) личног едукативног садржаја у форми learning објекта [Cloete, 2001; Sheremetov & Arenas, 2002; Ochoa et al., 2005].

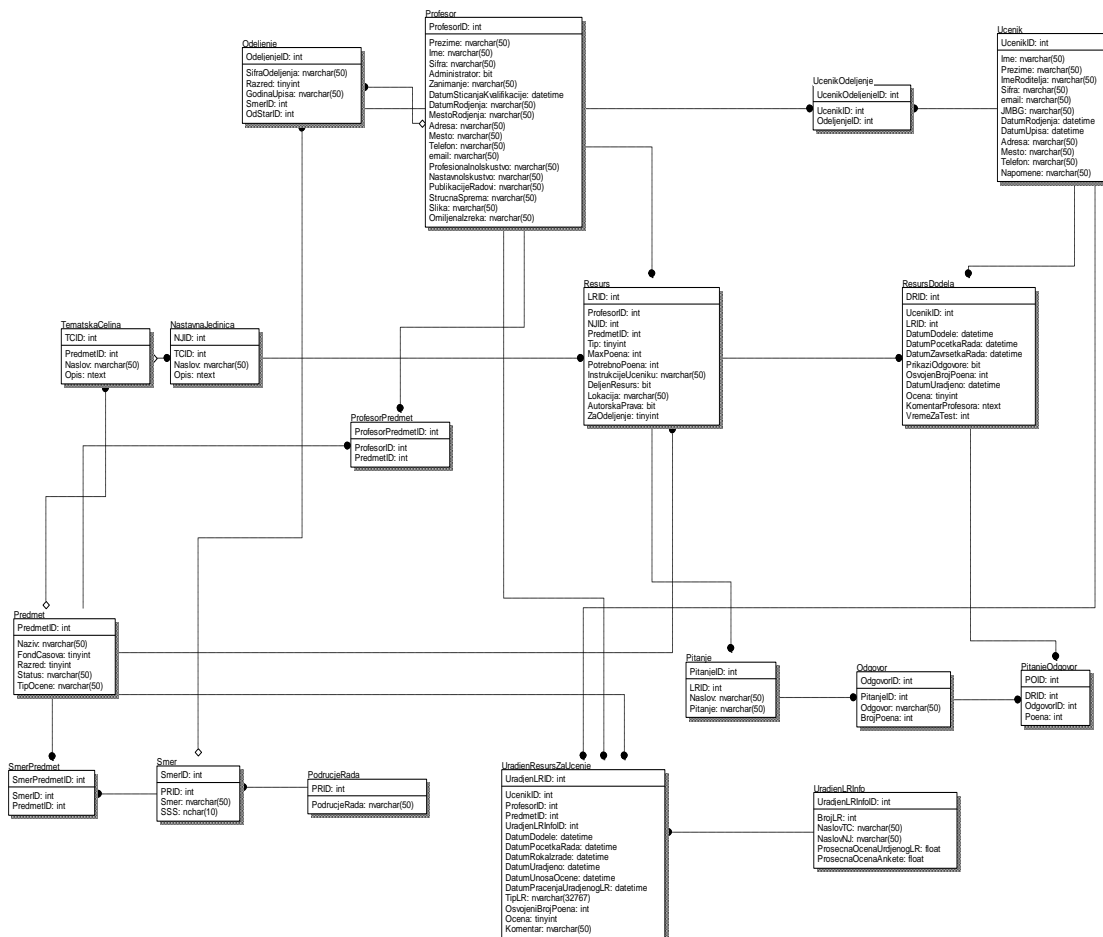
Очекује се да модел DLS платформе, приказан у овом поглављу, одговори на најважније захтеве и потребе њених корисника (ученика и професора) и даље пружи могућност статистичких анализа и извештавања на основу којих се могу доносити стратешки значајне одлуке. Свакако, софтверска DLS платформа треба да буде универзална, односно применљива у образовном процесу било које образовно васпитне установе на свету.

Сценарио функционисања ауторизоване DLS платформе би гласио: након сваког часа традиционалног предавања (и вежбања), предавачи наставних предмета, директно и аутоматски (из посебне апликације, назване интерфејс ВР) постављали би презентације (односно, мултимедијалне e-learning ресурсе) на Distance Learning System. На тај начин ученик би имао комплетан садржај предавања коме би могао приступати без ограничења. Овакав вид публиковања предаване материје омогућава ученику да пропуштена предавања прати преко Интернета. Поред предавања, предавачи би на Интернету (у оквиру DLS платформе)

постављали и тестове. Дакле, креирањем оваквог система била би омогућена непрекидна изградња и увећање расположиве базе знања која би се састојала од презентација са предавања, лекција вежбања, тестова и других материјала, уз могућност приступа ученика и професора статистичким извештајима о постигнутим резултатима [Милентијевић и др., 2012]. Иначе, задужења предметног професора, у оквиру DLS платформе састојала би се од: постављања ресурса за учење (LR), прегледа и оцењивања урађених тестова, затим дистрибуције оцена, резултата и коментара ученицима.

3.1 Трансакциона DLS база података

Да би се реализовала динамичка DLS Web апликација, био је потребан приступ релационој DLS бази података инсталираној под Microsoft SQL Server-ом. Трансакциона DLS база података (слика 3.1) садржи низ табела у којима се чувају разне информације о е-ресурсима за учење. Све Web стране сајта (тј. DLS платформе), израђене у ASP.NET технологији коришћењем програмског језика Visual C #, сарађују са базом података, преко ускладиштених процедура (*stored procedure*) написаних у Transact SQL¹-у, и издвајају садржај жељених информација из табела базе и приказују тај садржај на Web странама.

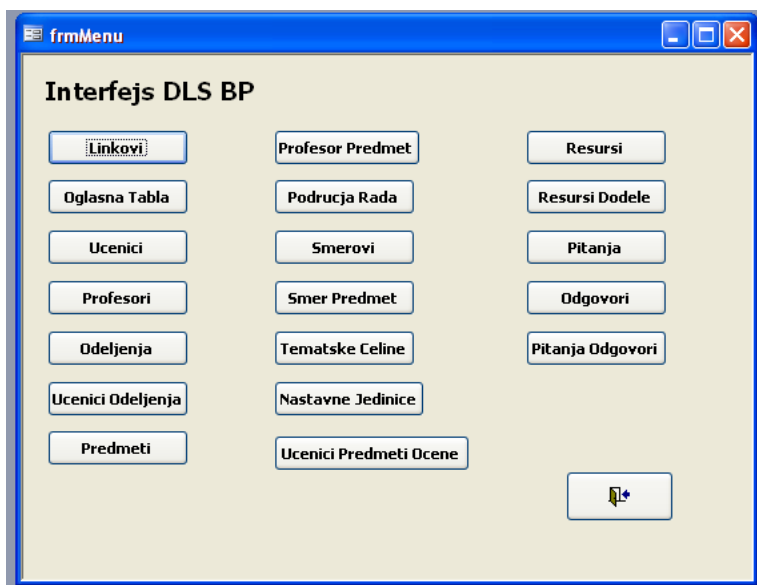


Слика 3.1: Физички модел трансакционе DLS базе података

¹ Structured Query Language, структурни језик за упите, ажурирање и брисање података у релационим базама података.

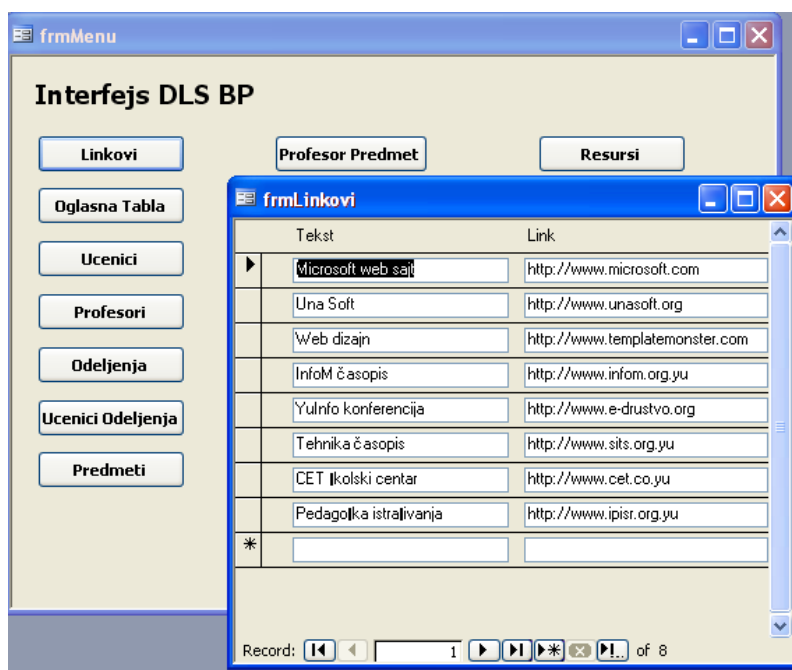
3.1.1 Кориснички интерфејс трансакционе базе података (OLTP)

Кориснички интерфејс трансакционе DLS базе података (интерфејс БП) састоји се од једне главне форме (слика 3.2) помоћу које се отварају остале форме. Ове форме треба да омогуће кориснику (администратор или обичан професор) преглед података из базе, затим да може лако да уноси, ажурира или брише податке у трансакционој DLS бази (BP).



Слика 3.2: Интерфејс трансакционе DLS базе података (БП), главна форма (OLTP интерфејс)

Информациони систем DLS платформе подржава и обједињава све пословне процесе, интегрише све значајне активности везане за наставу учења на даљину, рад професора и активност ученика. На слици 3.3 приказан је пример форме која се користи за унос, ажурирање и брисање података у оквиру трансакционе DLS базе.



Слика 3.3: Форма за унос, ажурирање и брисање података у оквиру DLS базе

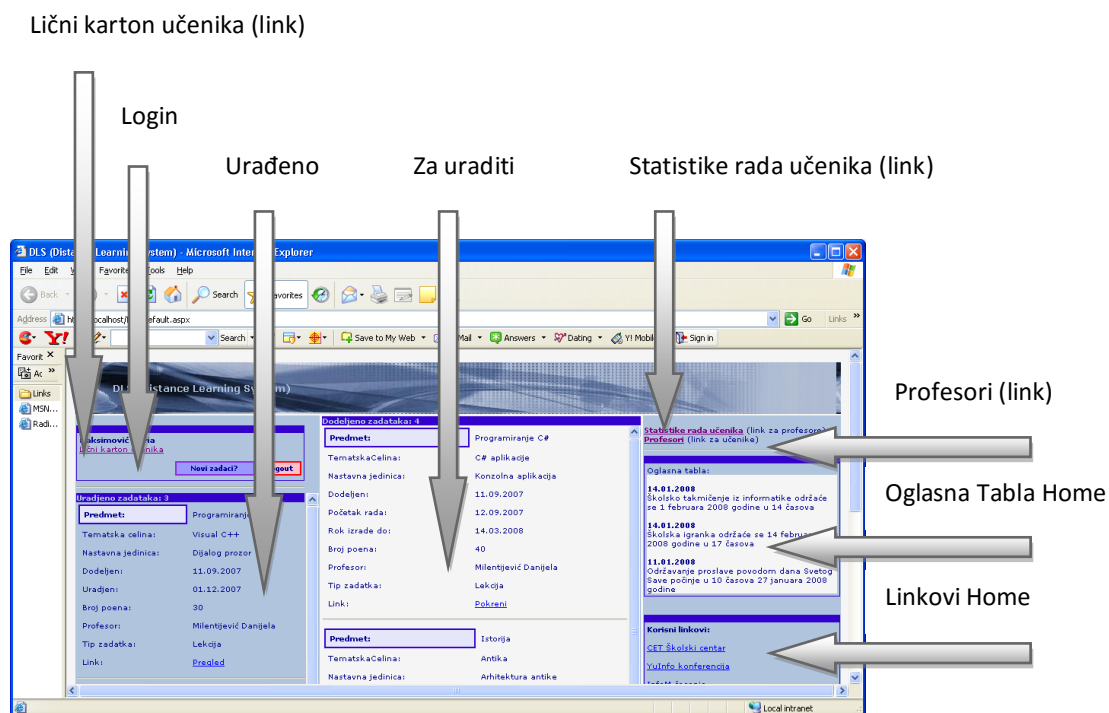
3.2 Динамичка DLS Web апликација

За израду DLS платформе коришћено је развојно окружење Microsoft Visual Studio. Web апликација која користи ASP.NET технологију обично се састоји од више ASP.NET страница или Web образаца, датотека кода и датотека конфигурације. Web образац (*form*) се чува као датотека типа .aspx, а то је у суштини HTML датотека са неким ознакама које су специфичне за Microsoft .NET. Једна .aspx датотека дефинише распоред и изглед странице. Свакој .aspx датотеци често је придружена датотека кода која садржи логику апликације за компоненте из .aspx датотеке као што су модули за обраду догађаја, помоћни методи и тако даље.

Значајне погодности (у програмерском смислу) Visual Studia представљају: кориснички дефинисане Web контроле (*Web User Controls*), затим могућност креирања Мастер стране (*MasterPage.master*), и постојање уграђене почетне стране пројекта (*Default.aspx*). Напоменуте кориснички дефинисане Web контроле (*Web User Controls*) заправо представљају засебне Web стране са екстензијом .ascx, а могуће их је након дизајнирања врло једноставно превлачити drag-and-drop методом на класичне Web стране ASP.NET пројекта (тачније на засебна места, тј. у Content Place Holder). Сходно томе, могло би се рећи да ове Web User контроле прилично олакшавају изградњу сложених Web апликација. Мастер страна (*MasterPage.master*) у ствари представља шаблон, за који се може исформатирати засебан стил, а на коме се базирају све остале стране пројекта. При изградњи пројекта, односно на самом почетку, при дефинисању Web пројекта Visual Studio сам креира почетну страну (*Default.aspx*) и на тај начин рад чини комфорнијим. Све напоменуте погодности Visual Studia су обилато примењене и прилично искоришћене при изградњи ауторизоване DLS платформе. Иначе, да би се изградила DLS Web апликација, на локалном рачунару морао је да се инсталира и извршава IIS (*Internet Information Services*).

Ауторизована DLS апликација, тј. Web пројекат, се састоји од низа датотека укључујући укупно једанаест кориснички дефинисаних Web страна (форми): *MasterPage.master*, *Default.aspx*, *dblobrada.aspx*, *Test.aspx*, *TestKraj.aspx*, *TestIstekao.aspx*, *Statistike.aspx*, *Profesori.aspx*, *ProfesorInfo.aspx*, *LicniKartonUcenika.aspx* и *Greska.aspx*, затим пет кориснички дефинисаних Web контрола (*Web User Controls*): *OglasnaTablaHome.ascx*, *LinkoviHome.ascx*, *Login.ascx*, *ZaUraditi.ascx* и *Uradjeno.ascx*. Поред свих наведених датотека, у оквиру DLS Web пројекта налазе се три засебна кориснички дефинисана фолдера: најзначајнији фолдер ресурса за учење (LR) организује у подфолдерима разноврсне e-learning ресурсе, а остала два фолдера су са сликама, од којих први садржи све слике постављене на DLS платформи, а други слике активних професора у DLS систему.

Изглед почетне Web стране **Default.aspx**, која се прва приказује када корисник посети овај сајт, односно DLS платформу, дат је на слици 3.4. На почетној Web страни (која се базира на Мастер страни) налазе се две значајне кориснички дефинисане Web контроле: *ZaUraditi.ascx* и *Uradjeno.ascx*, које заузимају централно место и заједно са свим Web User контролама постављеним на Мастер страни чине једну целину која пружа комфортно кретање и удобан преглед информација DLS платформе. Заправо, почетна страна DLS платформе омогућава тренутно улогованом ученику преглед садржаја задатака које треба да уради (постављених у оквиру Web User контроле *ZaUraditi*), као и поновни преглед садржаја задатака које је ученик већ урадио, тј. урађених e-learning ресурса (постављених у оквиру Web User контроле *Uradjeno*) [Милентијевић и др., 2012].



Слика.3.4: Почетна страна DLS Web сајта [Милентијевић и др., 2012]

Као што је већ напоменуто, **Мастер страна** (*MasterPage.master*) представља шаблон на коме се могу базирати остале стране пројекта. Сходно томе у DLS Web пројекту искоришћена је напоменута погодност, а сама Мастер страна дизајнирана је на следећи начин: за почетак на овој Web форми убачена је и исформатирана једна табела која садржи три реда и три колоне у које су смештене све потребне контроле. Први ред табеле садржи слику као позадину и наслов самог сајта (DLS, Distance Learning System). Други ред табеле састоји се из три дела (тј. подељен је у три колоне): прва колона садржи Web User контролу `Login.aspx` и Content Place Holder (ср `Urađeno`, што је заправо место где ће се ученику приказивати садржај задатака које је већ урадио), друга колона заузима централно место и садржи Content Place Holder (ср `ZaUraditi`, тј. место где се тренутно улогованом ученику приказује садржај задатака које треба да уради), а трећа колона садржи линкове *Статистике рада ученика* и *Професори* и још две Web User контроле (`OglasnaTablaHome.aspx` и `LinkoviHome.aspx`). Превасходна намена Web User контроле `OglasnaTablaHome.aspx` је да се у оквиру ње реализује приказивање школских огласа и вести (попут: одржавања прослава, такмичења и слично). Док се у оквиру Web User контроле `LinkoviHome.aspx` корисницима DLS платформе испишују корисни линкови [Милентијевић и др., 2012].

Кориснички дефинисана Web контрола **`Login.aspx`** омогућава пријављивање (тј. логовање) ученика са сопственом јединственом шифром на DLS платформу. А у оквиру те кориснички дефинисане контроле се налази линк *Лични картон ученика*, који одводи на страну `LicniKartonUcenika.aspx`, где ученик (као корисник DLS система), након успешног логовања, може погледати информационе и статистичке податке сопственог успеха [Милентијевић и др., 2012].

На почетној Web страни DLS платформе (**`Default.aspx`**, слика 3.4, која се базира на Мастер страни) налазе се две кориснички дефинисане Web контроле: `ZaUraditi.aspx` и `Urađeno.aspx`, које заузимају централно место на DLS систему и омогућавају тренутно улогованом ученику преглед садржаја задатака које треба да уради (`ZaUraditi.aspx`), као и поновни преглед садржаја задатака које је ученик већ урадио (`Urađeno.aspx`). Ова почетна Web страна садржи све

линкове ка ресурсима за е-учење, уколико су они типа обраде или вежбања, а уколико је тип ресурса провера знања отвара се засебна Web страна са тестом.

Засебно дизајнирана кориснички дефинисана Web контрола **ZaUraditi.ascx** омогућава испис тренутно уложеном ученику колико има додељених задатака да уради (тј. ученик се обавештава о броју додељених задатака), у супротном уколико је ученик урадио све задатке и тренутно нема ништа за домаћи, исписаће му се адекватна порука: да нема додељених задатака. Споменуто контрола **ZaUraditi.ascx** заправо представља листу свих додељених задатака ученику. Ова листа пружа обавештења тренутно уложеном ученику о детаљима свих додељених задатака, попут: предмета (из ког је додељен задатак), наслова тематске целине и наставне јединице додељеног задатка, датума када је професор доделио задатак, датума почетка рада и рока израде задатка, максималан број поена које доноси успешно урађен задатак, име професора који је задао задатак, тип задатка (обрада, утврђивање, или провера) и коначно приказује се линк који покреће додељени задатак, тј. омогућава ученику његов преглед и решавање.

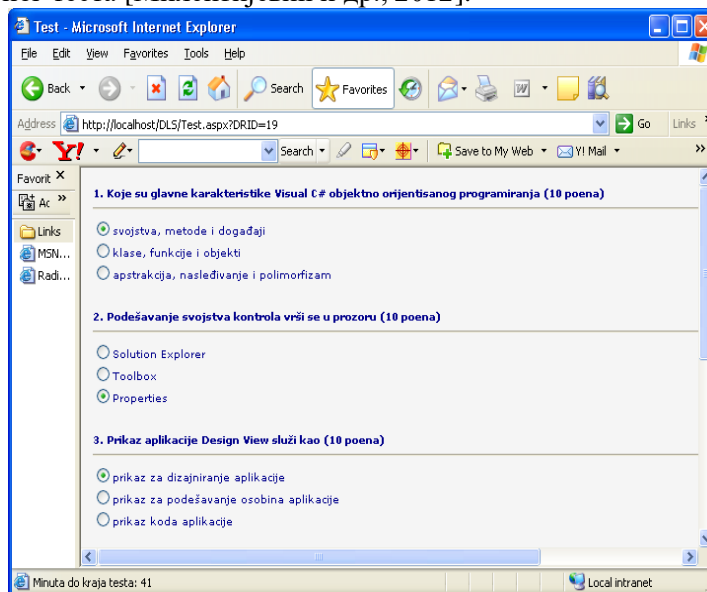
Web User контрола **Uradjeno.ascx**, аналогно претходно описаном шаблону **ZaUraditi**, овога пута исписује тренутно уложеном ученику колико има урађених задатака (тј. ученик се обавештава о броју задатака које је до сада урадио), у супротном уколико ученик није урадио ниједан задатак, исписаће му се адекватна порука да: нема урађених задатака. Споменуто контрола **Uradjeno.ascx** заправо представља листу свих задатака које је одређени ученик до сада урадио. Односно, ова листа пружа обавештења тренутно уложеном ученику о детаљима свих његових урађених задатака, попут: предмета (из ког је урађен задатак), наслова тематске целине и наставне јединице урађеног задатка, датума када је професор доделио задатак, датума када је ученик урадио задатак, максималан број поена које доноси успешно урађен задатак, име професора који је задао задатак, тип задатка (обрада, утврђивање, или провера) и коначно приказује се линк који омогућава поновни преглед већ урађених задатака, како би се ученик подсетио и осврнуо на свој успех.

У пројекту DLS, Web страна **dblobrada.aspx** се третира као међустраница, јер не садржи ниједну контролу, али има значајну улогу да након тога што ученик активира линк који покреће додељени задатак (приказан у оквиру Web User контроле **ZaUraditi.ascx**), напоменуто информацију пошаље у базу података. Заправо, на Web страни **dblobrada.aspx** врши се провера типа додељеног задатка (*e-learning resource*, LR) ученику и уколико додељени LR није типа тест (тј. провера знања), односно ако је додељени задатак типа: лекција за обраду, или лекција утврђивања знања (вежбе), а након што тренутно уложеном ученик активира линк који покреће лекцију и омогућава њен преглед, врши се евидентирање напоменуте акције у бази података². Међутим, у супротном, тј. уколико је додељени задатак (LR) типа тест, врши се директно преусмеравање на Web страну за решавање теста (**Test.aspx**).

Тест се може формирати за било коју лекцију из било ког предмета у оквиру DLS платформе. Сва питања за одређени тест, и сви одговори са теста, заправо сам тест, односно сви формиран тестови налазе се у бази података. Изглед Web форме са тестом (**Test.aspx**) дат је на слици 3.5. Једноставан изглед теста базира се на: постављеном питању, поред кога се исписује колико поена доноси тачан одговор на то питање, и понуђена три одговора за то питање од којих је само један тачан. Након пређеног градива, од ученика се очекује да покрене додељени му тест и да на постављена питања у тесту селекује тачане одговоре, који једино доносе позитивне поене (нетачни одговори се бодују са нула поена). Иначе, за постављено једно питање на тесту, ученик може изабрати само један одговор, од понуђена три, за који сматра да је тачан. Када ученик жели да заврши тест, односно сматра да је завршио рад на тесту, потребно је да активира дугме *Заврши тест* које се налази на крају Web стране са тестом, а

² Свака страна сајта има два приказа: приказ за дизајнирање апликације и приказ кода апликације. У приказу кода апликације пише се програмски код који омогућава реализацију наведених активности.

информација такве врсте се прослеђује у базу података. Након завршеног теста ученик се аутоматски преусмерава на страну **TestKraj.aspx** где може одмах погледати коначан резултат и исход управо завршеног теста [Милентијевић и др., 2012].

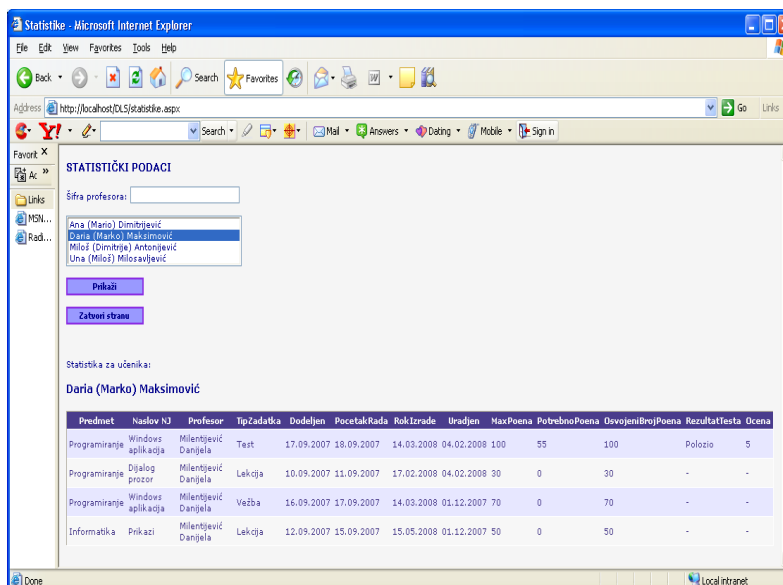


Слика 3.5: Изглед Web старне са тестом [Милентијевић и др., 2012]

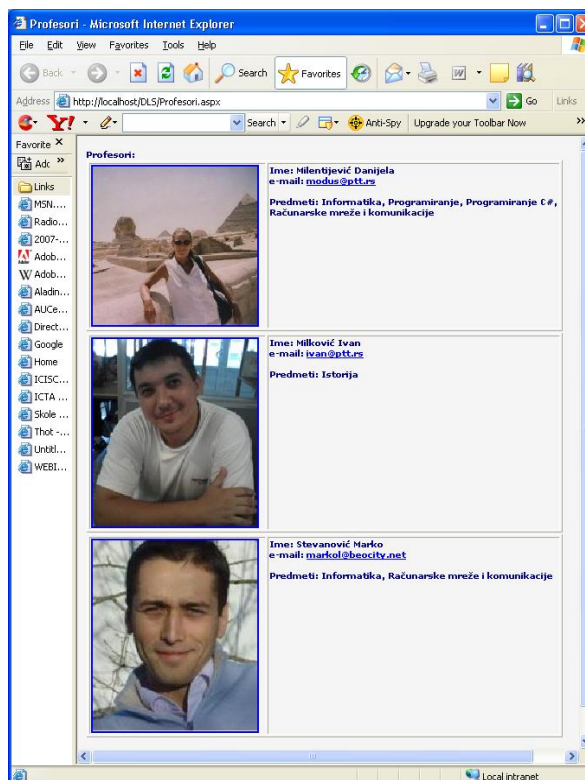
Услед ученикове недовољне ангажованости и знања, односно неспремности за успешно полагање покренутог теста у предвиђеном временском року, може доћи до истека времена предвиђеног за решавање теста. Сходно томе, страна **TestIstekao.aspx** не садржи ни једну контролу, већ има улогу да уколико дође до истека времена предвиђеног за решавање теста, напоменути ситуацију евидентира у бази података уз адекватан коментар професора намењен ученику да: тест није предат на време и сходно томе рачуна се да није ни положен, након чега се врши аутоматско преусмеравање на почетну страну DLS сајта³.

На Мастер страни (на којој се базира почетна Web страна DLS платформе) налази се линк *Статистике рада ученика*, који одводи на страну **Statistike.aspx** (слика 3.6), где професор (као корисник DLS система) може погледати статистичке податке везане за свеукупни рад појединог ученика на основу којих се може донети процена колико је поједини ученик био одговоран и вредан. Такође, на Мастер страни, испод предходно објашњеног линка *Статистике рада ученика*, налази се и линк *Професори*, који ученика одводи на страну **Profesori.aspx** (слика 3.7), где овога пута ученик (као корисник DLS платформе) може погледати информационе податке везане за рад свих професора у оквиру DLS система. Заправо, на поменутој Web страни **Profesori.aspx** се заинтересованом ученику приказује листа свих активних професора на DLS платформи и њихових основних генералија, односно приказују се: поред слика професора, њихова имена, e-mail адресе и сви предмети које одређени професор предаје. Иначе, слика професора на овој страни представља линк и одводи знатижељног ученика на страну **ProfessorInfo.aspx**, где дотични ученик има могућност прегледа додатних информација о лику и делу одређеног професора. Дакле, Web страна **ProfessorInfo.aspx** DLS пројекта, омогућава ученику преглед детаљнијих података о одређеном професору, попут: презимена, имена и слике изабраног професора, његовог занимања, датума и места рођења, професионалног искуства (ужих специјалности и интересовања), публикованих радова, и омиљене изреке професора.

³ Свака страна сајта има два приказа: приказ за дизајнирање апликације и приказ кода апликације. У приказу за дизајнирање апликације постављају се контроле, док се у приказу кода апликације додаје програмски код тим контролама. Пошто страна **TestIstekao.aspx** не садржи ни једну контролу, у приказу кода апликације само је написан програмски код који омогућава реализацију наведених активности.

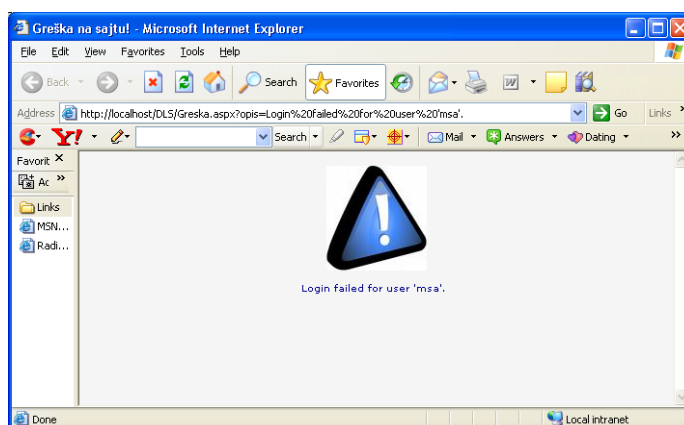


Слика 3.6: Web страна Statistike.aspx [Милентијевић и др., 2012]



Слика 3.7: Web страна Profesori.aspx [Милентијевић и др., 2012]

Намена стране **Greska.aspx** (слика 3.8) је да ухвати евентуалне грешке и прикаже их. Заправо, ова страна сајта, која се искључиво отвара само у случају грешке (тј. обрађује се тип изузетка при успостављању конекције са базом података), омогућава испис, у једној информационој лабели, описа грешке. Сходно томе, на страни Greska.aspx постављена је једна упозоравајућа слика испод које се даје опис грешке до које је дошло при обради изузетака. Сваки програмер мора бити спреман да обрађује изузетке кад год користи базу података. Односно, кад год постоји захтев за добијање приступа бази података може доћи до грешке, тј. потребно је обрадити изузетке, који представљају непредвиђене ситуације у програму [Милентијевић и др., 2012].



Слика 3.8: Web страна Greska.aspx [Милентијевић и др., 2012]

3.3 Анализа перформанси DLS апликације

DLS платформа, као софтверско решење које омогућава реализацију процеса учења на даљину садржи неколико битних карактеристика значајних за квалитет ове па и сваке Web апликације:

- оптимизован приступ подацима (односно, рационално коришћење дељених ресурса као што су мрежа и сама база података);
- сигуран и брз приступ трансакционој DLS бази података (преко stored procedures);
- солидан одзив учитавања Web страна при тестирању у различитим Web читачима (*Web Browsers*).

Оптимизовање приступа подацима код Web апликације се огледа у нерасипању пропусног опсега мреже, али и у штедљивости приступа бази података. Пошто је, заправо, најскупље обраћање серверу, штедња приступа бази података реализује се издвајањем податка само једном и њиховим кеширањем. Microsoft ASP.NET (*Active Server Pages.NET*), активне серверске стране представљају технологију кодирања на серверској страни и омогућавају Web апликацији оптималну сарадњу са базом података.

Како би се од корисничке Web апликације за рад са SQL Server базом података добиле боље перформансе, пожељно је користити ускладиштене процедуре, што је практичније решење од класичних SQL упита. Заправо, ускладиштене процедуре (stored procedure) представљају најбржи механизам који постоји за приступ подацима на SQL Server-у. Оне се могу користити и за имплементацију робусније сигурности дефинисањем дозвола директно на циљним датотекама. Као и што је урађено у DLS апликацији, да се ускладишћеним процедурама управља са једног места, те тако оне обезбеђују потпуну контролу над приступом SQL Server бази података. Сходно томе, практична реализација DLS апликације, настојала је да искористи све наведене погодности stored процедура, што се показало као стабилно решење при изградњи Web пројекта коришћењем ADO.NET (*ActiveX Data Objects .NET*) база података.

Описани DLS Web пројекат, постављен на локалном Web серверу као и сама DLS база података, тестиран је у неколико Web читача (нпр. Mozilla Fire Fox, Google Chrome и Opera). Постигнут је сасвим солидан одзив учитавања Web страна, у свим читачима, и јасна навигација са једноставним руковањем контролама, које омогућавају реализацију свих описаних акција на Web странама, чине сајт употребљивим.

У овом поглављу приказан је пример универзалног система за учење на даљину, који се може применити у образовном процесу било које школе. Интерфејс DLS Web апликације могуће је

превести на било који светски језик, што ствара могућност примене у било којој образовно васпитној установи на свету. Очекивана последица при преводу интерфејса DLS Web апликације на неки од страних језика, је мања измена и дорада програмског кода у развојном окружењу, што неће угрозити квалитет и стабилност саме апликације и поузданост њених података.

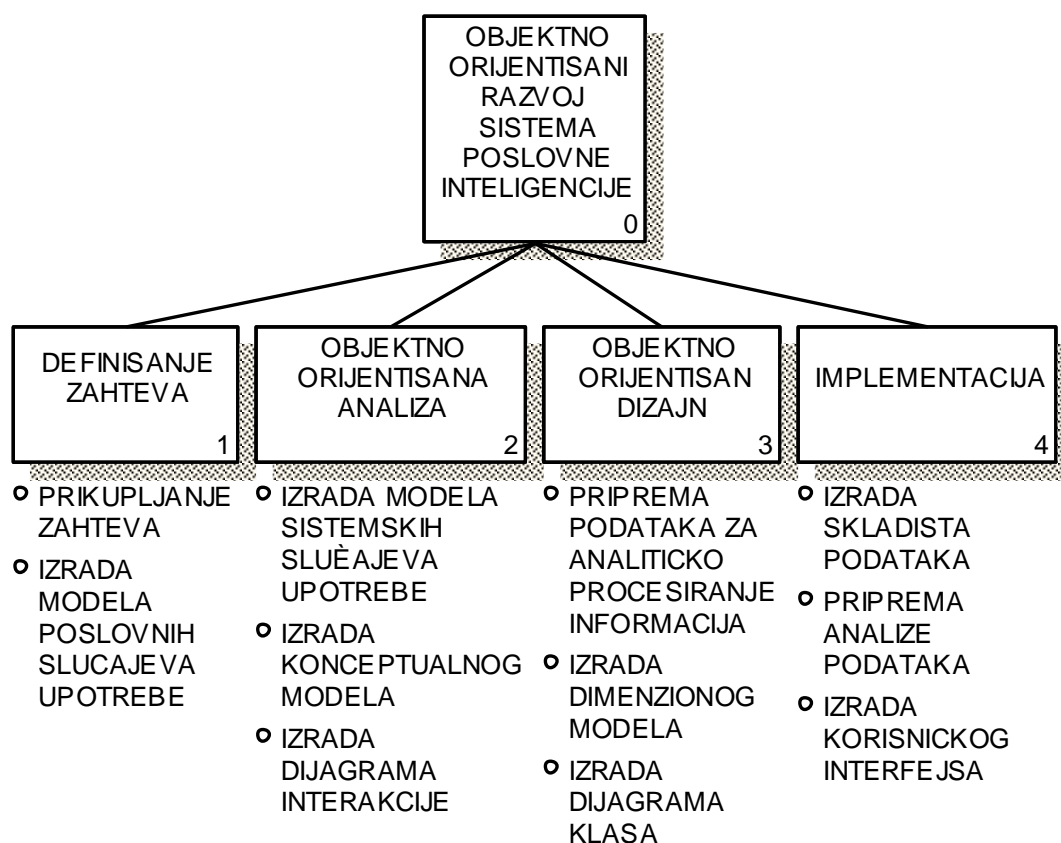
Могућности примене DLS платформе су разноврсне. Пре свега, објашњена DLS платформа омогућава осавремењавање образовања и остварење што квалитетнијег наставног процеса који би њеним корисницима олакшао стицање знања и учинио занимљивим сам процес образовања. Пројектована DLS платформа може се искористити при реализацији наставе учења на даљину у свим образовним установама. Заправо, садржај електронских ресурса за учење, постављених у оквиру DLS платформе, одређиваће природу образовног профила и степен стручне спреме њених корисника [Милентијевић и др., 2012].

У наставку овог рада је примењена методологија пословне интелигенције тако што је постојећа трансакциона DLS база података, делимично помоћу процеса ETL (*Extract, Transform and Load*) [Yao-Min et al., 2009; Al Dallal & Briand, 2010] преведена у аналитичку DLS базу података, тј. дефинисан је модел складишта података, чиме су омогућене OLAP и EDM анализе, са циљем да се обезбеде информације неопходне за одлучивање како би се унапредио наставни процес и остварио што бољи успех ученика средње техничке школе у Србији, као главних корисника DLS платформе.

ЧЕТВРТИ ДЕО

4 ОБЈЕКТНО ОРИЈЕНТИСАНИ РАЗВОЈ СИСТЕМА ПОСЛОВНЕ ИНТЕЛИГЕНЦИЈЕ НА ПРИМЕРУ DLS ПЛАТФОРМЕ

Постоји низ разних метода за примену концепта пословне интелигенције, међутим не постоји ниједна стандардизована методологија примене пословне интелигенције, већ то зависи од случаја и процене стручњака коју методу је најбоље у датом тренутку искористити. У овом раду је примењена методологија *Објектно оријентисаног развоја система пословне интелигенције* [Вељовић, 2004; Вељовић и Станојевић, 2007; Станојевић и Вељовић, 2008a] тако што је постојећа трансакциона DLS база података преведена у аналитичку DLS базу података чиме су омогућене OLAP и EDM анализе. Методологија *Објектно оријентисаног развоја система пословне интелигенције* (ООРСПИ) се састоји од четири главне активности, при чему се свака од њих декомпонује на подактивности (слика 4.1, табела 4.1), како би се доследно спровео процес развоја [Вељовић, 2004; Вељовић и Станојевић, 2007; Станојевић и др., 2007; Станојевић и Вељовић, 2008a;].



Слика 4.1: Шематски приказ методологије објектно оријентисаног развоја система пословне интелигенције [Вељовић, 2004; Станојевић и Вељовић, 2008a]

4 ОБЈЕКТНО ОРИЈЕНТИСАНИ РАЗВОЈ СИСТЕМА ПОСЛОВНЕ ИНТЕЛИГЕНЦИЈЕ НА ПРИМЕРУ DLS ПЛАТФОРМЕ

Табела 4.1: Табеларни приказ методологије објектно оријентисаног развоја система пословне интелигенције

Објектно оријентисани развој система пословне интелигенције			
	Активност	Стандард	Алат
1.	Дефинисање захтева		
подактивност	Прикупљање захтева	IDEF0	BPwin
подактивност	Израда модела пословних случајева употребе	UML	Rational Rose
2.	Објектно оријентисана анализа		
подактивност	Израда модела системских случајева употребе	UML	Rational Rose
подактивност	Израда концептуалног модела	UML	Rational Rose
подактивност	Израда дијаграма интеракције	UML	Rational Rose
3.	Објектно оријентисан дизајн		
подактивност	Припрема података за аналитичко процесирање информација		SQL
подактивност	Израда димензионог модела	IDEF1X	ERwin
подактивност	Израда дијаграма класа	UML	Rational Rose
4.	Имплементација		
подактивност	Израда складишта података	IDEF1X	ERwin и MS SQL Server
подактивност	Припрема анализе података		SQL, SQL Server Business Intelligence Development Studio
подактивност	Израда корисничког интерфејса		MS Visual Studio i MS Access

Методологија “Објектно оријентисани развој система пословне интелигенције“ интегрише стандарде IDEF0, UML, и IDEF1X (табела 4.2) и методе за развој складишта података. Дакле, полази се од декомпозиције сложеног система, на једноставније, коришћењем традиционалног функционалног моделирања (IDEF0 стандард), потом прелазак на UML (објектни приступ) и коришћење свих потребних дијаграма и на крају дефинисање физичког дизајна базе података коришћењем стандарда IDEF1X (информатичко моделирање) [Вељовић и Радојчић, 2003].

Табела 4.2: Стандарди и активности

Стандард	Активност
IDEF0	функционално моделирање
UML	објектно моделирање
IDEF1X	информационо моделирање

Применом методологије ООРСПИ у овом раду развија се, између осталог и истраживање везано за послове ауторизоване DLS платформе.

Активност **дефинисање захтева (ДЗ)** подразумева две подактивности: прикупљање захтева и израду модела пословних случајева употребе. Прикупљање захтева везано је за прикупљање корисничких захтева и оно је реализовано коришћењем стандард IDEF0, тј. CASE алат BPwin. Код израде модела пословних случајева употребе се коришћењем стандарда UML дефинишу пословни случајеви употребе и одговарајући пословни дијаграми активности [Вељовић, 2004; Димитријевић и др., 2007а; Станојевић и Вељовић, 2008а].

Активност **објектно оријентисана анализа (ООА)** се реализује са три основна корака, тј. подактивности: израда модела системских случајева употребе, израда концептуалног модела и израда дијаграма интеракције. Модел системских случајева употребе описује функционалност система из корисничке перспективе (односно, представља приказ употребе система из

перспективе будућих корисника). Израда концептуалног модела описује домен реалног система и везана је за дизајн будуће аналитичке базе података. Израда дијаграма интеракције подразумева да се дијаграмима секвенци и дијаграмима сарадње дефинише концепт редоследа корака које будући корисник чини када користи аналитичку базу података [Вељовић, 2004; Станојевић и Вељовић, 2008a; Станојевић и Вељовић, 2008b; Станојевић и др., 2009].

Активност **објектно оријентисан дизајн (ООД)** изводи се помоћу три подактивности: припрема података за аналитичко процесирање, израда димензионог модела и израда дијаграма класа. Припрема података за аналитичко процесирање подразумева делимичну реализацију ETL (*Extract, Transform, Load*) процеса, односно подразумева само екстракцију тј. извлачење и трансформацију података, док се учитавање података у складиште података врши након физичке реализације складишта података у одређеном систему за управљање базом података. Израдом димензионог модела, се изводи денормализација модела дефинисањем табела чињеница и табела димензија. Коначно, израда дијаграма класа, треба да омогући израду аналитичке базе података и евентуално будућег софтвера [Вељовић, 2004; Станојевић и Вељовић, 2008a].

Активност **имплементација** подразумева следеће подактивности: израду складишта података, припрему анализе података, и израду корисничког интерфејса аналитичке DLS базе података тј. интерфејса складишта података ауторизованог система за учење на даљину.

4.1 Дефинисање захтева

Дефинисањем захтева обављена је идентификација система, што подразумева да је тиме сагледан систем. Дефинисање захтева на примеру послова ауторизоване DLS платформе подразумева обједињавање свих пословних процеса и интеграцију свих значајних активности везаних за наставу учења на даљину, рад професора у оквиру DL система и персонално праћење ученика. На тај начин треба да се обезбеди константна регулација DL (*Distance Learning*) образовања и да се омогући школи као образовној институцији стално прилагођавање новим трендовима са циљем подизања квалитета наставе и опстанка у условима све веће и оштрије конкуренције.

Активност дефинисање захтева обухвата следеће подактивности:

- прикупљање захтева и
- израду модела пословних случајева употребе.

4.1.1 Прикупљање захтева и модел послова ауторизоване DLS платформе

Најчешћи извор података за складиште података су подаци (историјског карактера) из трансакционе базе података. Скривене законитости и информације до којих је потребно доћи налазе се у подацима трансакционе базе DLS платформе и документима у папирнатом издању (попут дневника, матичних књига ученика), а везане су за:

- Праћење ученика;
- Праћење урађених ресурса за учење;
- Праћење оцена;
- Вредновање урађених ресурса за учење LR.

Изглед почетне Web стране DLS платформе, која се прва приказује након успешног логовања корисника (најчешће ученика) дат је на слици 3.4. Као што је описано у трећем поглављу, на почетној Web страни налазе се две значајне кориснички дефинисане Web контроле: ЗаУрадити

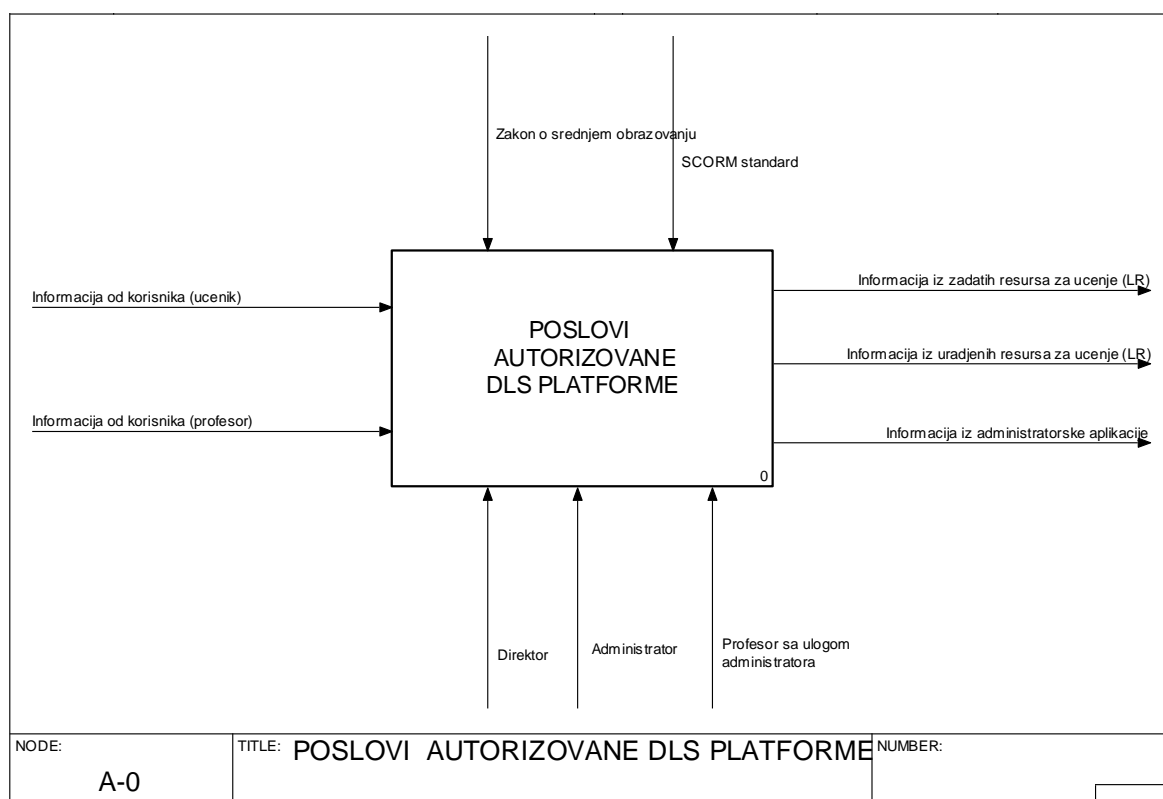
4 ОБЈЕКТНО ОРИЈЕНТИСАНИ РАЗВОЈ СИСТЕМА ПОСЛОВНЕ ИНТЕЛИГЕНЦИЈЕ НА ПРИМЕРУ DLS ПЛАТФОРМЕ

(листа задатих, тј. додељених ресурса за учење - *learning resource LR*) и Урађено (листа урађених домаћих задатака, тј. ресурса за учење - LR).

За реализацију моделирања пословних процеса система за учење на даљину искоришћен је CASE алат BPwin (односно, стандард IDEF0, *Integration DEFINition Function Modeling*). Заправо, изводи се функционална спецификација система која треба да обухвати све послове унутар посматраног пословног система. Циљ модела послова ауторизоване DLS платформе је:

- дефинисање дијаграма контекста (тј. постављање граница посматраног система);
- дефинисање стабла послова (тј. успостављање вертикалних веза између послова);
- дефинисање дијаграма декомпозиције (тј. успостављање хоризонталних веза између послова) [Јовановић и Вељовић, 2011].

Дијаграм контекста на примеру послова система за учење на даљину (слика 4.2) је највиши ниво апстракције који се дијаграмима декомпозиције преводи у нижи ниво апстракције [Вељовић, 2011]. Активност A0, описује оквире модела и одређена је фразом: Послови ауторизоване DLS платформе.



Слика 4.2: Дијаграм контекста за послове ауторизоване DLS платформе [Милентијевић и др., 2013]

Улазне групе информација на дијаграму контекста су:

- информација од корисника – ученик (логовање ученика на DLS платформу, захтеви и потребе ученика);
- информација од корисника – професор (логовање професора на DLS платформу, захтеви и потребе професора).

Излазне групе информација су:

- информације из задатих ресурса за учење – LR (листа свих додељених задатака пружа обавештења тренутно уложеном ученику о детаљима свих додељених домаћих задатака);

4 ОБЈЕКТНО ОРИЈЕНТИСАНИ РАЗВОЈ СИСТЕМА ПОСЛОВНЕ ИНТЕЛИГЕНЦИЈЕ НА ПРИМЕРУ DLS ПЛАТФОРМЕ

- информације из урађених ресурса за учење – LR (листа урађених задатака пружа обавештења тренутно улогованом ученику о детаљима свих његових урађених домаћих задатака);
- информације из администраторске апликације (персонални подаци ученика и професора, статистички подаци о свим додељеним и урађеним задацима).

Контроле су везане за:

- закон о средњем образовању;
- SCORM стандард (могућом стандардизацијом, тј. применом неког од e-learning стандарда, нпр. SCORM, на e-learning ресурсе постављене у оквиру DLS платформе, тај ауторизовани систем за учење на даљину постаје SCORM компатибилан. Овај корак, омогућава да различите DLS платформе, које подржавају исте e-learning стандарде, несметано размењују податке, односно, e-learning ресурсе) [SCORM].

Одговорност је везана за директора, администратора и професора са улогом администратора. Директор је одговоран за свеукупни рад образовно-васпитне установе, а самим тим и за регуларност свих информација у оквиру DLS платформе. Док је професор са улогом администратор задужен за додавање нових података у DLS базу, ажурирање постојећих и брисање непотребних података, а сам администратор је одговоран за функционисање целокупног система DLS платформе, првенствено и интервентно одржавање [Милентијевић и др., 2013].

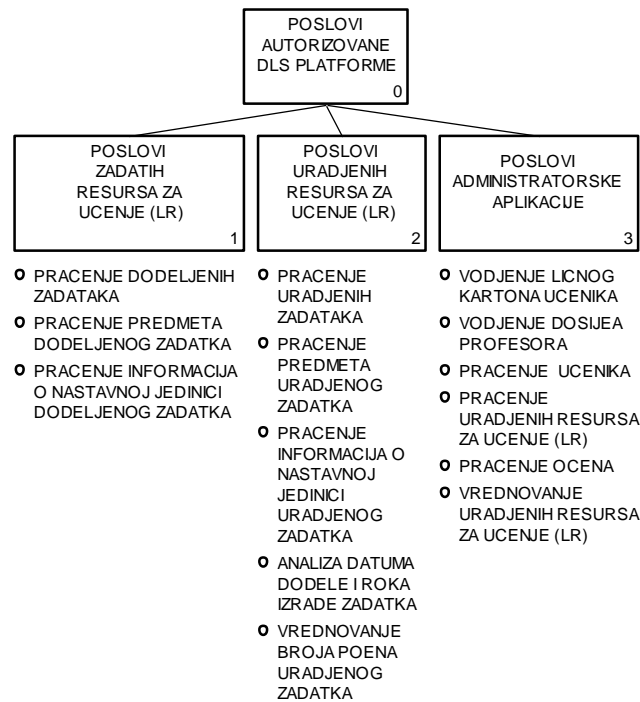
На моделу протока података и информација BP и DW ауторизованог система за учење на даљину (слика 2.2) види се да професор са улогом администратора првенствено користи интерфејс трансакционе базе података (BP), такође, паралелно, може да користи и интерфејс складишта података (DW), јер професор поред улоге администратора може да има и улогу аналитичара и доносиоца одлуке.

Дакле, професор са улогом администратора може преузети и улоге аналитичара и доносиоца одлуке. Јер ко ће боље познавати наставни процес и његове главне субјекте (тј. ученике), ако не професор, самим тим може лако да уочи битне податке за анализе и скривене законитости претвори у корисне информације потребне за даљу стратегију одлучивања како унапредити наставни процес и побољшати успех ученика.

Разлог давања професору оволико улога је то што је првенствена идеја да Интерфејс BP и Интерфејс DW буду веома једноставни за коришћење, тако да их и обичан корисник, након кратке (мале) обуке може лако користити. Такође, једна од примарних идеја је да Интерфејс BP и Интерфејс DW буду веома једноставни за прављење, имплементацију и даљи развој. Дакле, Интерфејс BP и Интерфејс DW су једноставни за прављење, даљи развој и коришћење. Поставља се питање: зашто је примарни корисник Интерфејса BP и Интерфејса DW назван професор са улогом администратора? Кад год корисник (у овом случају професор) приступа са отвореном дозволом (тј. свим правима) трансакционој бази података или аналитичкој бази података (DW) он има улогу администратора.

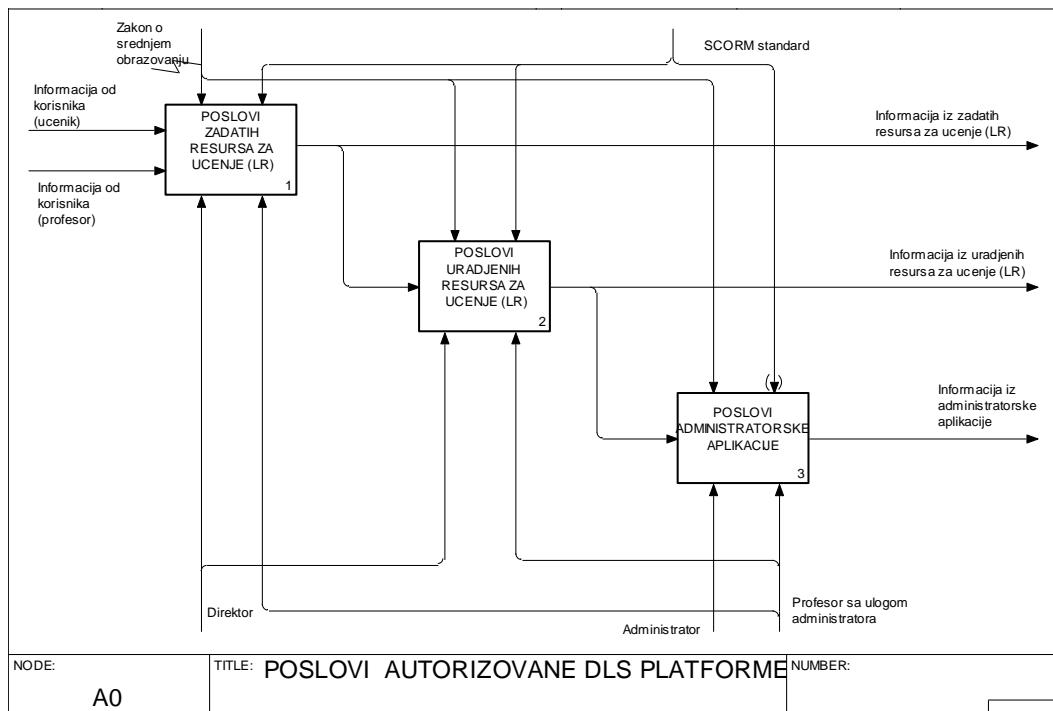
На основу дефинисаног контекстног дијаграма, на слици 4.3 приказано је стабло послова ауторизоване DLS платформе којим се дефинише хијерархијска структура тј. повезивање пословних процеса по вертикали. Главне активности на примеру послова DLS платформе су: послови задатих ресурса за учење (LR), послови урађених ресурса за учење (LR) и послови администраторске апликације [Милентијевић и др., 2013].

4 ОБЈЕКТНО ОРИЈЕНТИСАНИ РАЗВОЈ СИСТЕМА ПОСЛОВНЕ ИНТЕЛИГЕНЦИЈЕ НА ПРИМЕРУ DLS ПЛАТФОРМЕ



Слика 4.3: Стабло послова ауторизоване DLS платформе [Милентијевић и др., 2013]

На слици 4.4 приказан је дијаграм декомпозиције највишег нивоа за послове ауторизоване DLS платформе, тј. дефинисане су хоризонталне везе између послова. Сходно томе, у даљем тексту разматраће се детаљно следеће пословне функције за послове DLS платформе: послови задатих ресурса за учење (LR), послови урађених ресурса за учење (LR) и послови администраторске апликације.

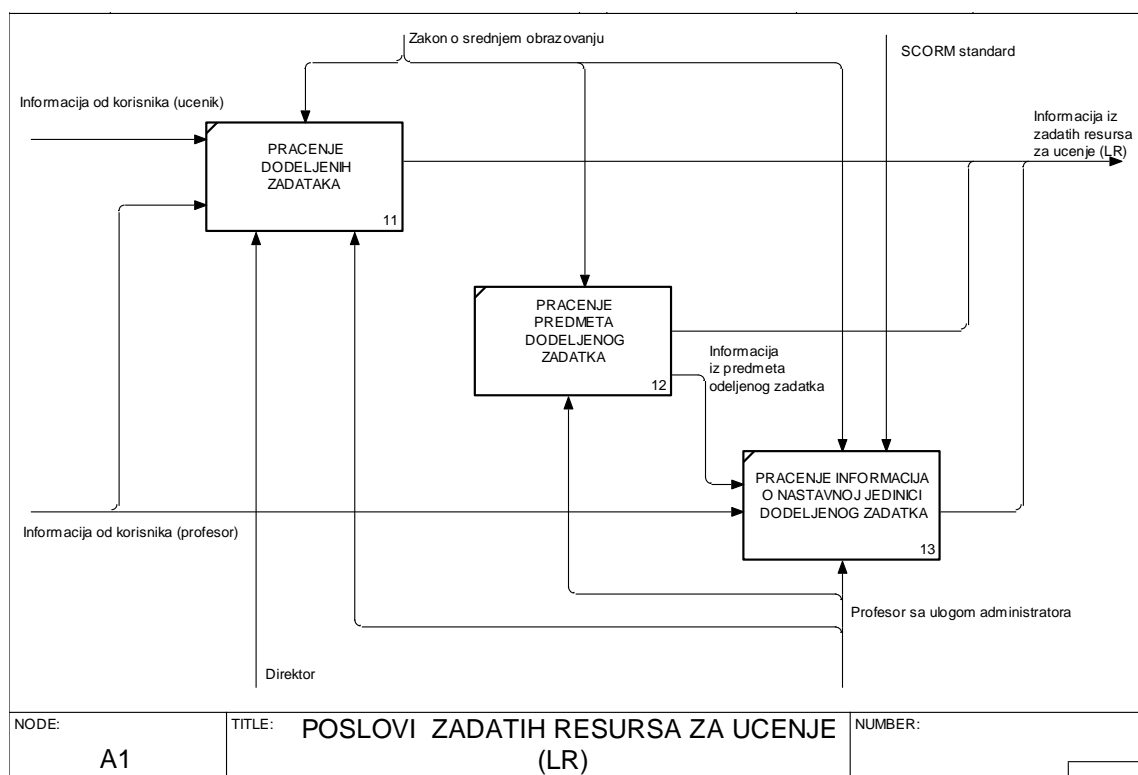


Слика 4.4: Декомпозициони дијаграм за послове ауторизоване DLS платформе [Милентијевић и др., 2013]

4.1.2 Послови задатих ресурса за учење (LR)

На основу информација од корисника (ученик или професор), у оквиру послова задатих ресурса за учење (LR) (слика 4.5) предвиђене су активности везане за: праћење додељених задатака, праћење предмета додељеног задатка и праћење информација о наставној јединици додељеног задатка [Милентијевић и др., 2013].

Праћење додељених задатака – подразумева праћење броја додељених задатака ученику за домаћи. *Праћење предмета додељеног задатка* – се односи на назив и детаље о предмету из ког је ученику додељен задатак за домаћи. *Праћење информација о наставној јединици додељеног задатка* - пружа обавештења о детаљима наставне јединице попут: наслова тематске целине и наставне јединице додељеног задатка, име професора који је задао задатак, тип задатка (обрада, утврђивање, или провера).



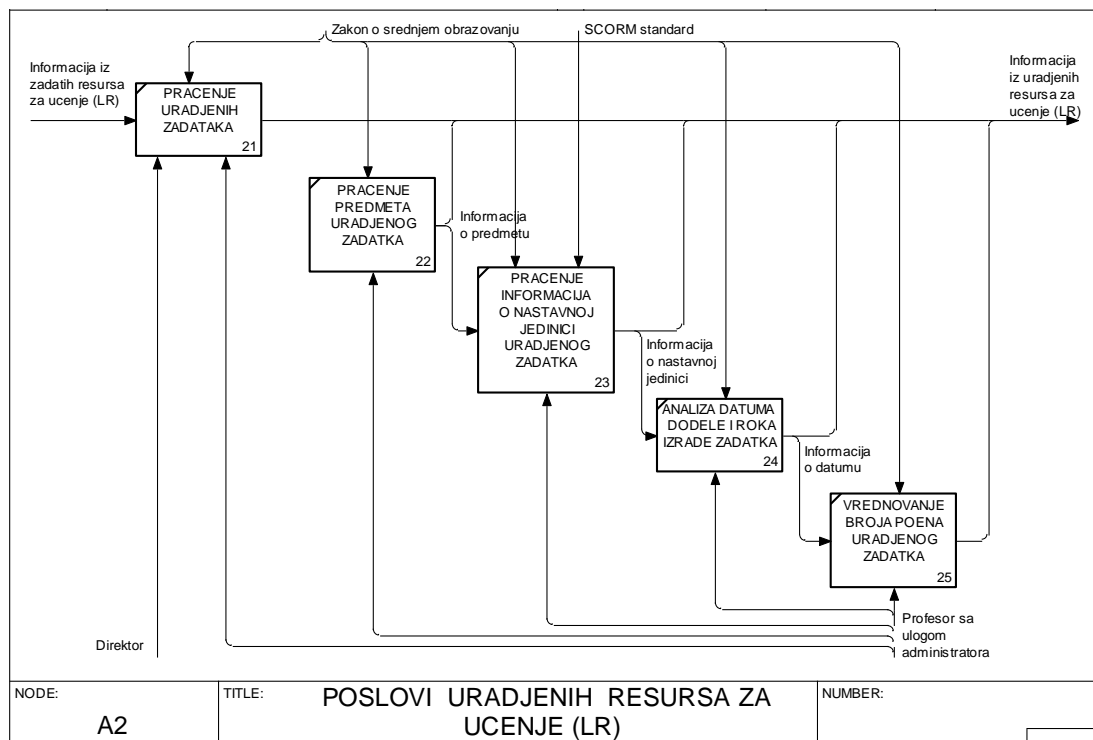
Слика 4.5: Декомпозициони дијаграм за послове задатих ресурса за учење (LR) [Милентијевић и др., 2013]

4.1.3 Послови урађених ресурса за учење (LR)

У оквиру послова урађених ресурса за учење (слика 4.6), а на основу информација из задатих ресурса за учење, предвиђене су активности везане за: праћење урађених задатака, праћење предмета урађеног задатка, праћење информација о наставној јединици урађеног задатка, анализа датума доделе и рока израде задатка и вредновање броја поена урађеног задатка [Милентијевић и др., 2013].

Праћење урађених задатака – подразумева праћење броја задатака које је ученику већ урадио за домаћи. *Праћење предмета урађеног задатка* - се односи на назив и детаље о предмету из ког је ученик урадио задатак за домаћи.

Праћење информација о наставној јединици урађеног задатка - пружа обавештења о детаљима наставне јединице попут: наслова тематске целине и наставне јединице урађеног задатка, име професора који је задао задатак и тип задатка. *Анализа датума доделе и рока израде задатка* – се односи на упоређивање датума када је професор доделио задатак и датума када је ученик урадио задатак. На основу тих анализа се може донети процена колико је одређени ученик био вредан, а поједини професор одговоран. *Вредновање броја поена урађеног задатка* – је кључно при утврђивању оцене ученика за тај урађени задатак, а зависи од максималног број поена које доноси успешно урађен задатак и од типа задатка (обрада, утврђивање, или провера знања).



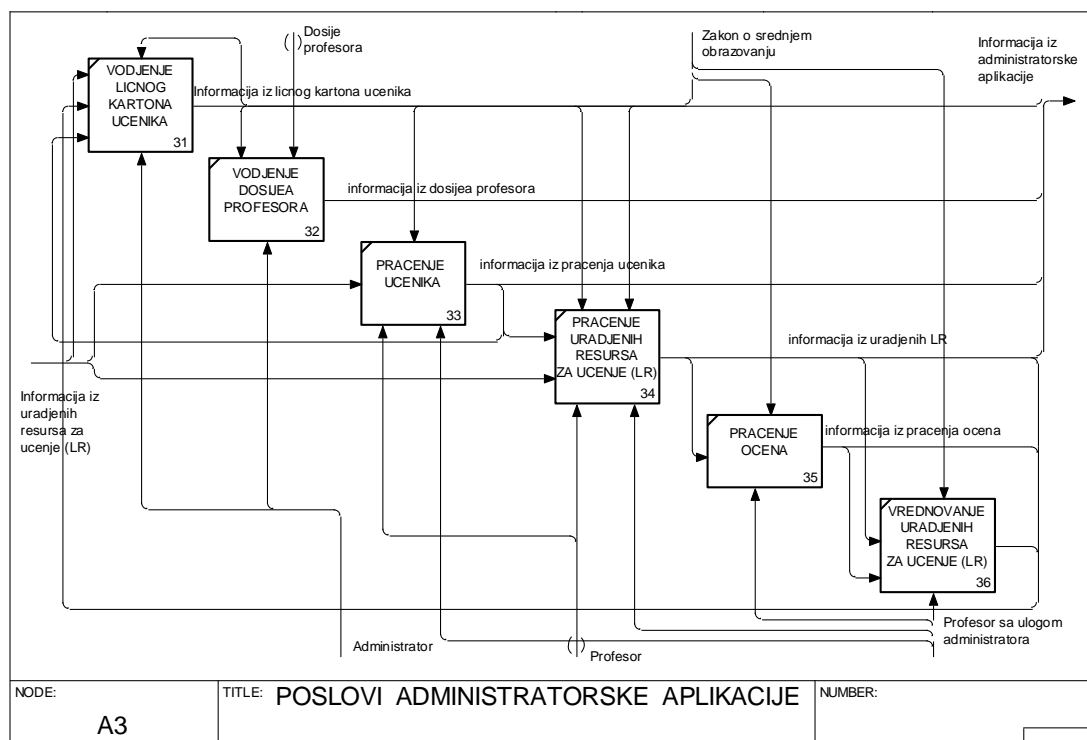
Слика 4.6: Декомпозициони дијаграм за послове урађених ресурса за учење (LR) [Милентијевић и др., 2013]

4.1.4 Послови администраторске апликације

На основу информација из урађених ресурса за учење, у оквиру послова администраторске апликације (слика 4.7) предвиђене су активности везане за: вођење личног картона ученика, вођење досијеа професора, праћење ученика, праћење урађених ресурса за учење, праћење оцена и вредновање урађених ресурса за учење [Милентијевић и др., 2013].

Вођење личног картона ученика – подразумева редовно ажурирање личног картона ученика који садржи све персоналне податке, затим информационе и статистичке податке везане за свеукупни рад појединог ученика на основу којих се може донети процена колико је поједини ученик био одговоран и вредан. *Вођење досијеа професора* – на основу уговора о раду, у оквиру вођења досијеа професора дефинишу се обавезе и одговорности запосленог, прате његови лични подаци као и радни циклус запосленог, попут посебног професионалног

доприноса унутар установе и ван ње. *Праћење ученика* – основи документ за праћење ученика је матична књига. У њој се евидентирају сви персонални подаци ученика везани за упис (или испис), одељење, смер, успех за сваку годину школовања, васпитно-дисциплинске мере. *Праћење урађених ресурса за учење* – на основу информација из урађених ресурса за учење може се извршити преглед статистичких података и упоређивање освојених броја поена и оцена које су ученици добили на урађеним ресурсима за учење (LR). *Праћење оцена* – проистекло је из потребе праћења просечних оцена по предметима, по класификационим периодима и по професорима. *Вредновање урађених ресурса за учење* – на основу правилника о спровођењу анкете, ученици се обавештавају о термину и начину спровођења анкете, а циљ резултата те анкете је ефикасније вредновање DL образовања.



Слика 4.7: Декомпозициони дијаграм за послове администраторске апликације [Милентијевић и др., 2013]

Даље прикупљање захтева произашло је из послова ауторизоване DLS платформе приказаних на слици 4.4, а везаних за послове администраторске апликације и то за пословне процесе:

- Праћење ученика;
- Праћење урађених ресурса за учење (LR);
- Праћење оцена;
- Вредновање урађених ресурса за учење (LR).

Све то подразумева наставак декомпоновања подређеног дијаграма: послови администраторске апликације. Дакле, претходно наведене подфункције споменутог подређеног дијаграма ће креирати свој дијаграм на нижем нивоу. На тај начин биће дефинисани различити нивои апстракције, тј. на вишим нивоима су општије функције и груписане стрелице, које се на нижим нивоима декомпоњују и детаљније описују.

ПОДРЕЂЕНИ ДЕКОМПОЗИЦИОНИ ДИЈАГРАМ ПРАЋЕЊЕ УЧЕНИКА

На основу информација из урађених ресурса за учење, у оквиру подређеног дијаграма декомпозиције *Праћење ученика* (слика 4.8) предвиђене су активности везане за: вођење матичне књиге DLS платформе, анализа успеха ученика на крају 1 и 2 периода, упис наредног

4 ОБЈЕКТНО ОРИЈЕНТИСАНИ РАЗВОЈ СИСТЕМА ПОСЛОВНЕ ИНТЕЛИГЕНЦИЈЕ НА ПРИМЕРУ DLS ПЛАТФОРМЕ

разреда или обнова истог, анализа владања, изbacивање или испис ученика и анализа успеха ученика на крају школске године.

Вођење матичне књиге DLS платформе – подразумева редовно ажурирање електронске матичне књиге у оквиру DLS апликације DW. Електронска матична књига (аналогно папирнатом издању матичне књиге) садржи основне податке о ученику попут: презимена и имена ученика, одељења и смера тог ученика, закључних оцена из одређених предмета по периодима, успех ученика и број изостанака.

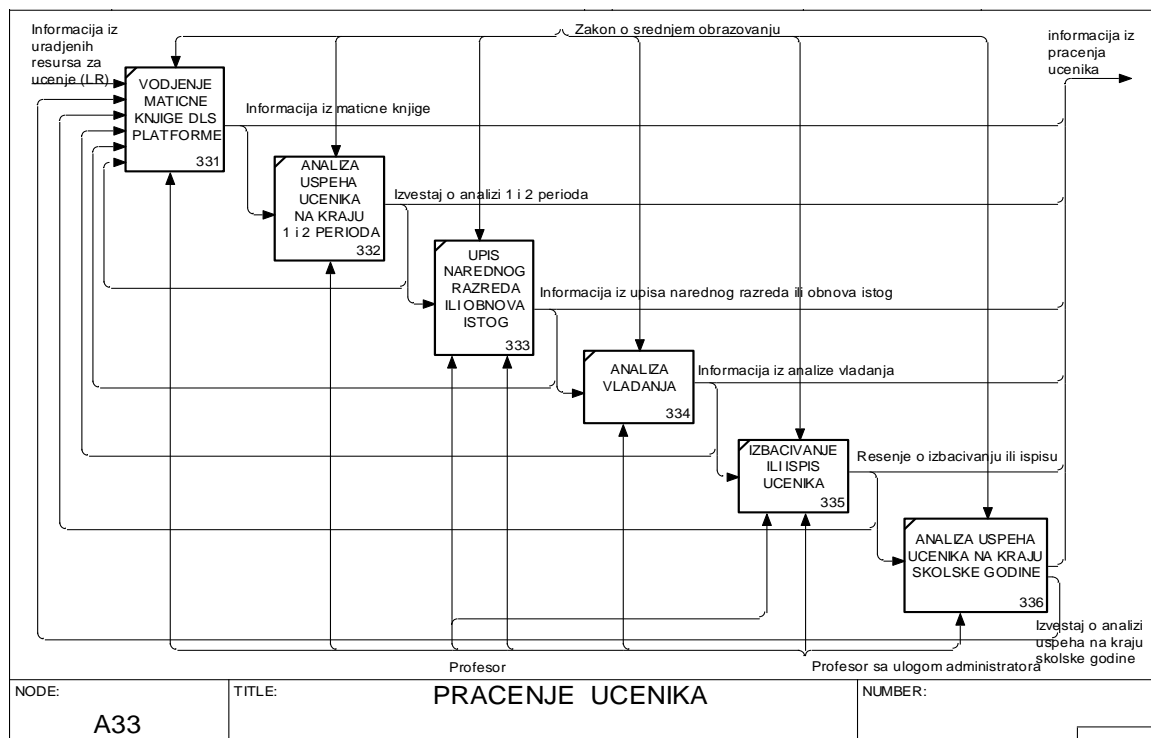
Анализа успеха ученика на крају 1 и 2 периода – се односи на анализу успеха ученика на крају првог полугодишта (1 период) и анализу успеха ученика на крају другог полугодишта (2 период, уобичајено око 20. Јуна сваке школске године).

Упис наредног разреда или обнова истог – уколико се утврди да ученик има недовољну оцену из одређеног предмета на крају другог полугодишта, упућује се на поправни испит. У зависности од исхода поправног испита доноси се одлука да ли ученик уписује наредни разред или обнавља исти.

Анализа владања – подразумева утврђивање оцене из владања на основу броја неоправданих изостанака и изречених васпитно дисциплинских мера.

Изbacивање или испис ученика из образовне установе – изbacивање се реализује уколико ученик има недовољну оцену из владања и најтежи васпитно дисциплински прекршај, а испис из објективних разлога.

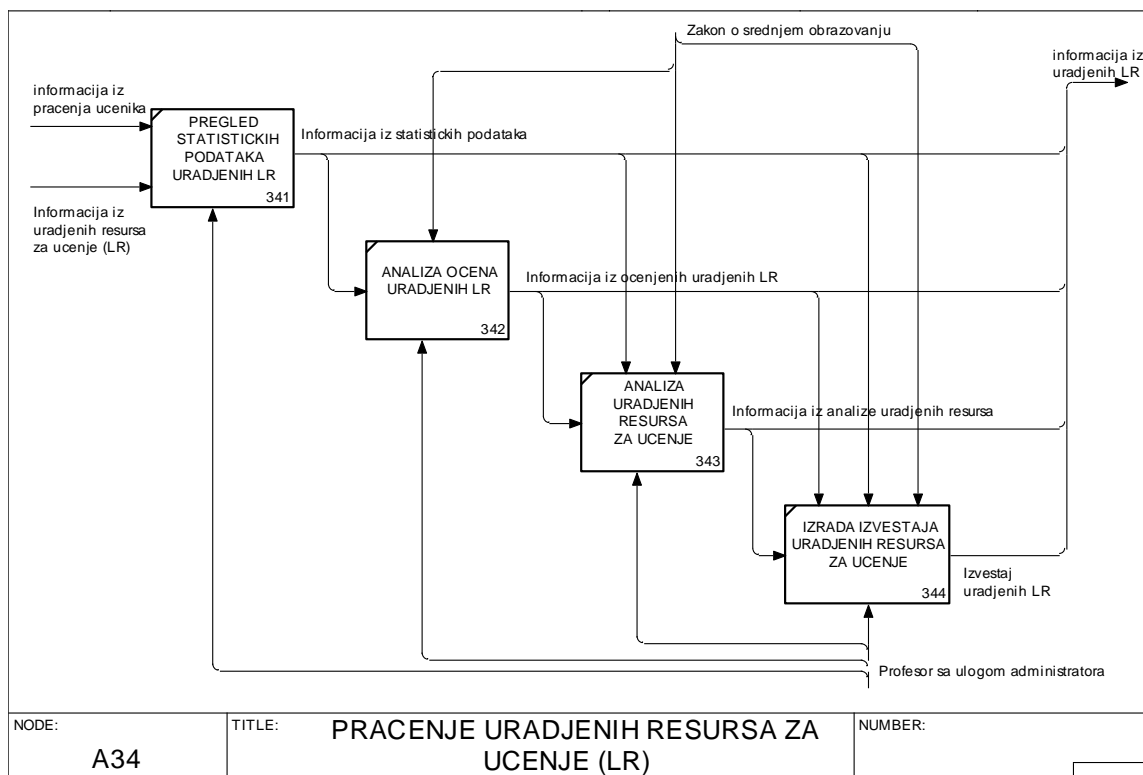
Анализа успеха ученика на крају школске године – подразумева анализу и утврђивање успеха ученика на крају школске године (3 период, тј. 31. август сваке школске године). Ова анализа се односи искључиво на ученике који су били упућени на поправне испите.



Слика 4.8: Декомпозициони дијаграм Праћење ученика

ПОДРЕЂЕНИ ДЕКОМПОЗИЦИОНИ ДИЈАГРАМ ПРАЋЕЊЕ УРАЂЕНИХ РЕСУРСА ЗА УЧЕЊЕ (LR)

На основу информација из процеса праћења ученика, у оквиру подређеног дијаграма декомпозиције *Праћење урађених ресурса за учење (LR)* (слика 4.9) предвиђене су активности везане за: преглед статистичких података урађених LR, анализа оцена урађених LR, анализа урађених ресурса за учење и израда извештаја урађених ресурса за учење.



Слика 4.9: Декомпозициони дијаграм Праћење урађених ресурса за учење (LR)

Преглед статистичких података урађених LR – подразумева да професор са улогом администратора може погледати статистичке податке који се односе на све урађене ресурсе за учење, попут: назива предмета и наслова наставне јединице урађеног LR, имена професора који је задао урађени LR, датума када је додељен LR, датума почетка рада, датума рока израде LR, датума када је урађен LR, датума уноса оцене урађеног LR типа тест, датума праћења урађених LR типа обраде, максималног броја поена које доноси урађен LR, потребног броја поена за полагање LR типа тест, освојеног броја поена урађеног LR типа тест и коначан исход теста (да ли је ученик положио или не).

Анализа оцена урађених LR - се односи на упоређивање освојених броја поена и оцена које су ученици добили на урађеним ресурсима за учење (LR) типа тест.

Анализа урађених ресурса за учење – се односи на упоређивање датума почетка рада и датума када је урађен LR (задужења ученика на основу којих се може донети процена колико је поједини ученик био одговоран и вредан). Затим, може се вршити упоређивање датума када је додељен LR у односу на датум уноса оцене урађеног LR типа тест (задужења предметног професора). Освојени број поена урађених LR је директан показатељ успешно (или неуспешно) реализованог LR.

Израда извештаја урађених ресурса за учење – се реализује након извршене анализе урађених LR и садржи елементе који приказују степен успеха DL наставе.

ПОДРЕЂЕНИ ДЕКОМПОЗИЦИОНИ ДИЈАГРАМ ПРАЋЕЊЕ ОЦЕНА

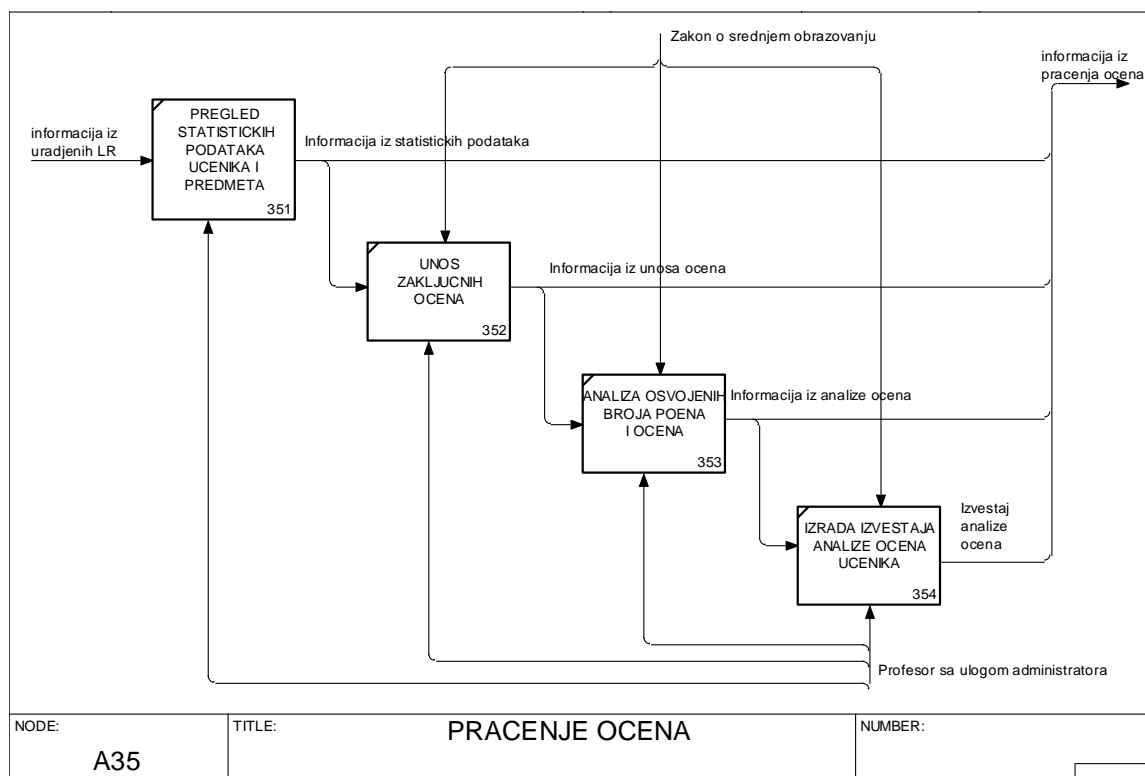
На основу информација из урађених ресурса за учење, у оквиру подређеног дијаграма декомпозиције *Праћење оцена* (слика 4.10) предвиђене су активности везане за: преглед статистичких података ученика и предмета, унос закључних оцена, анализа освојених броја поена и оцена, израда извештаја анализе оцена ученика.

Преглед статистичких података ученика и предмета - подразумева да након избора имена жељеног ученика професор са улогом администратора може погледати статистичке податке свих његових оцена по периодима и предметима.

Унос закључних оцена – из дневника традиционалне наставе, по периодима, реализује професор са улогом администратора.

Анализа освојених броја поена и оцена – у овом кораку пословног процеса може се реализовати засебна анализа оцена појединачних ученика, као и броја освојених поена тог ученика на крају првог (1. полугодиште), другог (2. полугодиште) и трећег периода (крај школске године). Такође, може се спровести и анализа просечних оцена одељења по предметима у одређеном периоду.

Израда извештаја анализе оцена ученика – извештај анализе закључних оцена ученика по периодима и по предметима је директан показатељ степена успеха традиционалне наставе у комбинацији са DL наставом.

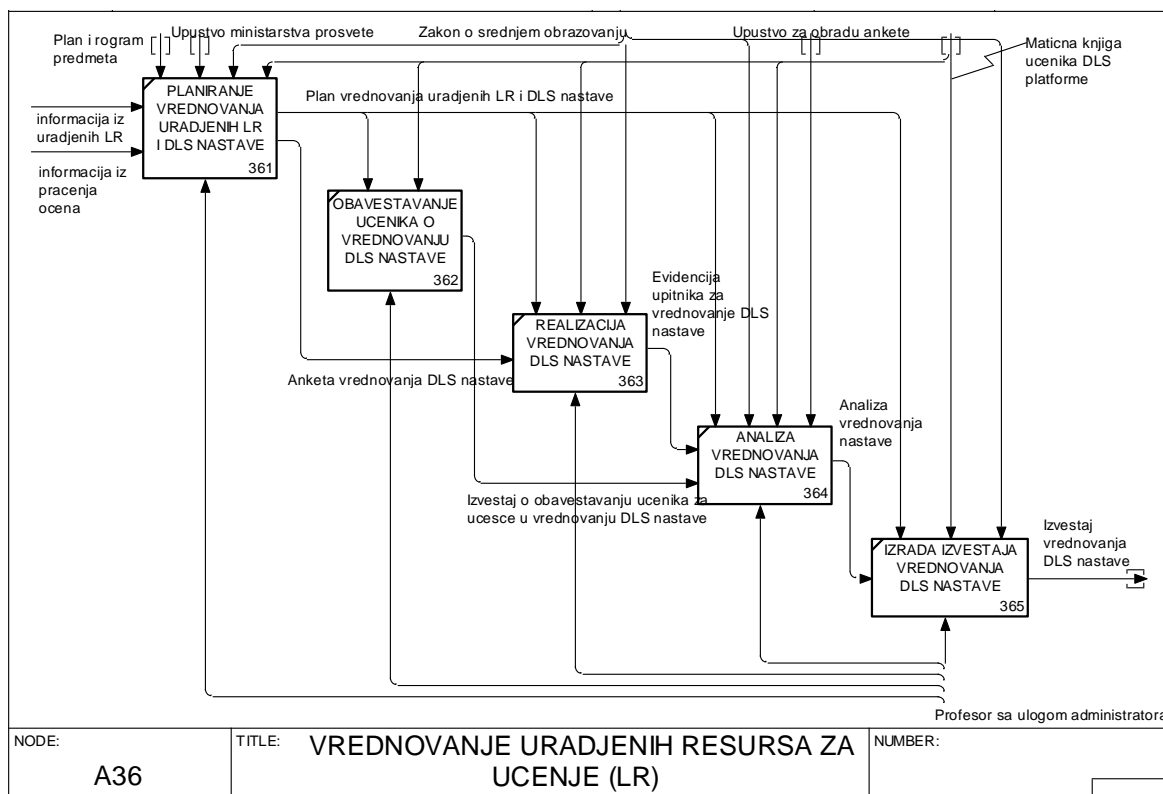


Слика 4.10: Декомпозициони дијаграм Праћење оцена

ПОДРЕЂЕНИ ДЕКОМПОЗИЦИОНИ ДИЈАГРАМ ВРЕДНОВАЊЕ УРАЂЕНИХ РЕСУРСА ЗА УЧЕЊЕ

У развојном процесу методологије пословне интелигенције, на примеру високошколске институције Станојевић и Вељовић [Станојевић и Вељовић, 2008а] откривају законитости и информације везане за вредновање традиционалног образовања високошколске установе, док је у овом раду стављен акценат на вредновање наставе која се одвија унутар ауторизованог система за учење на даљину средње школе, односно фокус је на вредновању наставе учења на даљину (тј. DLS наставе или DL наставе).

На основу информација из урађених ресурса за учење и праћења оцена, у оквиру подређеног дијаграма декомпозиције **Вредновање урађених ресурса за учење** (слика 4.11) предвиђене су активности везане за: планирање вредновања урађених LR и DLS наставе, обавештавање ученика о вредновању DLS наставе, реализација вредновања DLS наставе, анализа вредновања DLS наставе, израда извештаја вредновања DLS наставе.



Слика 4.11: Декомпозициони дијаграм вредновање урађених ресурса за учење

Планирање вредновања урађених LR и DLS наставе – се реализује по периодима, пре краја првог (1. полугодиште) и другог периода (2. полугодиште).

Обавештавање ученика о вредновању DLS наставе - на основу правилника о спровођењу анкете, ученици се обавештавају о термину и начину спровођења анкете која има за циљ вредновање DLS образовања.

Реализација вредновања DLS наставе – може се остварити помоћу електронске анкете у оквиру DLS платформе или званичног школског сајта. Садржај електронског упитника односиће се на питања о квалитету ресурса за учење које су ученици имали прилике да самостално ураде.

Анализа вредновања DLS наставе - овим кораком пословног процеса може се реализовати анализа просечних оцена урађених ресурса за учење (по предметима и по периодима), што директно условљава квалитет саме DLS наставе. У овом случају, просечне оцене потичу од стране ученика, а средство за њихово прикупљање је електронска анкета. тј. извор за вредновање DLS наставе је електронски упитник.

Израда извештаја вредновања DLS наставе – на основу резултата анкете, професор са улогом администратора прави извештај о спроведеној анкети и доставља га директору.

4.2 Израда модела пословних случајева употребе

Израда модела пословних случајева употребе обухвата дефинисање: дијаграма пословних случајева употребе и дијаграма пословних активности. За објектно моделирање пословних процеса користи се UML (*Unified Modeling Language*) стандард, а циљ је направити добар пословни модел који ће послужити као основа за развој софтвера пословне интелигенције [Станојевић и Вељовић, 2008а], односно апликације за коришћење DLS аналитичке базе података или интерфејса DLS складишта података. Коришћењем оваквог приступа, као крајњи резултат требало би да се добије универзални модел складишта података ауторизованог система за учење на даљину, који је независан од програмских језика или софтверских платформи на којима ће се информациони систем касније имплементирати.

4.2.1 Дијаграм пословних случајева употребе

По UML стандарду дијаграми пословних случајева употребе могу да садрже: објекте (пословни учесници и пословни случајеви употребе), и везе. Пословни учесник (*Business Actor*) покреће пословне случајеве употребе (*Business Use-Case*) преко везе [Quatrani, 2003; Вељовић, 2004; Станојевић и Вељовић, 2008а].

У овом поглављу, разматраће се дијаграм пословних случајева употребе за следеће пословне случајеве употребе, настале пресликавањем пословних процеса и то за:

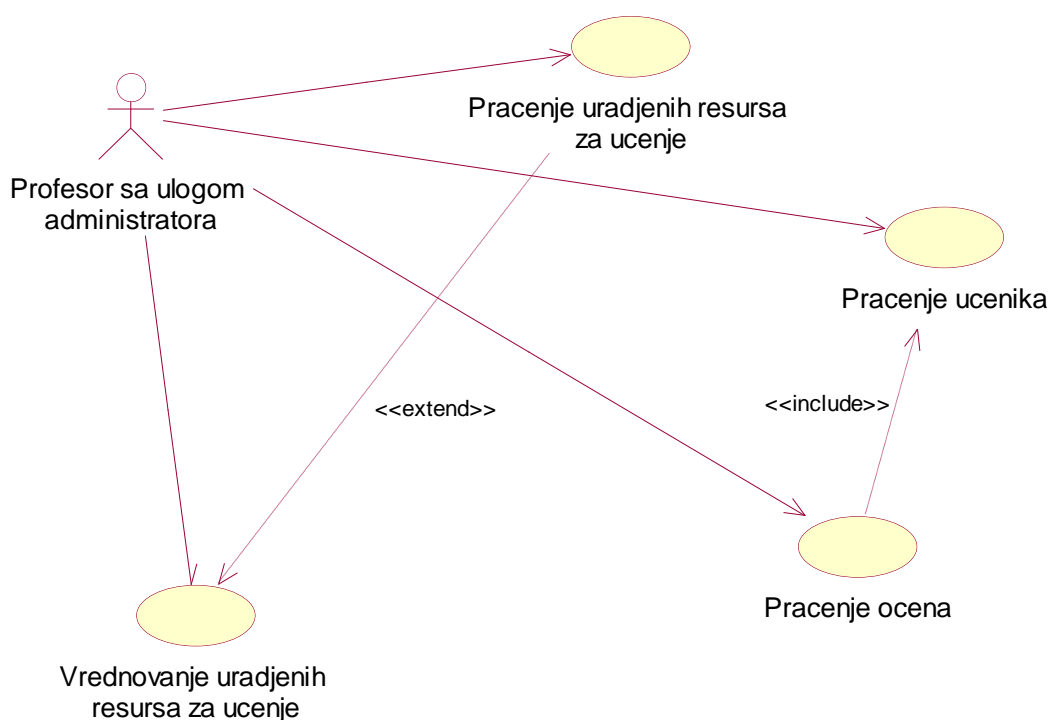
- Праћење ученика;
- Праћење урађених ресурса за учење (LR);
- Праћење оцена;
- Вредновање урађених ресурса за учење (LR).

Дијаграм пословних случајева употребе приказан је на слици 4.12. Пословни учесник професор са улогом администратора задужен је за:

- Праћење ученика, његовог успеха и владања на крају школске године (нарочито уколико је и одељенски старешина обавеза му је вођење електронске матичне књиге);
- Праћење урађених ресурса за учење (посебно контрола да ли је испоштован датум рока израде LR, освојеног броја поена и оцена на појединачном LR);
- Праћење оцена (подразумева праћење оцена појединачних ученика, као и броја освојених поена тог ученика на крају сваког периода. Такође праћење просечних оцена одељења по предмету у одређеном периоду);
- Вредновање урађених ресурса за учење (на основу резултата електронске анкете прави се извештај и доставља директору).

Наведени пословни случајеви употребе неопходни су за потребе анализа које ће се користити као подршка у процесу одлучивања:

- Праћење ученика, треба да омогући да се изврши анализа успеха школовања (чини комбинацију традиционалне и DL наставе);
- Праћење урађених ресурса за учење, треба да омогући да се изврши анализа урађених ресурса за учење (у оквиру DL наставе);
- Праћење оцена ученика и оцена одељења по предметима и периодима, треба да омогући да се изврши анализа оцена (чини комбинацију традиционалне и DL наставе), и
- Вредновање урађених ресурса за учење треба да омогући да се изврши анализа вредновања наставе у оквиру система за учење на даљину, тј. анализа вредновања DLS образовања.



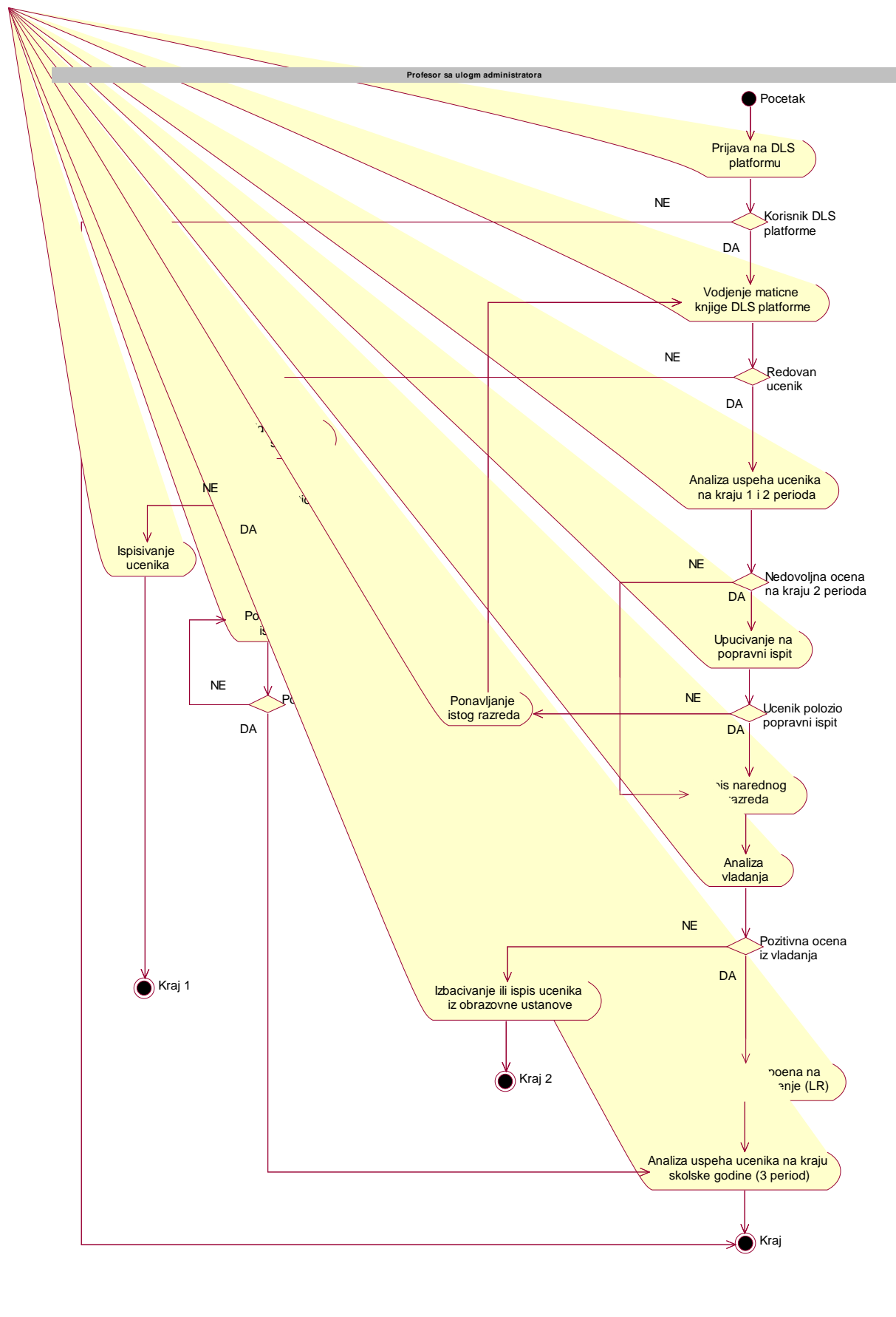
Слика 4.12: Дијаграм пословних случајева употребе

4.2.2 Дијаграм пословних активности

Дијаграм пословних активности приказује секвенцијални ток активности, а састоји се од: стања, акција и прелаза [Quatrani, 2003; Станојевић и Вељовић, 2008a]. У овом раду, за сваки дефинисани пословни случај употребе, развија се пословни дијаграм активности. Иначе, дијаграм пословних активности дефинише се за само једног пословног учесника који има управљачку улогу.

Дијаграм пословних активности за пословни случај употребе праћење ученика приказан је на слици 4.13.

4 ОБЈЕКТНО ОРИЈЕНТИСАНИ РАЗВОЈ СИСТЕМА ПОСЛОВНЕ ИНТЕЛИГЕНЦИЈЕ НА ПРИМЕРУ DLS ПЛАТФОРМЕ



Слика 4.13: Дијаграм пословних активности за пословни случај употребе персонално праћење ученика

4 ОБЈЕКТНО ОРИЈЕНТИСАНИ РАЗВОЈ СИСТЕМА ПОСЛОВНЕ ИНТЕЛИГЕНЦИЈЕ НА ПРИМЕРУ DLS ПЛАТФОРМЕ

Након успешног логовања на DLS платформу, професор са улогом администратора (нарочито уколико је одељенски старешина) изводи активност вођења електронске матичне књиге. Аналогно папирнатом издању матичне књиге, њена електронска верзија садржи основне податке о ученику попут: презимена и имена ученика, одељења и смера тог ученика, успех ученика по периодима, и број изостанака.

У овом раду, све спроведене анализе су урађене само за редовне ученике, због расположивости такве врсте података у трансакционој бази података и документима у папирнатом издању (попут дневника, матичних књига ученика). Међутим, свакако у спроведеном истраживању (тј. на дијаграму приказаном на слици 4.13) узет је у обзир и ванредан статус ученика. Ванредни ученици плаћају школарину, али због недоступности података о ванредним ученицима, спровене анализе се односе само на ученике са редовним статусом.

Анализа успеха ученика на крају првог и другог периода се односи на анализу успеха ученика на крају првог полугодишта (1 период) и анализу успеха ученика на крају другог полугодишта (2 период, уобичајено око 20. Јуна сваке школске године).

Активности упис наредног разреда или обнова истог говоре да уколико се утврди да ученик има недовољну оцену из одређеног предмета на крају другог полугодишта, упућује се на поправни испит. У зависности од исхода поправног испита доноси се одлука да ли ученик уписује наредни разред или обнавља исти.

Анализа владања подразумева утврђивање оцене из владања на основу броја неоправданих изостанака и изречених васпитно дисциплинских мера.

Активност избацивање или испис ученика из образовне установе показује да се избацивање реализује уколико ученик има недовољну оцену из владања и најтежи васпитно дисциплински прекршај, а испис из објективних разлога.

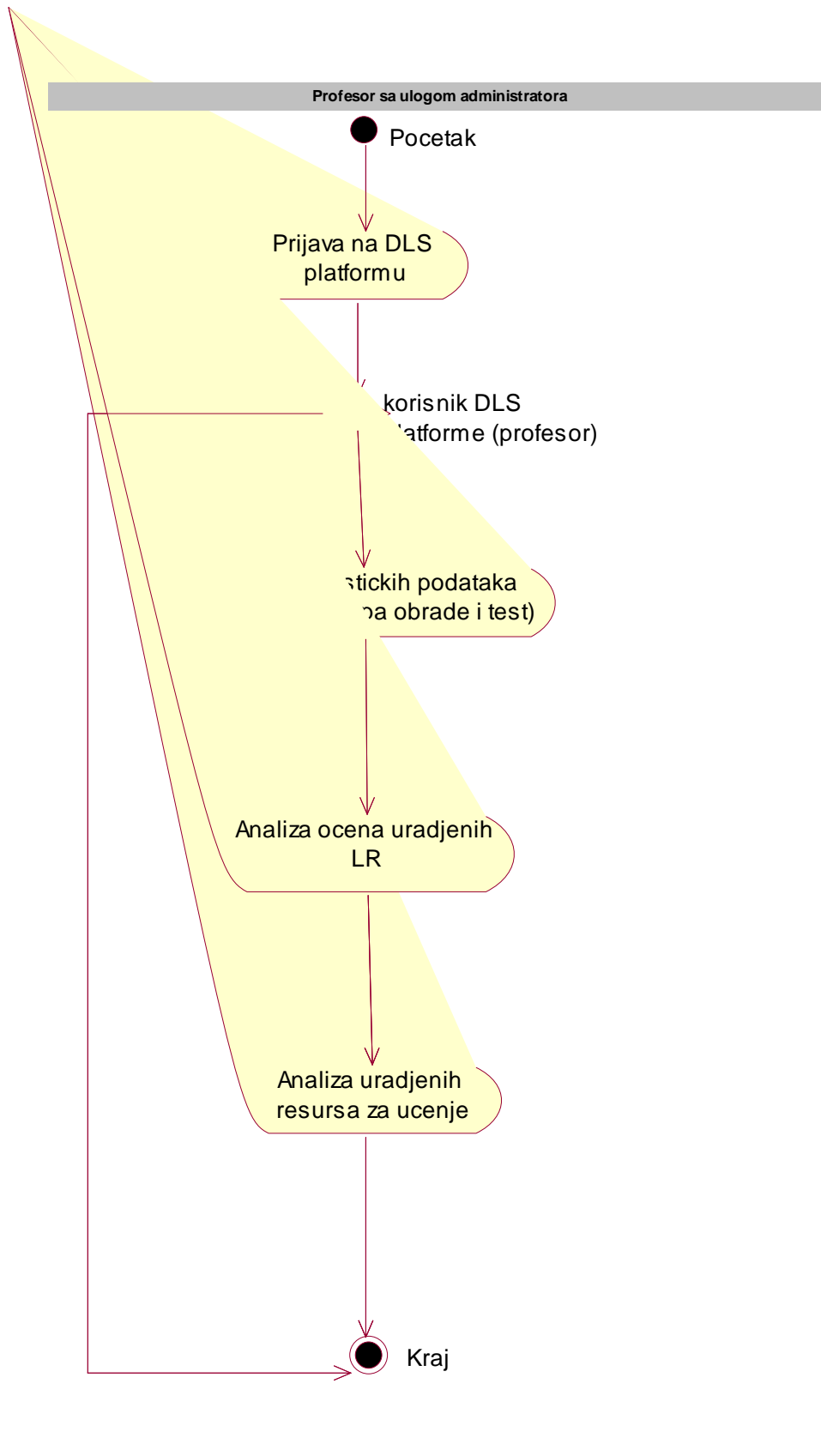
Активност анализа освојених броја поена на урађеним ресурсима за учење уноси елементе DLS наставе.

Анализа успеха ученика на крају школске године подразумева анализу и утврђивање успеха ученика на крају школске године (3 период, тј. 31. август сваке школске године). Ова анализа се односи искључиво на ученике који су били упућени на поправне испите.

Анализа успеха школовања чини комбинацију традиционалне и DLS наставе и као таква представља предмет даљих разматрања и изводи се због потребе праћења успешности школовања.

Дијаграм пословних активности за пословни случај употребе праћење урађених ресурса за учење приказан је на слици 4.14.

4 ОБЈЕКТНО ОРИЈЕНТИСАНИ РАЗВОЈ СИСТЕМА ПОСЛОВНЕ ИНТЕЛИГЕНЦИЈЕ НА ПРИМЕРУ DLS ПЛАТФОРМЕ



Слика 4.14: Дијаграм пословних активности за пословни случај употребе праћење урађених ресурса за учење

Након успешног логовања на DLS платформу, задужења професора са улогом администратора састоји се од: прегледа статистичких података урађених LR, анализе оцена урађених LR и свеобухватне анализе урађених ресурса за учење.

Активност преглед статистичких података урађених LR подразумева да након избора имена жељеног ученика, професор са улогом администратора може погледати статистичке податке који се односе на све урађене ресурсе за учење тог ученика, попут: назива предмета и наслова наставне јединице урађеног LR, имена професора који је задао урађени LR, датума када је додељен LR, датума почетка рада, датума рока израде LR, датума када је урађен LR, датума уноса оцене урађеног LR типа тест, датума праћења урађених LR типа обраде, максималног броја поена које доноси урађен LR, потребног броја поена за полагање LR типа тест, освојеног броја поена урађеног LR типа тест⁴ и коначан исход теста (да ли је ученик положио или не).

Анализа оцена урађених LR се односи на упоређивање освојених броја поена и оцена које су ученици добили на урађеним ресурсима за учење (LR) типа тест.

Главно задужење ученика се своди на то да покрене додељени му ресурс за учење и да га што успешније уради. Анализа урађених ресурса за учење се односи на упоређивање датума почетка рада и датума када је урађен LR. На основу овог упоређивања се може донети процена колико је поједини ученик био одговоран и вредан. Затим, може се вршити упоређивање датума када је додељен LR у односу на датум уноса оцене урађеног LR типа тест (задужења предметног професора). Освојени број поена урађених LR је директан показатељ успешно (или неуспешно) реализованог LR.

Дакле, за потребе претходно наведене анализе најбитније ставке које се бодују су:

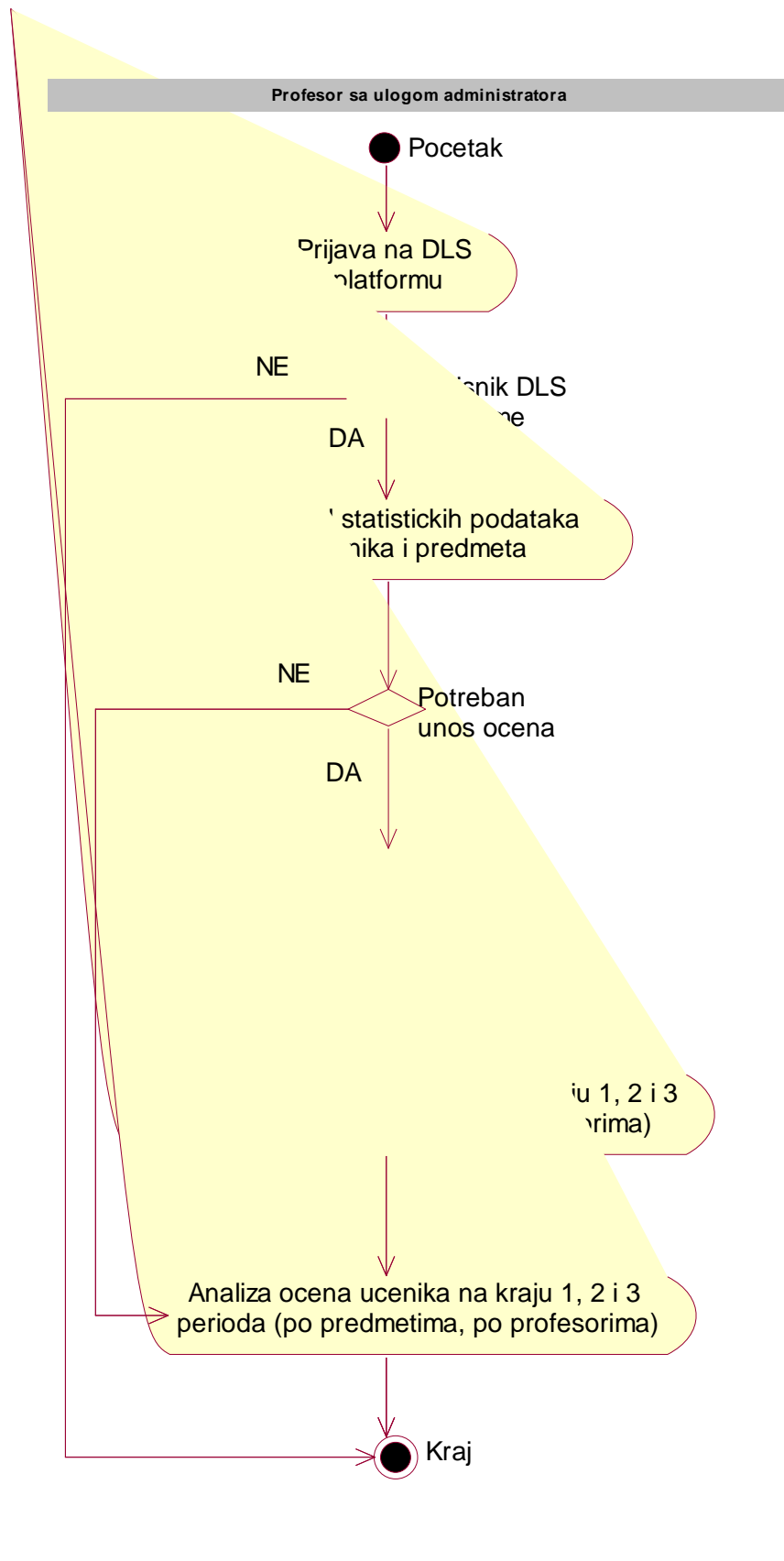
- Правовремено додељен LR ученику (задатак професора);
- Што пре успешно урађен LR (задатак ученика, тј. пожељно је да ученик што пре уради додељени LR, пре истека рока израде);
- Правовремено оцењен LR типа тест (задатак професора).

Анализа урађених ресурса за учење представља предмет даљих разматрања у овом раду и изводи се због потребе праћења елемената који приказују степен успеха DLS наставе.

Дијаграм пословних активности за пословни случај употребе праћење оцена приказан је на слици 4.15.

⁴ Оцењивање урађених LR за одређеног ученика се реализује на основу освојених броја поена урађеног LR типа тест, а зависи од резултата теста (позитивна оцена се добија само ако је тест положен).

4 ОБЈЕКТНО ОРИЈЕНТИСАНИ РАЗВОЈ СИСТЕМА ПОСЛОВНЕ ИНТЕЛИГЕНЦИЈЕ НА ПРИМЕРУ DLS ПЛАТФОРМЕ



Слика 4.15: Дијаграм пословних активности за пословни случај употребе праћење оцена

4 ОБЈЕКТНО ОРИЈЕНТИСАНИ РАЗВОЈ СИСТЕМА ПОСЛОВНЕ ИНТЕЛИГЕНЦИЈЕ НА ПРИМЕРУ DLS ПЛАТФОРМЕ

Пословни случај употребе праћења оцена састоји се из следећих активности:

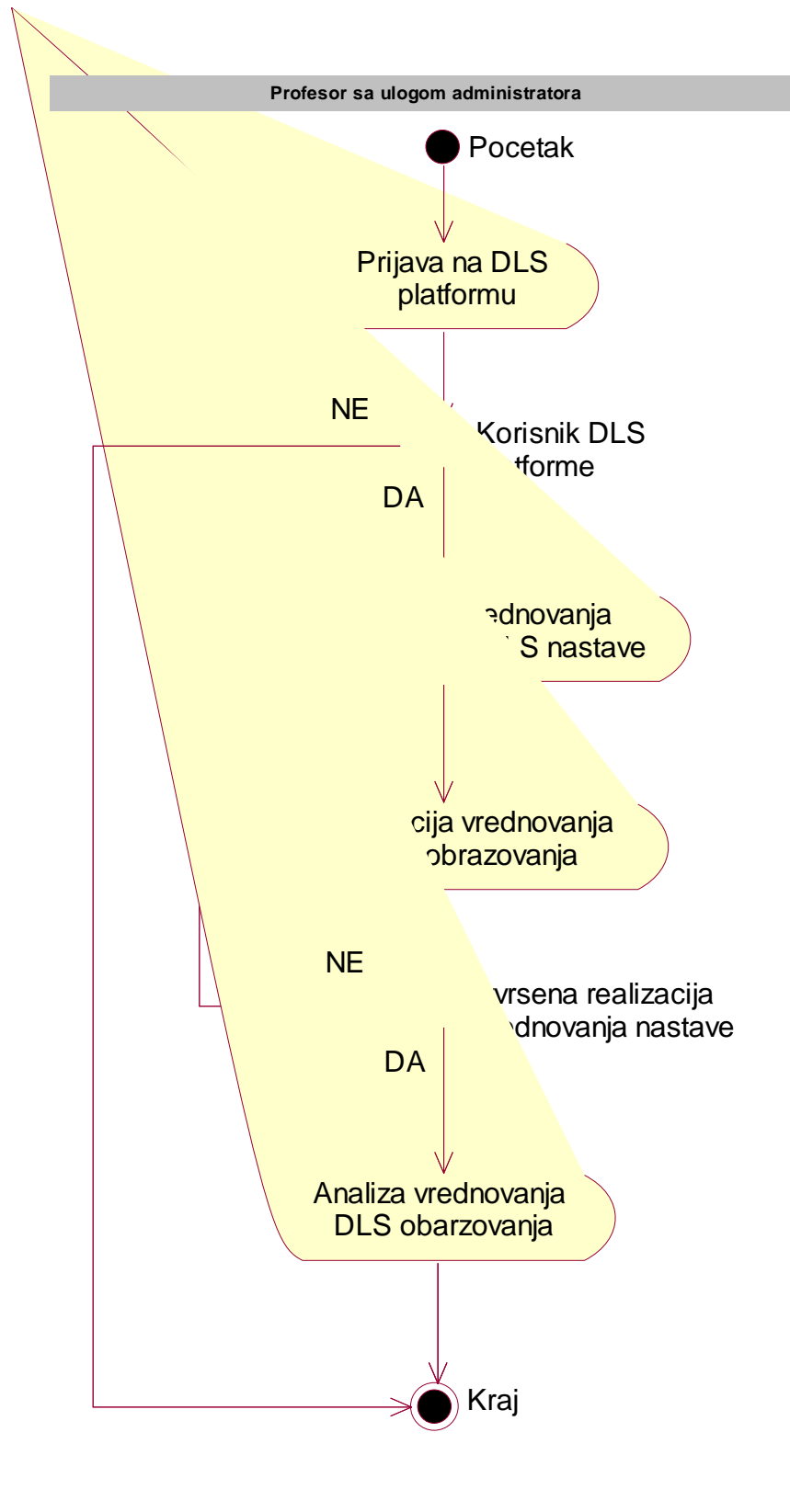
- Преглед статистичких података ученика и предмета подразумева да након успешног логовања на DLS платформу и избора имена жељеног ученика, професор са улогом администратора може погледати статистичке податке свих оцена ученика по периодима и по предметима;
- Унос закључних оцена ученика по периодима реализује професор са улогом администратора, иначе закључне оцене потичу из дневника традиционалне наставе;
- Анализа освојених броја поена и оцена ученика, у овој активности може се реализовати засебна анализа оцена појединачних ученика, као и броја освојених поена тог ученика на крају првог (1. полугодиште), другог (2. полугодиште) и трећег периода (крај школске године). Такође, може се спровести и анализа просечних оцена одељења по предметима у одређеном периоду.

Анализа оцена представља предмет даљих разматрања у овом раду и изводи се због потребе праћења оцена традиционалне и DLS наставе по предметима, по класификационим периодима и по професорима. Иначе, анализа оцена комбинује оцене из традиционалне и DLS наставе и као резултат добија се закључна оцена (из одређеног предмета) која директно утиче на успех ученика на крају школске године. Такође, анализа закључних оцена ученика по периодима и по предметима је директан показатељ степена успеха традиционалне наставе у комбинацији са DLS наставом.

Дијаграм пословних активности за пословни случај употребе вредновање урађених ресурса за учење приказан је на слици 4.16. Пословни случај употребе вредновања урађених ресурса за учење састоји се из следећих активности:

- Планирање вредновања урађених LR и DLS наставе се реализује по периодима, пре краја првог (1. полугодиште) и другог периода (2. полугодиште), а на основу правилника о спровођењу анкете, ученици се обавештавају о термину и начину извођења анкете која има за циљ вредновање DLS образовања;
- Реализација вредновања DLS наставе може се остварити помоћу електронске анкете у оквиру DLS платформе или преко званичног сајта школе, а садржај електронског упитника односиће се на питања о квалитету ресурса за учење које су ученици имали прилике да самостално ураде;
- Анализа вредновања DLS наставе, у овој активности може се реализовати анализа оцена урађених ресурса за учење, по предметима и по периодима, што директно условљава квалитет саме DLS наставе (у овом случају, оцене потичу од стране ученика, а средство за њихово прикупљање је електронска анкета тј. извор за вредновање DLS наставе је електронски упитник).

На основу резултата анкете, професор са улогом администратора прави извештај о спроведеној анкети и доставља га директору. Анализа вредновања урађених ресурса за учење представља предмет даљих разматрања у овом раду и изводи се због потребе побољшања квалитета DLS образовног процеса, а самим тим и побољшања успеха ученика.



Слика 4.16: Дијаграм пословних активности за пословни случај употребе вредновање урађених ресурса за учење

ПЕТИ ДЕО

5 ОБЈЕКТНО ОРИЈЕНТИСАНА АНАЛИЗА

Активност објектно оријентисана анализа (ООА) дефинише објекте садржане у реалном систему и њихову међусобну сарадњу [Вељовић, 2004; Станојевић и Вељовић, 2008а]. Код ООА је потребно уочити који се објекти јављају у систему и одредити интеракцију између објеката.

Објектно оријентисана анализа изводи се у три основна корака:

- израда модела системских случајева употребе;
- израда концептуалног модела и
- израда дијаграма интеракције.

Код системских случајева употребе, објекти и њихове везе се представљају одређеним бројем концепата који служе за формирање модела реалног система као услов за имплементацију на рачунару. Дакле, производ процеса ООА је концептуални модел система који је кроз своју надградњу везан за израду дијаграма интеракције, што све заједно чини основу за активност објектно оријентисан дизајн (ООД) [Вељовић, 2004; Станојевић и Вељовић, 2008а].

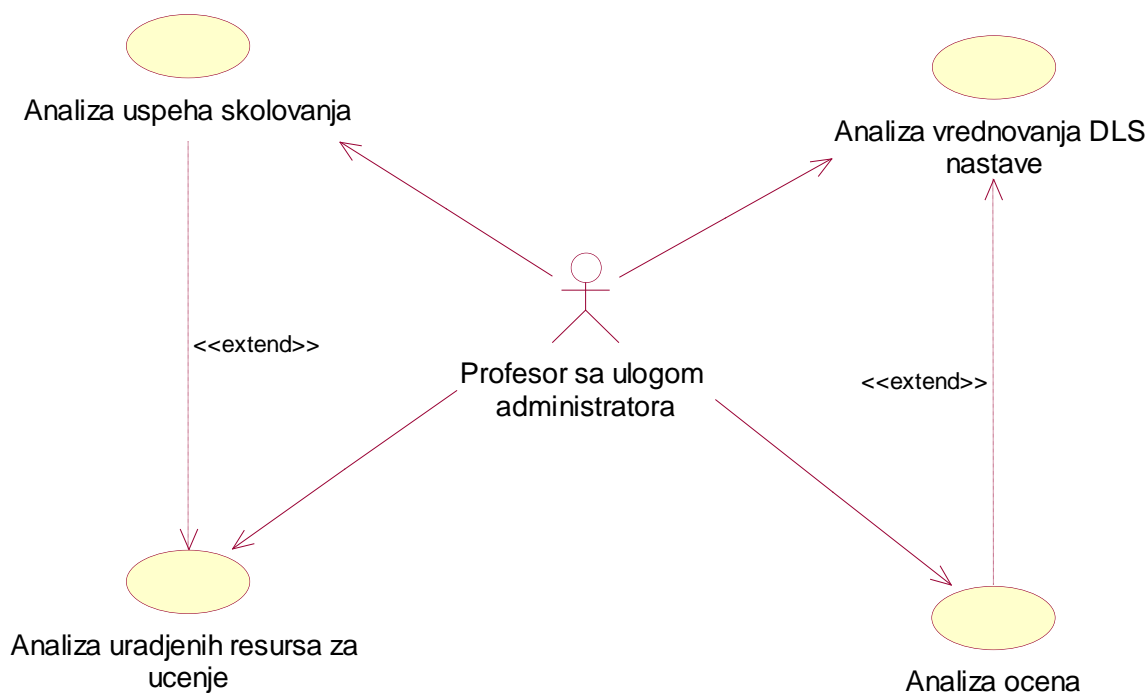
5.1 Модел системских случајева употребе

Системски случајеви употребе описују поједине пословне активности дефинисане у оквиру дијаграма пословних активности. Они, заправо описују функционалност система из корисничке перспективе [Вељовић, 2004; Станојевић и Вељовић, 2008а; Захорјански и др., 2011].

На основу израђеног модела пословних случајева употребе у којима су специфицирани и дијаграми активности који описују поједине пословне случајева употребе, сачињен је модел системских случајева употребе [Вељовић, 2004; Станојевић и Вељовић, 2008а; Захорјански и др., 2011]. Дијаграм системских случајева употребе приказује опис динамике активности професора са улогом администратора. У овом случају он је системски учесник који комуницира са системским случајевима употребе као што је приказано на слици 5.1.

Системски случај употребе сугерише начин на који ће се професор са улогом администратора налазити у интеракцији са будућим софтверским решењем (тј. интерфејсом DW), односно, пожељно је предвидети догађаје које ће системски учесник у лику професора са улогом администратора генерисати.

Системски учесник који реализује анализе података коришћених у оквиру DLS платформе је професор са улогом администратора. Идентификован је као корисник функционалности система, који ће имати подршку система при доношењу одлука. Дакле, професор са улогом администратора може преузети и улоге аналитичара и доносиоца одлуке.



Слика 5.1: Дијаграм системских случајева употребе

Системски случај употребе **анализа успеха школовања** има за циљ да обезбеди информације о:

- успеху појединачних ученика по периодима и
- броју оправданих и неоправданих изостанака који директно утичу на ученикову оцену из владања.

Системски случај употребе **анализа урађених ресурса за учење** има за циљ да обезбеди:

- упоређивање датума почетка рада и датума када је урађен LR (акције које спроводи ученик, а у бази података се евидентирају наведени датуми);
- упоређивање датума када је додељен LR у односу на датум уноса оцене (акције које спроводи професор, а у бази података се евидентирају наведени датуми);
- упоређивање датума рока израде и датума када је урађен LR (типа тест), односно процењује се колико је времена (дана) пре рока израде ученик урадио LR;
- информације о освојеном броју поена који директно утичу на ученикову оцену појединачно урађеног LR типа тест.

Системски случај употребе **анализа оцена** има за циљ да обезбеди информације о:

- закључним оценама појединачних ученика по периодима;
- укупном броју освојених поена тог ученика на урађеним LR;
- просечним оценама појединачних одељења по предметима у одређеном периоду.

Формирана закључна оцена (из одређеног предмета, по периодима) појединачног ученика је комбинација оцена (тј. аритметричка средина оцена) из традиционалне и DLS наставе, а DLS оцена се формира на основу суме броја поена појединачно урађених LR (типа тест) из одређеног предмета, по периодима. Дакле, коначна закључна оцена (аритметричка средина закључних оцена традиционалне и DLS наставе) се рачуна по предметима, по класификационим периодима и по професорима.

Системски случај употребе **анализа вредновања DLS образовања** има за циљ да обезбеди информације о оценама анкетираних урађених ресурса за учење, по предметима и по периодима (овог пута оцене потичу од стране ученика, а средство за њихово прикупљање је електронска анкета). Односно, ученици (у оквиру електронског упитника) оцењују квалитет ресурса за учење који су самостално урадили.

5.2 Израда концептуалног модела

Израда концептуалног модела описује домен реалног система и везана је за дизајн будуће аналитичке базе података. Иначе, у нотацији UML-а дијаграм концепта се представља дијаграмом класа (без дефинисаних операција) идентификујући концепте, атрибуте и релације [Станојевић и Вељовић, 2008а].

При дефинисању концепата потребно је, на основу претходно дефинисаних захтева одредити објекте (концепте) који се јављају у систему и сваки од њих описати одређеним атрибутима [Вељовић, 2004]. На концептуалном моделу не треба представљати атрибуте који су примарни и страни кључеви.

Сам дијаграм концепта не представља модел софтверског решења. Заправо, концептом се описују ствари у реалном систему и на основу којих се касније, у фази објектно оријентисаног дизајна, дефинишу одговарајуће класе и објекти који дефинишу одговарајућа софтверска решења [Станојевић и Вељовић, 2008а; Захорјански, 2013].

Концептуални модел дефинише се за системске случајеве употребе и представља основу за израду дијаграма итерације. Такође представља основу и за припрему аналитичког процесирања података, затим димензионо моделирање где ће претрпети корекције и допуне.

У овом раду постављени су концепти за следеће системске случајеве употребе (слика 5.1):

- анализа успеха школовања;
- анализа урађених ресурса за учење;
- анализа оцена ученика и оцена предмета; и
- анализа вредновања DLS образовања.

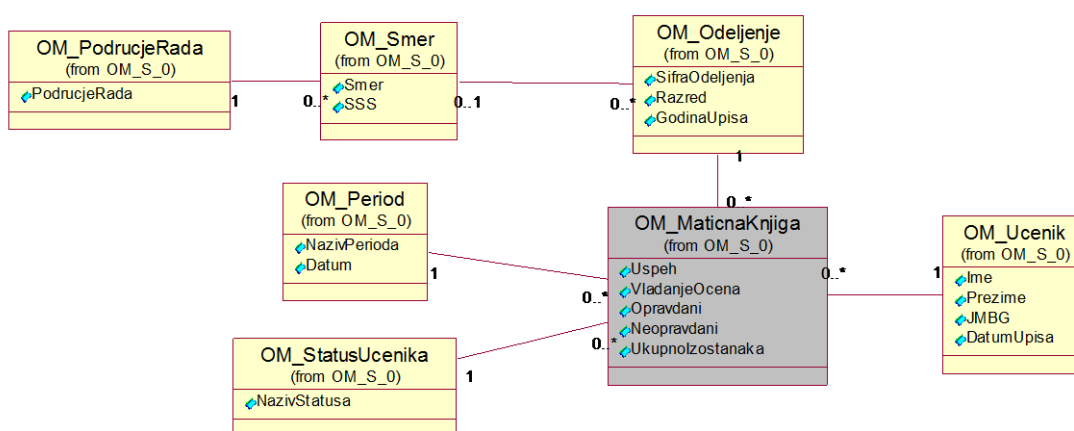
На основу дефинисаних захтева, и на основу потреба за израдом аналитичке DLS базе података, издвојени су концепти којима се дефинишу *чињенице* и концепти којима се дефинишу *димензије*. На сликама 5.2, 5.3, 5.4, 5.5 и 5.6 приказани су концепти наведених случајева употребе. За сваки од њих дефинисани су концепти чињеница и димензија, и успостављене релације између њих [Захорјански, 2013].

Концепти којима се дефинишу *чињенице* су:

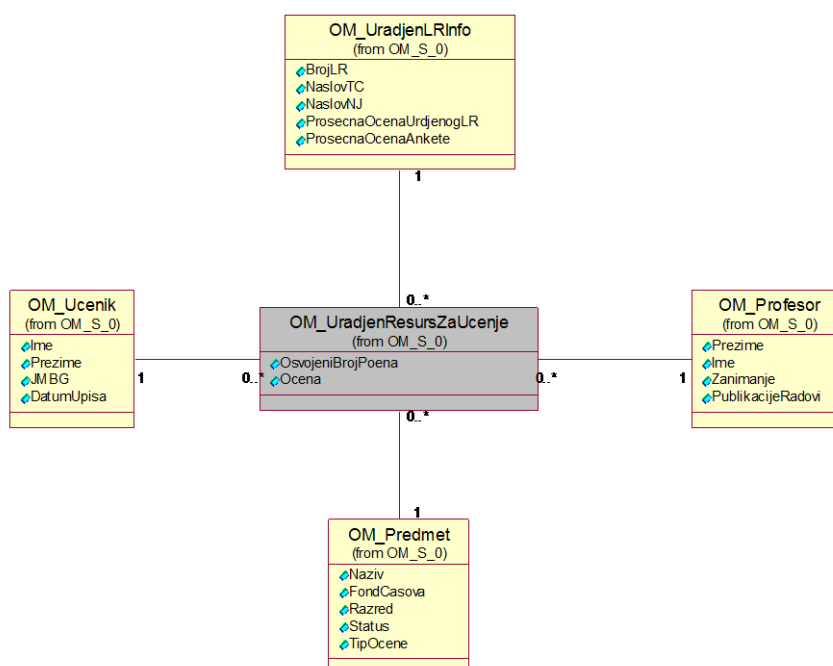
- *матична књига*, (која у себи садржи *мере*: успех, оцена из владања, оправдани и неоправдани изостанци) за концепт анализе успеха школовања;
- *урађен ресурс за учење*, (који у себи садржи *мере*: освојени број поена и оцена урађеног LR) за концепт анализе урађених ресурса за учење,
- *оцена*, (која у себи садржи *мере*: нумеричка оцена и број поена) за концепт анализе оцена ученика;
- *просечна оцена предмет период*, (која у себи садржи *мере*: просечна оцена предмета, број оцена 5, број оцена 4, број оцена 3, број оцена 2, укупно позитивних оцена и број негативних оцена) за концепт анализе оцена предмета;
- *анкета вредновања*, (које у себи садржи *мере*: оцена анкете) за концепт анализе вредновања DLS образовања.

Концепти којима се дефинишу *димензије* су:

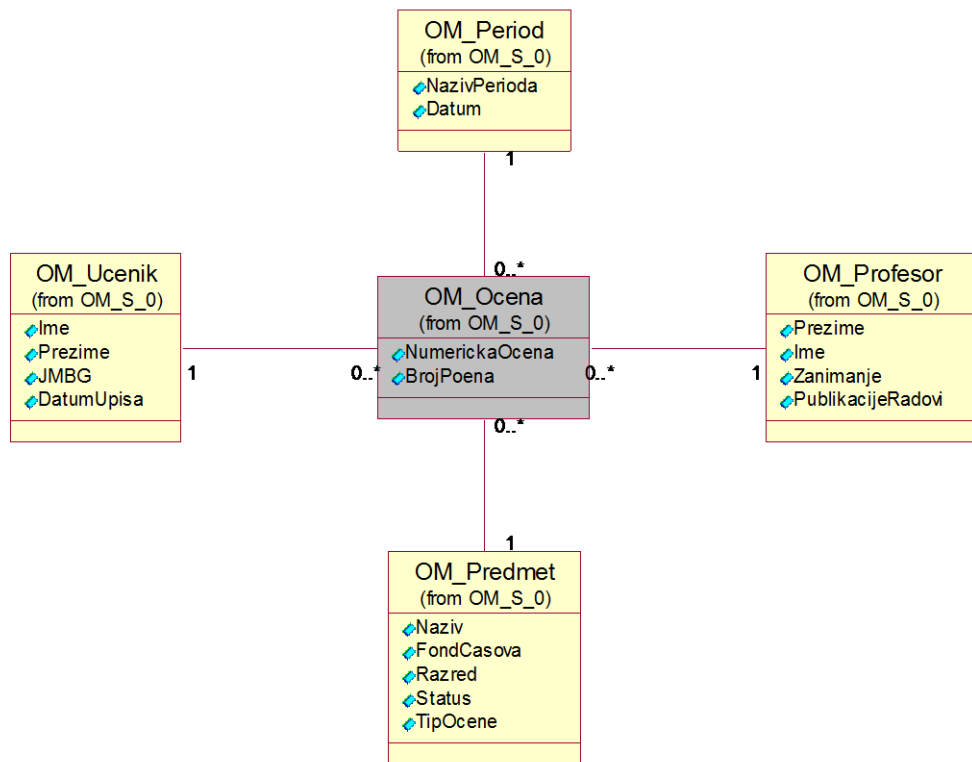
- *ученик*, који у себи садржи: ЈМБГ, презиме, име и датум уписа;
- *одељење*, које у себи садржи: шифру одељења, разред и годину уписа;
- *смер*, који у себи садржи: Смер (назив) и ССС (степен стручне спреме);
- *подручје рада*, које у себи садржи: подручје рада (назив);
- *период*, који у себи садржи: назив периода и датум;
- *статус ученика*, које у себи садржи: назив статуса;
- *професор*, који у себи садржи: презиме, име, занимање, публикације радови;
- *предмет*, који у себи садржи: назив, фонд часова, разред, статус, тип оцене;
- *урађен LR инфо*, који у себи садржи: број LR, наслов ТЦ (тематске целине), наслов НЈ (наставне јединице), просечна оцена урађеног LR, просечна оцена анкете;
- *период вредновања*, који у себи садржи: назив периода, датум, година.



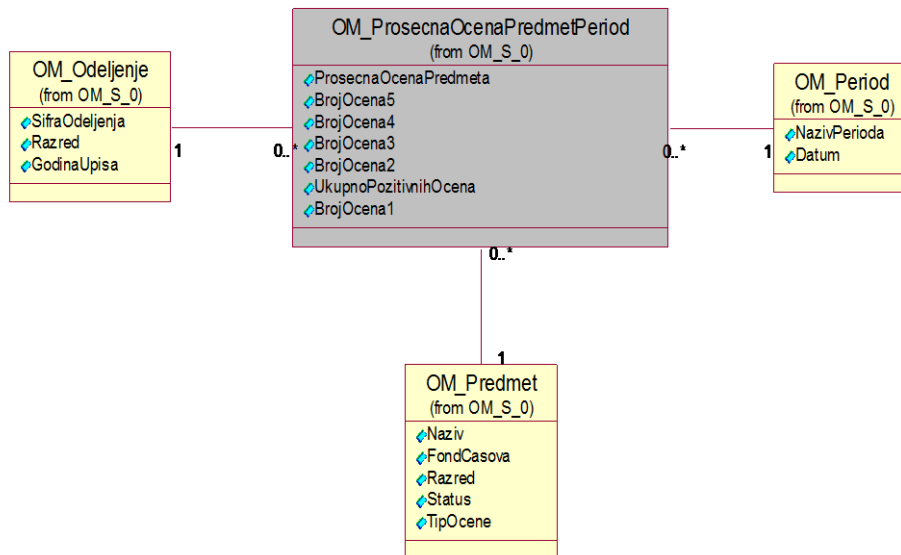
Слика 5.2: Концептуални модел за анализу успеха школовања



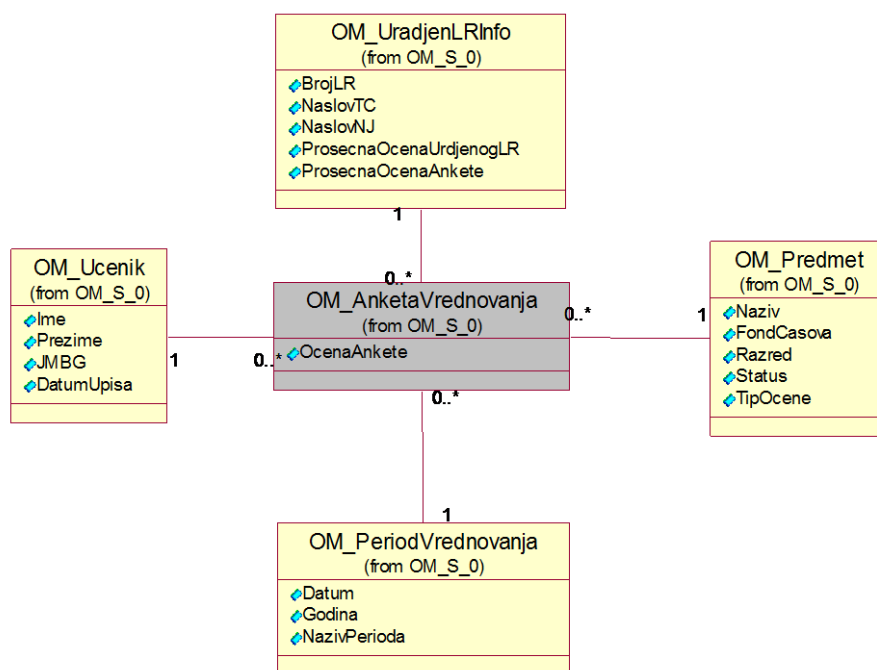
Слика 5.3: Концептуални модел за анализу урађених ресурса за учење



Слика 5.4: Концептуални модел анализе оцена ученика



Слика 5.5: Концептуални модел анализе оцена предмета



Слика 5.6: Концептуални модел анализе вредновања DLS образовања

5.3 Израда дијаграма интеракције

Израда дијаграма интеракције подразумева да се дијаграмима секвенци и дијаграмима сарадње дефинише редоследа корака које будући корисник чини када користи аналитичку базу података.

Дијаграми интеракције се користе при моделовању динамичког аспекта система. За моделовање токова контроле по временском редоследу користи се дијаграм секвенци. Док се за моделовање токова контроле по организацији користи дијаграм сарадње [Quatrani, 2003; Станојевић и Вељовић, 2008a].

5.3.1 Дијаграм секвенци

Дијаграм секвенци приказује редослед догађаја које генеришу спољни учесници за сваки случај употребе. Динамика у дијаграму секвенци је дефинисана кроз:

- Догађај је спољашња (улазна) интервенција коју генерише учесник у систему, и
- Операцију (Trigger) која је одзив на догађај у систему.

Дијаграм секвенци је приказ динамичке сарадње између објеката у времену, тј. графички приказ како објекти комуницирају преко секвенци порука [Станојевић и Вељовић, 2008a; Захорјански, 2013].

На дијаграму секвенци приказују се: време и колекција објеката. Време се приказује по вертикалној, а колекција објеката по хоризонталној оси. Заправо, објекти на дијаграму секвенци су постављени по вертикалним линијама, а на врху линије се наводи назив објекта. Активирање објекта се представља уским правоугаоником на линији објекта, а представља операцију (акцију) коју објект обавља [Quatrani, 2003; Станојевић и Вељовић, 2008a]. Свака стрелица приказује догађај (порука, операцију) коју је активирао објект.

Дијаграм секвенци из дијаграма случајева употребе преузима учеснике, а из дијаграм концепта преузима објекте [Станојевић и Вељовић, 2008а; Захорјански, 2013]. Објекат прима и отпрема поруке. Из сваког објекта полази надоле испрекидана линија која представља његов животни век (*lifeline*), односно постојање неког објекта у периоду времена [Вељовић, 2004; Станојевић и Вељовић, 2008а].

У овом раду, сви дијаграми секвенци потребно је да прикажу временски редослед догађаја који генерише професор са улогом администратора за следеће системске случајеве употребе:

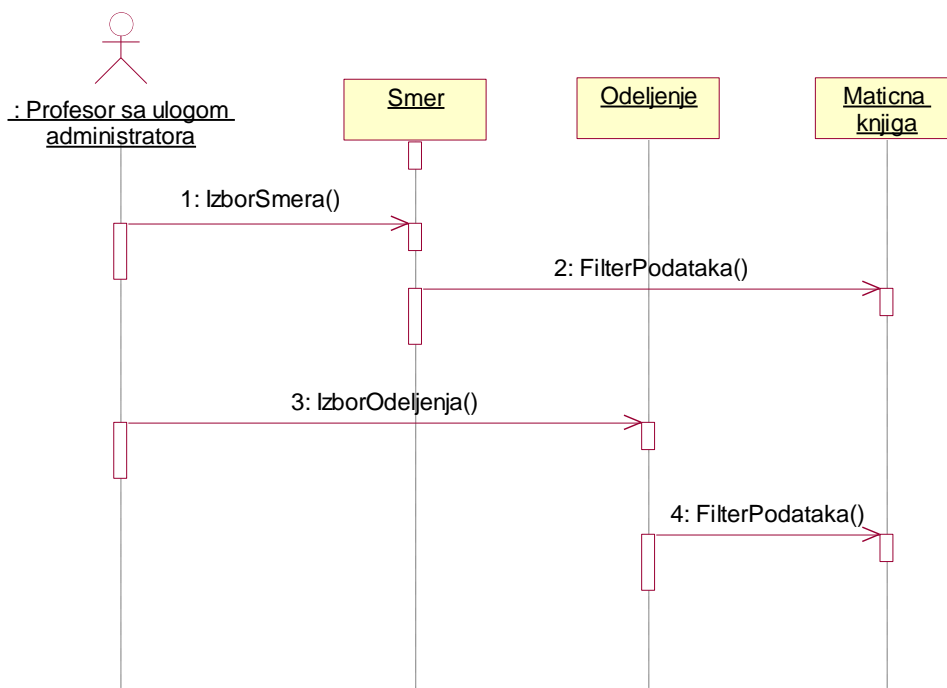
- анализа успеха школовања;
- анализа урађених ресурса за учење;
- анализа оцена ученика и предмета; и
- анализа вредновања DLS образовања.

Дијаграми секвенци за претходно наведене системске случајеве употребе приказани су на сликама 5.7, 5.8, 5.9, 5.10 и 5.11.

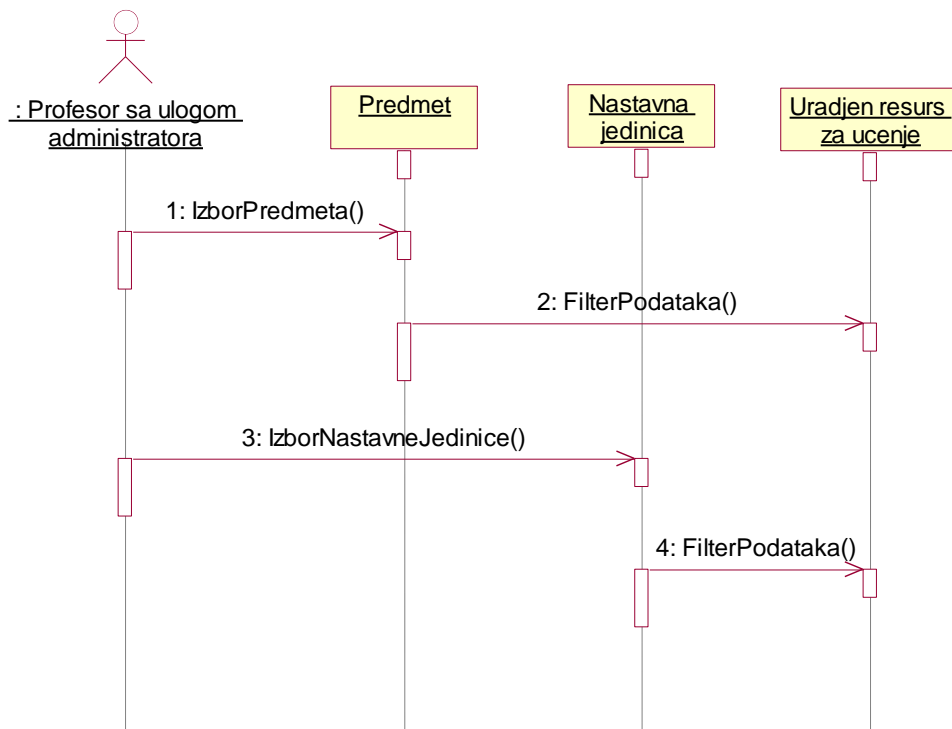
Дијаграми секвенци приказани на сликама 5.7, 5.8, 5.9, 5.10 и 5.11 описују начин на који објекти: Смер, Одељење, МатичнаКњига, Предмет, НаставнаЈединица, УрађенРесурсЗаУчење, Професор, Ученик, Период, Оцена, ПросечнаОценаПредметПериод, ПериодВредновања и АнкетаВредновања, у систему међусобно комуницирају.

Поруке између објеката су следеће:

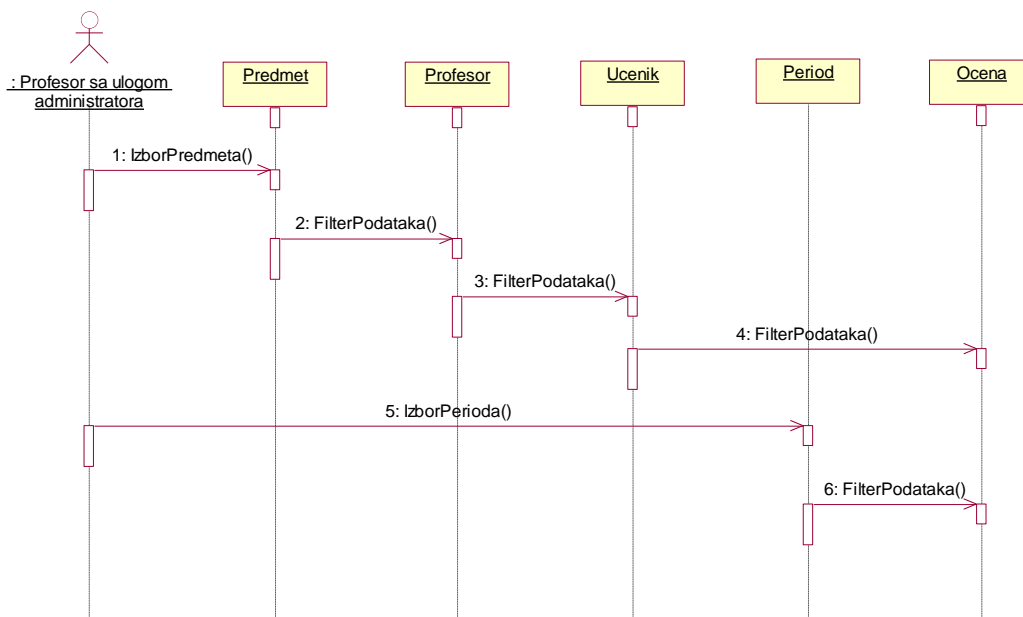
- типа ИзборСмера (), ИзборОдељења(), ИзборПредмета(), ИзборНаставнеЈединице(), ИзборПериода(), ИзборПериодаВредновања(), где се бира објекат посматрања,
- типа ФилтерПодатака (), који омогућава да се сузи избор према претходно изабраном објекту.



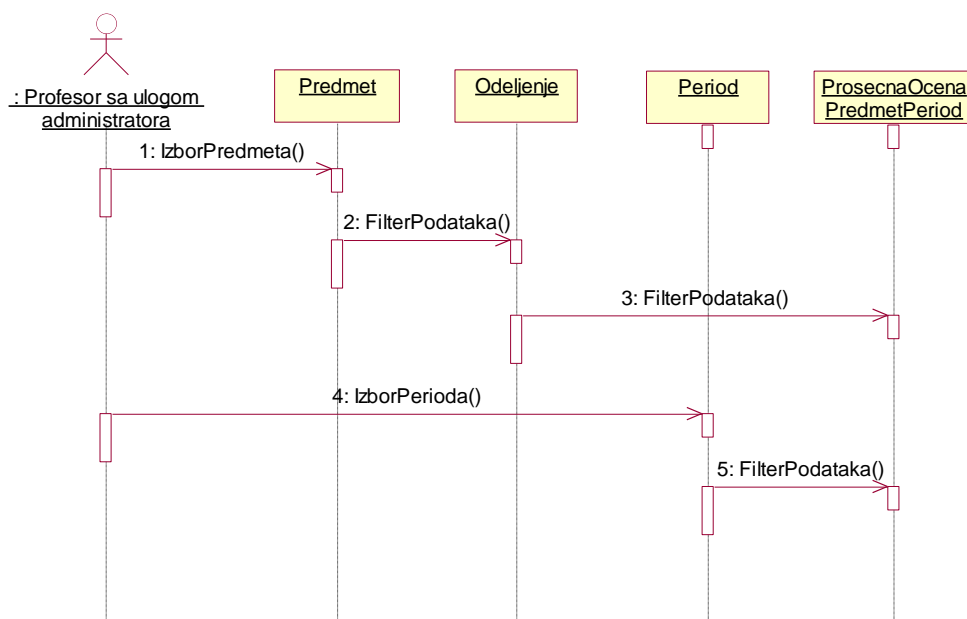
Слика 5.7: Дијаграм секвенци за анализу успеха школовања



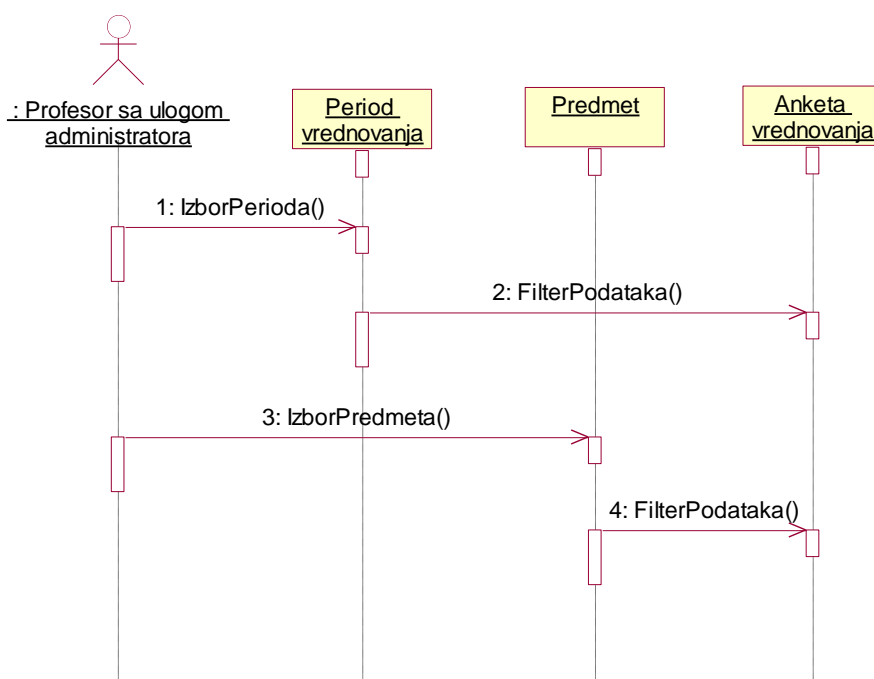
Слика 5.8: Дијаграм секвенци за анализу урађених ресурса за учење



Слика 5.9: Дијаграм секвенци за анализу оцена ученика



Слика 5.10: Дијаграм секвенци за анализу оцена предмета



Слика 5.11: Дијаграм секвенци за анализу вредновања DLS образовања

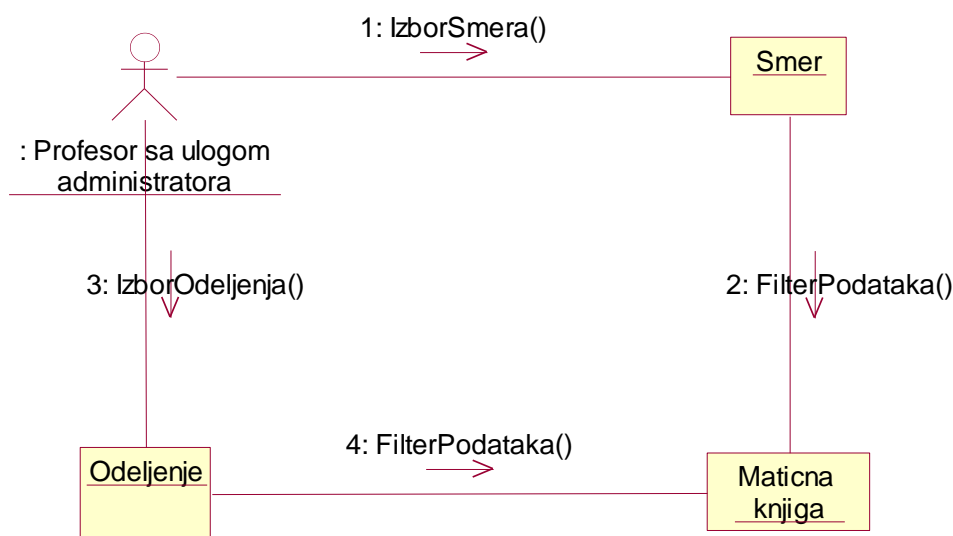
5.3.2 Израда дијаграма сарадње

На дијаграму сарадње поред објеката и порука, приказују се и везе између објеката, што га чини веома сличним дијаграму секвенци. Заправо, већ формиран дијаграм секвенци се може врло једноставно превести у дијаграм сарадње, и обрнуто.

У овом раду приказани су дијаграми сарадње за:

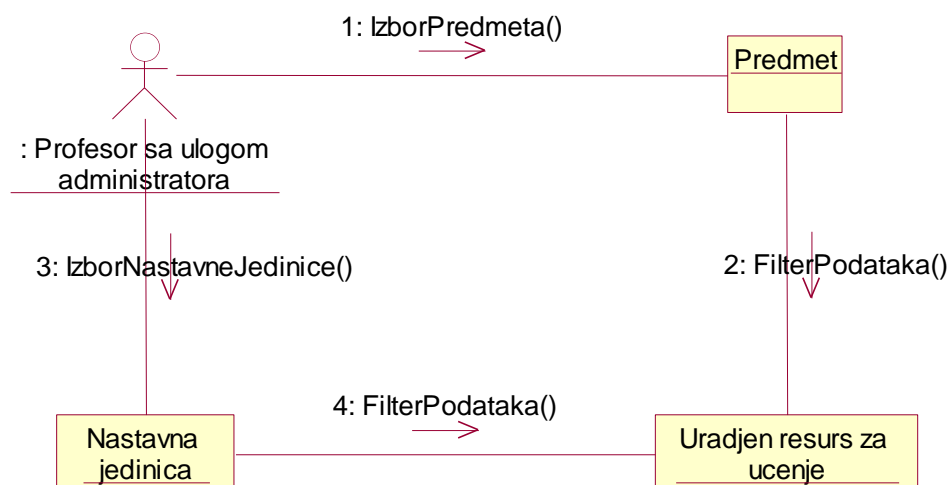
- анализу успеха школовања (слика 5.12);
- анализу урађених ресурса за учење (слика 5.13);
- анализу оцена ученика (слика 5.14) и предмета (слика 5.15); и
- анализу вредновања DLS образовања (слика 5.16).

Дијаграм сарадње описује следећи редослед корака: да би се извршила **анализа успеха школовања**, потребно је изабрати смер (порука 1: ИзборСмера() за објекат Смер), и одељење (порука 3: ИзборОдељења () за објекат Одељење) што ће на основу редоследа корака приказаних на следећој слици извршити избор (операције 2.;4: ФилтерПодатака() за објекат МатичнаКњига) ужег скупа података из матичне књиге.



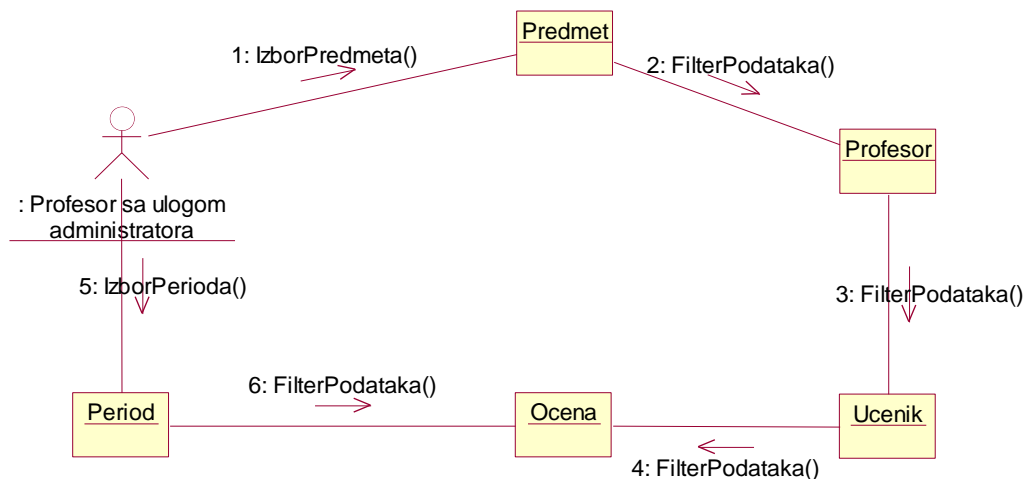
Слика 5.12: Дијаграм сарадње за анализу успеха школовања

Да би се извршила **анализа урађених ресурса за учење**, потребно је изабрати предмет (порука 1. ИзборПредмета () за објекат Предмет), наставну јединицу (порука 3: ИзборНаставнеЈединице () за објекат НаставнаЈединица), што ће на основу редоследа корака приказаних на следећој слици извршити избор (операције 2.;4: ФилтерПодатака () за објекат УрађенРесурсЗаУчење) ужег скупа података из урађених ресурса за учење.



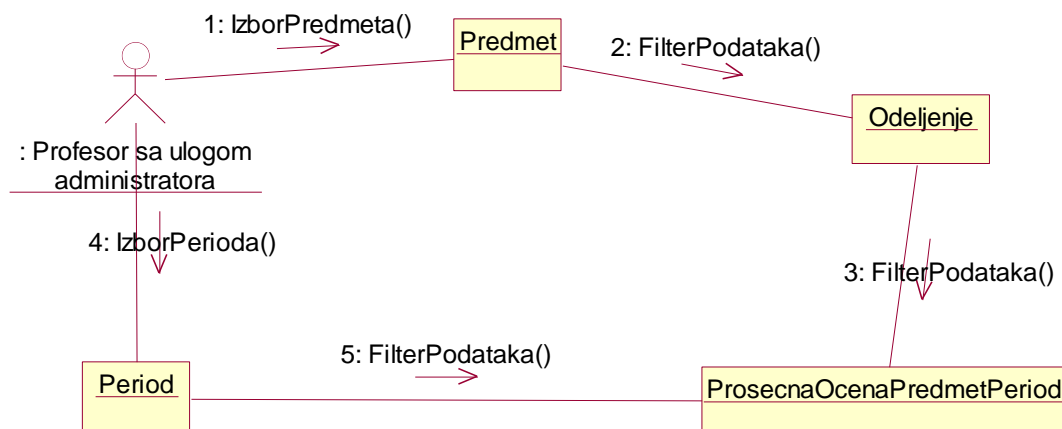
Слика 5.13: Дијаграм сарадње за анализу урађених ресурса за учење

Да би се извршила **анализа оцена ученика**, потребно је изабрати предмет (порука 1: ИзборПредмета () за објекат Предмет), а потом професора (операција 2: ФилтерПодатака () за објекат Професор), изабрати ученика (операција 3: ФилтерПодатака () за објекат Ученик), затим изабрати период (порука 5: ИзборПериода () за објекат Период) да би се на основу редоследа корака приказаних на следећој слици извршио избор (операције 4., 6: ФилтерПодатака () за објекат Оцена) ужег скупа података из оцена.



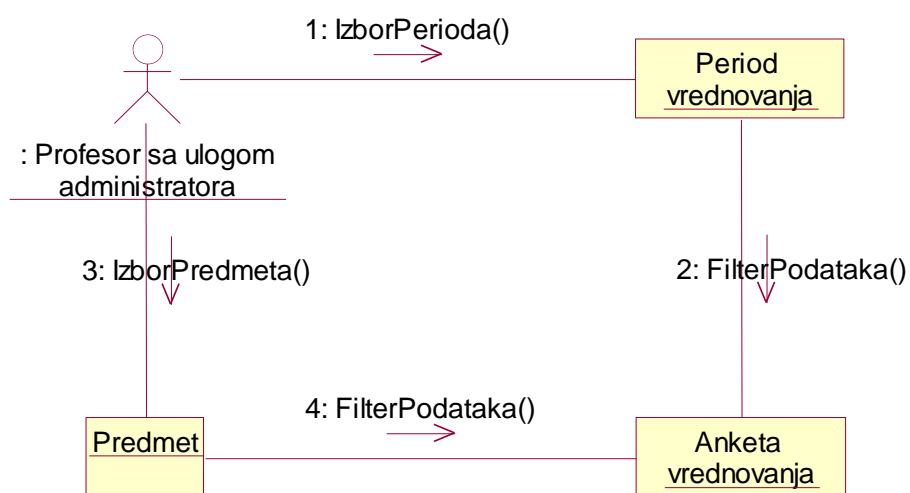
Слика 5.14: Дијаграм сарадње за анализу оцена ученика

Да би се извршила **анализа оцена предмета**, потребно је изабрати предмет (порука 1: ИзборПредмета () за објекат Предмет), одељење (операција 2: ФилтерПодатака () за објекат Одељење), период (операција 4: ИзборПериода () за објекат Период), да би се на основу редоследа корака приказаних на следећој слици извршио избор (операције 3., 5: ФилтерПодатака () за објекат ПросецнаОценаПредметПериод) ужег скупа података из просечне оцене предмета у одређеном периоду.



Слика 5.15: Дијаграм сарадње за анализу оцена предмета

Да би се извршила **анализа вредновања DLS образовања**, потребно је изабрати период вредновања (порука 1. ИзборПериода () за објекат ПериодВредновања), предмет (порука 3: ИзборПредмета() за објекат Предмет), што ће на основу редоследа корака приказаних на следећој слици извршити избор (операције 2.;4: ФилтерПодатака () за објекат АнкетаВредновања) ужег скупа података из анкете вредновања.



Слика 5.16: Дијаграм сарадње за анализу вредновања DLS образовања

ШЕСТИ ДЕО

6 ОБЈЕКТНО ОРИЈЕНТИСАН ДИЗАЈН

У фази објектно оријентисаног дизајна (ООД) се реализују следећи кораци:

- припрема података за аналитичко процесирање (подразумева делимичну реализацију ETL процеса, односно подразумева само екстракцију тј. извлачење и трансформацију података, док се учитавање података у складиште података врши након физичке реализације складишта података у одређеном систему за управљање базом података);
- израда димензионог модела (подразумева денормализацију модела дефинисањем табела чињеница и табела димензија);
- израда дијаграма класа (треба да омогући израду физичког модела аналитичке базе података и евентуално будућег софтвера, тј. интерфејса складишта података).

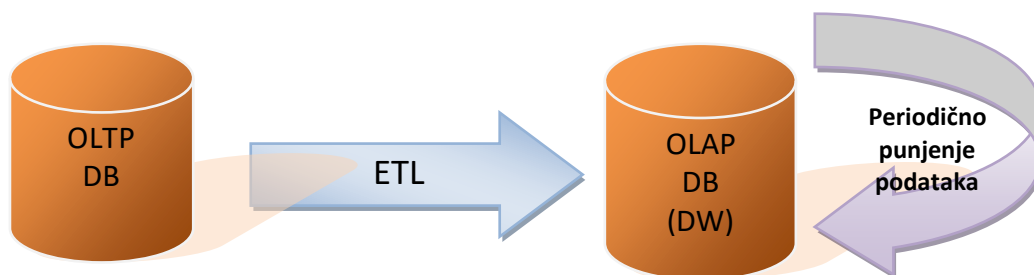
6.1 Припрема података за аналитичко процесирање

Процес екстракције, трансформације и учитавања података (*Extract, Transform, Load, ETL*) је врло важан корак у имплементацији складишта података. Иначе, припрема података за аналитичко процесирање се врши одређеним екстракционо-трансформационим алатима. Припрема података за аналитичко процесирање подразумева реализацију дела ETL процеса, конкретно следеће кораке:

- екстракција података,
- чишћење података, и
- трансформација података.

Најчешће се извлачење података изводи из трансакционе базе података или других извора. Екстракција података је једноставнија операција ако се потребни подаци налазе у једној релационој бази, у супротном може бити прилично комплексна операција. Чишћењем података врши се провера логичких грешака, затим побољшање података и елиминација грешака [Станојевић и Вељовић, 2008а]. Трансформацијом података се постиже да се подаци који се учитавају у складиште података трансформишу у погодан облик.

Екстракција (извлачење), трансформација и учитавање података (ETL) се могу реализовати писањем скрипти у SQL -у. На пример, алат *MS SQL Integration services* омогућава да се SQL скрипте “пишу” у графичком окружењу. Помоћу процеса ETL подаци се извлаче из трансакционе (OLTP) базе података, затим се трансформишу у погодан облик, и коначно се учитавају у складиште података (слика 6.1).



Слика 6.1: Екстракција, трансформација и учитавање података

Иницијалним учитавањем података процес изградње складишта није готов, јер треба осигурати учитавање нових података у неким временским интервалима. Периодично пуњење и освежавање података (енгл. *periodical loading and refreshing data*) може се реализовати, уколико је потребно и свакодневно учитавање нових података у складиште. Након иницијалног пуњења података и осигуравања периодичког освежавања новим подацима, складиште је изграђено [Inmon, 1996; Станојевић и Вељовић, 2008a].

По завршеној припреми података за аналитичко процесирање приступа се изради коначног димензионог модела на основу концептуалног модела дефинисаног у оквиру објектно оријентисане анализе.

6.2 Израда димензионог модела

Израдом димензионог модела, се изводи денормализација модела дефинисањем табела чињеница и табела димензија. Димензионо моделирање је непосредно везано за већ дефинисан концептуални модел који се на овај начин проширује и надграђује [Димитријевић и др., 2007b; Станојевић и Вељовић, 2008a]. Сврха димензионог моделирања је презентовање података у квалитетном облику ради што једноставније реализације анализа података.

У димензионом моделирању, подаци се представљају помоћу мера и димензија, сходно томе постоје две врсте табела: табеле чињеница (*fact table*) и табеле димензија (*dimension table*). Мере су нумерички подаци, на основу којих се доносе одлуке, а ти подаци смештени су у табели чињеница (*fact table*). Димензије одређују у ком контексту ће се посматрати мере и смештене су у табели димензија [Сукновић и Делибашић, 2010].

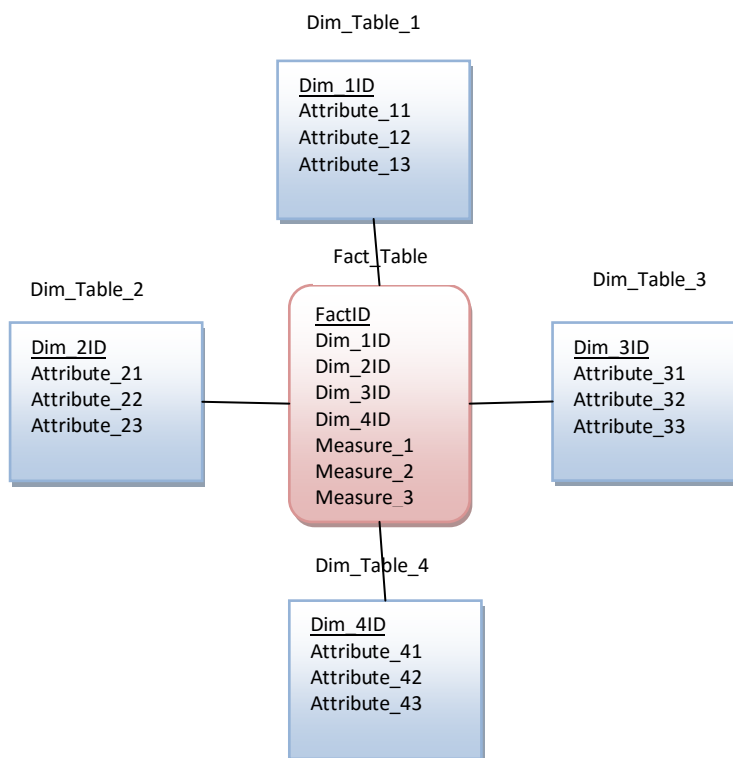
Код пројектовања димензионог модела, чији развој касније треба да доведе до израде складишта података, најчешће се користе следеће шеме:

- звезда (ова шема има једну централну табелу, у којој се чувају мере, то је табела чињеница, и више димензионих табела);
- пахуља (ова шема може да садржи једну или више табела чињеница, за које су везане више табела димензија на које се надовезују, такође табеле димензија, и њене перформансе су лошије од звездасте шеме због сложеније структуре);
- галаксија (ова шема галаксије настаје повезивањем две или више шема звезде, што је чини најсложенијом структуром, чиме се повећава време потребно за добијање извештаја).

Шема звезде је прилично популарна за израду складишта података, а њене предности су:

- обезбеђује краће време одзива на упит јер се смањује број физичких веза између табела;
- модел је једноставан и лако се могу вршити измене. тј лако се може проширити;
- одржавање је релативно једноставно.

Основна карактеристика шеме звезде је да су димензионе табеле денормализоване [Станојевић и Вељовић, 2008a; Захорјански, 2013]. При денормализацији у бази долази до понављања података. Дакле, недостатак шеме звезде је што се повећава редундантност података. Слика 6.2 приказује шему звезде.

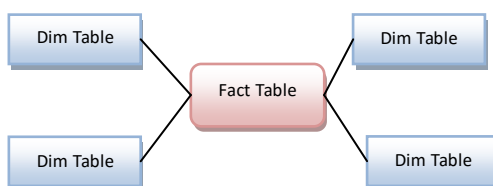


Слика 6.2: Шема звезде

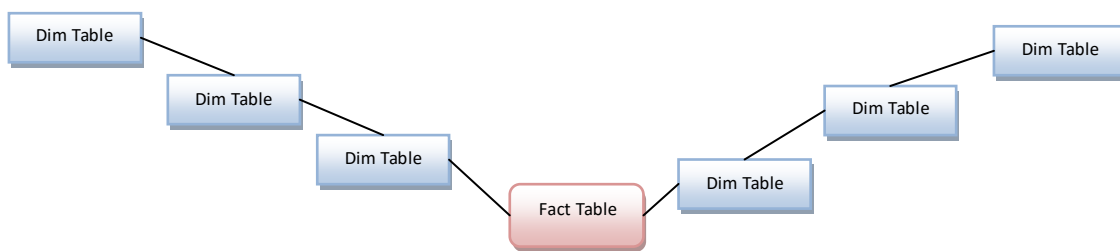
При изради димензионог модела треба обратити пажњу на димензионе табеле које могу садржати спољне кључеве, који су примарни кључеви других димензионих табела. Такве табеле се називају секундарне димензионе табеле (*outrigger tables*). Оне не могу бити у директној вези са табелама чињеница [Станојевић и Вељовић, 2008a].

Шема пахуље је сложенија у односу на шему звезде, чиме се отежава одржавање складишта података. Недостатак шеме пахуље је што се морају креирати додатне везе, које могу погоршати перформансе система. Самим тим, одржавање шеме пахуље је сложеније јер у таквој аналитичкој бази података постоји већи број табела [Станојевић и Вељовић, 2008a; Захорјански, 2013].

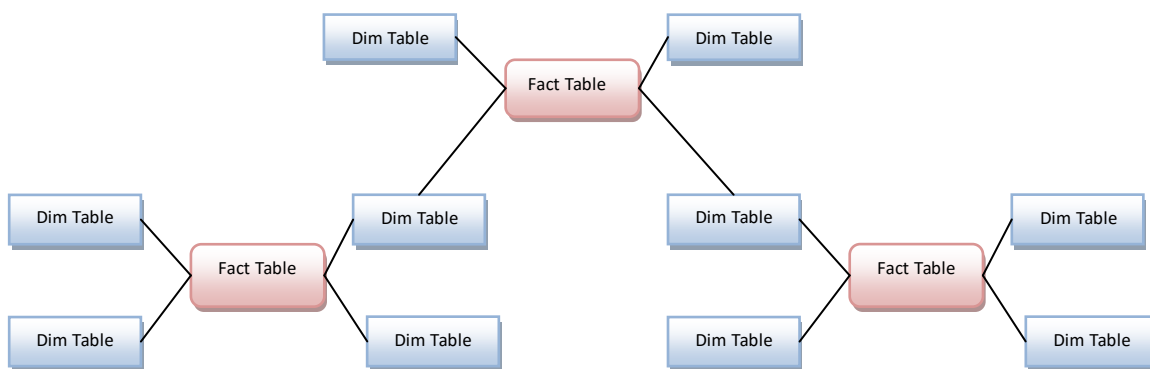
Шема галаксије настаје спајањем више шема звезда. Како би се задовољиле потребе корисника, у случају када се не може креирати модел складишта података који би имао само једну табелу чињеница, тада је потребно повезати две или више шеме звезде [Станојевић и Вељовић, 2008a; Захорјански, 2013]. На слици 6.3 графички су приказана сва три облика шема аналитичких база података: шема звезде, шема пахуље и шема галаксије.



Шема звезде



Шема пахуље

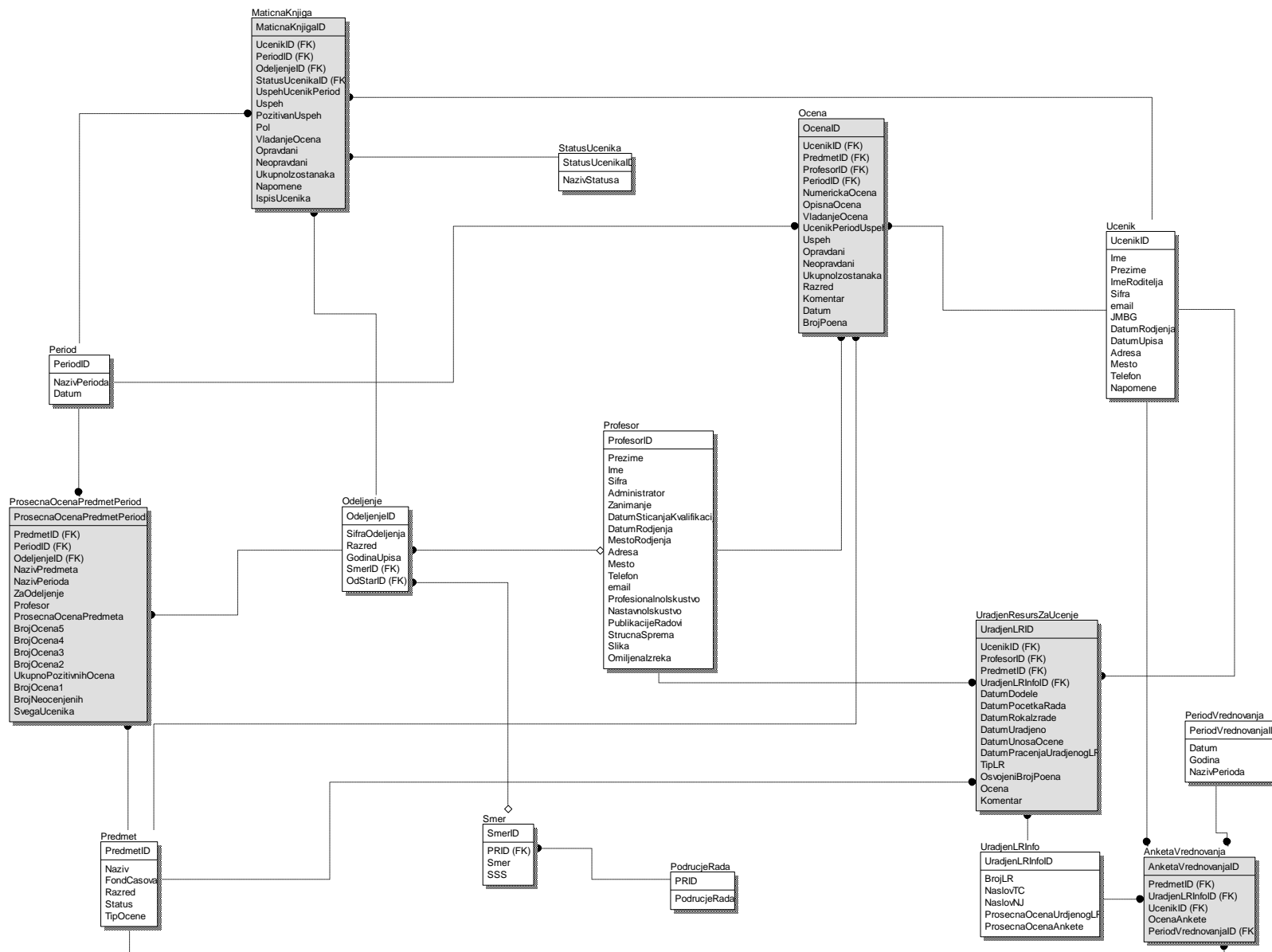


Шема галаксије

Слика 6.3: Шеме звезде, пахуље и галаксије

На основу дефинисаног концептуалног модела, у оквиру објектно оријентисане анализе, даље, у овом раду приступило се изради димензионог модела, тј. настала је шема галаксије аналитичке DLS базе података (слика 6.4).

6 ОБЈЕКТНО ОРИЈЕНТИСАН ДИЗАЈН



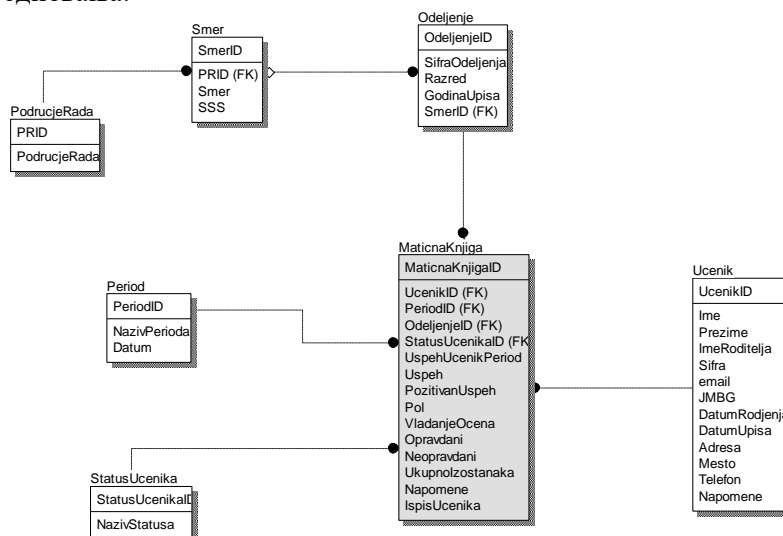
Слика 6.4: Шема галаксије логичког модела DLS складишта података

На димензионим моделима приказане су **табеле чињеница** за потребе:

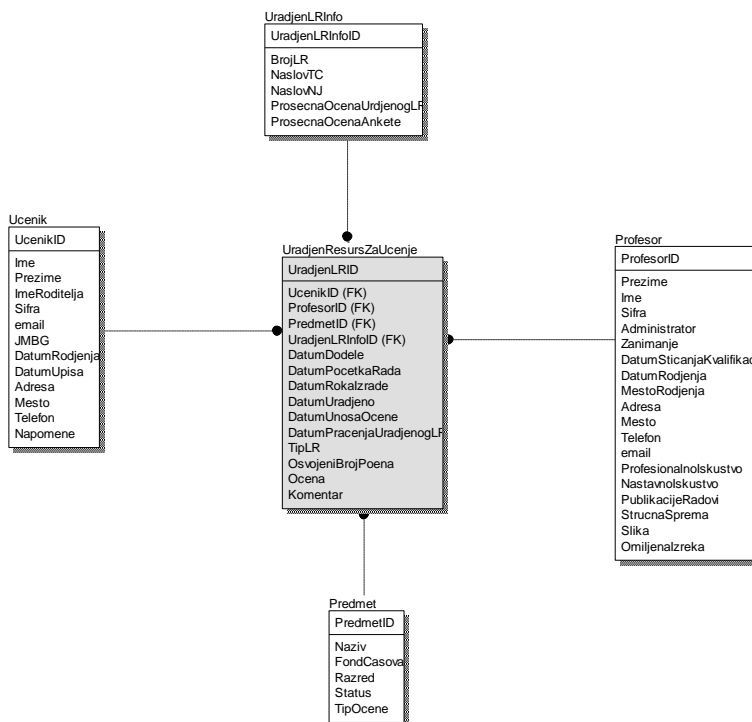
- анализе успеха школовања – **матична књига** (слика 6.5);
- анализе урађених ресурса за учење – **урађен ресурс за учење** (слика 6.6);
- анализе оцена ученика – **оцена** (слика 6.7);
- анализе оцена предмета – **просечна оцена предмет период** (слика 6.8); и
- анализе вредновања DLS образовања – **анкета вредновања** (слика 6.9).

Такође, димензиони модели (слике 6.5, 6.6, 6.7, 6.8 и 6.9) садрже и следеће **табеле димензија**:

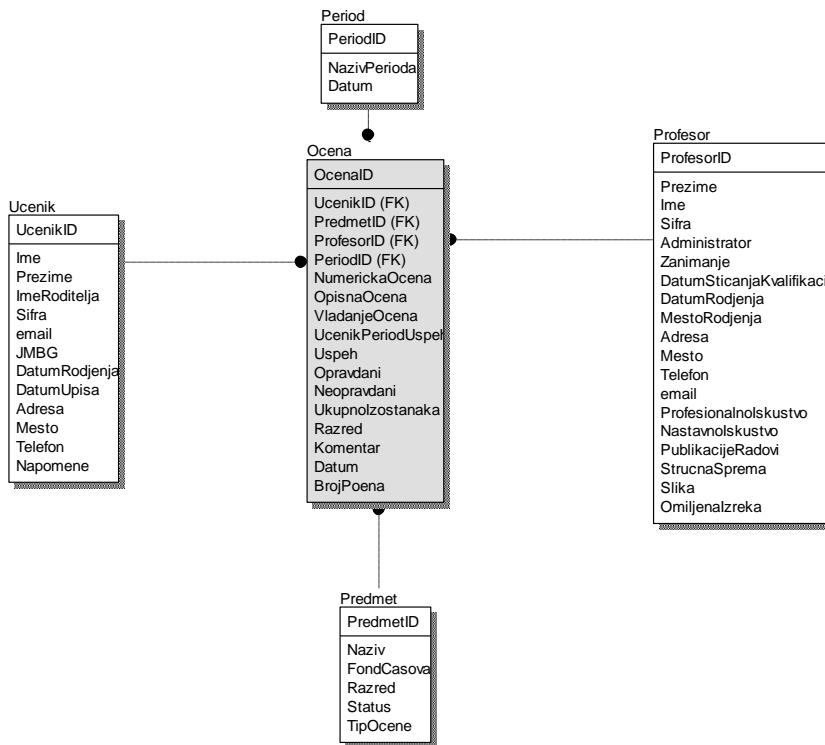
- ученик, одељење, смер, подручје рада, период, статус ученика;
- професор, предмет, урађен LR инфо;
- период вредновања.



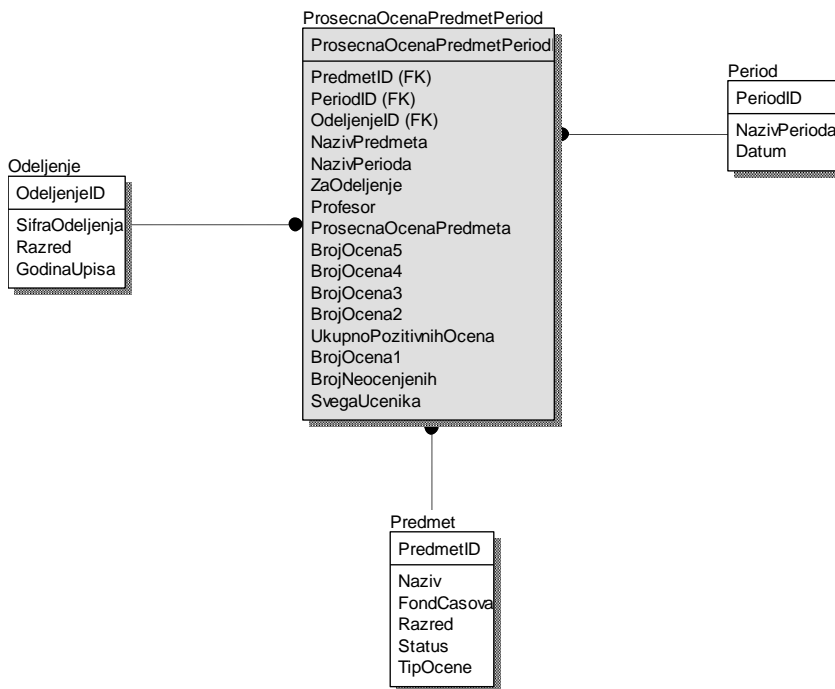
Слика 6.5: Димензион модел за анализу успеха школовања (шема пахуље)



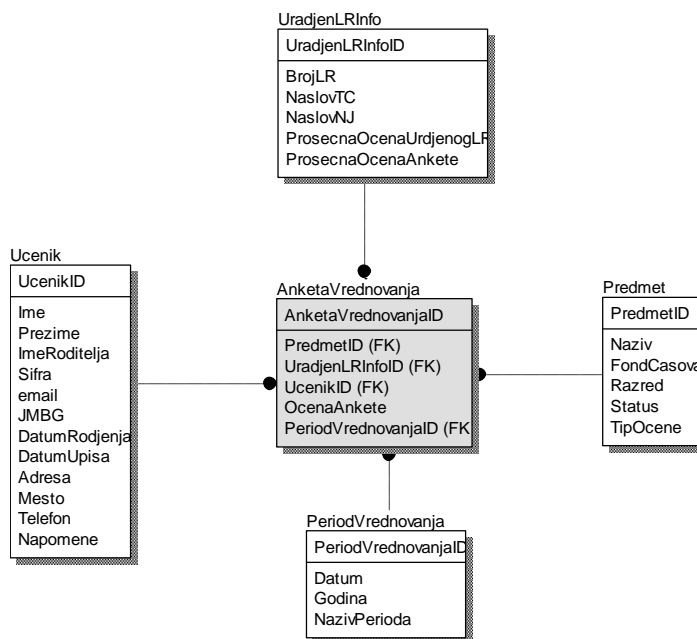
Слика 6.6: Димензион модел за анализу урађених ресурса за учење (шема звезде)



Слика 6.7: Димензион модел за анализу оцена ученика (шема звезде)



Слика 6.8: Димензион модел за анализу оцена предмета (шема звезде)



Слика 6.9: Димензион модел за анализу вредновања DLS образовања (шема звезде)

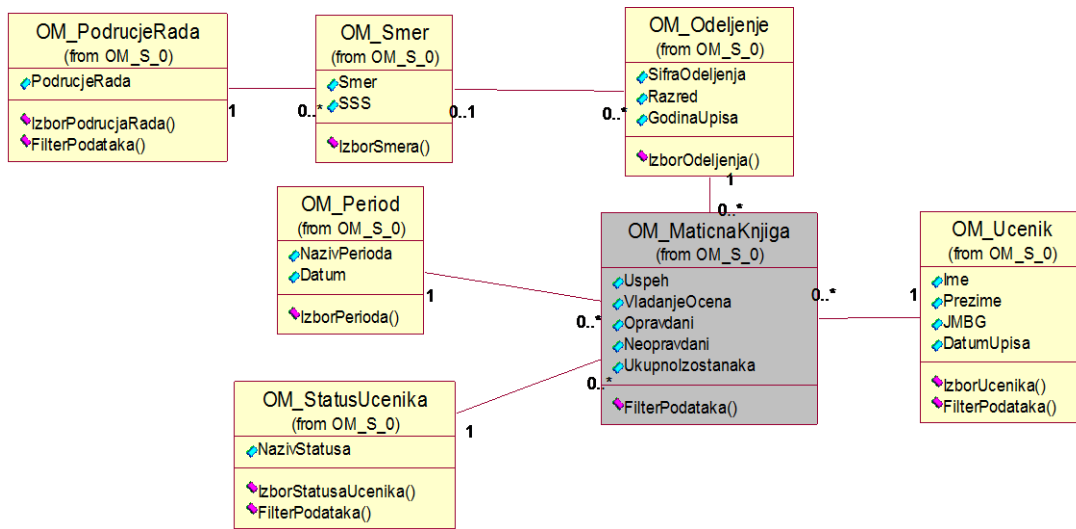
6.3 Израда дијаграма класа

Дијаграм класа се дефинише на основу дефинисаног концептуалног модела и дијаграма интеракције (дијаграм секвенци и дијаграм сарадње) који су већ дефинисани у фази објектно оријентисане анализе (OOA). При изради дијаграма класа потребно је извршити идентификацију свих класа и додати операције анализом дијаграма интеракције. Заправо, концептуални модел треба надградити новим класама са атрибутима, додати операције, и везе између класа [Станојевић и Вељовић, 2008а; Захорјански, 2013]. Формиран, дијаграм класа приказује скуп класа и њихове релације. У фази објектно оријентисаног дизајна (OOD) последња подактивност је израда дијаграма класа, која треба да омогући израду физичког модела аналитичке DLS базе података и евентуално будућег софтвера, тј. интрфејса DLS складишта података.

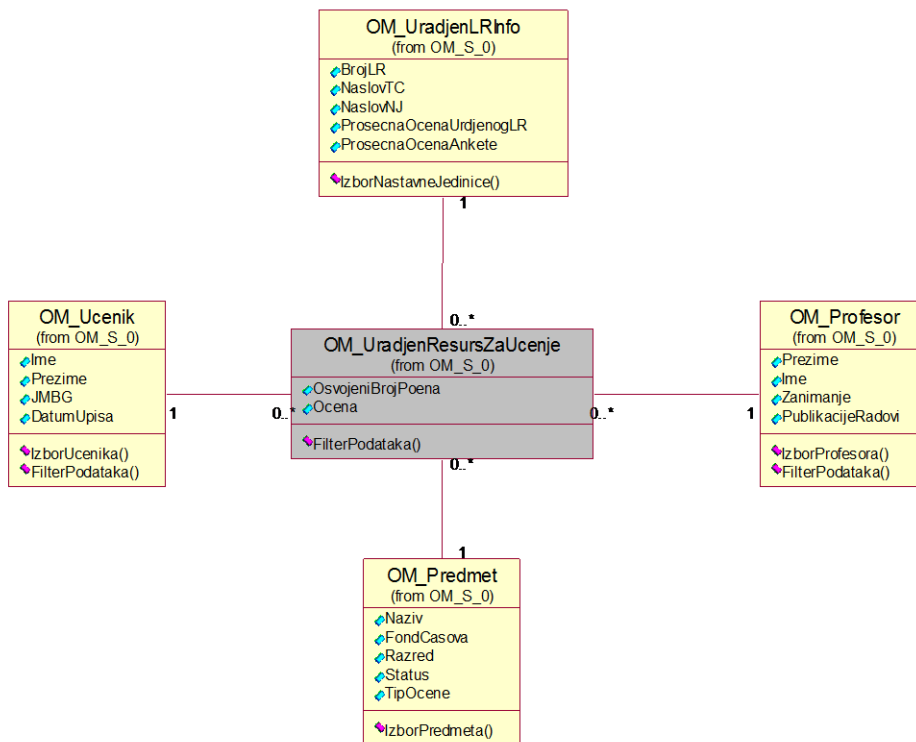
Класа је скуп објеката који имају заједничку структуру и понашање. Објект је примерак класе и има своје атрибуте (особине) и операције (акције). Атрибут је именована особина класе или стање објекта класе. Операција утиче на понашање објекта. Атрибути и операције су заједно груписани у класе и чине чланове одређене класе. Дефинисањем веза између класа обезбеђује се комуникацију између објеката [Вељовић, 2004; Станојевић и Вељовић, 2008а; Захорјански, 2013].

У овом раду су приказани дијаграми класа за:

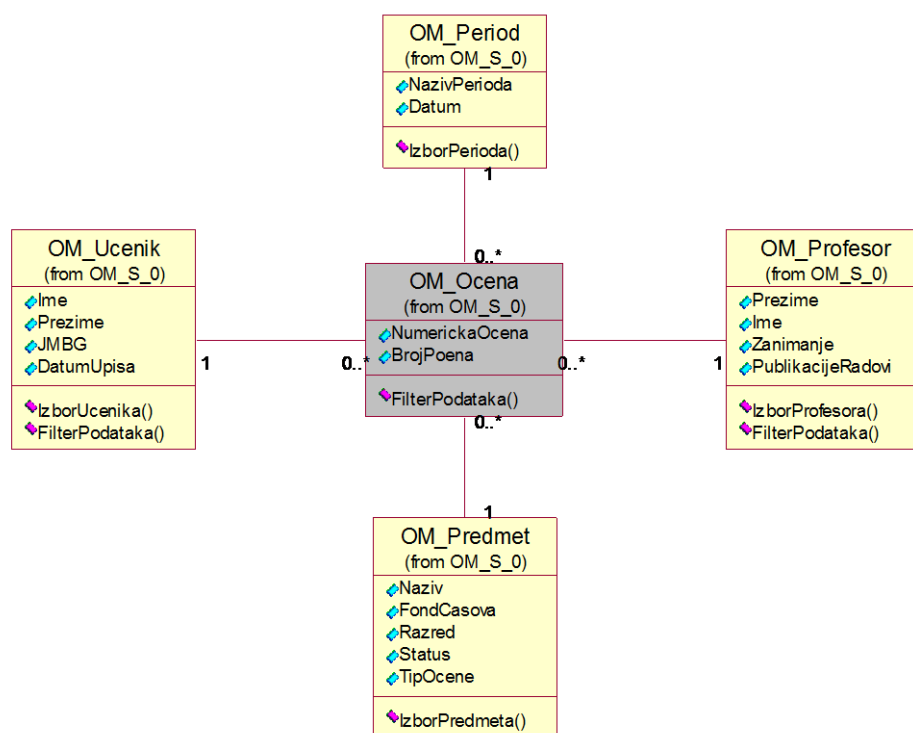
- анализу успеха школовања (слика 6.10);
- анализу урађених ресурса за учење (слика 6.11);
- анализу оцена ученика (слика 6.12);
- анализу оцена предмета (слика 6.13); и
- анализу вредновања DLS образовања (слика 6.14).



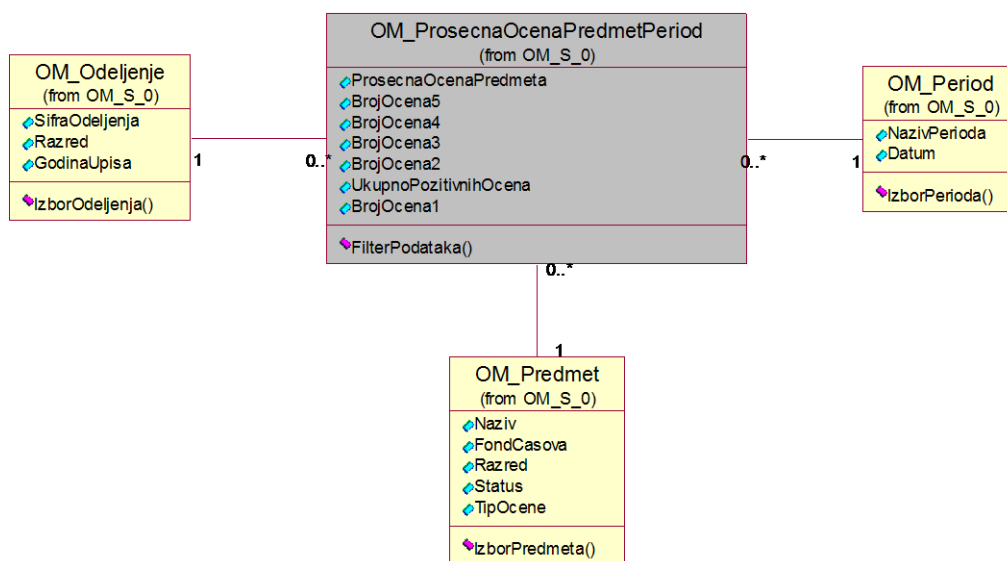
Слика 6.10: Дијаграм класа за анализу успеха школовања



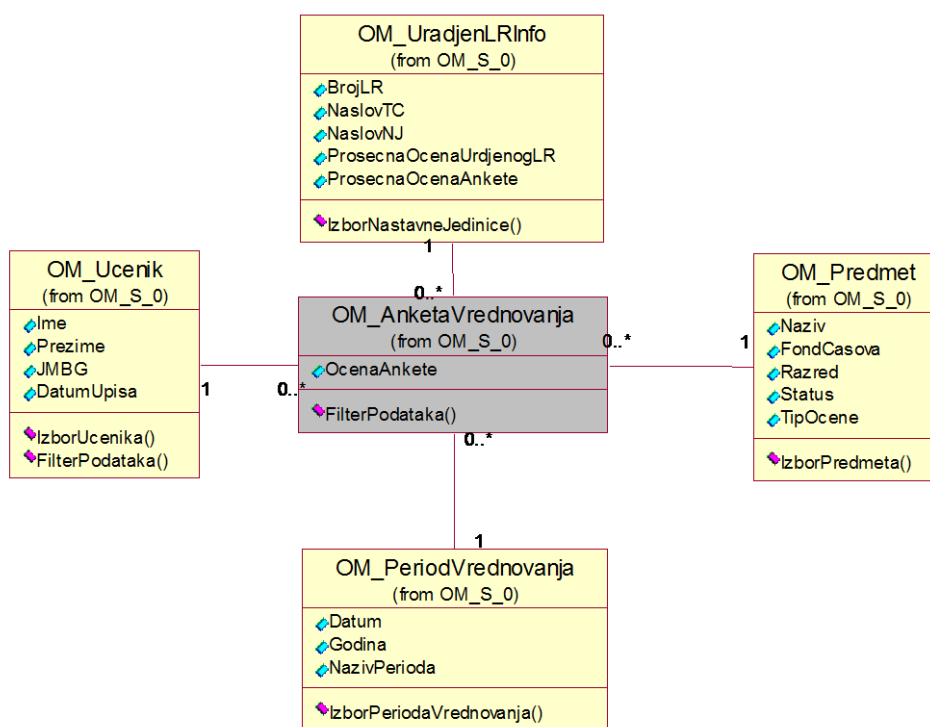
Слика 6.11: Дијаграм класа за анализу урађених ресурса за учење



Слика 6.12: Дијаграм класа за анализу оцена ученика



Слика 6.13: Дијаграм класа за анализу оцена предмета



Слика 6.14: Дијаграм класа за анализу вредновања DLS образовања

Атрибути у дијаграму класа преузети су из димензионог модела, а операције (функције) су дефинисане на основу дијаграма секвенци.

СЕДМИ ДЕО

7 ИМПЛЕМЕНТАЦИЈА

У овом раду су имплементацијом методологије објектно оријентисаног развоја система пословне интелигенције (ООРСПИ) приказани резултати истраживања [Вељовић , 2004; Станојевић и Вељовић, 2008а]. На основу развијеног модела складишта података ауторизованог система за учење на даљину приказ резултата биће дат у облику вишедимензионалне анализе података (OLAP) и Educational Data Mining (EDM) анализа.

Активност имплементација треба да омогући реализацију следећих подактивности:

- израду складишта података;
- припрему анализе података; и
- израду корисничког интерфејса аналитичке DLS базе података.

7.1 Израда складишта података

За имплементацију трансакционе DLS базе података и DLS складишта података, у овом раду, употребљен је SQL Server, као систем за управљање базама података (DBMS). SQL Server садржи мноштво алата који олакшавају рад са складиштима података, а то су алати за екстракцију и трансформацију података (DTS), затим за OLAP (*On-line Analytical Processing*) анализу (OLAP сервер), и алати за визуелни дизајн складишта података [Gunderloy & Sneath, 2001; Станојевић и Вељовић, 2008а].

Израда DLS складишта података реализује се:

- креирањем физичког модела складишта података;
- генерисањем складишта података; и
- читавањем података.

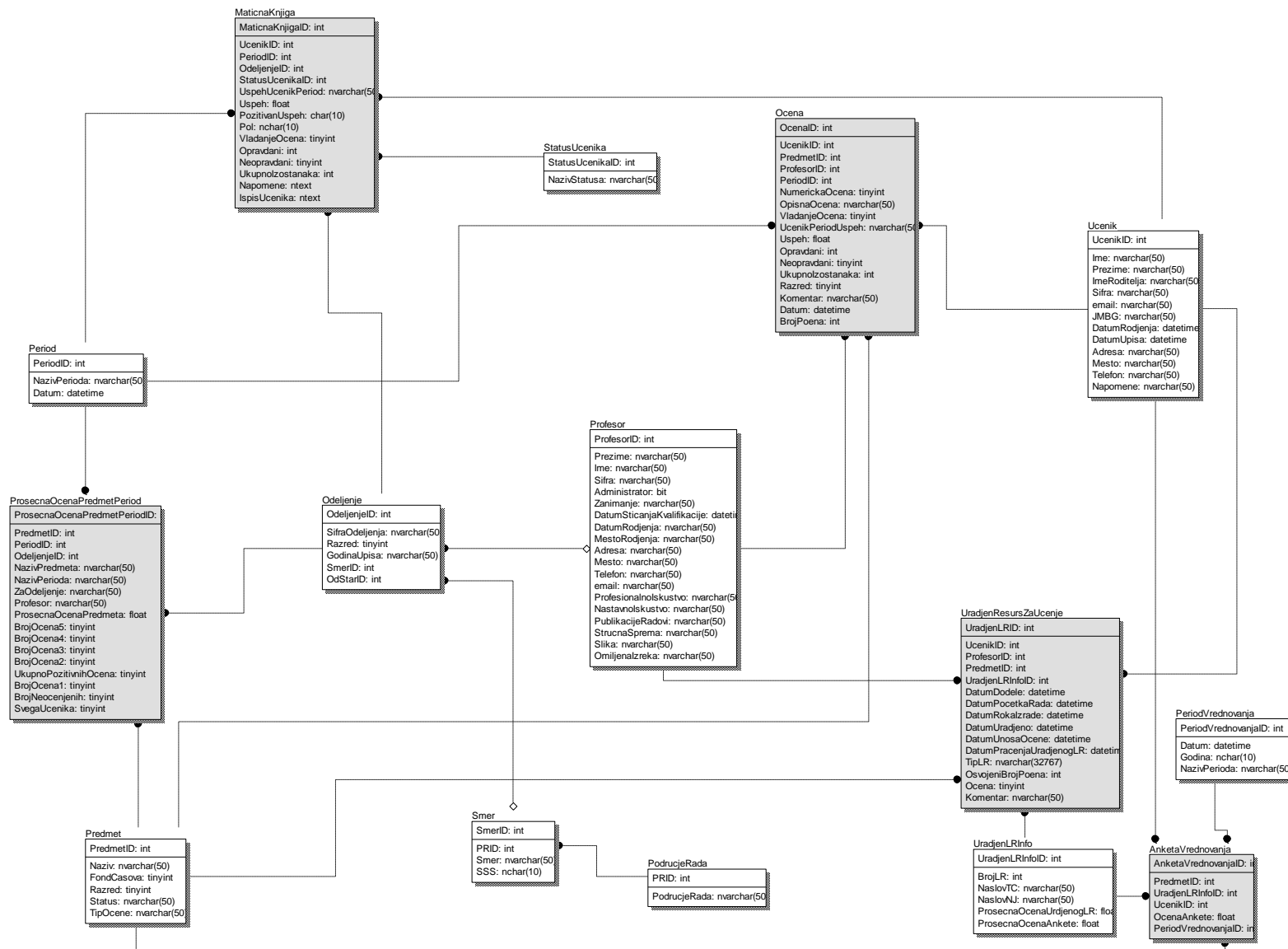
7.1.1 Креирање физичког модела складишта података

Креирање физичког модела складишта података (DW) подразумева генерисање физичких објеката, дефинисање типова веза и дефинисање референцијалног интегритета. Физички модел DLS складишта података је оријентисан релационим базама података и користиће се за креирање шеме базе података. За креирање физичког модела DW искоришћен је CASE алат ERWin, који омогућава остваривање везе између концептуалног (логичког), димензионог и физичког модела [Вељовић и Његуш, 2004; Станојевић и Вељовић, 2008а].

Креирање физичког модела складишта података своди се на превођење логичког модела података у физички модел складишта података и при томе долази до конвертовања: ентитета у табеле, атрибута у колоне и кандидата за кључеве у примарне кључеве [Вељовић и др., 2003; Станојевић и Вељовић, 2008а].

Типови података у DLS складишту података дефинисани су на основу типова података из трансакционе DLS базе података. Физички модел DLS складишта податка приказан је на слици 7.1.

7 ИМПЛЕМЕНТАЦИЈА



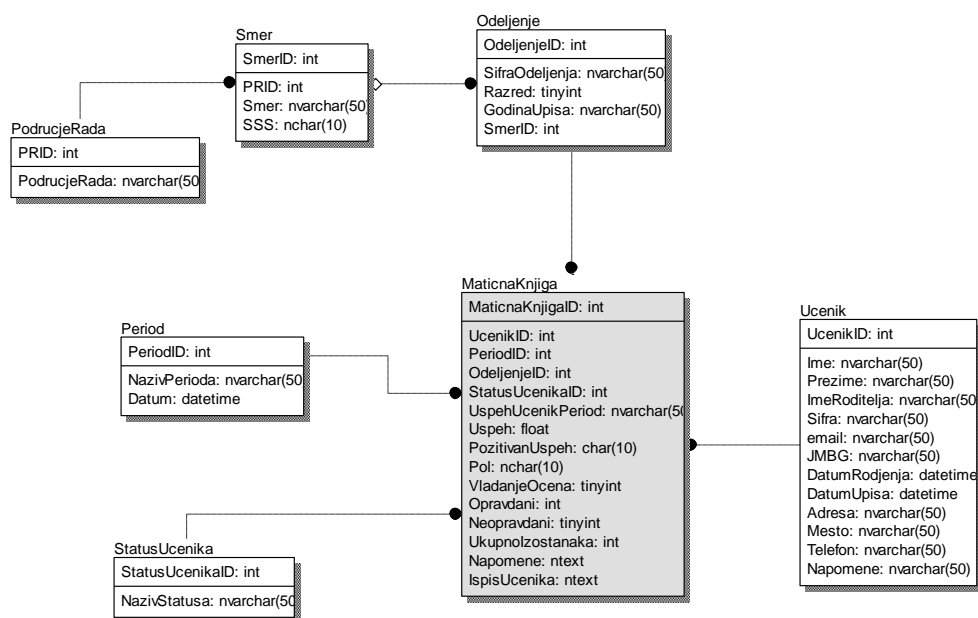
Слика 7.1: Физички модел DLS складишта података

Физички модел DLS складишта података приказан је у виду шеме галаксије, која има следеће елементе:

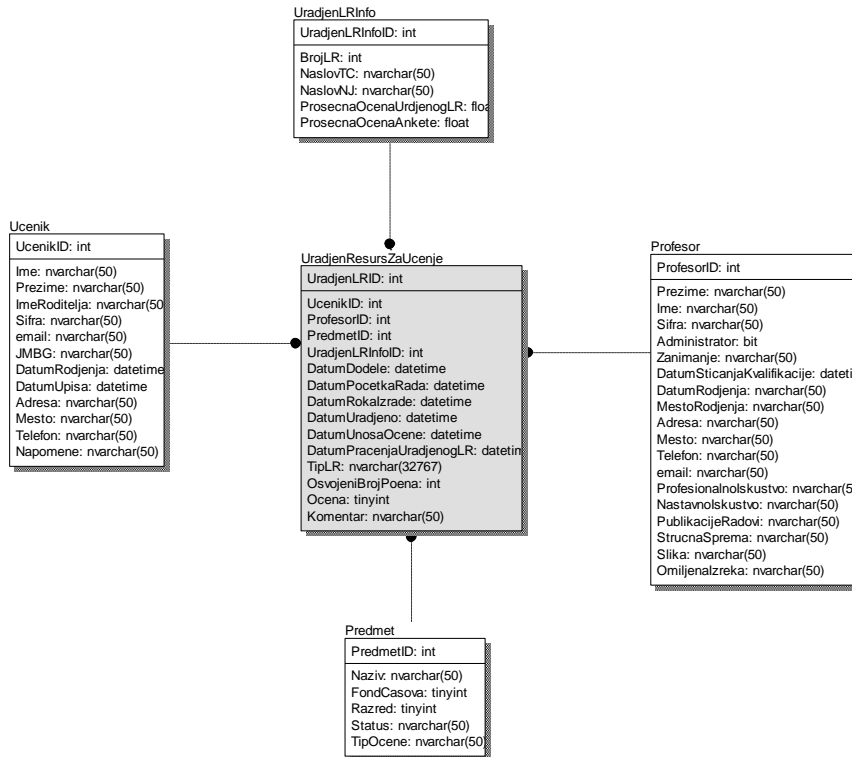
- табеле чињеница: *матична књига, урађен ресурс за учење, оцена, просечна оцена предмет период, анкета вредновања;*
- табеле димензија: *ученик, одељење, смер, подручје рада, период, статус ученика, професор, предмет, урађен LR инфо, период вредновања.*

Физички модели DLS складишта података (слика 7.2, 7.3, 7.4, 7.5 и 7.6) су креирани према претходно дефинисаним системским случајевима употребе:

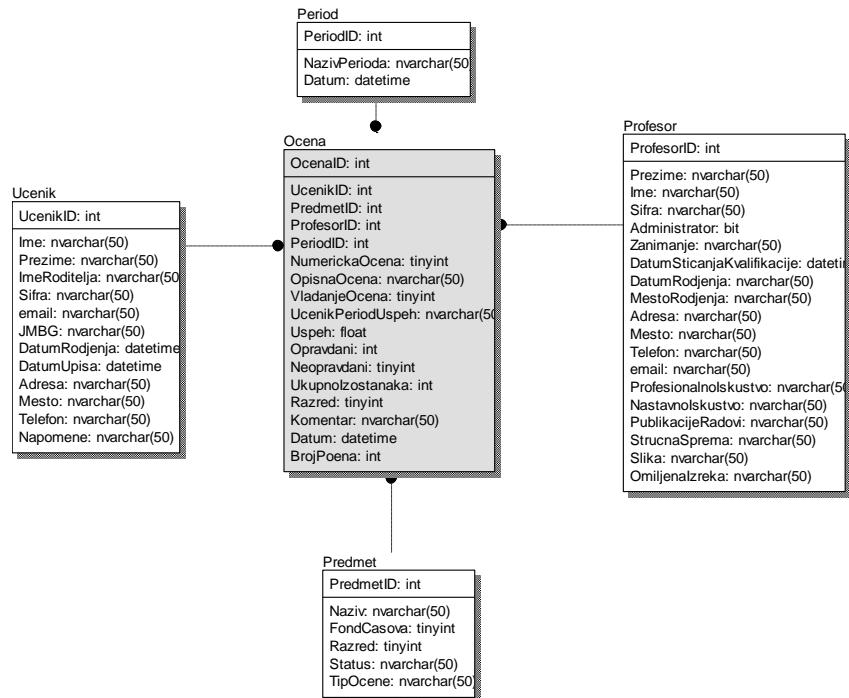
- анализа успеха школовања;
- анализа урађених ресурса за учење;
- анализа оцена ученика;
- анализа оцена предмета; и
- анализа вредновања DLS образовања.



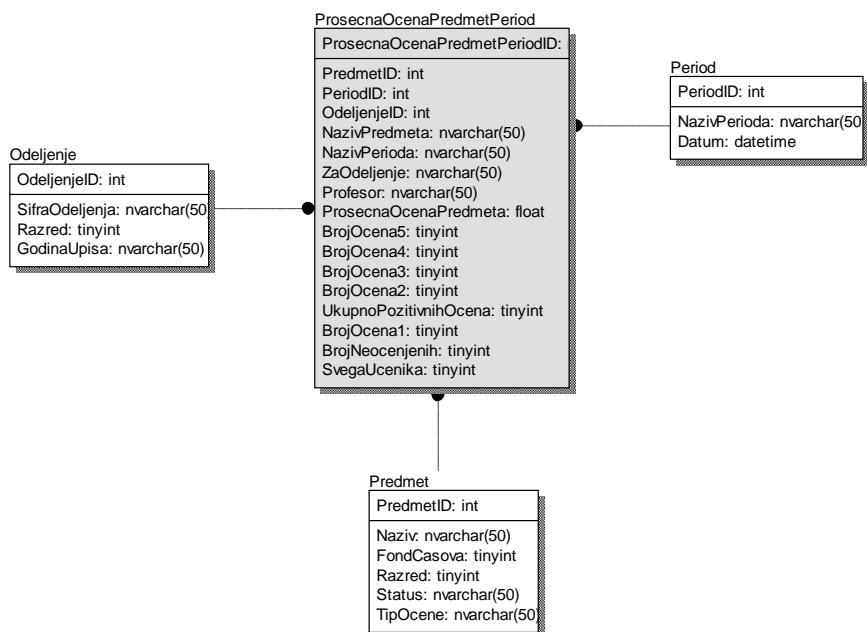
Слика 7.2: Физички модел података за анализу успеха школовања



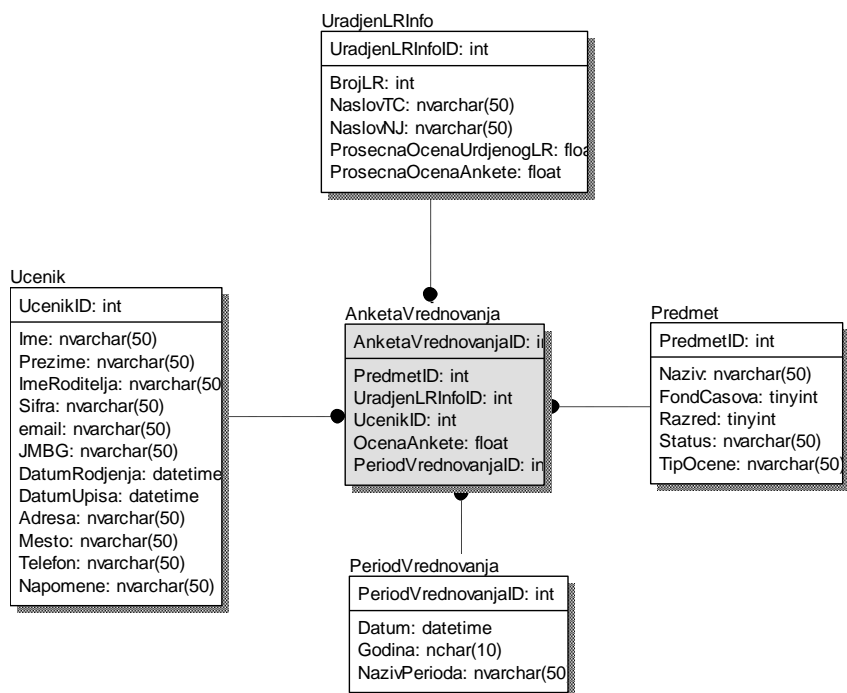
Слика 7.3: Физички модел података за анализу урађених ресурса за учење



Слика 7.4: Физички модел података за анализу оцена ученика



Слика 7.5: Физички модел података за анализу оцена предмета



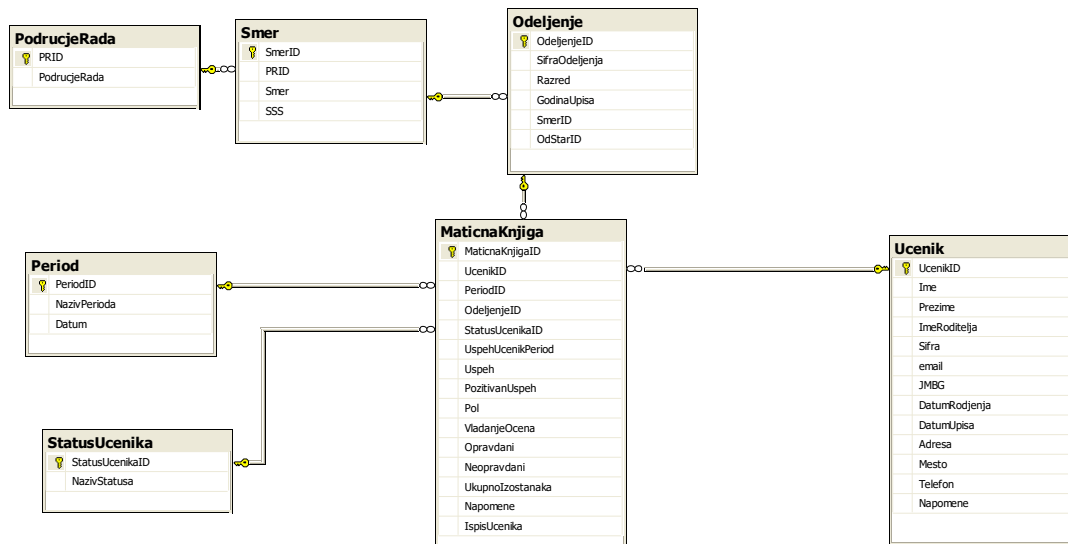
Слика 7.6: Физички модел података за анализу вредновања DLS образовања

7.1.2 Генерисање складишта података

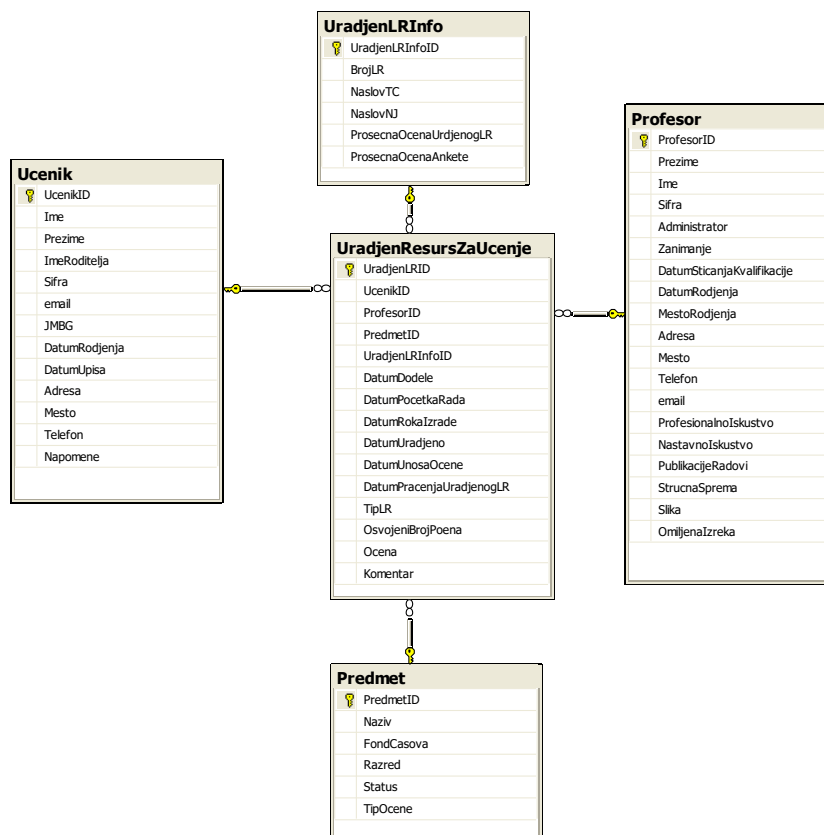
Генерисање DLS складишта података реализовано је у SQL Server-у. Генерисање сваке базе па и аналитичке базе података изводи се коришћењем језика за дефинисање података *Data Definition Language (DDL)* за релационе базе података [Devlin, 1996; Вељовић и Његуш, 2004; Станојевић и Вељовић, 2008a]. Искључиво након изгенерисаног складишта података, у њега се могу учитати подаци. Генерисање складишта података је физичка реализација шеме аналитичке базе података.

У овом раду приказана је физичка реализација DLS складишта података за:

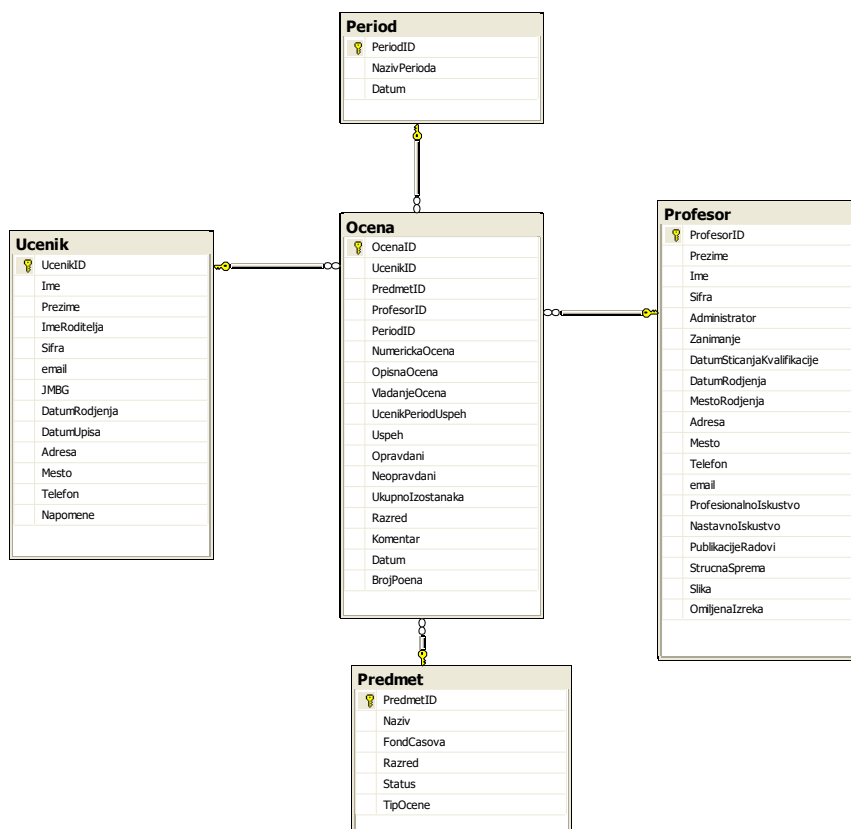
- анализу успеха школовања (слика 7.7);
- анализу урађених ресурса за учење (слика 7.8);
- анализу оцена ученика (слика 7.9);
- анализу оцена предмета (слика 7.10); и
- анализу вредновања DLS образовања (слика 7.11).



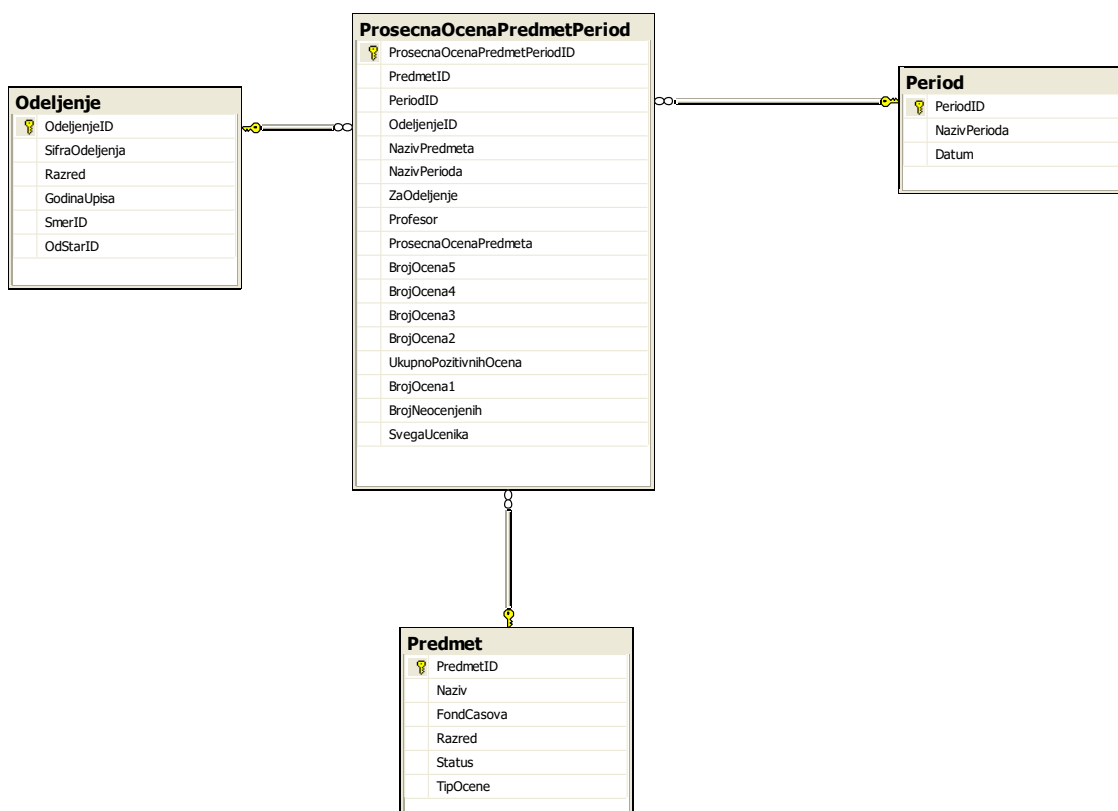
Слика 7.7: Физичка реализација складишта података у SQL Server-у за анализу успеха школовања



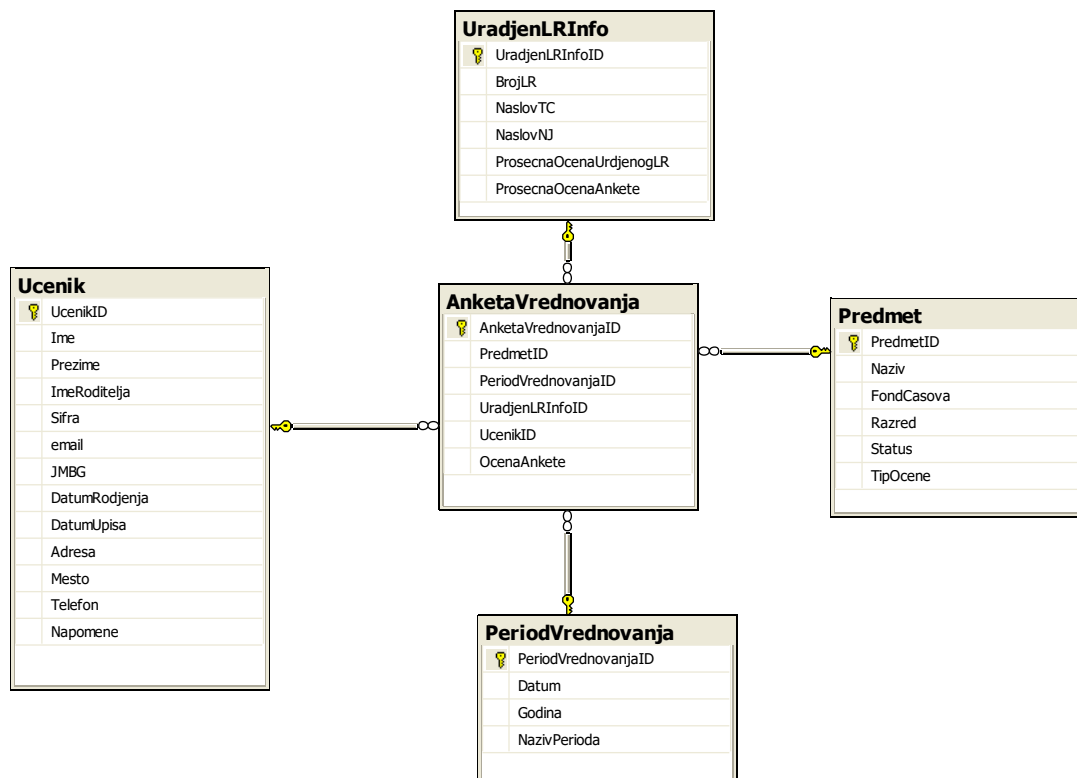
Слика 7.8: Физичка реализација складишта података у SQL Server-у за анализу урађених ресурса за учење



Слика 7.9: Физичка реализација складишта података у SQL Server-у за анализу оцена ученика



Слика 7.10: Физичка реализација складишта података у SQL Server-у за анализу оцена предмета



Слика 7.11: Физичка реализација складишта података у SQL Server-у за анализу вредновања DLS образовања

7.1.3 Учитавање података

Подаци за OLAP анализе прикупљени су из:

- докумената у папирном издању (попут дневника, матичних књига ученика, за OLAP анализе: успеха школовања, оцена ученика и оцена предмета);
- трансакционе DLS базе података (за OLAP анализу урађених ресурса за учење);
- електронске анкете реализоване преко званичног сајта школе (за OLAP анализу вредновања DLS образовања).

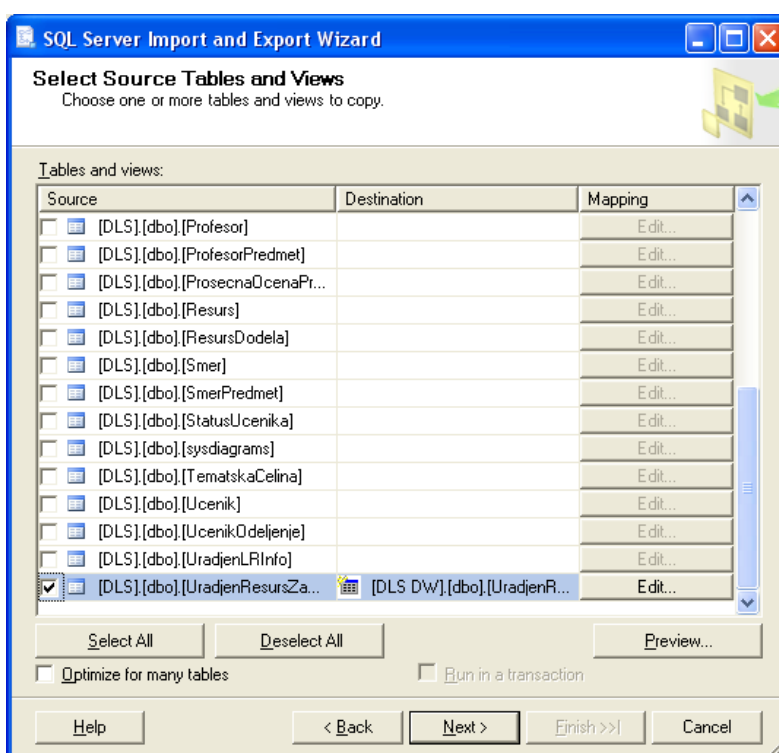
Дакле, претходно наведене ставке су заправо извори података за OLAP и EDM анализе реализоване у овом раду. С тим што је значајно напоменути да су подаци из докумената у папирном издању прво унесени у Excel табеле, тј. пребачени у електронску форму, па затим увожени у табеле DLS складишта података.

Након изгенерисаног складишта података могу се учитати потребни подаци у DLS складиште података. За потребе учитавања података из DLS базе у DLS DW искоришћен је Export Wizard MS SQL Server-а. Први корак је избор извора података, односно табеле (из трансакционе DLS базе) из које се преузимају подаци и одредишне табеле, односно табеле (у аналитичкој бази) у коју се учитавају подаци [Gardner, 1998; Станојевић и Вељовић, 2008а]. Из трансакционе DLS базе (у DLS складиште података) учитани су подаци из следећих табела:

- UradjenResuursZaUcenje (табела чињеница, за потребе 2. анализе урађених ресурса за учење);
- UradjenLRInfo (табела димензија, за потребе 2. анализе урађених ресурса за учење);
- Profesor (табела димензија, за потребе 2. анализе урађених ресурса за учење и за потребе 3. анализе оцена ученика);

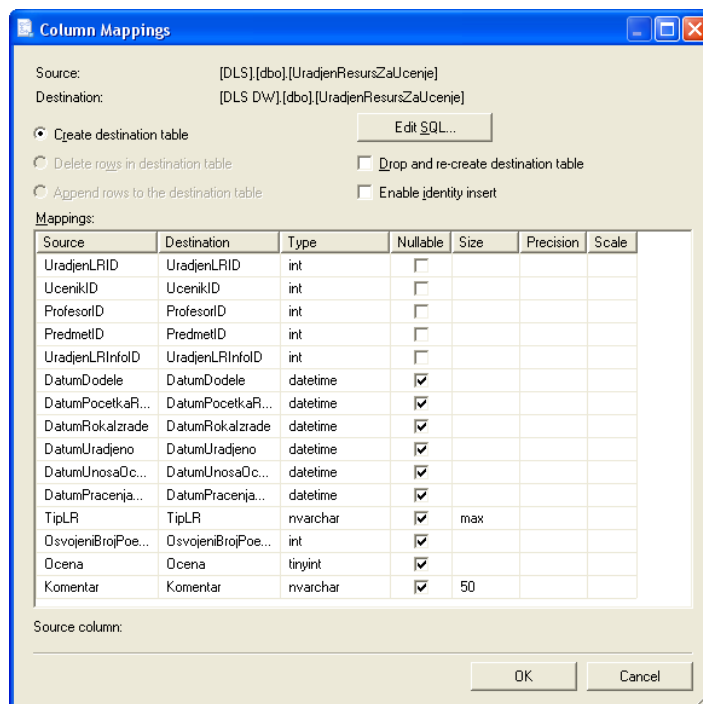
- Ucenik (табела дидмензија, за потребе 1. анализе успеха школовања, за потребе 2. анализе урађених ресурса за учење, за потребе 3. анализе оцена ученика и за потребе 5. анализе вредновања DLS образовања);
- Odeljenje (табела дидмензија, за потребе 1. анализе успеха школовања и за потребе 4. анализе оцена предмета);
- Smer (табела дидмензија, за потребе 1. анализе успеха школовања);
- PodrucjeRada (табела дидмензија, за потребе 1. анализе успеха школовања);
- Predmet (табела дидмензија, за потребе 2. анализе урађених ресурса за учење, за потребе 3. анализе оцена ученика, за потребе 4. анализе оцена предмета и за потребе 5. анализе вредновања DLS образовања).

На слици 7.12 приказан је пример повезивања табеле Урађен ресурс за учење из трансакционе DLS базе података са табелом Урађен ресурс за учење у DLS складишту података.



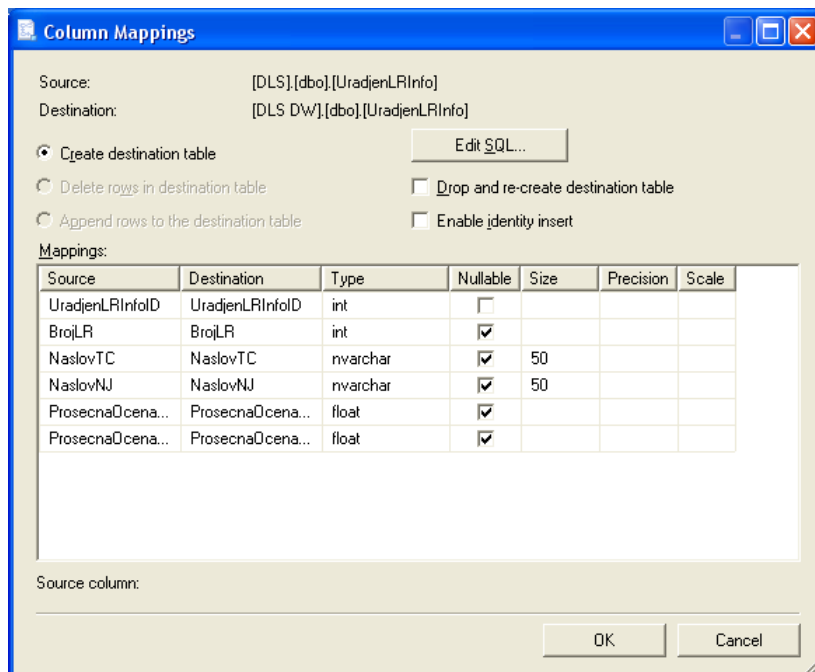
Слика 7.12: Повезивање табеле из DLS базе података са табелом чињеница у DLS складишту података

Учитавање података у складиште података је заправо мапирање колона из одређене табеле трансакционе DLS базе са колонама одређене табеле чињеница или димензија у DLS складишту података. На слици 7.13 приказано је мапирање колона за табелу чињеница Урађен ресурс за учење.

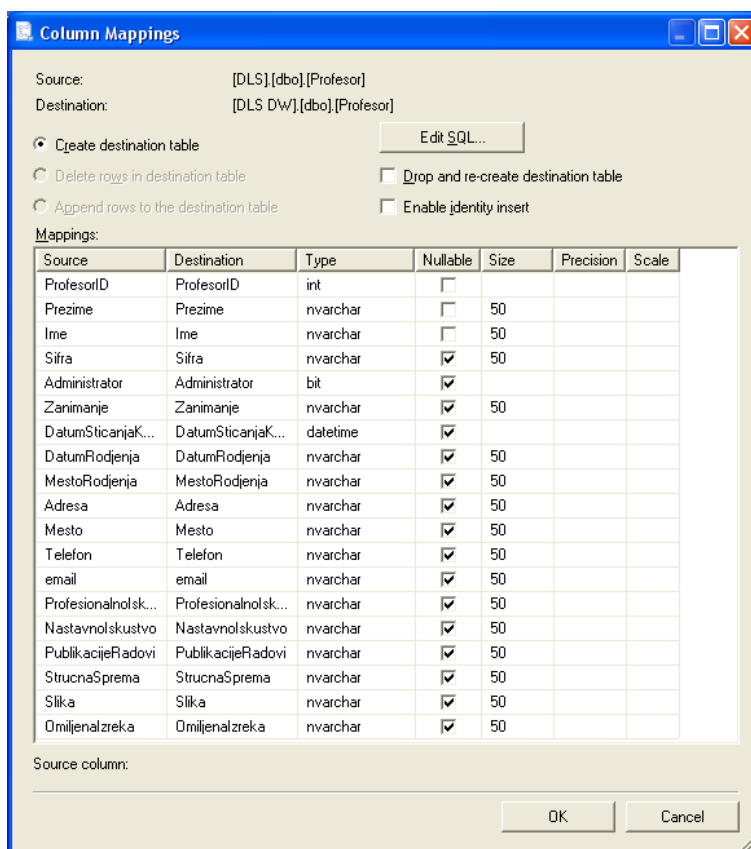


Слика 7.13: Учитавање података из DLS базе података у табелу чињеница у DLS складишту података

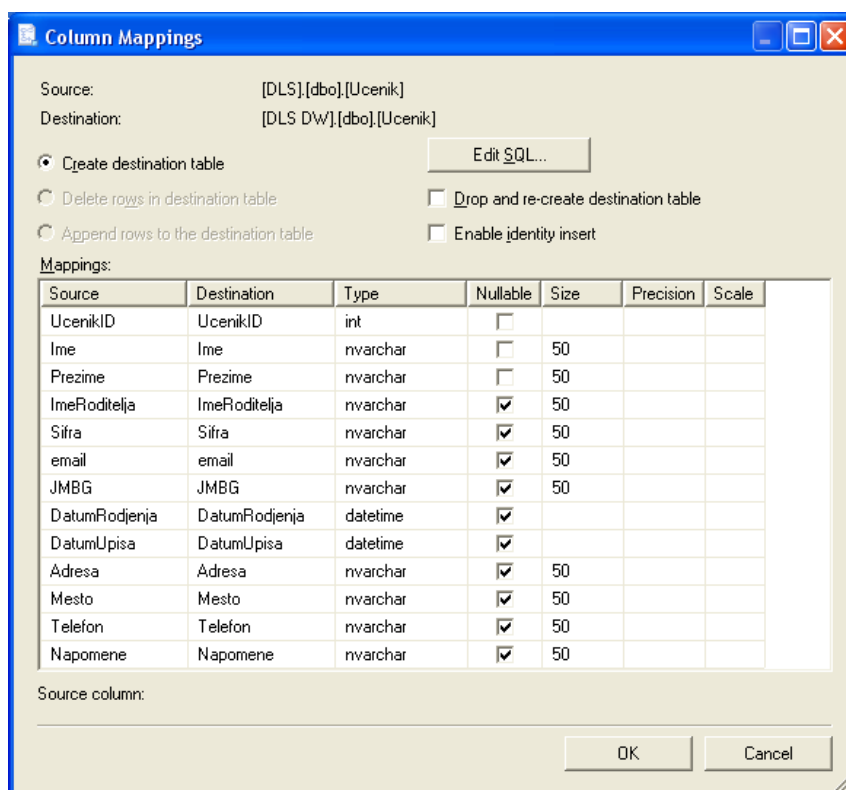
У наставку рада приказано је мапирање колона у табелама: UradjenLRInfo (слика 7.14), Profesor (слика 7.15), Ucenik (слика 7.16), Odeljenje (слика 7.17), Smer (слика 7.18), PodrucjeRada (слика 7.19), Predmet (слика 7.20) из трансакционе DLS базе података са истоименим табелама у DLS складишту података.



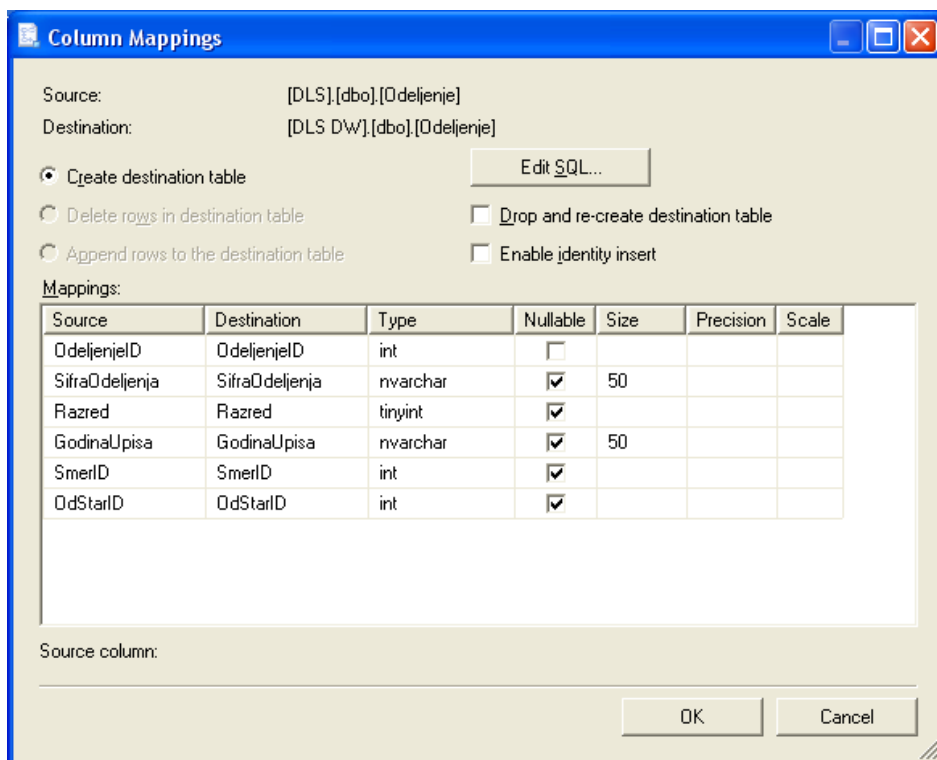
Слика 7.14: Учитавање података из DLS базе података у табелу димензија UradjenLRInfo у DLS складиште података



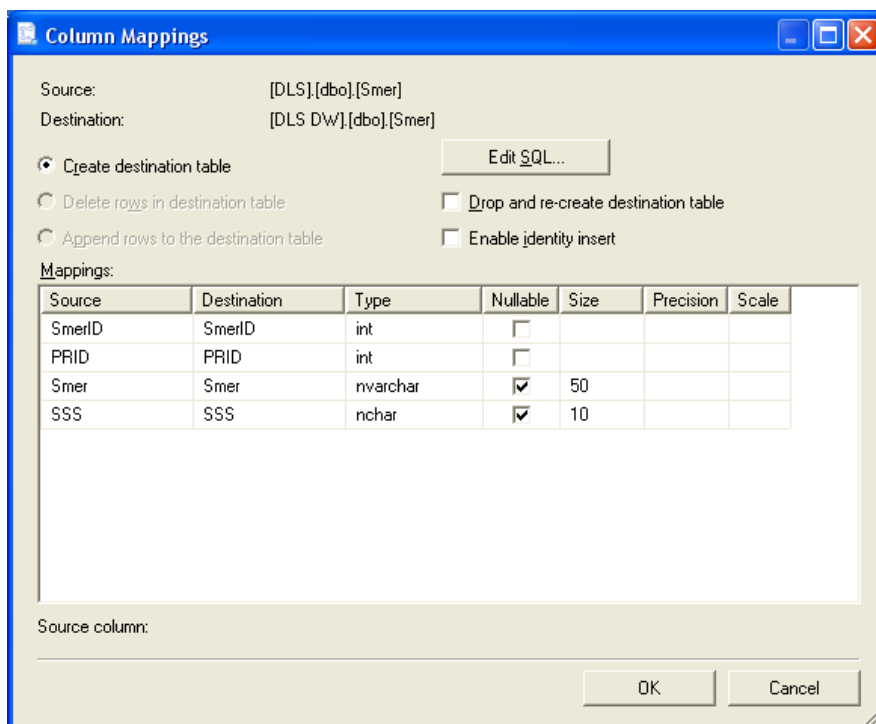
Слика 7.15: Учитавање података из DLS базе података у табелу димензија Profesor у DLS складиште података



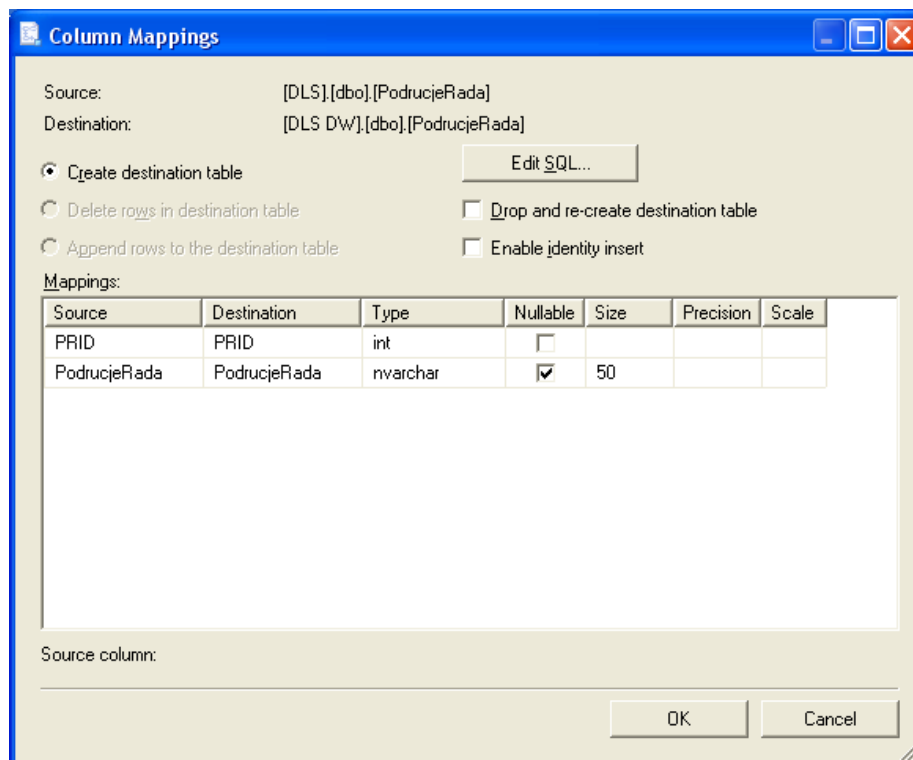
Слика 7.16: Учитавање података из DLS базе података у табелу димензија Ucenik у DLS складиште података



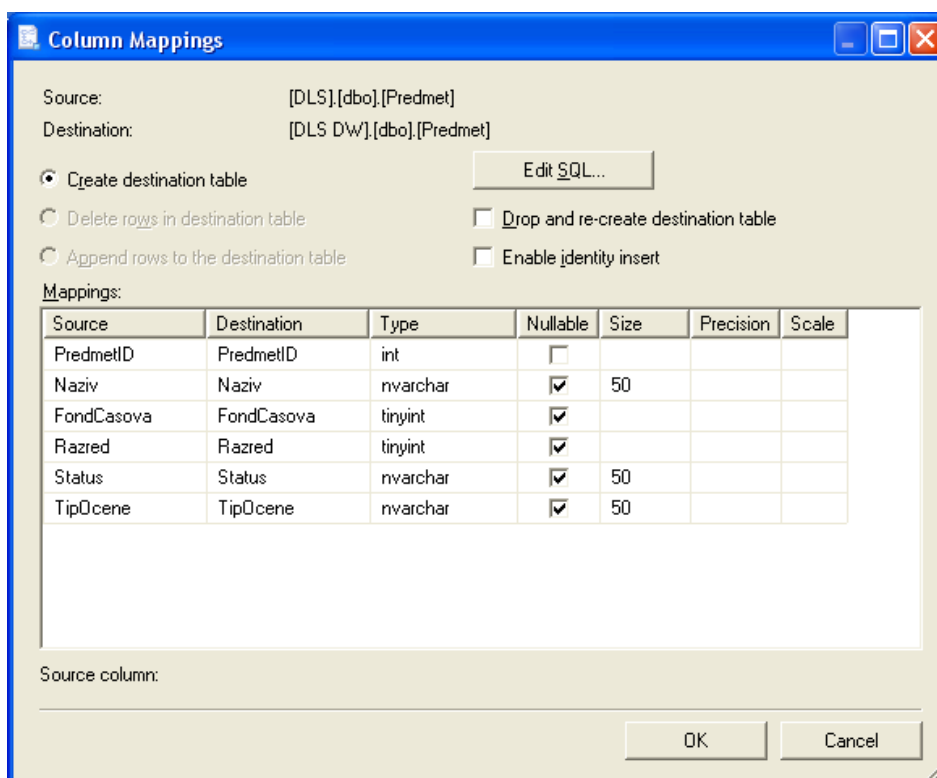
Слика 7.17: Учитавање података из DLS базе података у табелу димензија Odeljenje у DLS складиште података



Слика 7.18: Учитавање података из DLS базе података у табелу димензија Smer у DLS складиште података



Слика 7.19: Учитавање података из DLS базе података у табелу димензија PodrucjeRada у DLS складиште података



Слика 7.20: Учитавање података из DLS базе података у табелу димензија Predmet у DLS складиште података

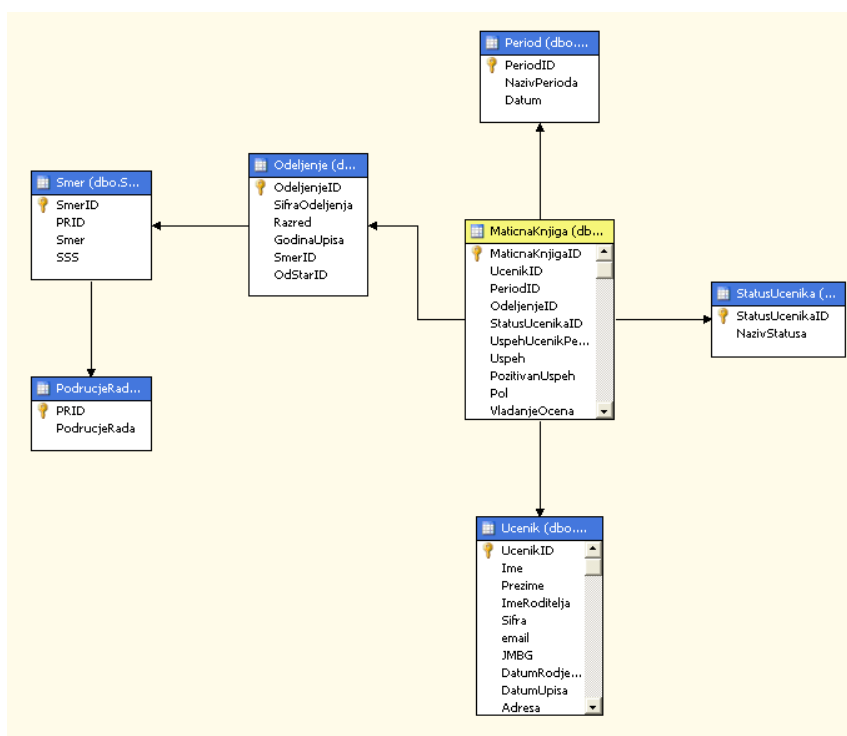
7.2 Припрема анализе података

Сврха брижљиве припреме анализе података је да спроведене анализе дају што квалитеније и прецизније резултате. У овом раду коришћена су два начина анализе података смештених у аналитичкој DLS бази података:

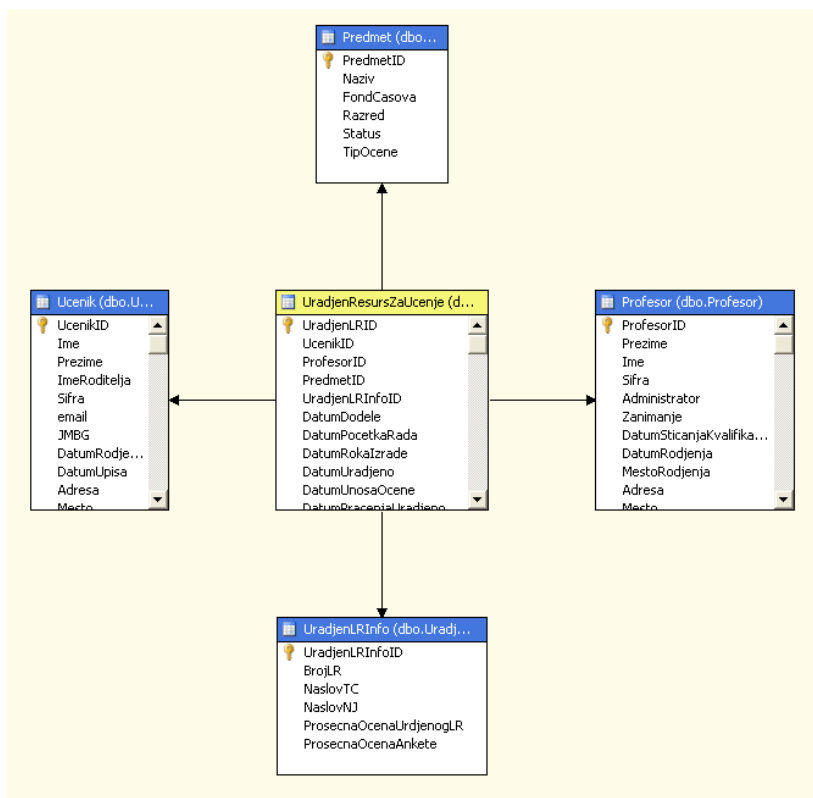
- вишедимензионалне анализе (или OLAP анализе); и
- откривање законитости у образовним подацима (*Educational Data Mining, EDM*).

У овом делу рада, при реализацији вишедимензионалних анализа, приказане су OLAP базе података за:

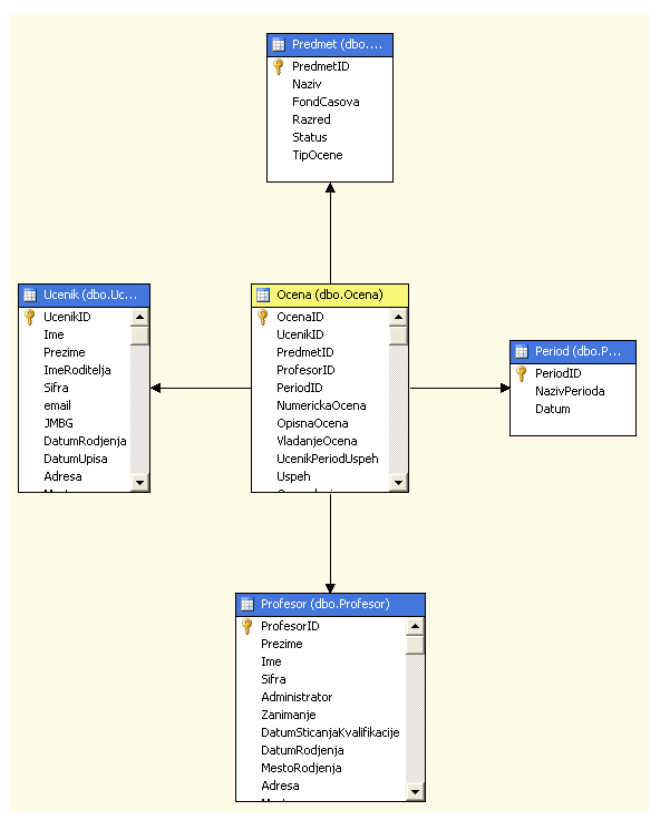
- анализу успеха школовања (слика 7.21);
- анализу урађених ресурса за учење (слика 7.22);
- анализу оцена ученика (слика 7.23);
- анализу оцена предмета (слика 7.24); и
- анализу вредновања DLS образовања (слика 7.25).



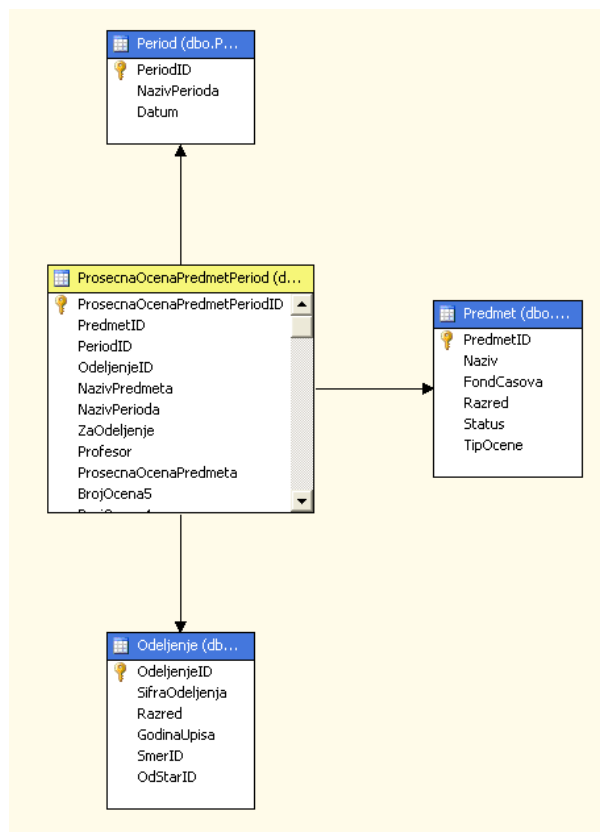
Слика 7.21: OLAP база података за анализу успеха школовања



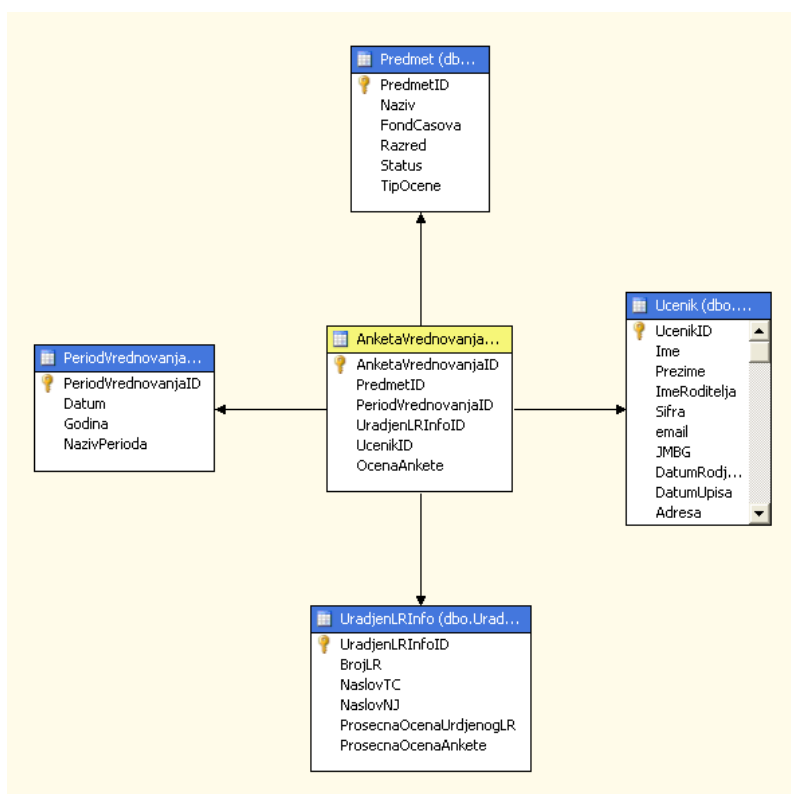
Слика 7.22: OLAP база података за анализу урађених ресурса за учење



Слика 7.23: OLAP база података за анализу оцена ученика



Слика 7.24: OLAP база података за анализу оцена предмета



Слика 7.25: OLAP база података за анализу вредновања DLS образовања

7.3 Израда корисничког интерфејса

Кориснички интерфејс треба да обезбеди једноставну комуникацију између базе података или складишта података и корисника, тј. треба да омогући једноставно управљање и квалитетну интерпретацију резултата. Дакле, суштина је израда лако употребљивог корисничког интерфејса са једноставном и разумљивом навигацијом.

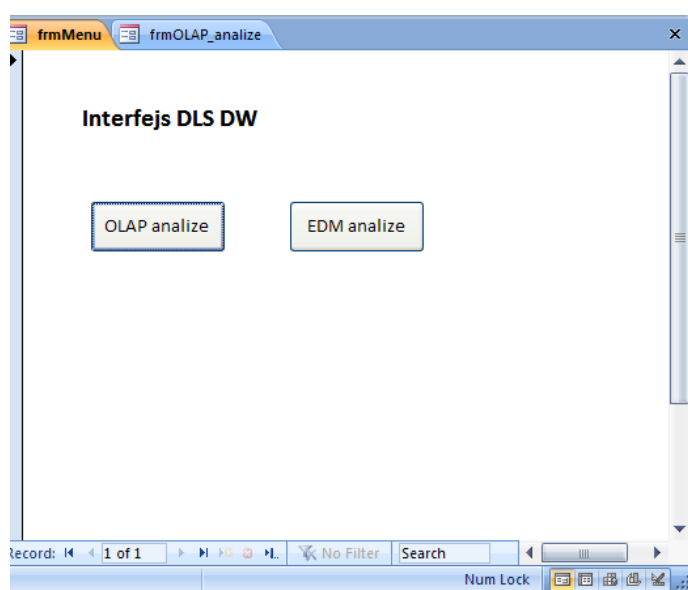
7.3.1 Кориснички интерфесј аналитичке базе података (OLAP)

Циљ израде складишта података (DW) ауторизованог система за учење на даљину је да се обезбеде информације неопходне за процес одлучивања. DLS складиште података је посебно дизајнирана аналитичка база података у коју се из DLS трансакционе базе помоћу процеса ETL учитавају подаци. Оног тренутка када се подаци нађу у складишту података, они служе као основа за даљи рад било ког софтвера за подршку одлучивању [Kimball, 1996; Станојевић и Вељовић, 2008а].

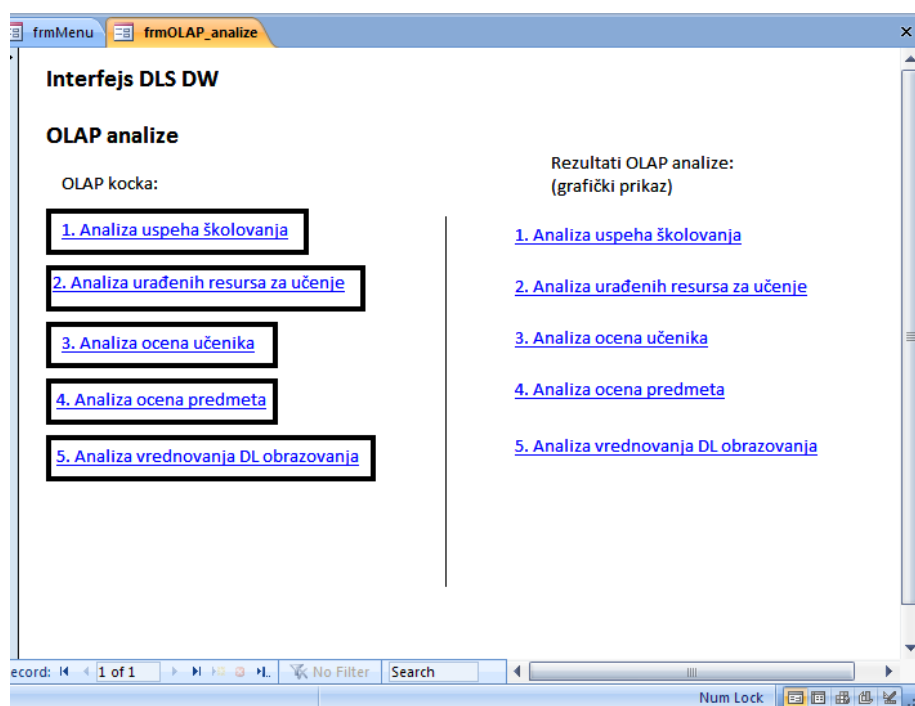
Кориснички интерфејс аналитичке DLS базе података (интерфејс DW) треба да обезбеди брз и лак приступ подацима ради вршења поузданих анализа. Дакле, преко интерфејса DW [Gharib et al., 2013] аналитичар или доносиоц одлуке (DO) могу лако реализовати низ EDM и OLAP анализа и погледати резултате тих анализа који могу допринети да се обезбеде информације неопходне за одлучивање како би се унапредио наставни процес и остварио што бољи успех ученика средње техничке школе у Србији, као главних корисника DLS платформе.

За одлучивање о развоју и унапређењу квалитета традиционалног и DLS наставног процеса образовне институције, кориснички интерфесј аналитичке DLS базе података (интерфејс DW, слика 7.26) треба да има могућност приступа OLAP коцкама и да обезбеди информације и графичке приказе резултата следећих OLAP анализа (слика 7.27):

- успеха школовања;
- урађених ресурса за учење;
- оцена ученика;
- оцена предмета; и
- вредновања DLS образовања.

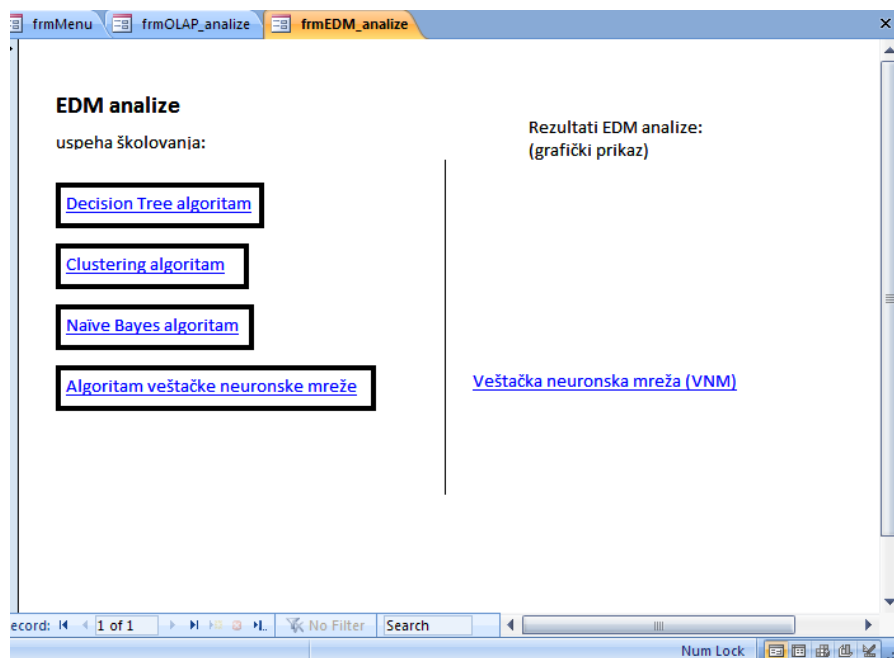


Слика 7.26: Почетна форма интерфесја DLS складишта података (DW)



Слика 7.27: Интерфејс аналитичке DLS базе података (OLAP интерфејс)

Такође, интерфејс DLS DW треба да омогући и приступ EDM алгоритмима (Decision Tree, Clustering, Naïve Bayes и Neural Network) и приказ резултата тих анализа (слика 7.28).



Слика 7.28: Интерфејс аналитичке DLS базе података (EDM интерфејс)

На основу претходно имплементиране методологије *Објектно оријентисаног развоја система пословне интелигенције* пројектован је аналитички систем DLS платформе (тј. DLS складиште података) и кориснички интерфејс аналитичке DLS базе података. Професор са улогом администратора, такође може преузети и улогу аналитичара као и доносиоца одлуке, јер је

кориснички интерфејс DW лак за коришћење. У наставку овог рада биће приказани резултати везани за подршку одлучивању кроз анализу претходно наведених ставки. На пример, могу се анализирати степен задовољства корисника, трендови или вршити предвиђања за будућност. Конкурентност на данашњем брзо променљивом тржишту је императив неопходан доносиоцима пословних одлука [Рое, 1996; Станојевић и Вељовић, 2008a]. Заправо, доносиоцима одлука су потребни прецизни одговори на питања, и то у што краћем временском периоду. Аналитичко процесирање се врши коришћењем поређења или анализирањем трендова.

7.4 OLAP анализе DLS складишта података

Услед велике количине података, у оквиру система образовне установе, јавља се потреба за применом различитих метода анализа резултата учења. Реални проблеми, који се често јављају у образовном процесу су:

- Како пронаћи начине за подстицање ученика на што учесталије похађање часова традиционалне наставе, чиме се смањује број изостанака што се одражава на бољи успех;
- Како креирати што атрактивније мултимедијалне наставне јединице и како их што више прилагодити ученицима да би ти ученици постигли боље наставне резултате у оквиру система за учење на даљину;
- Како утврдити ко од професора прави највеће осцилације у свом раду, односно ко од професора има највећу разлику у броју негативних оцена између првог и другог полугодишта и шта је разлог томе.

Сврха (тј. примарни циљ) овог наслова је спровођење анализа, методом аналитичког процесирања података, ради добијања информација које би допринеле да се спознају начини остваривања што бољег успеха ученика средње техничке школе у Србији.

Последњу деценију све је мање заинтересованих свршених основаца за школовањем у средњим техничким школама Србије. Ипак, бољи ученици уписују занимање електротехничар рачунара (у даљем тексту одељење E12) и електротехничар електронике (у даљем тексту одељење E11). При анализама коришћени узорак чине ученици који су постигли најбоље резултате на пријемном испиту за упис у средњу техничку школу.

У овом раду OLAP анализе спроведене су на узорку од 261 ученика из 9 одељења првог разреда за период од четири школске године почевши од 2008/2009 до 2011/2012. Анализирани су подаци из DLS аналитичке базе података, тј. складишта података ауторизованог система за учење на даљину. DLS складиште података подељено је на пет делова за које је креирано пет независних OLAP коцки. За сваку OLAP коцку реализована је једна или више различитих OLAP анализа, а резултати тих анализа приказани су у овом поглављу. Иначе, аналитичко процесирање се врши коришћењем поређења или анализирањем трендова.

Дакле, као подршка у процесу одлучивања у овом раду спроведене су следеће OLAP анализе података из DLS аналитичке базе података (тј. складишта података):

- анализа успеха школовања (чини комбинацију традиционалне и distance learning, DL наставе);
- анализа урађених ресурса за учење (спроводи се у оквиру DL наставе);
- анализа оцена ученика и оцена предмета (чини комбинацију традиционалне и DL наставе);
- анализа вредновања DL образовања.

Све наведене OLAP анализе изводи се на основу постављених OLAP коцки које се базирају на моделу аналитичке DLS базе података. На основу резултата добијених процесирањем OLAP коцке могу се добити разни графички прикази свих OLAP анализа.

7.4.1 Анализа успеха школовања

За анализу успеха школовања коришћен је модел аналитичке базе приказан на слици 7.2. Табелу чињеница представља Матична књига, остале табеле су табеле димензија.

Анализа успеха школовања даје упоредну анализу успеха појединачних ученика и броја њихових оправданих и неоправданих изостанака. Ова анализа се може реализовати по периодима (за први, други и трећи период одређене године школовања) и по одељењима одређеног смера. Иначе, број неоправданих изостанака директно утиче на ученикову оцену из владања. Поменута анализа успеха школовања је резултат комбинације традиционалне и distance learning (DL) наставе.

Анализа успеха школовања ученика изводи се на основу постављене OLAP коцке приказане на слици 2.3. На слици 7.29 приказана је процесирана OLAP коцка у SQL Server-у за анализу успеха школовања. При анализи, на слици 7.29, упоређује се: успех, оправдани, неоправдани, укупно изостанака, оцена из владања, појединачних ученика једног одељења нпр. E11 за 2011/2012 школску годину (за трећи период, тј. крај школске године).

Naziv Perioda		Godina Upisa		Sifra Odeljenja		Prezime		Ime		Uspesi		Opravdani		Neopravdani		Ukupno Izostanaka		Vladanje Oцена		Grand Total			
E11		kraj školske godine: 2011/2012		Sifra Odeljenja		Prezime		Ime		Uspesi		Opravdani		Neopravdani		Ukupno Izostanaka		Vladanje Oцена		Grand Total			
				E11		Dimitrić		2,6		33		5		38		5		2,6		33		5	
				E11		Bokić		3,87		47		3		50		5		3,87		47		3	
				E11		Đorđević		2,53		34		2		36		5		2,53		34		2	
				E11		Đrnaku		2,53		67		24		91		3		2,53		67		24	
				E11		Elvis		2,53		92		24		116		3		2,53		92		24	
				E11		Total		5,06		159		48		207		6		5,06		159		48	
				E11		Grujičić		3,53		129		17		146		5		3,53		129		17	
				E11		Hodžić		2,73		72		13		85		5		2,73		72		13	
				E11		Ivić		1		531		6		537		5		1		531		6	
				E11		Jedić		3,53		11		2		13		5		3,53		11		2	
				E11		Jenić		5		49		1		50		5		5		49		1	
				E11		Lazić		3,6		32		14		46		5		3,6		32		14	
				E11		Marko		4,6		149		16		165		5		4,6		149		16	
				E11		Total		8,2		181		30		211		10		8,2		181		30	
				E11		Luković		2,93		27		15		42		5		2,93		27		15	
				E11		Mastuš		2,87		100		10		110		5		2,87		100		10	
				E11		Milanović		3		256		25		281		3		3		256		25	
				E11		Milić		5		89		1		90		5		5		89		1	
				E11		Murina		4,53		173		17		213		8		4,53		173		17	
				E11		Nikonković		4,53		6		1		7		5		4,53		6		1	
				E11		Perić		3,13		50		0		50		5		3,13		50		0	
				E11		Radenković		2,73		94		25		119		3		2,73		94		25	
				E11		Radisavljević		2,86		20		7		27		5		2,86		20		7	
				E11		Radiovojević		3,33		262		9		271		3		3,33		262		9	
				E11		Srećković		4,66		73		7		80		5		4,66		73		7	
				E11		Štević		2,8		115		29		144		2		2,8		115		29	
				E11		Stokić		4,67		33		1		34		5		4,67		33		1	
				E11		Todorović		3,87		119		11		130		5		3,87		119		11	
				E11		Zdravković		3		6		0		6		5		3		6		0	
				E11		Žerajić		4,27		8		2		10		5		4,27		8		2	
				E11		Živojinović		2,33		67		23		90		3		2,33		67		23	
				E11		Grand Total		98,56		2744		310		3077		133		98,56		2744		310	

Слика 7.29: OLAP коцка за анализу успеха школовања

Да би се добио извештај као на слици 7.29 потребно је над OLAP коцком на слици 2.3 извршити следеће операције:

- У поље **Drop Totals or Detail Fields** убацују се мере: Успех, Оправдани, Неоправдани, Укупно Изостанака, Владане Оцена;
- У поље **Drop Row Fields** се убацују димензије: Презиме, Име;

7 ИМПЛЕМЕНТАЦИЈА

- У поље **Drop Column Fields** се убацује димензија: Шифра Одељења;
- У поље **Drop Filter Fields** се убацују димензије: Назив Периода, Година Уписа.

Могућност да се паралелно упоређује: успех, оправдани, неоправдани, укупно изостанака, оцена из владања ученика два одељења нпр. Е11 и Е12 за 2011/2012 школску годину (за 3. период тј. крај школске године), приказана је у оквиру OLAP коцке на слици 7.30. Док слика 7.31 даје преглед упоредне анализе: оправданих, неоправданих и укупног броја изостанака два одељења за сва три периода (I полугодиште, II полугодиште и крај школске године).

Naziv Perioda	Godina Uписа	Sifra Odeljenja	E11					E12					Grand Total
			Uspesi	Opravdani	Neoppravdani	Ukupno Izostanaka	Vladanje Ocenom Uspesi	Uspesi	Opravdani	Neoppravdani	Ukupno Izostanaka	Vladanje Ocenom Uspesi	
Grand Total			5,196	531	637	243	2,007	3,856	56	4	60	3,53	

Слика 7.30: OLAP коцка за упоредну анализу успеха школовања два одељења

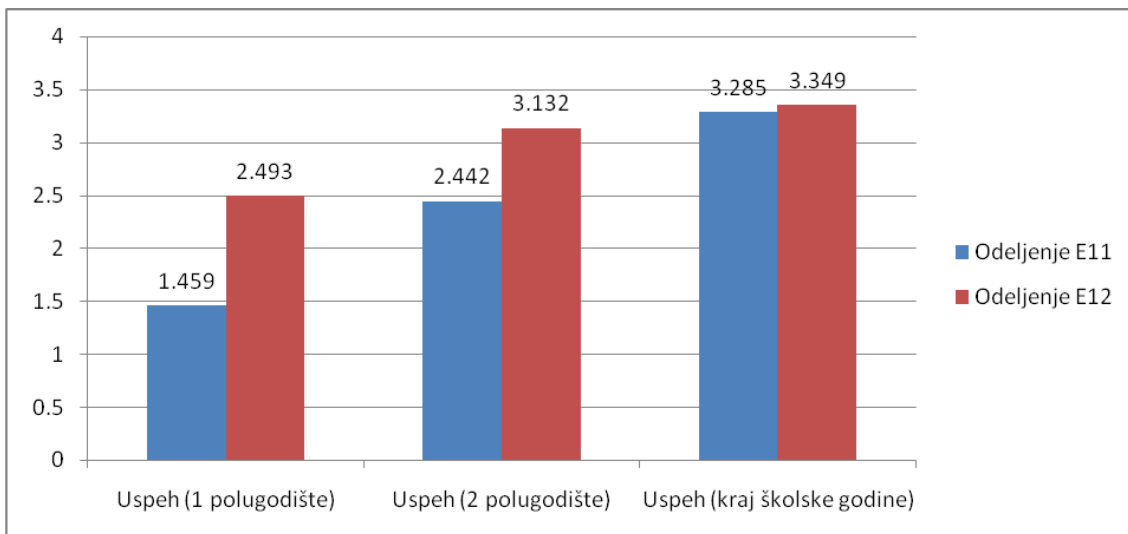
Naziv Perioda	Godina Uписа	Sifra Odeljenja	I polugodište			II polugodište			Iraj Školke godine			Grand Total
			Opravdani	Neoppravdani	Ukupno Izostanaka	Opravdani	Neoppravdani	Ukupno Izostanaka	Opravdani	Neoppravdani	Ukupno Izostanaka	
Grand Total			2,297	376	2,673	5,077	697	5,774	5,077	674	5,751	12,451

Слика 7.31: OLAP коцка за упоредну анализу изостанака два одељења

На основу резултата добијених процесирањем OLAP коцке и приказаних на претходним сликама, на следећим сликама приказане су графичке презентације, тј. графички прикази OLAP анализе успеха школовања.

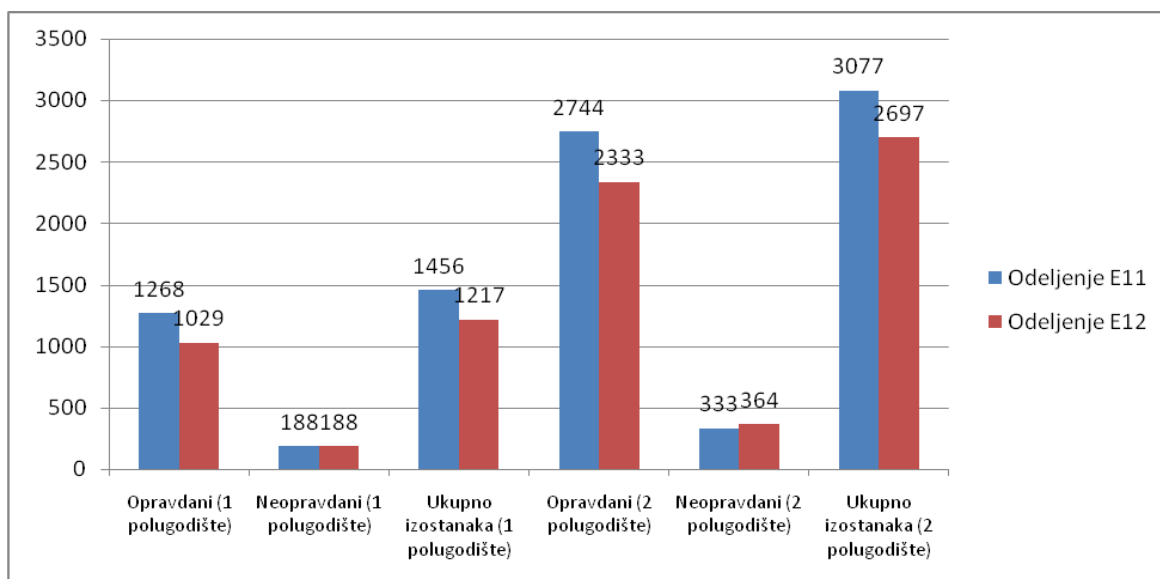
Слика 7.32 приказује добијене резултате упоредне анализе успеха ученика два одељења нпр. Е11 и Е12 за 2011/2012 школску годину за сва три периода (I полугодиште, II полугодиште и крај школске године). Резултати показују да је успех одељења Е12 у сва три периода бољи од успеха одељења Е11. Просек успеха оба одељења је у порасту почевши од првог периода па до краја школске године. Чиме је, донекле остварен циљ наставног особља: повећати број позитивних оцена ученика, а смањити број негативних оцена. Дакле, анализом достигнућа

ученика утврђено је да се успех ученика побољшао [Димитријевић и др., 2008; Kalamković et al., 2013].



Слика 7.32: Упоредна анализа успеха ученика два одељења

Поред анализе успеха може се, у реалном времену, пратити и број изостанака ученика. На слици 7.33 дата је упоредна анализа: оправданих, неоправданих и укупног броја изостанака ученика два одељења за I полугодиште и II полугодиште. Готово у сваком случају ученици одељења E11 праве већи број изостанака од ученика одељења E12.



Слика 7.33: Упоредна анализа изостанака ученика два одељења

Може се закључити да ученици одељења који остваре бољи успех, направе мањи број изостанака са наставе. У овом примеру анализе (приказане на оба графика 7.32 и 7.33) то су ученици одељења E12.

Првом OLAP анализом (анализа успеха школовања) се хтело истражити како се број изостанака ученика одражава на њихов успех. Добијени резултати 1. анализе показују да се услед већег броја изостанака са часова традиционалне наставе не смањује драстично успех ученика, али ипак је оправдано увођење учења на даљину као редовног и допунског облика образовања.

7.4.2 Анализа урађених ресурса за учење

Анализа урађених ресурса за учење спроведена је по моделу аналитичке базе који је приказан на слици 7.3. Табелу чињеница представља УрађенРесурсЗаУчење, остале табеле су табеле димензија.

Да би се унапредило доношење одлука везано за остваривање што квалитетнијег процеса учења на даљину, између осталог потребно је имати исправне, правовремене и релевантне податке о електронским ресурсима за учење. Након анализе података о електронским мултимедијалним наставним јединицама могуће је предузети акције које повећавају успешност реализације процеса учења на даљину [Batarelo Kokić et al., 2013].

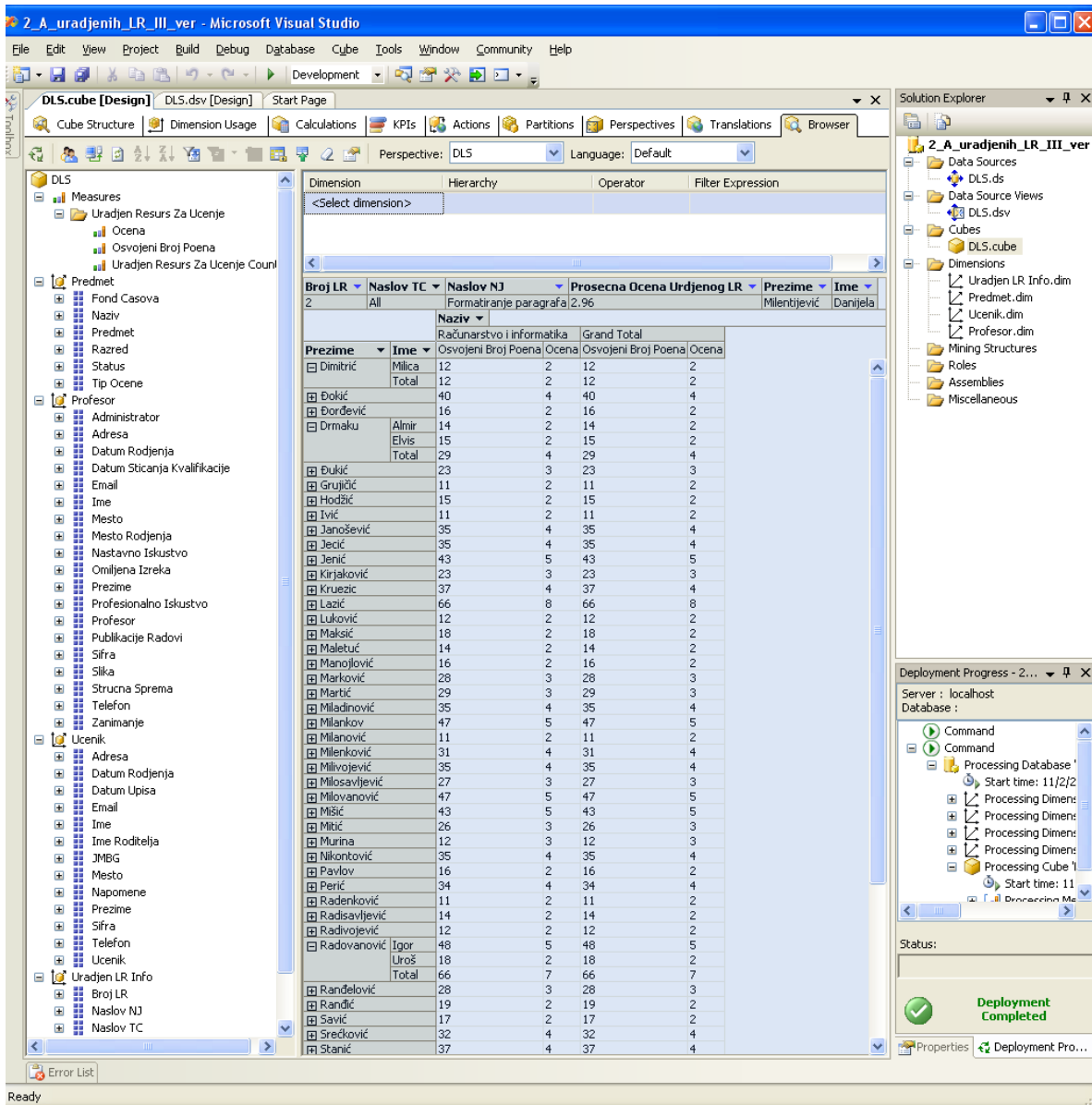
Анализа урађених ресурса за учење (спроводи се у оквиру DL наставе) и даје упоредну анализу:

- освојених броја поена и оцена које су ученици добили на урађеним ресурсима за учење (LR) типа тест;
- датума почетка рада и датума када је урађен LR (задужења ученика) – реализовано у оквиру EDM анализа;
- датума када је додељен LR у односу на датум уноса оцене (акције професора) – реализовано у оквиру EDM анализа;
- датума рока израде и датума када је урађен LR (типа Тест), односно процењује се колико је времена (дана) пре рока израде ученик урадио LR – реализовано у оквиру EDM анализа⁵.

На основу процесираних OLAP коцке, може се посматрати из ког је предмета урађен ресурс за учење (као и наслов тематске целине и наставне јединице), затим просечна оцена урађеног e-learning ресурса, име ученика који је урадио тај e-learning ресурс и име професора који је задао тај e-learning ресурс.

Анализа урађених ресурса за учење изводи се на основу постављене OLAP коцке приказане на слици 2.3. На слици 7.34 приказана је процесирани OLAP коцка у SQL Server-у за анализу урађених ресурса за учење.

⁵ Све анализе упоређивања датума урађених LR реализоване су као EDM анализе, у оквиру 9 поглавља које говори о примени вештачких неуронских мрежа. Разлог је тај што се у OLAP коцки немогу користити мере које нису нумеричког типа.



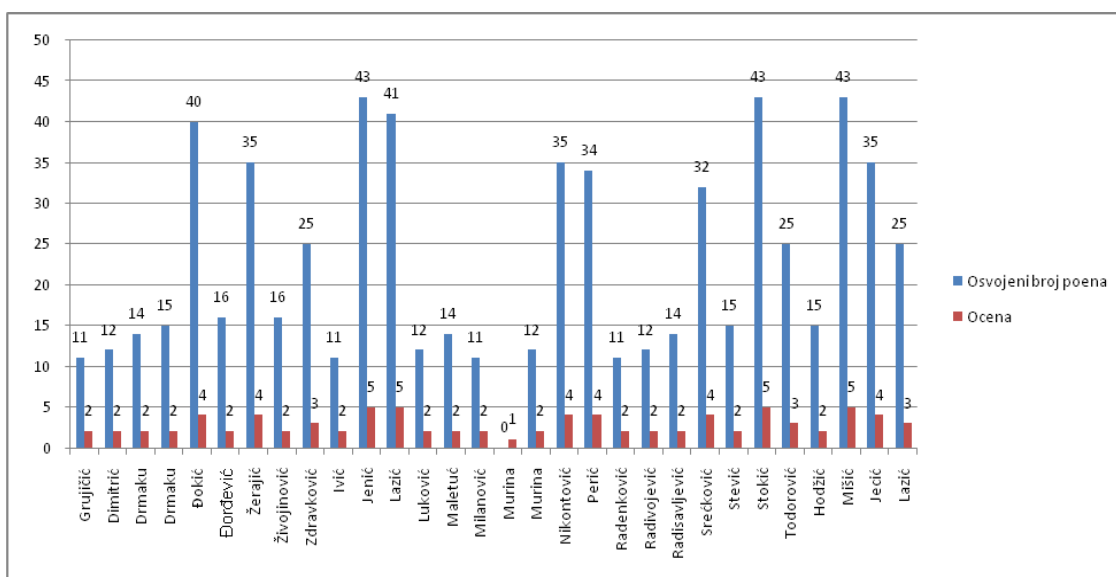
Слика 7.34: OLAP коцка за анализу урађених ресурса за учење

Да би се добио извештај као на слици 7.34 потребно је над OLAP коцком на слици 2.3 извршити следеће операције:

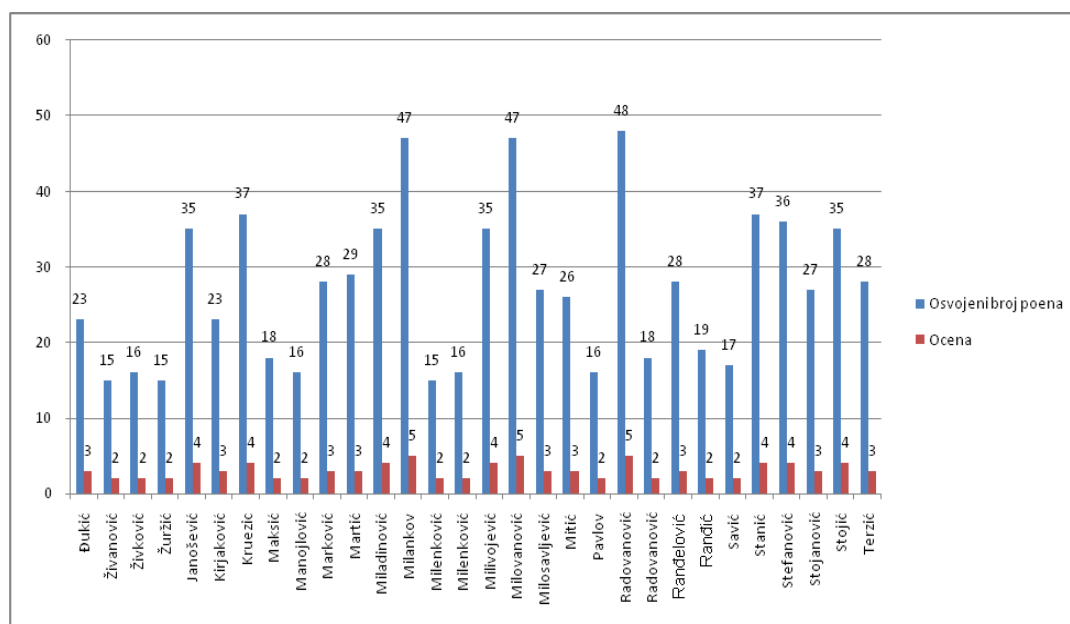
- У поље **Drop Totals or Detail Fields** убацују се мере: Освојени Број Поена, Оцена;
- У поље **Drop Row Fields** се убацују димензије: Презиме и Име ученика;
- У поље **Drop Column Fields** се убацује димензија: Назив предмета;
- У поље **Drop Filter Fields** се убацују димензије: БројLR, НасловТЦ, НасловНЈ, Просечна Оцена Урађеног LR, Презиме и Име професора.

Процесирањем OLAP коцке добијени су разни графички прикази OLAP анализе урађених ресурса за учење који су представљени на сликама у наставку овог наслова.

На основу добијених резултата анализа може се проценити да су ученици одељења E12 освојили већи број поена (слика 7.36, 7.37) и самим тим да су остварили боље оцене на урађеним LR, у односу на оцене ученика одељења E11 (слика 7.35, 7.38). У овом примеру анализе, просечна оцена је рачуната само за један LR типа тест који су урадили ученици два одељења (слика 7.38).

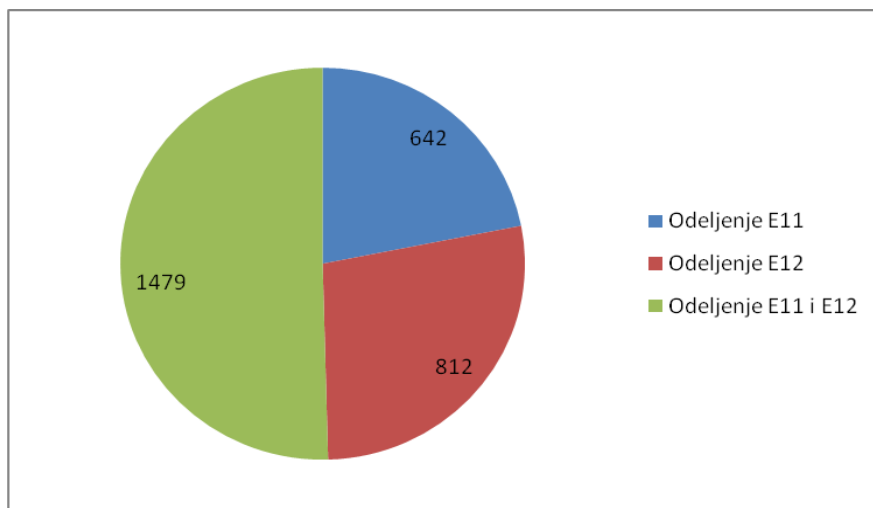


Слика 7.35: Упоредна анализа освојених броја поена и појединачних оцена ученика⁶ првог одељења Е11 на урађеном LR

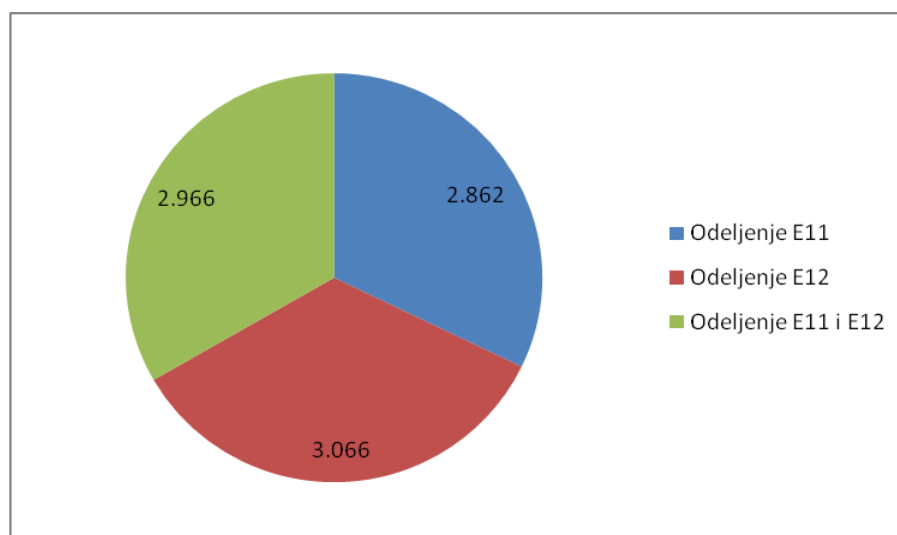


Слика 7.36: Упоредна анализа освојених броја поена и појединачних оцена ученика другог одељења Е12 на урађеном LR

⁶ НАПОМЕНА: на x оси графикона су презимена ученика.



Слика 7.37: Графички приказ упоредне анализе освојених броја поена на урађеним LR ученика два одељења (E11 и E12)



Слика 7.38: Графички приказ упоредне анализе просечних оцена урађеног LR ученика два одељења (E11 и E12)

Другом OLAP анализом (анализа урађених ресурса за учење) се хтело истражити како се број освојених поена директно одражава на оцене које су ученици добили на урађеним LR, тј. електронским наставним јединицама постављеним у оквиру DLS платформе. Добијени резултати 2. анализе показују да се услед већег броја освојених поена повећавају како појединачне оцене ученика тако и просечне оцене одељења, те се може закључити да учење на даљину као облик образовања има потенцијал да учини занимљивијим наставни процес и тиме побољша успех ученика.

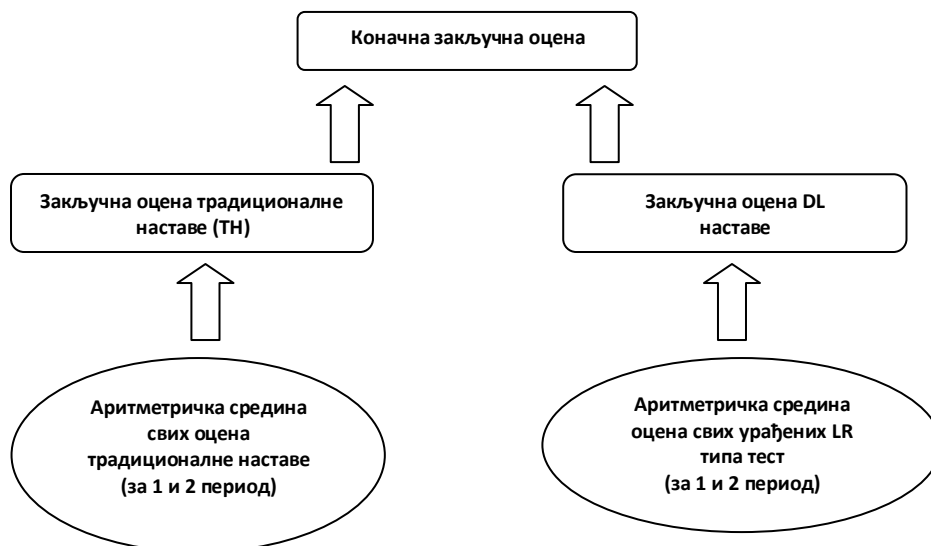
7.4.3 Анализа оцена ученика

За анализу оцена ученика коришћен је модел аналитичке базе приказан на слици 7.4. Табелу чињеница представља Оцена, остале табеле су табеле димензија.

Анализа оцена ученика даје упоредну анализу:

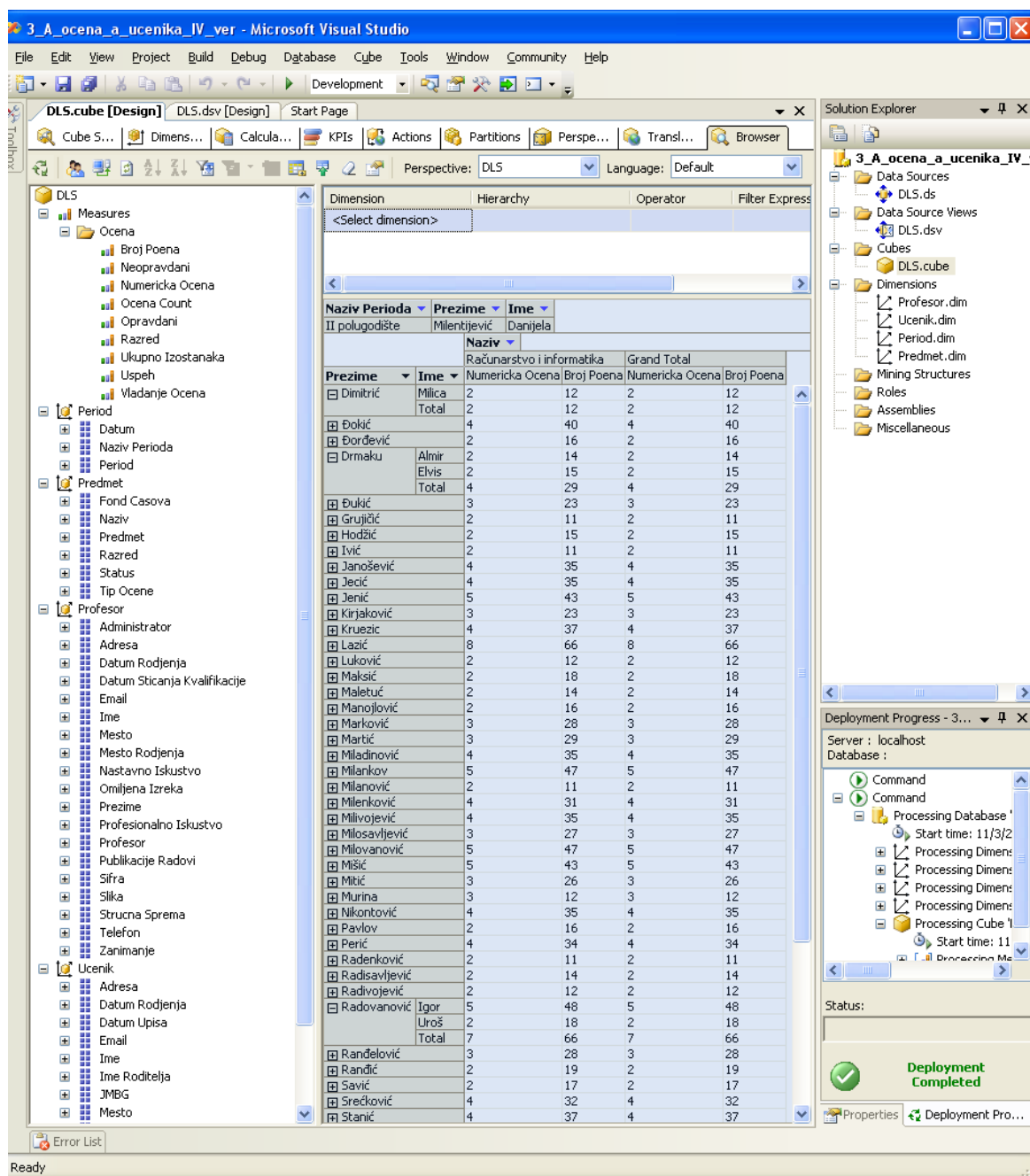
- закључних оцена појединачних ученика по периодима (из одређеног предмета); и
- укупног броја освојених поена тог ученика на урађеним LR.

Формирана закључна оцена (из одређеног предмета, по периодима) појединачног ученика је комбинација оцена (тј. аритметричка средина оцена) из традиционалне и DL наставе, а DL оцена се формира на основу суме броја поена појединачно урађених LR (типа тест) из одређеног предмета, по периодима. Дакле, коначна закључна оцена (аритметричка средина закључних оцена традиционалне и DL наставе, слика 7.39) се рачуна по предметима, по класификационим периодима и по професорима.



Слика 7.39: Шема формирања закључне оцене

Анализа оцена ученика изводи се на основу постављене OLAP коцке приказане на слици 2.3. На слици 7.40 приказана је процесирана OLAP коцка у SQL Server-у за анализу оцена ученика.



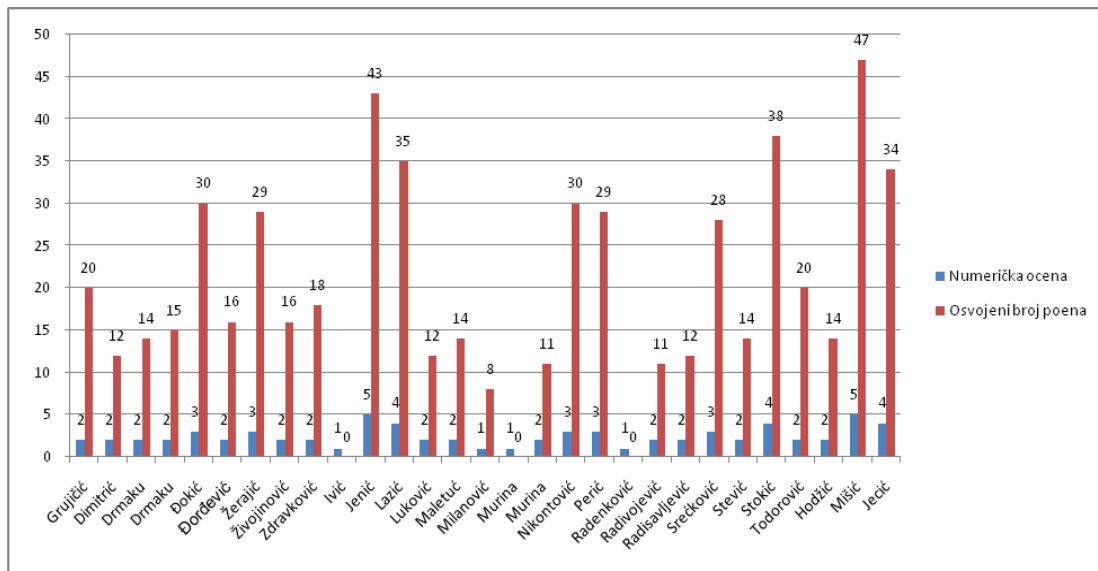
Слика 7.40: OLAP коцка за анализу оцена ученика

Да би се добио извештај као на слици 7.40 потребно је над OLAP коцком на слици 2.3 извршити следеће операције:

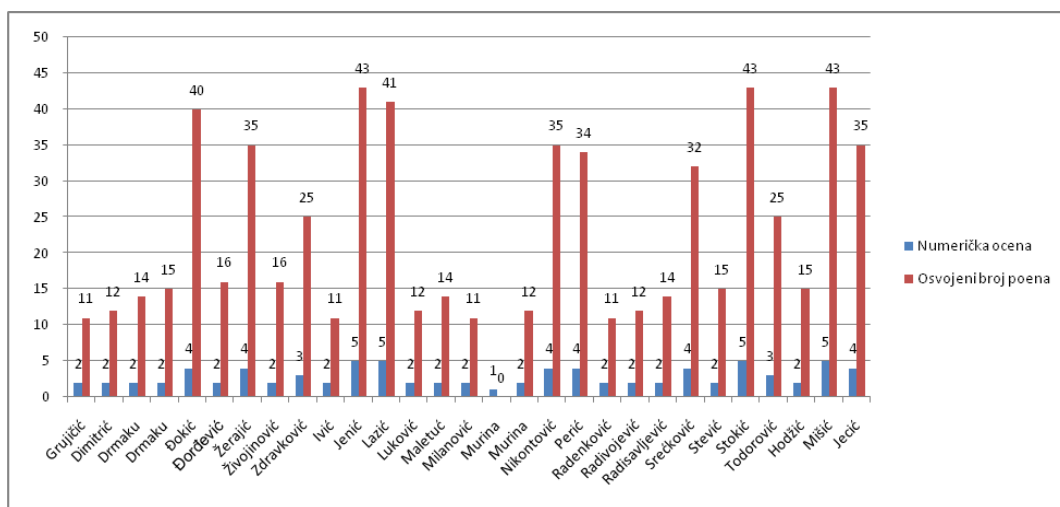
- У поље **Drop Totals or Detail Fields** убацују се мере: Нумерицка Оцена, Број Поена;
- У поље **Drop Row Fields** се убацују димензије: Презиме и Име ученика;
- У поље **Drop Column Fields** се убацује димензија: Назив предмета;
- У поље **Drop Filter Fields** се убацују димензије: Назив Периода, Презиме и Име професора.

Процесирањем OLAP коцке добијени су разни графички прикази OLAP анализе оцена ученика који су представљени на сликама у наставку овог наслова.

Добијени резултати (слика 7.41 и 7.42) показују упоредну анализу закључних оцена и освојеног броја поена на урађеним LR ученика једног одељења нпр. Е11 за 2011/2012 школску годину, за један предмет нпр. Рачунарство и информатика и за два периода (I полугодиште - слика 7.41, II полугодиште – слика 7.42). Резултати показују да су: просечна оцена ученика (слика 7.44), као и освојени број поена (слика 7.43) знатно већи у 2 полугодишту.

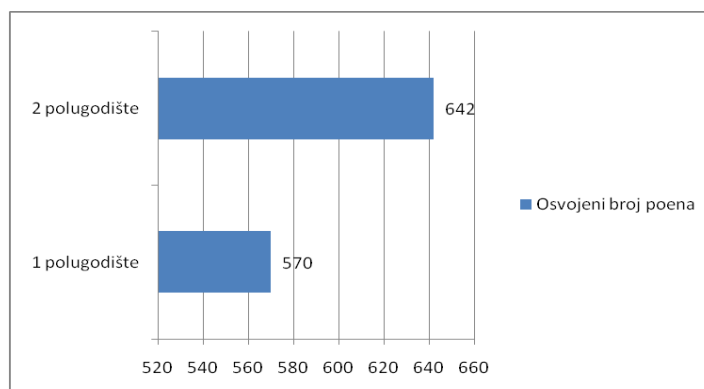


Слика 7.41: Упоредна анализа закључних оцена и освојеног броја поена на урађеним LR ученика⁷ једног одељења (анализа се односи на први период и један предмет)

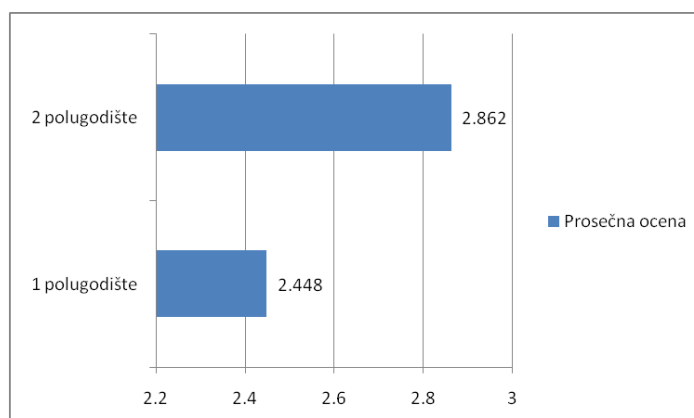


Слика 7.42: Упоредна анализа закључних оцена и освојеног броја поена на урађеним LR ученика једног одељења (анализа се односи на други период и један предмет)

⁷ НАПОМЕНА: на x оси графикана су презимена ученика



Слика 7.43: Упоредна анализа освојеног броја поена на урађеним LR ученика једног одељења за 1 и 2 полугодиште (анализа се односи на освојени броја поена из једног предмета)



Слика 7.44: Упоредна анализа просечних оцена ученика једног одељења за 1 и 2 полугодиште (анализа се односи на оцене из једног предмета)

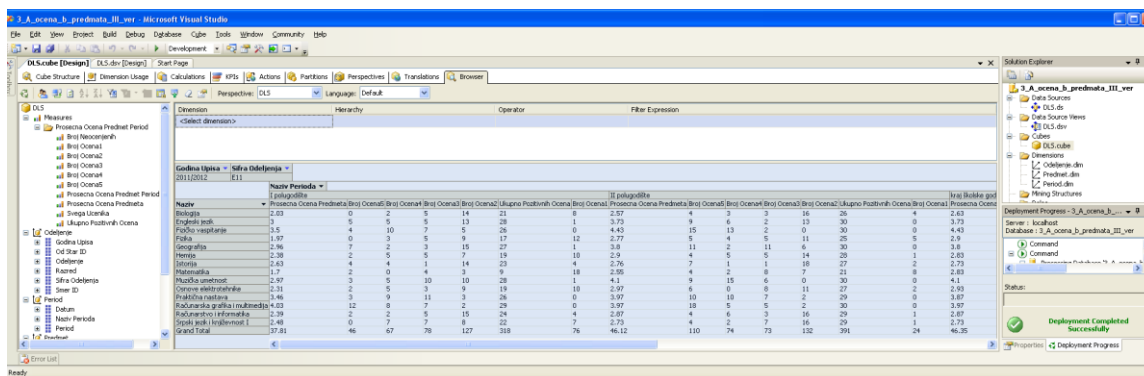
Трећом OLAP анализом (анализа оцена ученика) се хтело истражити како се број освојених поена и просечна оцена ученика из одређеног предмета драстично повећава у другом полугодишту, у односу на прво. Добијени резултати 3. анализе показују велику разлику оцена ученика између првог и другог полугодишта, па је оправдано увођење, нарочито у првом периоду, додатних часова традиционалне наставе као и додатних стимулативних електронских лекција у оквиру система за учење на даљину.

7.4.4 Анализа оцена предмета

Анализа оцена предмета реализована је по моделу аналитичке базе приказаног на слици 7.5. Табелу чињеница представља ПросечнаОценаПредметПериод, остале табеле су табеле димензија. Анализа оцена предмета приказује упоредну анализу просечних оцена предмета више одељења у одређеном периоду.

Анализа оцена предмета изводи се на основу постављене OLAP коцке приказане на слици 2.3. На слици 7.45 приказана је процесирана OLAP коцка у SQL Server–у за анализу оцена предмета.

7 ИМПЛЕМЕНТАЦИЈА



Слика 7.45: OLAP коцка за анализу оцена предмета

Да би се добио извештај као на слици 7.45 потребно је над OLAP коцком на слици 2.3 извршити следеће операције:

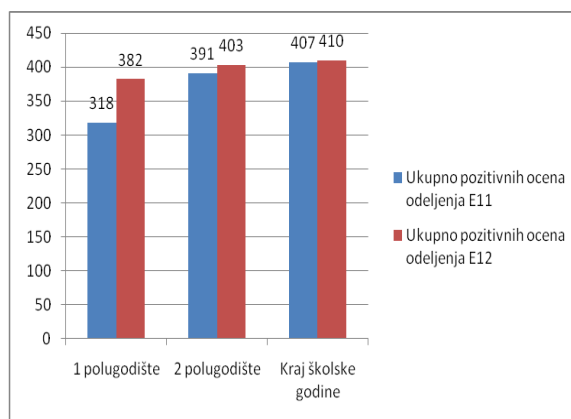
- У поље **Drop Totals or Detail Fields** убацују се мере: Просечна Оцена Предмета, Број Оцена5, Број Оцена 4, Број Оцена 3, Број Оцена 2, Укупно Позитивних Оцена, Број Оцена 1;
- У поље **Drop Row Fields** се убацују димензије: Назив предмета;
- У поље **Drop Column Fields** се убацује димензија: Назив периода;
- У поље **Drop Filter Fields** се убацују димензије: Шифра Одељења, Година Уписа.

У табели 7.1 може се видети како се у другом периоду (II полугодиште) у односу на први период (I полугодиште) са смањењем броја негативних оцена, у једном одељењу, повећава број позитивних оцена, а самим тим и просечна оцена из одређеног предмета (анализа се односи на одељење E11 за школску 2011/2012 годину).

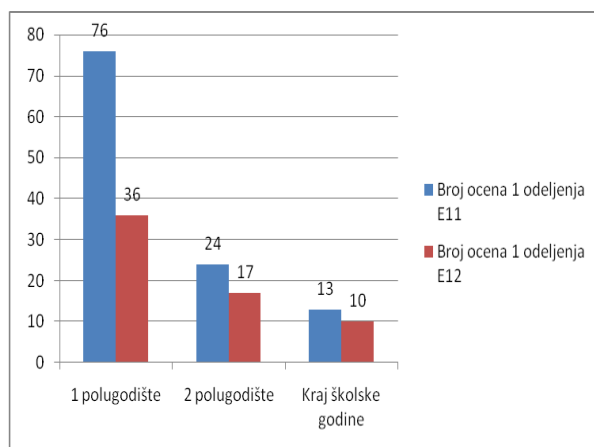
Табела 7.1: Поређење позитивних и негативних оцена предмета по периодима

Период	Просечна Оцена Предмета целог одељења	Укупно Позитивних Оцена	Број Оцена 1
I полугодиште	2.7	318	76
II полугодиште	3.29	391	24
Крај школске године	3.31	407	13

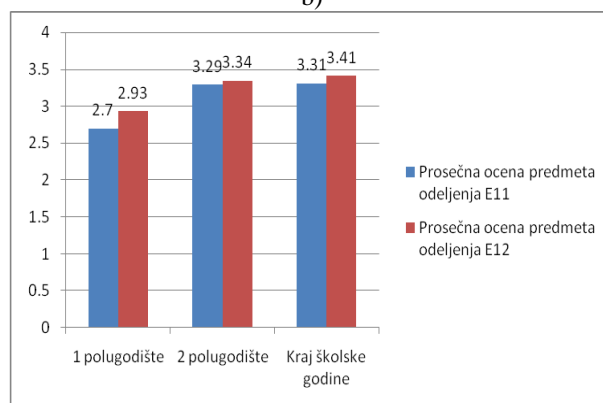
При анализи оцена предмета могуће је паралелно упоређивати: број позитивних или негативних оцена и просечне оцено из предмета два или више одељења и на тај начин утврдити које одељење је постигло бољи успех. На слици 7.46 приказана је анализа: а) броја позитивних, б) броја негативних и с) просечних оцена из свих предмета ученика два одељења E11 и E12 за прво, друго полугодиште и крај школске године.



а)



b)

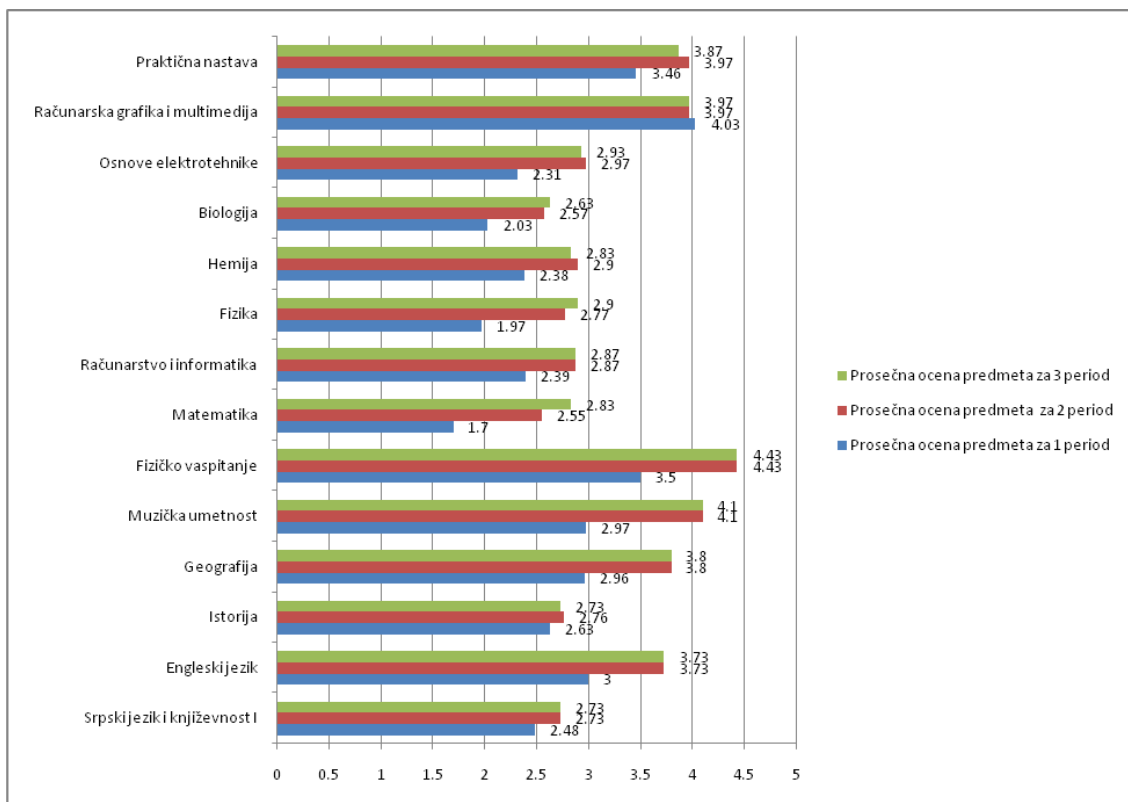


c)

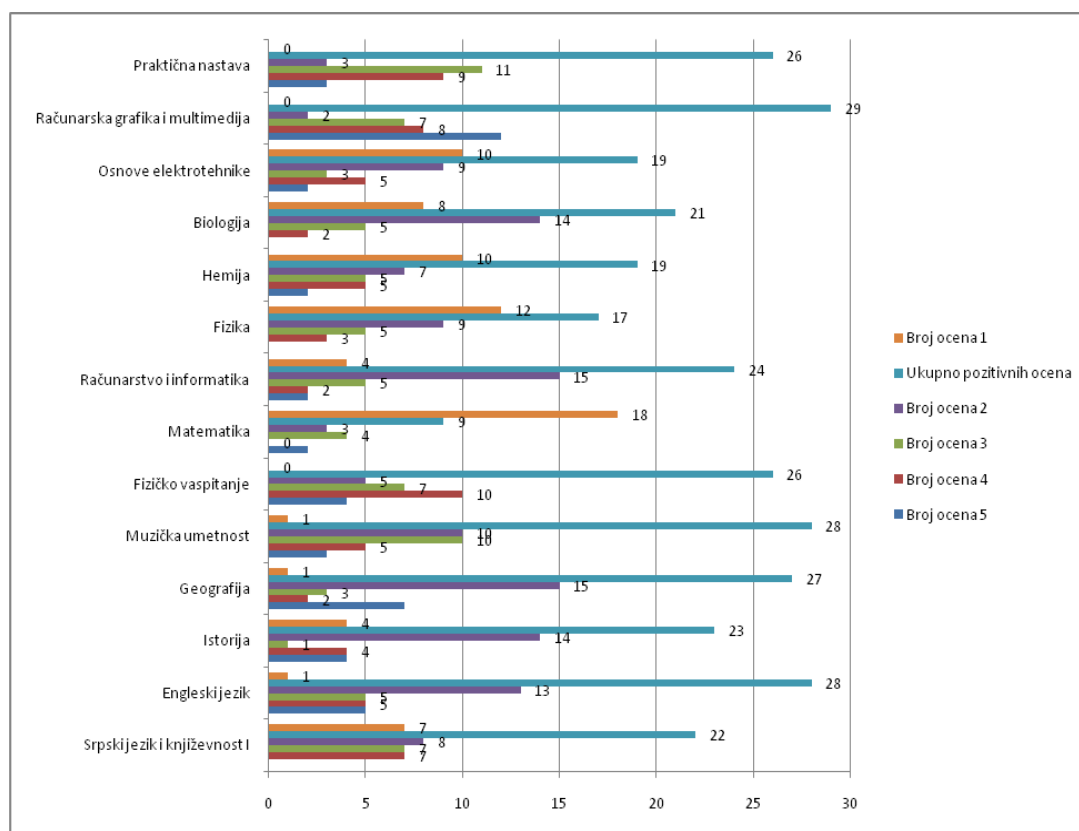
Слика 7.46: Упоредна анализа: а) броја позитивних и б) негативних оцена, затим с) просечних оцена из свих предмета ученика два одељења Е11 и Е12 за прво, друго полугодиште и крај школске године

На основу добијених резултата може се: проценити која је просечна оцена одељења за посматрани предмет у одређеном периоду (1, 2 или 3 период поједине школске године) (слика 7.47). Односно, анализира се просечна оцена одељења по предмету, по професору и по периоду. Такође, добијени резултати анализа показују успешност савладаног градива из појединог предмета, заправо види се број позитивних оцена (укупан број оцена: 5, 4, 3, 2) у односу на број негативних оцена (слика 7.48, 7.49 и 7.50). Анализа се односи на одељење Е11 за школску 2011/2012 годину.

Четвртм OLAP анализом (анализа оцена предмета) се хтело истражити како се са смањењем броја негативних оцена, у одељењу, повећава број позитивних оцена, а самим тим и просечна оцена из одређеног предмета. Добијени резултати 4. анализе показују прилично повећање броја позитивних оцена из предмета у другом полугодишту, у односу на прво, па је оправдано увођење додатних анализа ко од професора прави највеће осцилације у свом раду. Тачније, ко од професора има највећу разлику у броју негативних оцена између првог и другог периода и шта је разлог томе. У сваком случају, може се закључити да учење на даљину као облик образовања има потенцијал да, у комбинацији са традиционалном наставом и реализацијом реалних анализа, побољша успех ученика, а наставни процес обогати креативним мултимедијалним садржајем.

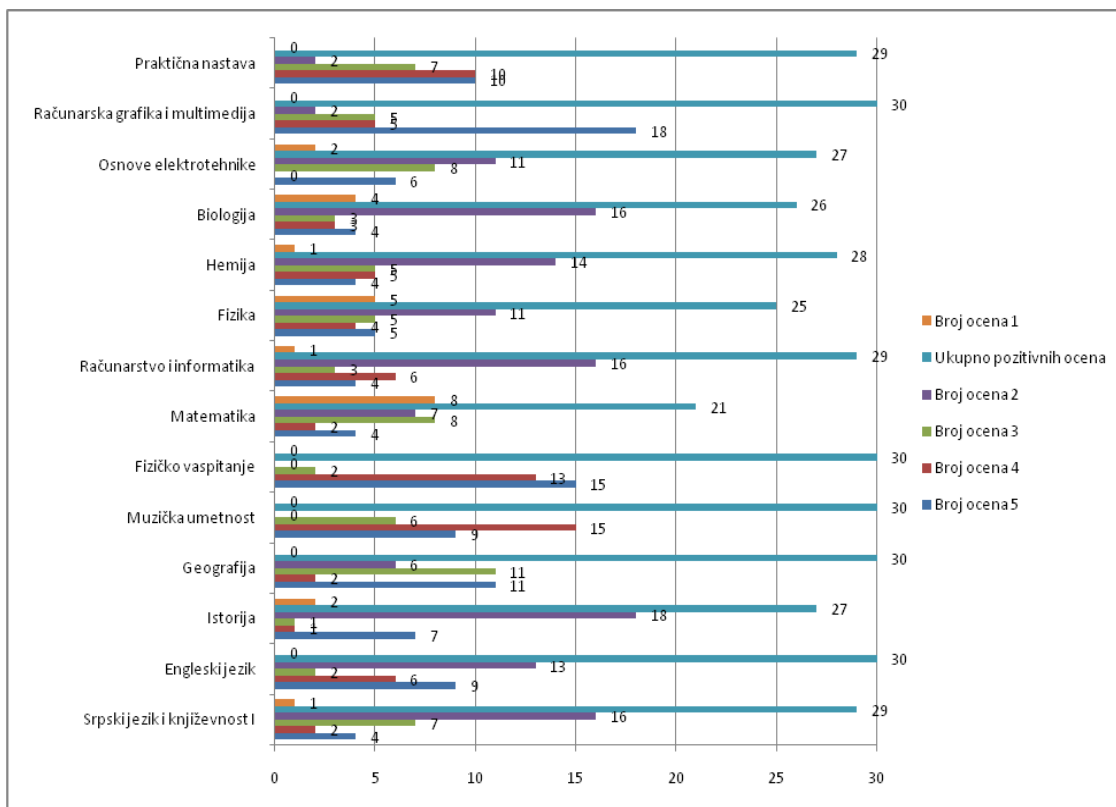


Слика 7.47: Анализа просечних оцена једног одељења за посматране предмете у одређеном периоду

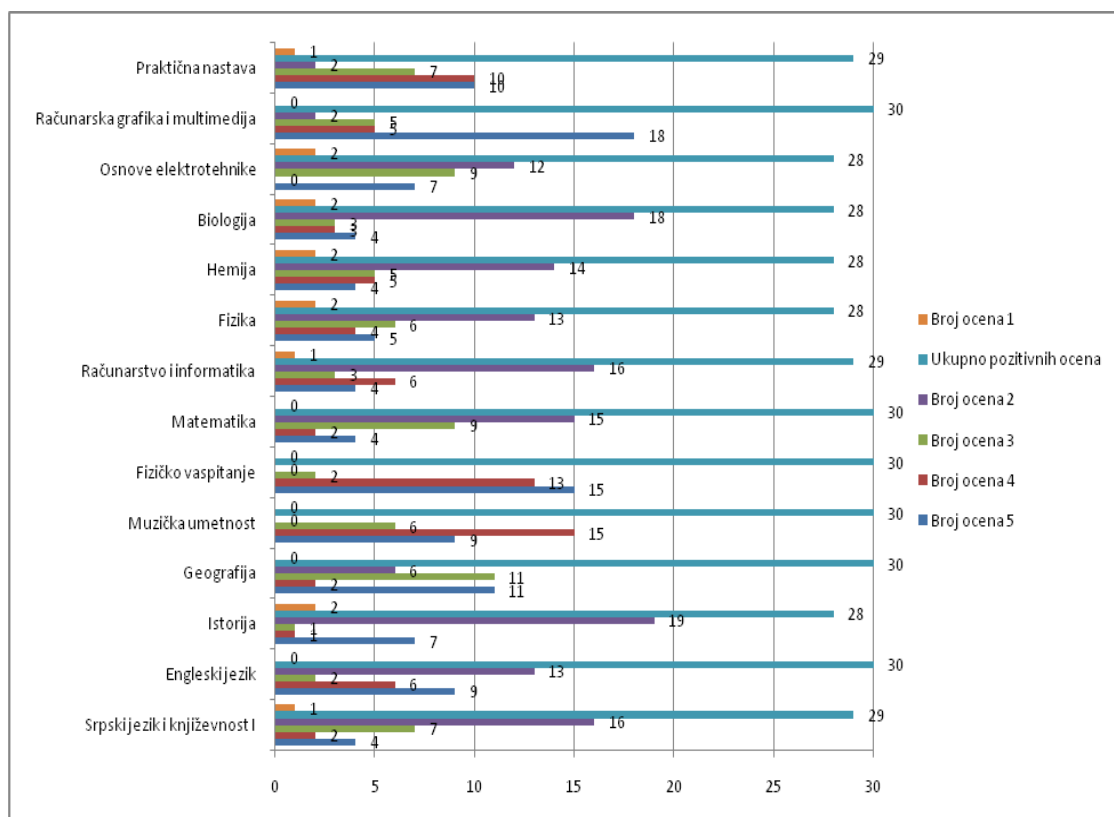


Слика 7.48: Анализа броја позитивних оцена у односу на број негативних оцена одређених предмета за једно одељење (1 период)

7 ИМПЛЕМЕНТАЦИЈА



Слика 7.49: Анализа броја позитивних оцена у односу на број негативних оцена одређених предмета за једно одељење (2 период)



Слика 7.50: Анализа броја позитивних оцена у односу на број негативних оцена одређених предмета за једно одељење (3 период)

7.4.5 Анализа вредновања DL образовања

За анализу вредновања DL образовања коришћен је модел аналитичке базе приказан на слици 7.6. Табелу чињеница представља АнкетаВредновања, остале табеле су табеле димензија.

Анализа вредновања DL образовања обезбеђује користан систем прикупљања и обраде података, чиме се омогућава доношење одлука које имају за циљ побољшање квалитета DL наставе, пре свега њену ефикасност и побољшање успеха ученика, као и побољшање имица образовне установе као институције која води сталну бригу о квалитету наставе и интересу њених ученика [Станојевић и Вељовић, 2008а; Захорјански и Вељовић, 2011].

Анализа вредновања DL образовања изводи се на основу постављене OLAP коцке приказане на слици 2.3. На слици 7.51 приказана је процесирана OLAP коцка у SQL Server-у за анализу вредновања DL образовања.

Naziv Perioda	Datum	Prosečna Ocena Ankete
II polugodište		
2012-06-10 00:00:00 3.8599999999999999		
		Naziv
		Računarstvo i informatika
		Grand Total
		Ocena Ankete
Prezime	Ime	
Dimitrić	Milica	2
	Total	2
Đokić		4
Đorđević		4
Drmaku	Almir	3
	Elvis	5
	Total	8
Đukić		3
Grujić		2
Hodžić		3
Ivić		2
Janošević		5
Jecić		5
Jenić		5
Kirjaković		3
Kruezić		5
Lazić		10
Luković		3
Maksić		5
Maletuč		4
Manojlović		4
Marković		5
Martić		5
Miladinović		4
Milankov		5
Milanović		3
Milenković		3
Milivojević		5
Milosavljević		4
Milovanović		5
Mišić		5
Mubić		5
Murina		5
Nikončević		4
Pavlov		2
Perić		5
Radenković		4
Radisavljević		5
Radivojević		5
Radovanović	Igor	5
	Uroš	2
	Total	7
Randelović		5
Randić		2

Слика 7.51: OLAP коцка за анализу вредновања DLS образовања

Да би се добио извештај као на слици 7.51 потребно је над OLAP коцки на слици 2.3 извршити следеће операције:

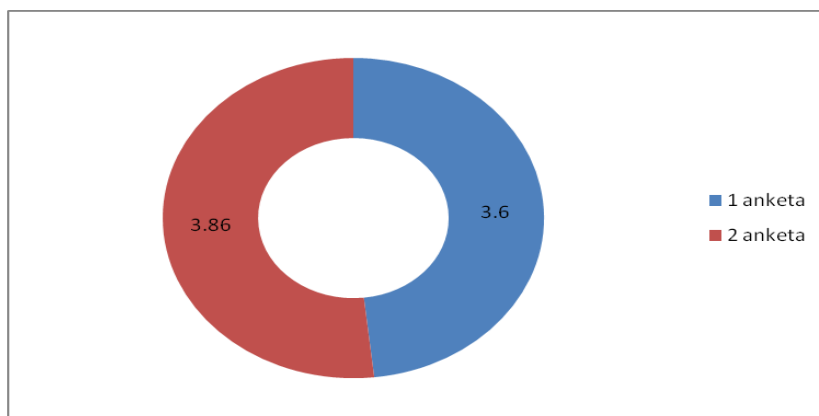
- У поље **Drop Totals or Detail Fields** убацује се мера: Оцена Анкете;

- У поље **Drop Row Fields** се убацују димензије: Презиме и Име ученика;
- У поље **Drop Column Fields** се убацује димензија: Назив предмета;
- У поље **Drop Filter Fields** се убацују димензије: Назив Периода, Датум, Просечна Оцена Анкете.

Процесирањем OLAP коцке добијени су разни графички прикази OLAP анализе вредновања DL образовања који су представљени на сликама у наставку овог наслова.

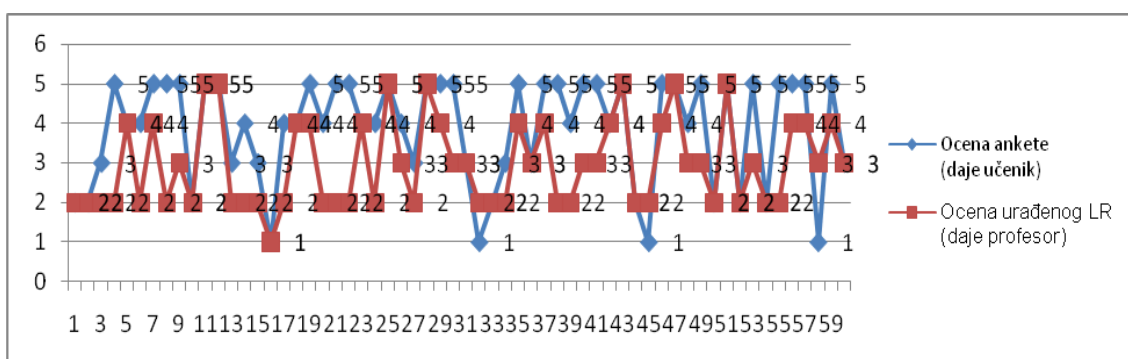
Анализа вредновања DL образовања има за циљ да обезбеди информације о просечним оценама анкетираних урађених ресурса за учење, по предметима и по периодима (овог пута просечне оцене потичу од стране ученика, а средство за њихово прикупљање је електронска анкета).

Дакле, добијени резултати упитника показују мишљење ученика о појединим предметима, и мултимедијалним електронским ресурсима за учење који покривају одређени предмет. Реализоване анализе (слика 7.52) се односе на два урађена ресурса за учење, из једног предмета (Рачунарство и информатика), за два периода (тј. крајем I полугодишта спроведена је прва анкета, док је при крају II полугодишта спроведена друга анкета).



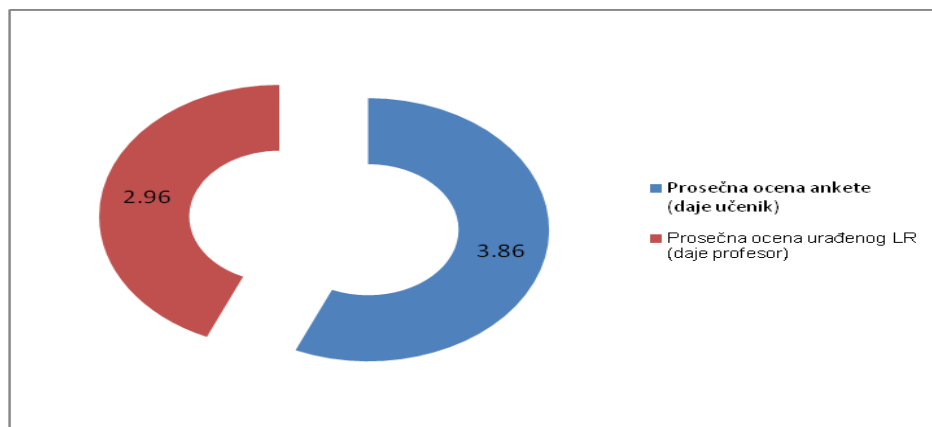
Слика 7.52: Анализа просечних оцена анкете

На слици 7.53 дато је поређење појединачних оцена које је професор дао ученицима на урађеним ресурсима за учење са оценом коју је професор добио приликом вредновања DLS образовања (оцена анкете коју даје ученик). При поређењу укупне просечне оцене урађеног LR са укупном просечном оценом анкете, види се да су ученици имали блажи критеријум од професора (слика 7.54).



Слика 7.53: Поређење појединачних оцена професора са оценама ученика⁸ за 2 анкете

⁸ НАПОМЕНА: на x оси графикана су идентификациони бројеви ученика (UcenikID)



Слика 7.54: Поређење просечне оцене професора са просечном оценом ученика за 2 анкете

Петом OLAP анализом (анализа вредновања DL образовања) се хтело истражити какво је мишљење ученика о појединим мултимедијалним електронским наставним јединицама постављеним у оквиру DLS платформе. Добијени резултати 5. анализе показују да су ученици задовољнији другом електронском лекцијом у односу на прву. Односно просечна оцена прве анкете је 3.6, док просечна оцена друге анкете износи 3.86. При поређењу укупне просечне оцене урађеног LR (која износи 2.96, а даје је професор ученицима) са укупном просечном оценом анкете (која износи 3.86, а даје је ученик професору), може се закључити да је професор имао строжији критеријум од ученика.

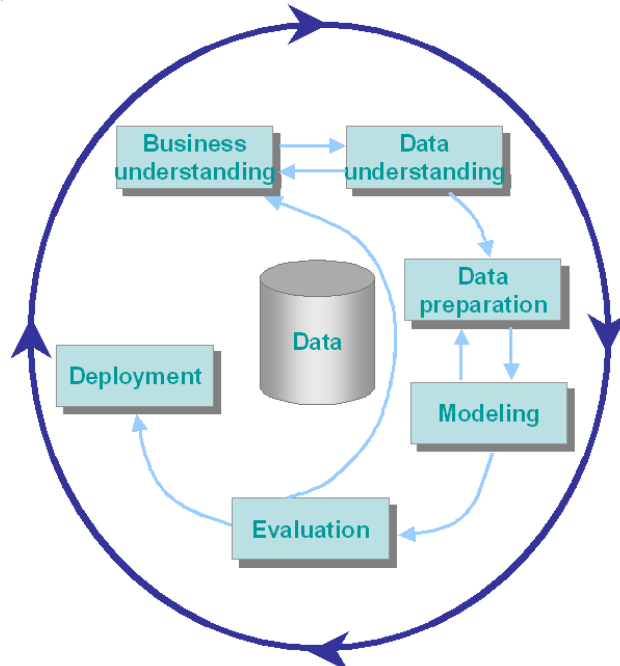
У овом раду, на реалним примерима приказан је развој складишта података. Основна улога аналитичке базе података (тј. складишта података) је аналитичко извештавање, односно откривање информација и донекле знања. Data Mining (DM) системи су првенствено конципирани са циљем да се открије знање неопходно за одлучивање [Сукновић и др., 2005; Qwaider, 2012]. Сходно томе, у наставку овог рада следи поглавље о откривању законитости у подацима (*Data Mining, DM*) које треба да омогући долазак до знања.

ОСМИ ДЕО

8 ОТКРИВАЊЕ ЗАКОНИТОСТИ У ПОДАЦИМА (ОЗП) НА ПРИМЕРУ СКЛАДИШТА ПОДАТАКА DLS ПЛАТФОРМЕ

Откривање законитости у подацима, тј. DM је познат у литератури као "екстракција знања", "узорак анализе", "подаци археологије" [Bhavani, 1999]. Заправо, процес DM је скуп метода за анализу података, креиран са циљем да се сазна специфична зависност, односи и правила везана за податке и њихово издавање у нове, више квалитетне информације [Berry & Linoff, 1999].

CRISP-DM (*Cross Industry Standard for Data Mining*) је међународна методологија (слика 8.1) за спровођење пројекта откривање законитости у подацима (ОЗП). После следећих фаза ове методологије: разумевање пословног проблема (*Business understanding*), разумевање података (*Data understanding*), припрема података (*Data preparation*), и моделовање решења (*Modeling*) следи фаза евалуација решења (*Evaluation*) што, заправо представља активност у оквиру које је потребно испитати валидност (употребљивост, исправност) добијеног ОЗП решења. Наведена фаза се састоји од: валидације (да ли је откривено знање корисно за доносиоца одлуке) и верификације (у којој мери је откривено знање значајно). Тек у последњој фази CRISP-DM методологије, која се зове примена решења (*Deployment*), може се сазнати колико је откривена законитост исправна и употребљива, јер се решење примењује у реалном окружењу, стим да и даље постоји могућност да решење није у потпуности задовољавајуће, те се током рада модификује и надограђује [Bohanec, 2003; Сукновић и Делибашић, 2010].



Слика 8.1: CRISP-DM методологија [CRISP-DM, 2009; Carneiro da Rocha & Timóteo de Sousa Júnior, 2010]

Задачи откривања законитости у подацима (ОЗП) се изводе са циљем унапређења пословног процеса, а Larose [2005] сматра да постоје следећи ОЗП задаци [Larose, 2005]:

- **Редукција** своди податке на мањи обим који може да се анализира на ефикасан начин [Сукновић и Делибашић, 2010, Totad et al., 2010];

- **Процена** открива законитости између улазних атрибута, који могу бити нумеричког и категоричког типа, и излазног атрибута нумеричког типа. За процену се користе нпр. алгоритми вештачких неуронских мрежа [Pechenizkiy et al., 2009; Сукновић и Делибашић, 2010];
- **Класификација** има задатак да открије законитости између улазних атрибута и излазног категоричког атрибута, односно класификација открива законитост по којој се одређени објекат сврстава у одређену класу [Aggarwal & Yu, 1999; Сукновић и Делибашић, 2010];
- **Кластеровање** открива законитости по којој се подаци групишу према одређеној сличности у класе тј. кластере, односно када није познат излазни атрибут, а потребно је извршити класификацију објекта, тада се ради кластеровање [Сукновић и Делибашић, 2010; Padmariya & Subitha, 2013];
- **Асоцијативна правила** откривају законитости у форми „ако-тада“, заправо, тестирање хипотеза је основа науке о статистици, а закључивањем доносиоц одлуке (ДО) или аналитичар претпоставља хипотезу, која се затим проверава [Сукновић и Делибашић, 2010; Markam & Dubey, 2012];
- **Предвиђање** има задатак да пронађе законитости у подацима који садрже временску димензију и да на основу података из прошлости предвиди шта ће се десити у будућности, тј. да предвиди законитости ван података који постоје у бази [Сукновић и Делибашић, 2010; Sudhakar & Manimekalai, 2014].

Процес моделовање решења, иако представља централни део у изради ОЗП пројекта, ипак одузима најмање времена при изради ОЗП пројекта.

Компанија Microsoft у својим софтверским решењима за пословну интелигенцију убацује могућност за реализовање процеса откривања знања у подацима (*Data Mining, DM*) и покушава да стратегијом „DM for Masses“ популаризује откривање законитости у подацима (ОЗП) [Сукновић и Делибашић, 2010]. Истовремено са инсталирањем софтвера SQL Server инсталирају се и алати за пословну интелигенцију, који захтевају од корисника минимална знања при ОЗП. Заправо, корисник само треба да изабере одређени алгоритам и да га покрене. Нису потребна посебна знања о параметрима за рад алгоритма, већ су ти параметри скривени од корисника и постављени на неке уобичајене вредности [Lukawiecki, 2007; Сукновић и Делибашић, 2010].

Microsoft-ов софтвер за DM је намењен обичном кориснику и лак је за употребу при реализацији процеса ОЗП и коришћењу DM алгоритама. Међутим, корисник нема могућност подешавања параметара, те се за напредније коришћење DM алгоритама више препоручују други софтвери нпр. Clementine, RapidMiner, Weka, или Orange.

Подешавања сложених опција одбија обичног корисника од коришћења софтвера. Решење је у компромису тј. умећу проналазка најбоље мере између захтева за лакоћом рада и квалитетним анализама које се нуде корисницима [Сукновић и Делибашић, 2010; North, 2012].

DM софтвери садрже неколико врста алгоритама који треба да помогну аналитичару и доносиоцу одлуке (ДО) да реализују ОЗП процес [Сукновић и Делибашић, 2010; Weiss & Davison, 2010]. Постоје следећи типови DM алгоритама:

- **Редукциони алгоритам** успоставља прави однос између димензије табела и квалитета података [Bonchi et al., 2004; Сукновић и Делибашић, 2010];
- **Стабло одлучивања** решава задатак класификације и предвиђања, а знање добијено из података приказује у облику разгранатог стабла [Сукновић и Делибашић, 2010];
- **Алгоритам за откривање асоцијативних правила** открива ако-тада правила одлучивања [Сукновић и Делибашић, 2010; Kalarani & Brunda, 2014];

- **Алгоритам за кластеровање** у подацима открива кластере [Сукновић и Делибашић, 2010; Joshi & Kaur, 2013];
- **Регресиони алгоритам** користи регресионе моделе и тако открива зависности између улазних и излазних података [Сукновић и Делибашић, 2010; Napagoda, 2013];
- **Вештачке неуронске мреже** помоћу модела неуронских мрежа откривају зависности између улазних и излазних података [Сукновић и Делибашић, 2010; Sonalkadu & Dhande, 2012].

Табела 8.1 приказује са којим DM алгоритмима могу да се решавају одређени задаци [Сукновић и Делибашић, 2010].

Табела 8.1: Однос DM алгоритама и DM задатака [Сукновић и Делибашић, 2010]

	Редукциони алгоритам	Регресиони алгоритам	Стабло одлучивања	Кластер алгоритам	Асоцијативна правила	Вештачке неуронске мреже
Редукција	•	•	•	•	•	•
Процена		•			•	•
Класификација		•	•		•	•
Кластеровање				•		
Асоцијација					•	
Предвиђање		•	•	•	•	•

У решавању реалних проблема понекад постоји превише или премало података, а аналитичар је тај који треба да нађе праву количину података која је потребна за анализу (односно, да изврши редукцију података) [Сукновић и Делибашић, 2010; Muthyala & Naidu, 2011]. Различите објекте је могуће класификовати према одговарајућим критеријума у процесу откривања знања. Када није познат излазни атрибут, а потребно је извршити класификацију објекта тада се ради кластеровање [Сукновић и Делибашић, 2010; Kaur Mann & Kaur, 2013].

Циљ кластеровања је да пронађе правило, тј. законитост, по коме се објекти групишу у класе. „Кластеровање је процес откривања кластера таквих да су објекти унутар кластера међусобно слични, а да су пак прилично различити од објеката других кластера“ [Сукновић и Делибашић, 2010; Gupta & Mishra, 2011]. Након завршеног процеса кластеровања сваком објекту се додељује одговарајући излазни атрибут, а то је припадност кластеру. Доносилац одлуке (ДО) на основу од добијених законитости из процеса кластеровања може за сваки кластер да одреди низ управљачких акција [Сукновић и Делибашић, 2010; Bhushan et al., 2014].

Основа науке о статистици је тестирање хипотеза. Закључивањем доносиоц одлуке (ДО) или аналитичар претпоставља хипотезу, која се затим проверава. Уколико прође одређени тест, хипотеза се прихвата, а у супротном се одбацује. Сукновић и Делибашић [2010] на следећи начин врше поређење статистичке анализе и процеса DM: “Код класичне статистичке анализе аналитичар или доносиоц одлуке (ДО) сами претпостављају правило, док код процеса ОЗП аналитичар или доносиоц одлуке (ДО) задају само параметре претраге за одређеним правилима, а алгоритам самостално открива законитости тј. правила. Доносиоц одлуке (ДО), након што су правила откривена треба да каже да ли су та правила и корисна. Правовремено уочавање законитости доноси пословну предност и профит.”

При реализацији процеса откривања законитости у подацима (ОЗП) најтеже је предвидети шта ће се десити у будућности. Аналитичар и доносиоц одлуке (ДО) треба да дође до закључка шта је потребно истражити, да би знао које алгоритме може да користи како би дошао до решења за одређени проблем. Дакле, процес ОЗП није нимало једноставан, што говори и његов буквалан превод са енглеског: рударење по подацима (*Data Mining, DM*) [Han & Kamber, 2000; Сукновић и Делибашић, 2010].

На основу резултата DM алгоритма доносиоц одлуке (ДО) одлучује да ли је откривена законитост занимљива и да ли може да се користи у унапређењу пословног процеса установе. Евалуација (оцена) решења, заправо, омогућава доносиоцу одлуке (ДО) да сазна да ли је откривено знање корисно и колико је значајно како би могло да се употребљава у пословном процесу. Тек када се откривено знање укључи у пословни процес, након извесног пробног периода времена, показате се колико је то знање заиста валидно. Зато фаза оцена решења представља критичан моменат у одлучивању, те је потребно извршити што реалнију анализу [Carneiro da Rocha & Timóteo de Sousa Júnior, 2010; Сукновић и Делибашић, 2010].

8.1 Откривање законитости у образовним подацима (ОЗОП) на примеру складишта података DLS платформе

Откривање законитости, међу бројним подацима о ученицима и њиховом успеху школовања, представља добру основу за ефикаснији рад и квалитетније образовање у средњој техничкој школи. Односно, анализирање, утврђивање, процењивање и предвиђање индикатора успеха школовања чини суштину унапређења наставног процеса.

Откривање законитости у подацима (ОЗП) је процес који је заснован на извлачењу, процени и коришћењу информација из ширег скупа података, ради доношења одлуке [Getoor, 2003; Сукновић и Делибашић, 2010]. Откривање законитости у подацима из области едукације (*Educational Data Mining, EDM*), је област истраживања која се развила у последњој деценији, као посебна област примене техника анализирања и откривања законитости у подацима образовних система, са циљем решавања различитих едукативних проблема и побољшања наставних процеса [Romero & Ventura, 2007; Romero & Ventura, 2010; Ишљамовић и Лалић, 2013]. EDM се бави развојем, истраживањем и применом метода за откривање законитости у подацима у оквиру база података и складишта података из области едукације, а које би иначе биле тешко или скоро немогуће анализирати и утврђивати зависности, обрасце понашања и учења код ученика, најчешће због велике количине података [Romero et al., 2010].

EDM може анализирати податке из различитих врста информационих система за подршку учењу или образовању, нпр. на факултетима, средњим школама и другим образовним институцијама које пружају поред традиционалне и савремене форме наставе, попут учења на даљину, могу се применити EDM анализе.

Значајна је имплементација EDM где подаци нису ограничени само на интеракцију ученика са професором или едукативним системом, већ је могуће анализирати податке из интерне комуникације при сарадњи више ученика, затим административне и социо-демографске податке [Scheuer & McLaren, 2011].

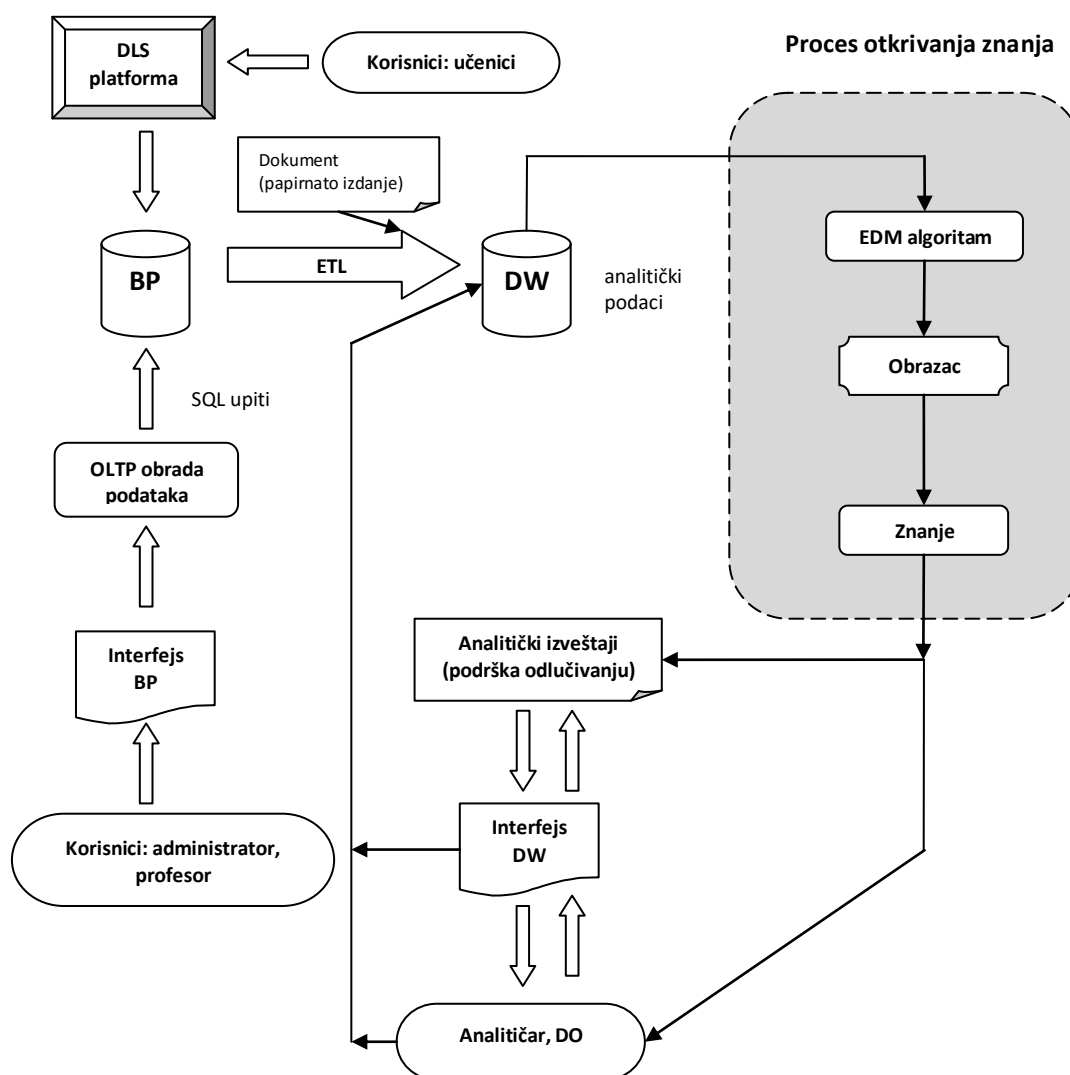
EDM се може дефинисати као анализа образовних података коришћењем статистичких метода и DM [Campbell & Oblinger, 2007]. Такође, EDM се може сагледати као методологија која ће помоћи образовним установама (наставном кадру и педагозима) у откривању различитих и талентованих ученика, у раној фази школовања. Тако да се применом EDM може утицати на побољшање наставних активности и повећање заинтересованости ученика при реализацији наставних садржаја. Дакле, EDM је дисциплина која се бави развојем метода за истраживање података из образовних институција, а циљ коришћења ове методе је боље разумевање понашања ученика (или студената) и њиховог успеха у учењу ради квалитетнијег усвајања знања [Baker и Yasef, 2009]. Ослањајући се на претходне дефиниције, EDM представља научни термин који се фокусира на податке прикупљене у оквиру база података и складишта података образовних институција на свим нивоима.

Већина истраживања из ове области имају акценат на различите актере и аспекте едукативног процеса: ученике, професоре, наставне материјале, организацију наставе [Romero, 2007; Guruler et al., 2010; Kumar & Chadha, 2011]. У наставку овог рада спроведено је истраживање откривања законитости у подацима из области едукације у оквиру базе података и складишта података система за учење на даљину (тј. DLS платформе примењене у средњој техничкој школи) са циљем предвиђања и побољшања успеха ученика.

8.2 Аналитички (EDM) модел ауторизованог система за учење на даљину

На слици 8.2 приказан је модел протока података и информација базе података и складишта података ауторизоване DLS платформе, односно аналитички (EDM) модел ауторизованог система за учење на даљину. С једне стране интерфејс за унос података у трансакциону базу (BP) је ауторизована DLS платформа (слика 8.2), која представља динамичку, интерактивну Web апликацију коју користе ученици за реализовање процеса учења на даљину. С друге стране, преко посебног администраторског (корисничког) интерфејса (интерфејс BP), администратор или обичан професор, може лако да уноси, ажурира или брише податке у трансакционој DLS бази (BP). Дакле, трансакциона обрада података се одвија над базом података (BP).

Из докумената у папирнатом издању (попут дневника, матичних књига ученика), а такође и из трансакционе DLS базе података (BP) у аналитичку DLS базу података (тј. складиште података, DW), помоћу процеса ETL (*Extract, Transform and Load*), издвајају се аналитички подаци над којима се врше EDM анализе, што за резултат даје аналитичке извештаје који ће аналитичару и доносиоцу одлуке служити као подршка одлучивању (слика 8.2). Преко интерфејса DW [Gharib et al., 2013], или директно у оквиру софтвера за анализе, аналитичар и доносиоц одлуке (DO) могу лако реализовати низ EDM анализа и погледати резултате тих анализа који могу допринети да се обезбеде информације и знање неопходно за одлучивање како би се унапредио наставни процес и остварио што бољи успех ученика средње техничке школе у Србији, као главних корисника DLS платформе.



Слика 8.2: Аналитички (EDM) модел ауторизованог система за учење на даљину

Процес откривања знања у базама података (*Knowledge Discovery in Databases, KDD*) конкретно се односи на тумачење тј. образци који су откривени интерпретирају се као знање које се даље може користити за процес подршке одлучивању. Док се термин EDM више односи на EDM алгоритме који се примењују за извлачење образаца из података. Иначе, образац (patterns) је алат направљен за решавање одређеног проблема [Сукновић и Делибашић, 2010; Vijayarani & Deera, 2014]. Дакле, EDM се може дефинисати као процес подршке одлучивању у којем се траже шаблони (образци) у подацима.

8.3 Откривање законитости у подацима DLS складишта података применом DM алгоритама

У овом делу рада представљени су резултати анализе успешности школовања ученика средње техничке школе у оквиру традиционалне наставе и DLS платформе. Анализа успеха школовања, на узорку од 261 ученика (из девет одељења прве године), реализована је применом следећих алгоритама за DM:

- Decision Tree је алгоритам који се користи за решавање задатака класификације, а само стабло одлучивања се састоји од корена, чворова (место гранања) и листова;

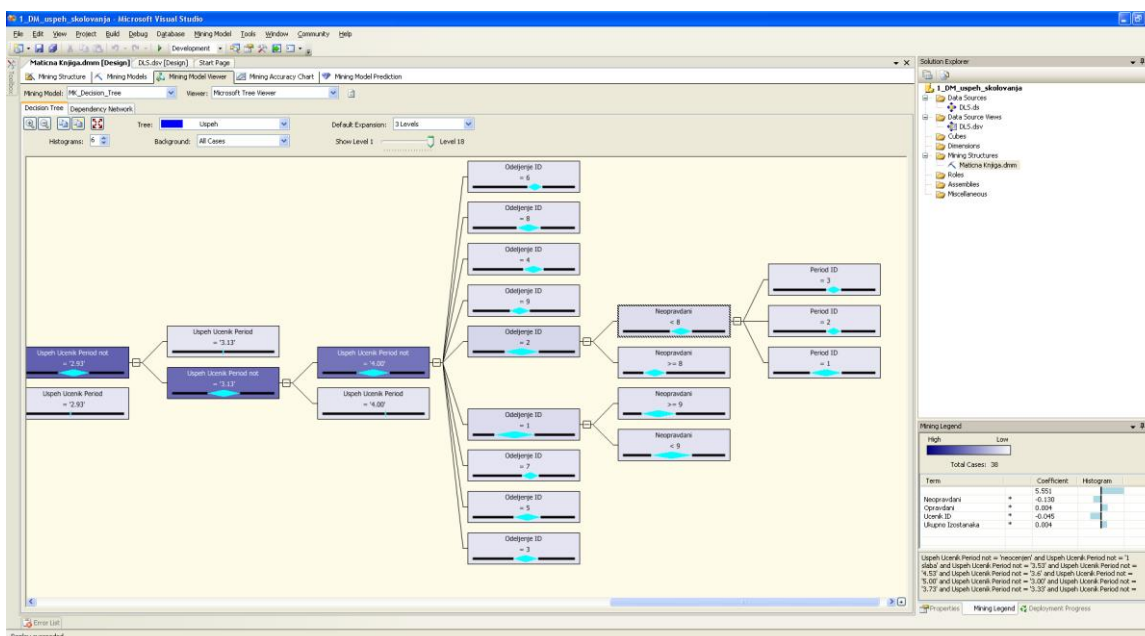
- Clustering Algorithm учоава кластере у подацима;
- Naïve Bayes је алгоритам за класификацију и редукцију који захтева велику количину података за рад;
- Neural Network алгоритам се користи за решавање задатака класификације, процене и предвиђања (резултати ових анализа дати су у деветом поглављу ВНМ).

Сви наведени DM алгоритми постоје у Microsoft-овом алату SQL Server Business Intelligence Development Studio, који се користи за примену DM анализа.

8.3.1 Decision Tree алгоритам

Код Decision Tree алгоритма знање се представља у форми стабла одлучивања које има хијерархијску структуру, тј. свако стабло има хијерархијски уређен скуп асоцијативних правила [Chen et al., 2009; Сукновић и Делибашић, 2010]. Стабло одлучивања је прилично популарна техника за одлучивање код доносиоца одлука (ДО). Стабло одлучивања се састоји од корена, чворова и листова. Корен је почетни чвор (скуп података) из кога се стабло грана. Листови су крајњи чворови и представљају чворове одлуке. Смер кретања је од корена, преко чворова до листова како би се увидело правило по коме је одређени случај класификован.

На слици 8.3 приказана је анализа успеха школовања која је реализована помоћу стабла одлучивања у Microsoft-овом алату SQL Server Business Intelligence Development Studio. Анализа успеха школовања изведена је на узорку од 261 ученика, из девет одељења првог разреда, за протекле четири школске године (2008/2009, 2009/2010, 2010/2011, 2011/2012). Анализа успеха, сваког ученика, је спроведена по периодима: први период (крај првог полугодишта), други период (крај другог полугодишта) и трећи период (крај школске године). Односно, за сваког ученика рачунат је успех, засебно, за сва три периода. Иначе, у обзир су узета само одељења смера: електротехничар електронике и електротехничар рачунара.



Слика 8.3: Анализа успеха школовања реализована помоћу алгоритма Decision Tree

Резултати ове анализе приказују да за сва три периода постоји 321 случај (тј. ученика) са позитивним успехом (изражено у процентима 82.2 %), а 60 случајева је са негативним успехом (изражено у процентима 16.46 %). Ова анализа успеха ученика састоји се од 381 изабраних

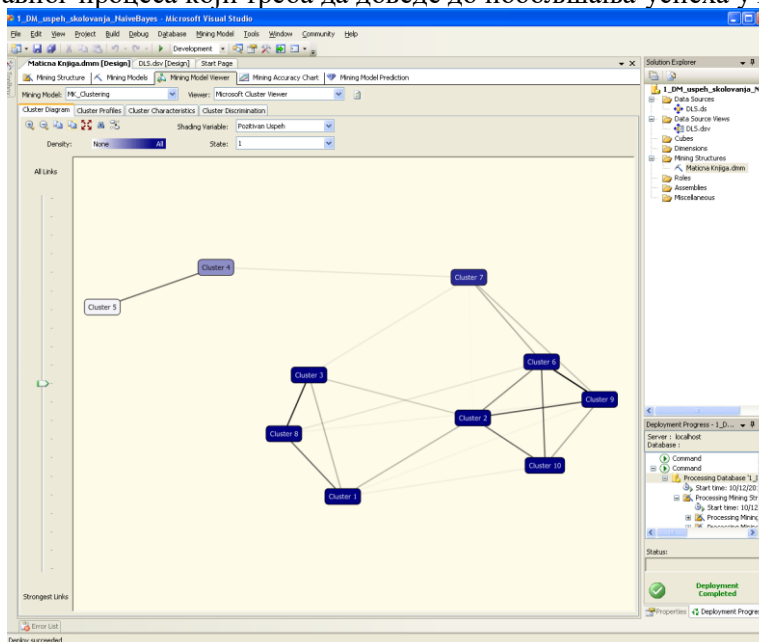
случајева, остали случајеви су одбачени, методом редукције, због недостатака адекватних информација⁹.

8.3.2 Clustering алгоритам

Кластеровање омогућава да се велики скуп података подели на мање целине и тиме се постиже једноставније управљање великим количинама података [Сукновић и Делибашић, 2010; Rajagopal, 2011]. Циљ ове анализе је да се уоче класе (кластери) ученика са позитивним приближно сличним успехом. Заправо, циљ је тако класификовати ученике ради могућности прављења плана постизања бољег успеха у будућности за различите типове ученика (који су класификовани по успеху у кластере).

Подаци из табела DLS складишта података су кластеровани коришћењем алгоритма за кластеровање који је дат у Microsoft-овом софтверу за DM (у наставку MS DM). Алгоритам за кластеровање може да ради са нумеричким и категоријским подацима. Овај алгоритам аутоматски трансформише категоријске у нумеричке податке. Иначе, различите врсте трансформација могу да олакшају откривање различитих законитости, међутим не постоји једна универзална трансформација која је најбоља за све податке и све алгоритме [Wu et al., 2007; Сукновић и Делибашић, 2010]. Сукновић и Делибашић [2010] препуштају експертима следећи избор: „Аналитичар и доносиоц одлуке (ДО) треба да одлуче да ли желе да им алгоритми аутоматски конвертују податке у жељени облик и тиме знатно утичу на добијена знања или желе да сами контролишу цео процес, али тиме улажу много више енергије и времена за проналажење знања.“

На слици 8.4 алгоритам кластеровања открива десет кластера успеха ученика. Кластери 1 и 8, 8 и 3, 10 и 2, 10 и 6, 2 и 9, 9 и 6, 5 и 4 имају велику међусобну повезаност (сличност), док остали кластери имају мању повезаност. Највише се разликује од свих кластер 5. Потребно је учити шта сваки кластер представља (табела 8.2) и како то може помоћи у одлучивању тј. унапређењу наставног процеса који треба да доведе до побољшања успеха ученика.



Слика 8.4: Анализа успеха школовања реализована помоћу алгоритма Clustering

⁹ За сваког ученика рачунат је успех, засебно, за сва три периода. То значи: 261 (ученик) * 3 (периода) = 783 (потенцијалних случајева за анализу). Од 783 (потенцијалних случајева за анализу) – 402 (случајева који су одбачени, методом редукције) = 381 (укупно анализираних случајева).

Табела 8.2 Вредности кластера изражене у процентима

кластер	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Позитиван успех	100 %	100 %	100 %	44 %	4 %	97 %	84 %	100 %	100 %	100 %

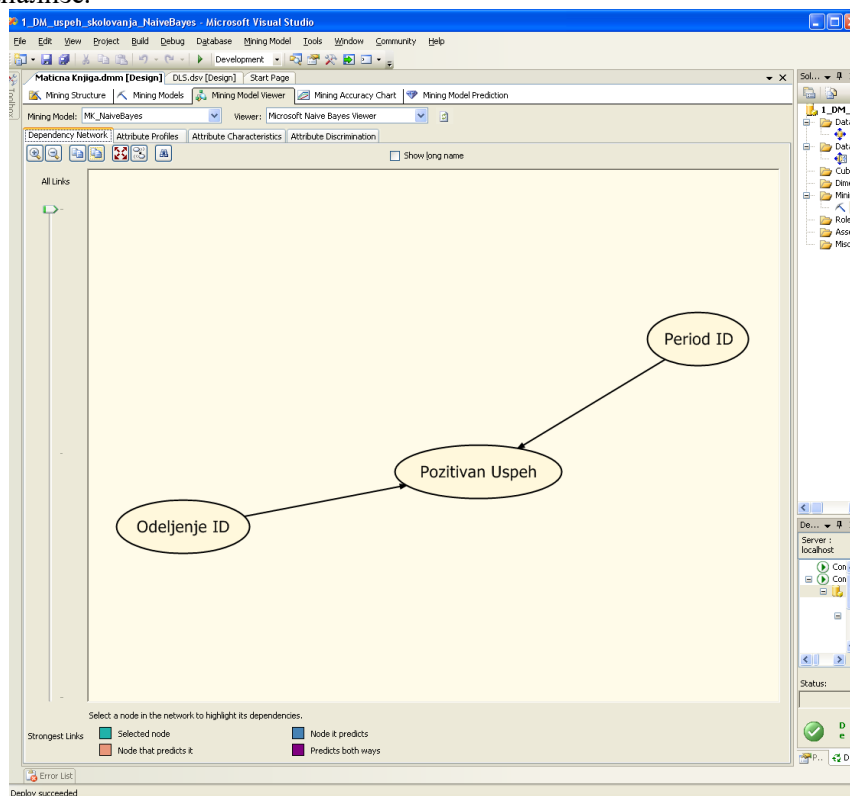
На основу резултата кластеровања, из табеле 8.2, види се да вредности кластера 1, 2, 3, 8, 9, 10 износе 100 %, док кластер 6 има 97 %, кластер 7 има 84 %, кластер 4 има 44 %, а кластер 5 има само 4 % ученика са позитивним сличним успехом.

Доносиоц одлуке (ДО) је на основу података о кластерима у могућности да боље групише ученике по успеху, као и да донесе одлуке и спроведе акције које могу побољшати процес постизања бољег успеха ученика у будућности. Односно, примарни задатак EDM је да анализе доносиоцу одлуке пружи битне информације за доношење одлука.

8.3.3 Naïve Bayes алгоритам

Naïve Bayes алгоритам првенствено је намењен за задатке класификације и редукције. Сукновић и Делибашић [2010] тврде да: „Редукција података може да се ради и ручно у присуству доносиоца одлуке (ДО). Заправо, доносиоц одлуке (ДО) некад боље од алгоритма за редукцију може да каже шта је за одређени проблем битно, а шта није. Важи и обрнуто, понекад сами алгоритми могу боље да открију шта је битно, а шта није од доносиоца одлуке (ДО).“

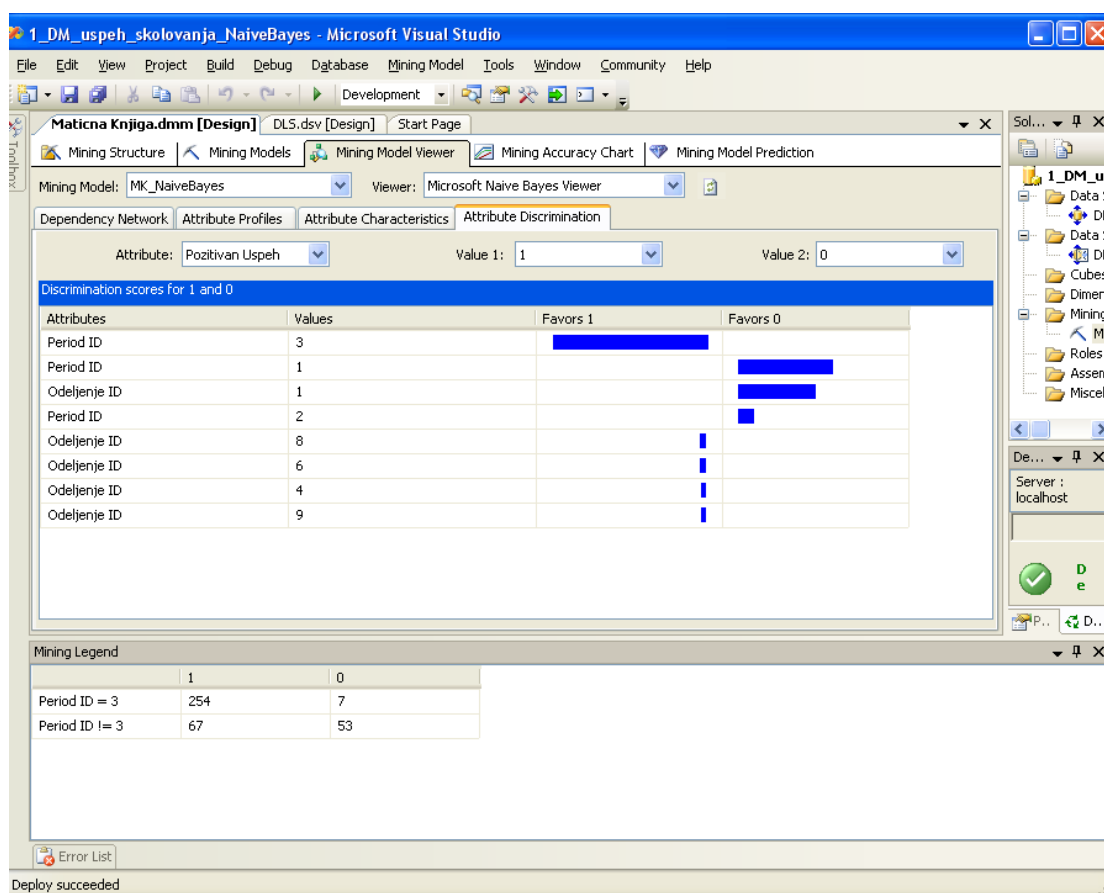
На слици 8.5 приказан је модел алгоритма Naïve Bayes којим је изведена анализа броја ученика са позитивним успехом одређеног одељења у одређеном периоду. Не тако раскошан изглед овог модела је последица чињенице да Naïve Bayes алгоритам захтева велику количину података за анализе.



Слика 8.5: Анализа успеха школовања реализована помоћу алгоритма Naïve Bayes

Добијени резултати анализа успеха школовања (слика 8.6) приказују да је од 261 ученика, из девет одељења првог разреда, за протекле четири школске године, у трећем периоду, њих 254 имало позитиван успех, а седморо негативан успех (тј. понављали су разред).

Уколико се из даље анализе искључе случајеви за које не постоји статистичка значајност (а то су случајеви за које не постоје оцене из електронских наставних јединица у оквиру DLS платформе), резултати анализа могу се још више конкретизовати, нпр. може се сагледати успех првог и другог одељења (уписаног 2011/2012 школске године) на крају првог полугодишта. У том случају уочава се да је од укупног броја ученика 60 та два одељења, њих 27 имало позитиван успех, док је 33 завршило прво полугодиште са негативним успехом. Резултати ове анализе могу дати даље смернице доносиоцу одлуке (ДО) које акције би требало спровести како би ти ученици поправили негативне оцене и остварили позитиван успех на крају другог полугодишта.



Слика 8.6: Резултати анализа успеха школовања алгорита Naïve Bayes

8.4 Web Mining (WM)

Web Mining користи принципе Data Mining техника за аутоматско откривање корисних информација из Web докумената. Web Mining се може дефинисати као откривање и анализа корисних информација на WWW-у. У оквиру Web Mining-а постоје три области, у зависности од тога који део Web-а се испитује, а то су: откривање садржаја на Web-у (*Web Content Mining*), откривање структуре веза на Web-у (*Web Structure Mining*) и откривање образаца у коришћењу Web-а (*Web Usage Mining*) [Дулановић и Вељовић, 2002; Његуш, 2009].

Откривање садржаја на Web-у (*Web Content Mining*) представља откривање корисних информација из Web садржаја, података и докумената. Садржај Web-а се може састојати од неколико врста података, као што су: текстуални подаци, слике, хиперлинкови, аудио и видео записи [Његуш, 2009; Herrouz & Djoudi, 2013]. При откривању садржаја на Web-у (*Web Content Mining*) постоје два приступа: приступ заснован на агентима и приступ заснован на базама података. Циљ приступа заснованом на агентима је да помаже корисницима у проналажењу релевантних информација и филтрирању тих информација. У приступу заснованом на базама података циљ је да се формира модел података на Web-у, у оквиру кога су интегрисани упити, кључне речи, на основу којих претраживачи врше претраживања.

При откривању структура веза на Web-у (*Web Structure Mining*) сврха је да се открије модел структуре линкова на Web-у. Модел треба да буде заснован на топологији хиперлинкова са описом линкова.

Његуш [2009] сматра да: „Откривање образаца у коришћењу Web-а (*Web Usage Mining*) даје смисао подацима генерисаним у Web корисничким сервисима или подацима о понашању корисника. Док *Web Content Mining* и *Web Structure Mining* користе реалне и примарне податке на Web-у, *Web Usage Mining* открива секундарне податке изведене из интеракције корисника у току њиховог рада на Web-у.“

Приликом обављања свакодневних операција на Web-у прикупљају се велике количине података које Web сервери аутоматски генеришу и прикупљају у логовима за приступ серверу. Друге изворе корисничких информација чине референциране стране, затим информације о регистрацији корисника. Укратко, помоћу *Web Mining* техника могуће је обезбедити информације о томе како треба структурирати Web сајт у циљу ефикаснијег управљања комуникацијама [Његуш, 2009; Jayalatchumy & Thambidurai, 2013].

Дакле, *Web Mining* анализе требало би да обезбеде извештавање о корисничким активностима на серверима (нпр. одређивање броја приступа серверима и појединачним фајловима, одређивање времена приступа, назива домена и URL-а корисника).

Свакако, *Web Mining* (WM) представља технологију која заслужује посебну пажњу због способности откривања и анализе корисних информација које се могу наћи на Web-у [Chau, 1999]. *Web Mining* се заснива на примени *Data Mining*-а на Web-у, чиме се постижу следеће карактеристичне функције:

- Откривање ресурса (откривање локација датотека на мрежи);
- Издвајање информација (прикупљање корисних информација на Web-у); и
- Генерализација, тј. откривање образаца (*pattern*) информација из познатих ресурса [Etzioni, 1996].

Савремено online образовање у великој мери се ослања на *learning management systems* (LMS), *course management systems* (CMS), или *Distance Learning System* (DLS). Овакви системи аутоматски записују навигационо понашање њихових корисника (ученика, професора, администратора) на серверу. Све серверске евиденције наставно особље може искористити да правовремено идентификује потенцијално ризичне ученике (у смислу неуспешно савладаног градива), такође професори могу прилагодити наставну стратегију у жељеном правцу (нпр. персонализовати мултимедијалне наставне јединице, побољшати њихов дизајн итд).

У практичном делу овог рада, у оквиру информационог система DLS платформе, при анализама урађених ресурса за учење и вредновању DLS образовања могу се користити принципи технике *Web Usage Mining*. Заправо, за анализе систем користи податке прикупљене

праћењем интеракције ученика са системом за учење на даљину, а све у циљу креирања модела пословне интелигенције ауторизоване DLS платформе.

Ипак, процес EDM се суочава са посебним изазовима, због динамичких карактеристика електронског учења, у неколико аспекта:

1. Понашања: праћење понашања ученика при учењу је доста сложен процес, и укључује различите врсте интеракција (ученик – садржај, ученик – ученик, ученик - професор) [Pahl, 2006; Hung & Zhang, 2008; Hung & Crooks, 2009].
2. Циљне променљиве: одредити да ли су исходи учења ефикасни или не, захтева прилично широк спектар различитих процена и индикатора [Romero et al., 2004].
3. Циљеви: главни циљ DM у електронском учењу је да побољша особине online учења које је тешко измерити или квантификовати [Romero & Ventura, 2006].
4. Технике: само примена специфичних DM техника је погодна за едукативне анализе [Pahl, 2006; Romero & Ventura, 2006]. Свакако, подаци за EDM анализе захтевају другачију припрему и модификацију за разлику од података за e-commerce анализе (наиме, главни циљ перимене DM анализа у области e-commerce је како повећати профит).
5. Прикупљање података: једино интеракције које постоје у LMS, CMS и DLS системима могу се пратити. Међутим, велики део образовних података постоји и изван distance learning (DL) система, нпр. подаци из традиционалне наставе углавном се налазе у документима у папирнатом издању, дакле нису у електронском облику.

Аутори [Romero & Ventura, 2010] су предложили да се будућа EDM истраживања фокусирају на следећим аспектима: прављење EDM алата за лакше коришћење (од стране лица који нису експерти) при едукативним анализама, интеграцију EDM алата са DL системима, стандардизовање података и модела, прилагођавање традиционалних DM алгоритама у образовне сврхе.

ДЕВЕТИ ДЕО

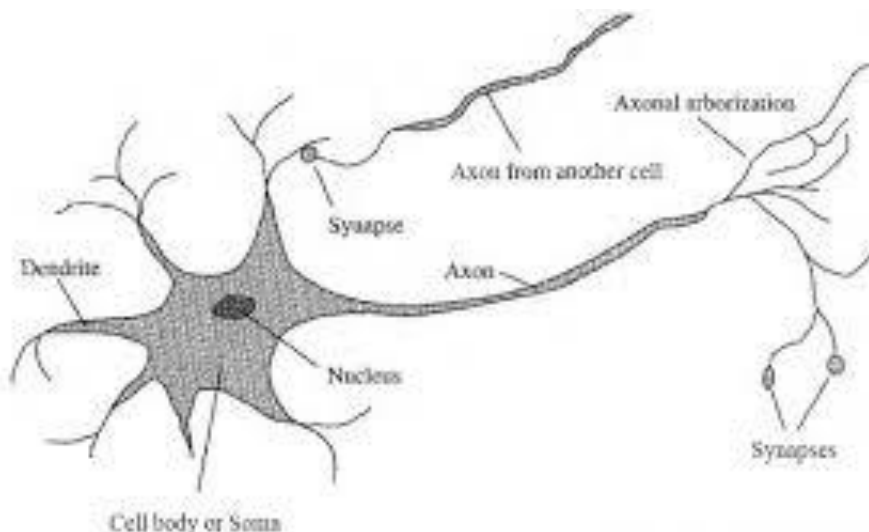
9 ВЕШТАЧКЕ НЕУРОНСКЕ МРЕЖЕ (ВНМ)

Вештачке неуронске мреже (ВНМ) су решења инспирисана из природе. ВНМ је модел који имитира биолошке неуронске мреже. Примена ВНМ укључује елементе тзв. вештачке неуроне, међусобно повезане у архитектуру мреже [Сукновић и Делибашић, 2010; Maind & Wankar, 2014].

Један од примарних задатака неуронске мреже је да повезивањем неурона направи модел неке појаве за које постоји одређено искуство. Такав модел, базиран на искуству, може се користити за предвиђање исхода и доношење одлука [Сукновић и Делибашић, 2010; Sharma et al., 2012]. Решавање комплексних проблема укључује исцрпно трагање и често долазак само до полуготових решења.

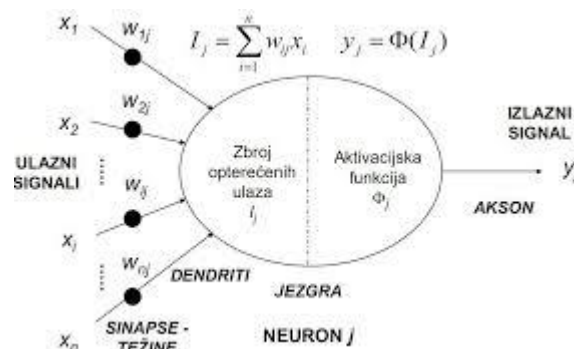
ВНМ је састављена од вештачких неурона. Сваки неурон прима улазе (улазни атрибути), процесира их и производи један излаз (излазни атрибут) [Lek & Guegan, 1999; Сукновић и Делибашић, 2010]. Неуронско рачунање може процесирати само бројеве. Излаз из неуронске мреже је решење проблема. Сврха неуронске мреже је да израчуна вредност излаза.

Заправо, ВНМ је колекција неурона који су међусобно повезани синапсама. „Главна карактеристика вештачких неуронских мрежа, због којих су оне интересантне за вештачку интелигенцију, је њихова способност учења“ [Шеварац, 2009]. ВНМ представљају математички модел (тј. рачунарски модел) биолошких неуронских мрежа. Неурони су представљени елементима вештачких неурона, а синапсе тежином везе. „Дендрити су улаз, а аксон излаз елемента процесирања. Елементи процесирања (вештачки неурони) повезани су у мрежу тако што је излаз сваког везан на улаз бар једног од осталих. Обрада која се врши у телу неурона представљена је функцијом улаза и преноса“ [Шеварац, 2009]. На слици 9.1 приказан је део биолошке неуронске мреже.

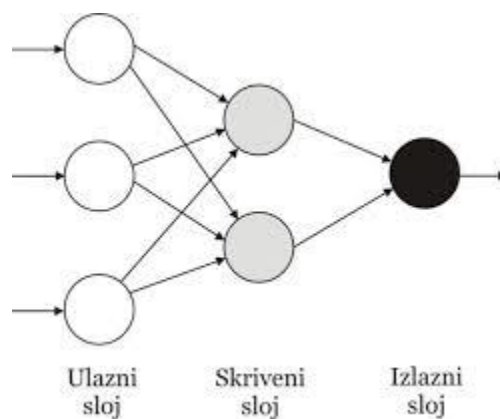


Слика 9.1: Део биолошке неуронске мреже [Шеварац, 2009]

Аналогно биолошком неурону, на слици 9.2 приказано је процесирање информација у вештачком неурону. Док слика 9.3 представља један пример вештачке неуронске мреже.



Слика 9.2: Процесирање информација у вештачком неурону [Шеварац, 2009]



Слика 9.3: Вештачка неуронска мрежа [Шеварац, 2009]

Мреже се могу разликовати по структури, по особинама неурона, по величини, по начину простирања сигнала и по начину учења. Односно, ВНМ може бити организована на више различитих начина, односно неурони могу бити међусобно повезани на различите начине, тј. могу образовати различите топологије ВНМ. Зато постоји мноштво конфигурација ВНМ. Заправо, начин на који се појединачни неурони повезују у неуронске мреже дефинише топологију или структуру мреже.

Структура неуронске мреже обликује начин простирања сигнала између неурона. Тако постоје неуронске мреже за решавање задатака: процене, класификације и предвиђања. Улазни подаци (улазни атрибути) представљају познате податке о проблему, излазни податак (излазни атрибут) је променљива коју треба проценити. ВНМ уче из искуства, а сврха учења је да се научено може искористити у будућности [Сукновић и Делибашић, 2010].

Вештачка неуронска мрежа (ВНМ) на основу улазних атрибута предвиђа излазне. Заправо, помоћу улазних атрибута рачуна се излаз из мреже и упоређује са очекиваним излазним атрибутом [Abolfazli et al., 2014]. Разлика тих величина назива се грешка класификације, или процене (формула 1) и практично оцењује колико мрежа добро предвиђа [Acharya et al., 2003; Сукновић и Делибашић, 2010]. Циљ учења је наћи минималну грешку .

Формула (1):

$$\delta = \gamma_{\text{VNM}} - \gamma_{\text{stvarni}} \quad (1)$$

У формули (1) грешка процене је обележена са δ , док γ_{VNM} чини предвиђени (излазни) атрибут, а γ_{stvarni} је реална (остварена) величина.

Вредност неуронске мреже се огледа у корисности њене примене у решавању проблема учења, процене, класификације и предвиђања. Иначе, ВНМ може бити коришћена као самостални систем или као део неког другог софтверског система [Zurada, 1992; Сукновић и Делибашић, 2010].

Вештачке неуронске мреже (ВНМ) захтевају велики број података за тестирање. Недостатак ВНМ је што је резултујући модел тешко интерпретирати. Заправо, неуронске мреже представљају универзалне моделе приближног израчунавања, па је њихова примена могућа у различитим областима у пракси [Сукновић и Делибашић, 2010; Новаковић, 2013].

9.1 Откривање законитости у подацима складишта података DLS платформе помоћу алгоритма Neural Network

Алгоритам вештачке неуронске мреже (ВНМ) има одличне карактеристике када је у питању откривање законитости у подацима из области едукације (EDM) и може да се користе за решавање задатака редукције, процене, класификације и предвиђања.

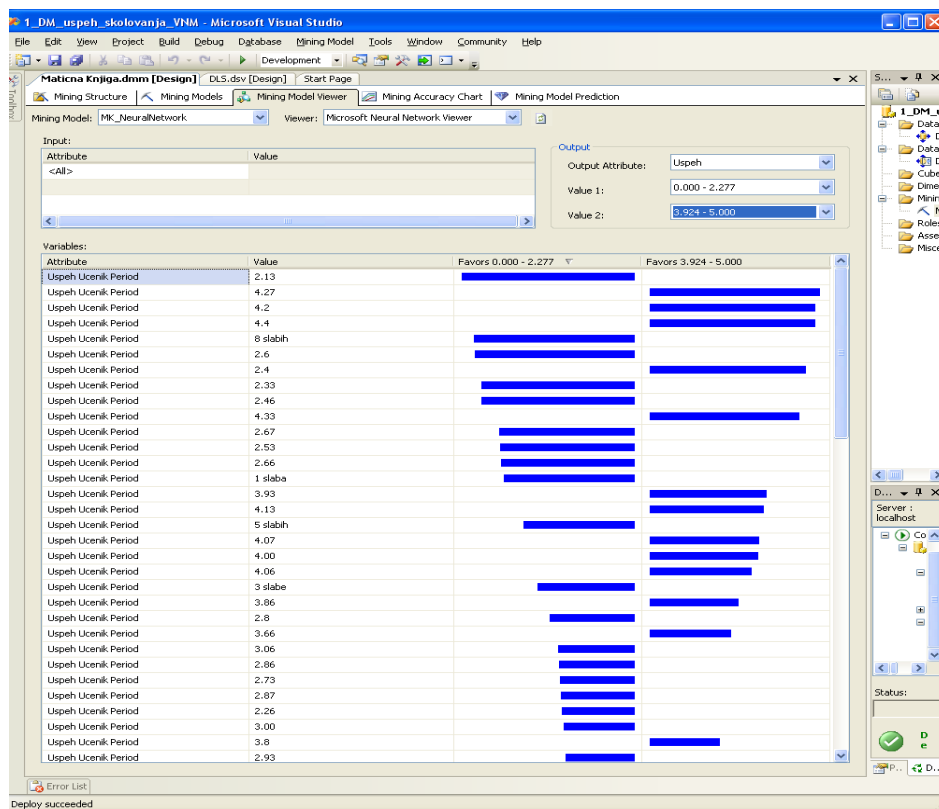
Код ВНМ може да се сазна како се на основу улазних атрибута моделује вредност излазног атрибута. Доносиоц одлуке (ДО) треба да одлучи да ли добијене резултате анализа може да користи у процесу предвиђања и побољшања успеха ученика. Сукновић и Делибашић [2010] тврде да: „За могућност доброг коришћења одређеног алгоритма, најчешће су потребна аналитичарска знања, тако да се процес избора, подешавања и тумачења резултата алгоритма препушта аналитичару, док ДО занимају само протумачени резултати алгоритма.“

У даљој анализи података примењена је вештачка неуронска мрежа (ВНМ) са циљем да се пронађе адекватан начин за обједињавање и представљање информација које су сдржане у DLS складишту података. Дакле, у овом делу рада представљени су резултати анализе предвиђања успеха школовања ученика средње техничке школе у оквиру DLS платформе. Анализа предвиђања успеха школовања реализована је применом DM алгоритама Neural Network који постоји у Microsoft-овом алату SQL Server Business Intelligence Development Studio.

У овом поглављу, биће извршена компаративна анализа успеха ученика два одељења, у погледу оствареног успеха по периодима, у две узастопне године школовања (2011/2012 и 2012/2013) првог и другог разреда. Прецизније речено, треба предвидети, на основу успеха ученика из прве године школовања, какав ће им бити успех за наредну другу годину школовања. Да би се проверила ефикасност реализованих DM анализа (помоћу алгоритма Neural Network) коришћени су подаци о ученицима који су већ завршили прву и другу годину. Наиме, добијени резултати DM анализа упоређивани су са стварним резултатима (тј. упоређивани су реални успеси ученика са предвиђеним успесима за другу годину школовања). Такође, израчуната је и грешка успеха тј. одступање предвиђеног успеха од реалног успеха који су ученици остварили. Ова база успеха ученика састоји се од 60 изабраних случајева (остали случајеви су одбачени због недостатака адекватних информација, тј. из анализе су искључени случајеви за које не постоје оцене из електронских наставних јединица у оквиру DLS платформе).

На сликама 9.4 и 9.5 приказани су резултати анализа предвиђања успеха школовања применом алгоритама Neural Network. ВНМ је погодна за моделовање зависности јер може да ради са више улазних и излазних атрибута. Показало се да вештачка неуронска мрежа, у овом случају, даје прихватљивије резултате са нумеричким подацима за више улазних и једним излазним атрибутом.

9 ВЕШТАЧКЕ НЕУРОНСКЕ МРЕЖЕ (ВНМ)



Слика 9.4: Анализа успеха школовања реализована помоћу алгоритма Neural Network

The screenshot shows the 'Mining Model Prediction' view in Visual Studio. The main area displays a table of results with columns for 'Uspeh', 'VladanjeOцена', 'UcenikID', 'OdeljenjeID', 'PeriodID', 'PozitivanUspeh', and 'Pol'. The 'Uspeh' column contains values ranging from 3 to 5. The 'VladanjeOцена' column contains values ranging from 3 to 5. The 'UcenikID' column contains unique identifiers for each student. The 'OdeljenjeID' column contains values ranging from 1 to 13. The 'PeriodID' column contains values ranging from 1 to 3. The 'PozitivanUspeh' column contains values ranging from 0 to 1. The 'Pol' column contains values 'M' and 'Z'.

Uspeh	VladanjeOцена	UcenikID	OdeljenjeID	PeriodID	PozitivanUspeh	Pol	
5	5	0.02093520561...	1	1	0	M	
5	5	3.60715076576...	1	2	1	M	
5	5	3.58931367304...	1	3	1	M	
5	5	1.07732803860...	2	1	0	Z	
5	5	1.22589517651...	2	1	0	Z	
5	5	2.60519041897...	2	3	1	Z	
4	3	1.07307235033...	3	1	0	M	
3	3	0.94791575353...	3	1	2	0	M
3	3	2.58598346191...	3	1	3	1	M
5	4	1.75275133162...	4	1	1	0	M
3	4	0.88272872813...	4	1	2	0	M
3	4	2.58639451319...	4	1	3	1	M
5	5	1.00078067708...	5	1	1	0	M
5	5	3.88173319038...	5	1	2	1	M
5	5	3.85876259815...	5	1	3	1	M
5	6	1.26869899906...	6	1	1	0	Z
5	6	0.84378400073...	6	1	2	0	Z
5	6	2.49785619878...	6	1	3	1	Z
5	7	0.12696632560...	7	1	1	0	M
5	7	4.46167045159...	7	1	2	1	M
5	7	4.25728137093...	7	1	3	1	M
4	8	1.11693350162...	8	1	1	0	M
3	8	0.93227839483...	8	1	2	0	M
3	8	2.2450273983...	8	1	3	1	M
5	9	1.27035452485...	9	1	1	0	M
5	9	3.17175835661...	9	1	2	1	M
5	9	3.10653536194...	9	1	3	1	M
5	10	0.01635415559...	10	1	1	0	Z
5	10	0.10872233093...	10	1	2	0	Z
5	10	1.6580030327...	10	1	3	0	Z
5	11	4.32644353667...	11	1	1	1	M
5	11	4.98696541806...	11	1	2	1	M
5	11	4.86356911520...	11	1	3	1	M
4	12	3.76890979603...	12	1	1	1	M
5	12	4.4287974256...	12	1	2	1	M
5	12	4.56003621766...	12	1	3	1	M
4	13	0.82580805099...	13	1	1	0	M
5	13	2.98892261779...	13	1	2	1	M
5	13	3.00846261710...	13	1	3	1	M

Слика 9.5: Резултати анализе предвиђања успеха школовања добијени помоћу алгоритма Neural Network

У табели 9.1 приказане су упоредне вредности предвиђеног успеха и реалног (оствареног) успеха ученика два одељења по периодима. За извршену анализу улазне атрибуте представљају колоне (из табела DLS складишта података): **UcenikID**, **PeriodID** и **Uspeh iz 1 godine**, док је **Predvidjeni Uspeh za 2 godinu** излазни атрибут, а **Uspeh iz 2 godine** представља остварен успех ученика, тј. податак са којим се упоређује. Грешка успеха¹⁰ се рачуна као разлика предвиђеног успеха и реалног успеха који су ученици остварили. Овом грешком се практично оцењује колико неуронска мрежа добро предвиђа.

Табела 9.1: Компаративна анализа успеха по периодима

UcenikID	PeriodID	OdljenjeID	Uspeh iz 1 godine	Uspeh iz 2 godine	Predvidjeni uspeh za 2 godinu	Greška uspeha
1	1	1	0	1	0.02	-0.98
1	2	1	3.53	3.2	3.6	0.4
1	3	1	3.53	3.2		
2	1	1	1	1	1.07	0.07
2	2	1	1	2.6	1.22	-1.38
2	3	1	2.6	2.6	2.6	0
3	1	1	1	ispisao se		
3	2	1	1	ispisao se		
3	3	1	2.53	ispisao se		
4	1	1	1	ispisao se		
4	2	1	1	ispisao se		
4	3	1	2.53	ispisao se		
5	1	1	1	1	1	0
5	2	1	3.87	3.53	3.88	0.35
5	3	1	3.87	3.53		
6	1	1	1	1	1.26	0.26
6	2	1	1	2.53	0.84	-1.69
6	3	1	2.53	2.53	2.49	-0.04
7	1	1	0	1	0.126	-0.874
7	2	1	4.27	3.73	4.46	0.73
7	3	1	4.27	3.73		
8	1	1	1	ispisao se		
8	2	1	1	ispisao se		
8	3	1	2.33	ispisao se		
9	1	1	1	1	1.27	0.27
9	2	1	3	2.87	3.17	0.3
9	3	1	3	2.87		
10	1	1	0			
10	2	1	0			
10	3	1	1	ponavlja		
11	1	1	4.53	3.87	4.32	0.45
11	2	1	5	4.33	4.98	0.65
11	3	1	5	4.33		
12	1	1	4	3.73	3.76	0.03
12	2	1	4.6	4.33	4.42	0.09
12	3	1	4.6	4.33		

¹⁰ грешка успеха = предвиђени успех за другу годину – реални (остварени) успех из друге године

9 ВЕШТАЧКЕ НЕУРОНСКЕ МРЕЖЕ (ВНМ)

13	1	1	1	1	0.82	-0.18
13	2	1	2.93	2.8	2.9	0.1
13	3	1	2.93	2.8		
14	1	1	0	1	0.09	-0.91
14	2	1	2.87	2.67	2.78	0.11
14	3	1	2.87	2.67		
15	1	1	0	0	0.15	0.15
15	2	1	3	2.73	2.88	0.15
15	3	1	3	2.73		
16	1	1	1			
16	2	1	1			
16	3	1	1	ponavlja		
17	1	1	3.07	3.33	2.88	-0.45
17	2	1	1	4.13	1.06	-3.07
17	3	1	3.53	4.13	3.51	-0.62
18	1	1	3.73	4	3.67	-0.33
18	2	1	4.53	4.13	4.38	0.25
18	3	1	4.53	4.13		
19	1	1	1	2.73	1.73	-1
19	2	1	3.13	3.07	3.08	0.01
19	3	1	3.13	3.07		
20	1	1	1	1	1.65	0.65
20	2	1	1	1	0.85	-0.15
20	3	1	2.73	2.6	2.76	0.16
21	1	1	2.93	ispisao se		
21	2	1	3.33	ispisao se		
21	3	1	3.33	ispisao se		
22	1	1	1	2.87	1.03	-1.84
22	2	1	2.86	3.13	1.1	-2.03
22	3	1	2.86	3.13	2.92	-0.21
23	1	1	3.93	3.67	3.89	0.22
23	2	1	4.66	4.6	4.78	0.18
23	3	1	4.66	4.6		
24	1	1	1	1	1.53	0.53
24	2	1	1	2.67	0.95	-1.72
24	3	1	2.8	2.67	2.72	0.05
25	1	1	3.93	4.27	3.9	-0.37
25	2	1	4.67	4.4	4.66	0.26
25	3	1	4.67	4.4		
26	1	1	3.67	3.2	3.62	0.42
26	2	1	3.87	4.13	3.88	-0.25
26	3	1	3.87	4.13		
27	1	1	1	1	1.1	0.1
27	2	1	1	2.87	1.04	-1.83
27	3	1	2.73	2.87	2.95	0.08
28	1	1	0	4.67	0.1	-4.57
28	2	1	5	5	4.91	-0.09
28	3	1	5	5		
29	1	1	0	4	0.1	-3.9
29	2	1	0	4.13	0.11	-4.02
29	3	1	3.53	4.13	3.52	-0.61

9 ВЕШТАЧКЕ НЕУРОНСКЕ МРЕЖЕ (ВНМ)

30	1	1	0	1	0.02	-0.98
30	2	1	0	3.53	0.02	-3.51
30	3	1	3.6	3.53	3.7	0.17
31	1	2	3.33	3.33	3.31	-0.02
31	2	2	3.8	3.67	3.79	0.12
31	3	2	3.8	3.67		
32	1	2	1	1	0.74	-0.26
32	2	2	2.71	1	2.75	1.75
32	3	2	2.71	1	2.75	1.75
33	1	2	1			
33	2	2	1			
33	3	2	1	ponavlja		
34	1	2	1	0	1.05	1.05
34	2	2	1	1	1.11	0.11
34	3	2	2.33	1	2.19	1.19
35	1	2	3	1	2.9	1.9
35	2	2	3.27	3.33	3.25	-0.08
35	3	2	3.27	3.33		
36	1	2	4.07	3.93	4.03	0.1
36	2	2	4.33	4.33	4.31	-0.02
36	3	2	4.33	4.33		
37	1	2	2.93	1	2.81	1.81
37	2	2	3.67	3.27	3.81	0.54
37	3	2	3.67	3.27		
38	1	2	1	1	1.5	0.5
38	2	2	1	2.67	1.01	-1.66
38	3	2	2.66	2.67	2.64	-0.03
39	1	2	3.07	3.53	3.14	-0.39
39	2	2	3.4	3.8	3.45	-0.35
39	3	2	3.4	3.8		
40	1	2	3.2	1	3.27	2.27
40	2	2	3.6	3.73	3.6	-0.13
40	3	2	3.6	3.73		
41	1	2	3.07	2.93	3.13	0.2
41	2	2	3.33	3.27	3.36	0.09
41	3	2	3.33	3.27		
42	1	2	3.4	3.27	3.27	0
42	2	2	3.87	3.67	3.8	0.13
42	3	2	3.87	3.67		
43	1	2	4.47	3.6	3.38	-0.22
43	2	2	4.8	4.6	4.74	0.14
43	3	2	4.8	4.6		
44	1	2	0			
44	2	2	1			
44	3	2	1	ponavlja		
45	1	2	3.07	1	3.06	2.06
45	2	2	3.6	3.53	3.68	0.15
45	3	2	3.6	3.53		
46	1	2	3.53	3.53	3.51	-0.02
46	2	2	4.07	4.13	4.06	-0.07
46	3	2	4.07	4.13		

9 ВЕШТАЧКЕ НЕУРОНСКЕ МРЕЖЕ (ВНМ)

47	1	2	4.73	4.33	4.38	0.05
47	2	2	5	4.73	5	0.27
47	3	2	5	4.73		
48	1	2	3.67	3	3.39	0.39
48	2	2	3.73	3.67	3.91	0.24
48	3	2	3.73	3.67		
49	1	2	1	1	1.14	0.14
49	2	2	3	3	3.06	0.06
49	3	2	3	3		
50	1	2	0	1	0.1	-0.9
50	2	2	1	2.67	1.6	-1.07
50	3	2	2.66	2.67	2.46	-0.21
51	1	2	4	3.93	3.93	0
51	2	2	4.4	4.27	4.34	0.07
51	3	2	4.4	4.27		
52	1	2	2.6	1	2.4	1.4
52	2	2	3.27	3.67	3.21	-0.46
52	3	2	3.27	3.67		
53	1	2	3	1	2.89	1.89
53	2	2	3.4	2.93	3.97	1.04
53	3	2	3.4	2.93		
54	1	2	1	1	0.8	-0.2
54	2	2	2.8	1	2.6	1.6
54	3	2	2.8	2.67	2.66	-0.01
55	1	2	1	1	0.96	-0.04
55	2	2	2.33	1	2.5	1.5
55	3	2	2.33	1	2.38	1.38
56	1	2	3.53	3.33	3.52	0.19
56	2	2	4.2	3.67	4.19	0.52
56	3	2	4.2	3.67		
57	1	2	3.2	3.07	3.14	0.07
57	2	2	4	3.67	4.15	0.48
57	3	2	4	3.67		
58	1	2	1	1	1.13	0.13
58	2	2	2.87	1	2.75	1.75
58	3	2	2.87	2.93	2.88	-0.05
59	1	2	3.93	3.07	3.89	0.82
59	2	2	4.53	3.8	4.6	0.8
59	3	2	4.53	3.8		
60	1	2	1	1	0.96	-0.04
60	2	2	1	2.67	1.4	-1.27
60	3	2	2.86	2.67	2.94	0.27

Негативне вредности у колони грешка успеха (при Анализи 1, табела 9.1) значе да је предвиђени успех мањи од оствареног успеха за другу годину школовања, у супротном је обрнуто. Тестирањем су добијени следећи резултати: грешка успеха се креће од -4,57 (минимална вредност) до 2,27 (максимална вредност), а просечна грешка износи -0,76252.

Грешка успеха школовања другог периода (израчуната за сваког ученика појединачно) је доста мања у односу на грешку успеха за први период. Док је грешка успеха за трећи период (крај школске године) рачуната и приказана само за случајеве (тј. ученике) који су у другом периоду

(друго полугодиште) били неоцењени или имали по највише две негативне оцене и излазили на разредне и поправне испите у августу. Грешка успеха школовања за први период је најгоре предвиђена, али то је и била најтежа ствар за предвиђање с обзиром на све факторе који могу да утичу (нпр. услед преласка са једног смера на други смер, ученик је остао неоцењен из појединих предмета у првом периоду, тј. првом полугодишту, те је бесмислено рачунати успех). Може се закључити да су, с обзиром на величину базе анализираних случајева, добијени релативно задовољавајући резултати.

Период на значајан начин утиче на укупан успех школовања ученика на шта указују резултати у табели 9.1 (тј. резултати Анализе 1). Сходно резултатима може се иницијално закључити да постоји статистички значајна разлика код успеха школовања за први период (крај првог полугодишта) и други период (крај другог полугодишта). Доста већи просек успеха на крају другог периода је базиран на већ традиционалној чињеници да наставни кадар улаже доста труда на прилагођавање наставних садржаја посебним индивидуалним потребама сваког ученика ради постизања бољег успеха на крају другог полугодишта (у већини случајева, смањује се критеријум оцењивања).

Суштину откривања законитости у подацима из области едукације (EDM) чини анализа образовних података коришћењем статистичких метода и DM. Наведена погодност је обилато искоришћена у овом делу рада кроз реализацију примене алгоритма Neural Network и графички приказ резултата из Excel табела.

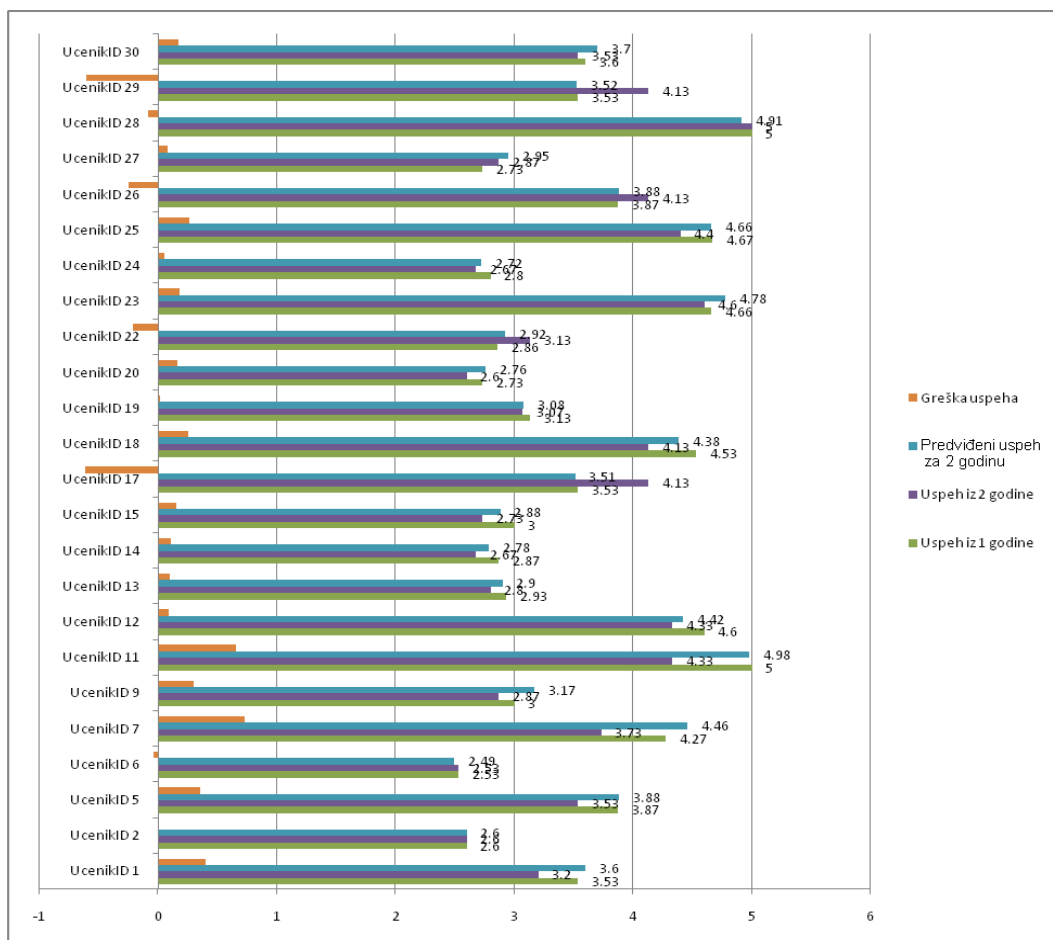
EDM представља итеративни процес, односно, након извршене редукције података, анализе се понављају све док се не пронађе минимална грешка успеха, тј. неко оптимално, прихватљиво решење. При поновљеним анализама (Анализа 2, табела 9.2, слика 9.6 и 9.7) узете су само вредности успеха за други период (крај другог полугодишта), а елиминисани су нерелевантни случајеви, тј. избачени су редови за ученике који су исписани и ученике који су понављали прву годину школовања.

Табела 9.2: Компаративна анализа успеха (сужена презентација приказа вредности из табеле 9.1)

UcenikID	Uspeh iz 1 godine	Uspeh iz 2 godine	Predviđeni uspeh za 2 godinu	Greška uspeha
UcenikID 1	3.53	3.2	3.6	0.4
UcenikID 2	2.6	2.6	2.6	0
UcenikID 5	3.87	3.53	3.88	0.35
UcenikID 6	2.53	2.53	2.49	-0.04
UcenikID 7	4.27	3.73	4.46	0.73
UcenikID 9	3	2.87	3.17	0.3
UcenikID 11	5	4.33	4.98	0.65
UcenikID 12	4.6	4.33	4.42	0.09
UcenikID 13	2.93	2.8	2.9	0.1
UcenikID 14	2.87	2.67	2.78	0.11
UcenikID 15	3	2.73	2.88	0.15
UcenikID 17	3.53	4.13	3.51	-0.62
UcenikID 18	4.53	4.13	4.38	0.25
UcenikID 19	3.13	3.07	3.08	0.01
UcenikID 20	2.73	2.6	2.76	0.16
UcenikID 22	2.86	3.13	2.92	-0.21
UcenikID 23	4.66	4.6	4.78	0.18
UcenikID 24	2.8	2.67	2.72	0.05
UcenikID 25	4.67	4.4	4.66	0.26
UcenikID 26	3.87	4.13	3.88	-0.25
UcenikID 27	2.73	2.87	2.95	0.08
UcenikID 28	5	5	4.91	-0.09
UcenikID 29	3.53	4.13	3.52	-0.61
UcenikID 30	3.6	3.53	3.7	0.17
UcenikID 31	3.8	3.67	3.79	0.12
UcenikID 32	2.71	1	2.75	1.75
UcenikID 34	2.33	1	2.19	1.19

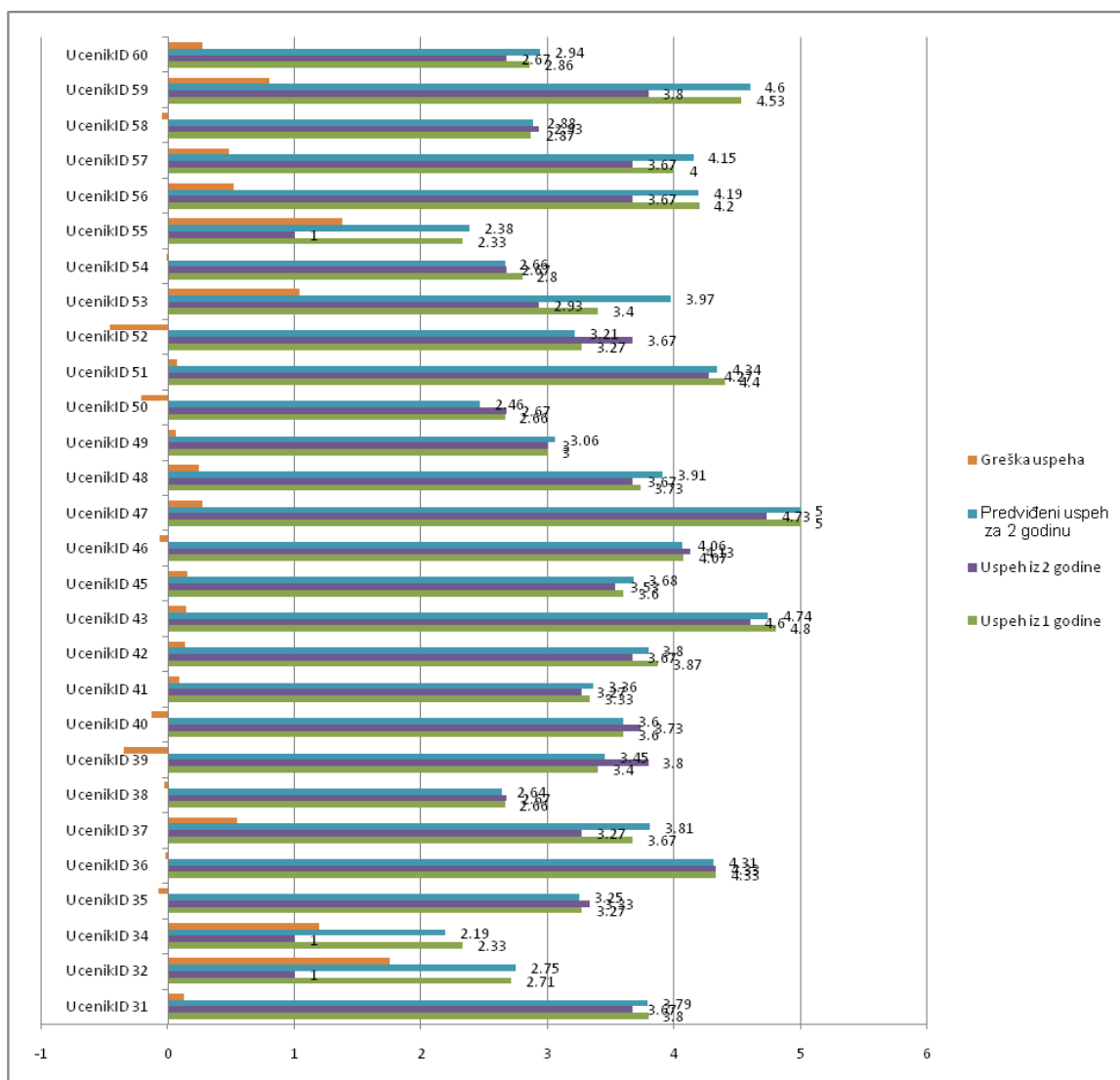
9 ВЕШТАЧКЕ НЕУРОНСКЕ МРЕЖЕ (ВНМ)

UcenikID 35	3.27	3.33	3.25	-0.08
UcenikID 36	4.33	4.33	4.31	-0.02
UcenikID 37	3.67	3.27	3.81	0.54
UcenikID 38	2.66	2.67	2.64	-0.03
UcenikID 39	3.4	3.8	3.45	-0.35
UcenikID 40	3.6	3.73	3.6	-0.13
UcenikID 41	3.33	3.27	3.36	0.09
UcenikID 42	3.87	3.67	3.8	0.13
UcenikID 43	4.8	4.6	4.74	0.14
UcenikID 45	3.6	3.53	3.68	0.15
UcenikID 46	4.07	4.13	4.06	-0.07
UcenikID 47	5	4.73	5	0.27
UcenikID 48	3.73	3.67	3.91	0.24
UcenikID 49	3	3	3.06	0.06
UcenikID 50	2.66	2.67	2.46	-0.21
UcenikID 51	4.4	4.27	4.34	0.07
UcenikID 52	3.27	3.67	3.21	-0.46
UcenikID 53	3.4	2.93	3.97	1.04
UcenikID 54	2.8	2.67	2.66	-0.01
UcenikID 55	2.33	1	2.38	1.38
UcenikID 56	4.2	3.67	4.19	0.52
UcenikID 57	4	3.67	4.15	0.48
UcenikID 58	2.87	2.93	2.88	-0.05
UcenikID 59	4.53	3.8	4.6	0.8
UcenikID 60	2.86	2.67	2.94	0.27



Слика 9.6: Графички приказ резултата анализе успеха из табеле 9.2 за ученике првог одељења

9 ВЕШТАЧКЕ НЕУРОНСКЕ МРЕЖЕ (ВНМ)



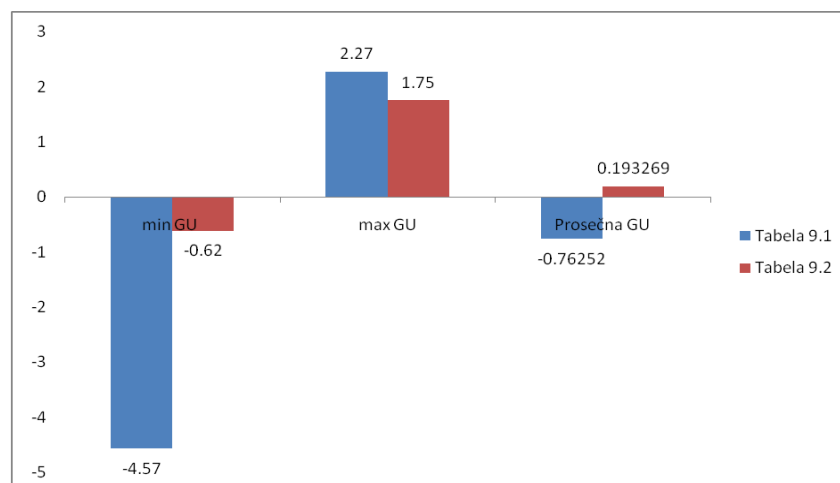
Слика 9.7: Графички приказ резултата анализе успеха из табеле 9.2 за ученике другог одељења

Овога пута, тестирањем вредности из табеле 9.2 добијени су следећи резултати: грешка успеха се креће од -0,62 (минимална вредност) до 1,75 (максимална вредност), а просечна грешка износи 0,193269 (табела 9.3). Ови резултати поновљених анализа су знатно бољи (него резултати из табеле 9.1) и реалније осликавају предвиђања неуронске мреже. Односно, постигнут је примарни циљ анализа: пронаћи минималну грешку (табела 9.3 и слика 9.8).

Табела 9.3 Упоређивање вредности резултата грешке успеха (GU) табеле 9.1 и табеле 9.2

Rezultati	min GU	max GU	Prosečna GU
Tabela 9.1 (Analiza 1)	-4.57	2.27	-0.76252
Tabela 9.2 (Analiza 2)	-0.62	1.75	0.193269

9 ВЕШТАЧКЕ НЕУРОНСКЕ МРЕЖЕ (ВНМ)

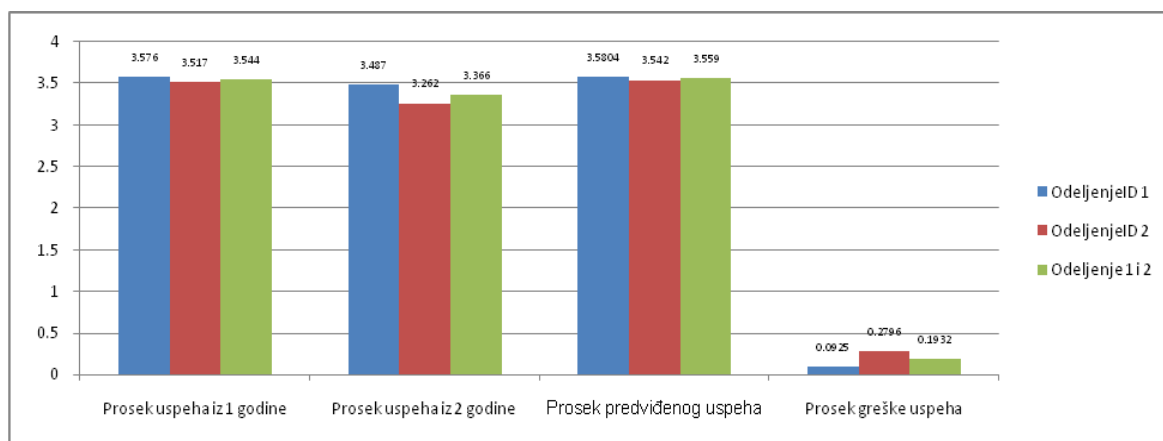


Слика 9.8: Графички приказ резултата (из табеле 9.3) упоређивања вредности грешке успеха (GU)

У табели 9.4 дато је упоређивање вредности просечног успеха првог и другог одељења из прве и друге године школовања. Може се уочити да је просек предвиђеног успеха за другу годину школовања за оба одељења већи од реалног (оствареног) успеха ученика (слика 9.9). Мања грешка при предвиђању успеха постигнута је за прво одељење.

Табела 9.4: Упоређивање вредности просечних успеха и просека грешке успеха првог и другог одељења

OdeljenjeID	Prosek uspeha iz 1 godine	Prosek uspeha iz 2 godine	Prosek predviđenog uspeha	Prosek greške uspeha
OdeljenjeID 1	3.576	3.487	3.5804	0.0925
OdeljenjeID 2	3.517	3.262	3.542	0.2796
Odeljenje 1 i 2	3.544	3.366	3.559	0.1932



Слика 9.9: Графички приказ резултата (из табеле 9.4) упоређивања вредности просечних успеха и просечне грешке успеха првог и другог одељења

При анализама, поред успеха ученика за наредну годину школовања, могу се још реализовати и предвиђања за:

- Трајање школовања (тј. просечно време школовања) и
- Предложити смер који би највише одговарао ученику.

Трајање школовања се рачуна као разлика између датума положеног матурског испита и датума уписа ученика. У већини случајева (низ деценија уназад) скоро сви редовни ученици средње техничке школе завршавају своје школовање у предвиђеном четворогодишњем

временском интервалу. Односно, само веома мали број ученика понавља и тиме продужава време свог школовања. Из тог разлога грешка у трајању школовања није ни рачуната.

Јако је тешко предвидети смер (на основу успеха из прве године школовања) који би највише одговарао ученику¹¹. Разлози су следећи:

- Веома мали број електронских података о ученицима појединих смерова;
- Велики број ученика се за неке од смерова уместо из личних интересовања опредељује зато што сматрају да ће тако лакше завршити школовање или једноставно због друштва;
- Постоје (у малом броју) и натпросечни ученици за које се може тврдити да су у могућности да похађају и заврше било који смер са високим успехом [Hassoun, 1995; Сукновић и Делибашић, 2010].

Могуће је и извршити анализу успеха ученика у погледу остварене просечне оцене по полу. Односно, могу се приказати индикатори успешности школовања (успех ученика на крају школске године и просечно време школовања) и њихова зависност са полом ученика. Међутим, реална чињеница је да средњу техничку школу похађа много мањи проценат ученика женског пола. Из тог разлога и због недостатака довољног броја података, при анализи успеха, зависности од пола може да се занемари.

Већ је наглашено да суштину откривања законитости у подацима из области едукације (EDM) чини анализа образовних података коришћењем комбинације статистичких метода и DM. Како OLAP коцка за анализу урађених ресурса за учење (као ни алгоритам Neural Network) нема могућност упоредне анализе атрибута типа датум¹², у овом делу рада биће искоришћена метода статистичке анализе којом се упоређује:

- Датум почетка рада и датум када је урађен ресурс за учење (задатак ученика);
- Датум када је додељен ресурс за учење (LR) у односу на датум уноса оцене (акције професора);
- Датум рока израде и датум када је урађен ресурс за учење (типа тест), односно процењује се колико је времена (тј. дана) пре рока израде ученик урадио ресурс за учење (LR).

Код класичне статистичке анализе аналитичар или доносиоц одлуке (ДО) сами претпостављају правило и уочавају случајеве који се издвајају. Заправо, аналитичар и доносиоц одлуке (ДО) некад боље од било ког алгоритма могу да уоче и укажу шта је за одређени проблем битно, а шта није. Важи и обрнуто, понекад сами алгоритми могу боље да открију шта је битно, а шта није од доносиоца одлуке (ДО) [Sexton et al., 1998; Сукновић и Делибашић, 2010]. У случају методе статистичке анализе поређења датума аналитичар је препуштен сопственом уочавњу и сам открива занимљиве случајеве.

У оквиру Excel табеле (табела 9.5), која садржи увезене податке из DLS складишта података, приказани су значајни датуми за упоредну анализу урађених ресурса за учење. Дакле, из Excel табле 9.5 издвојено је неколико случајева са екстремним вредностима (табела 9.6).

¹¹ Познато је да ученици пре уписа у средњу школу бирају смер. Међутим, неки од ученика једноставно при избору смера нису донели праву одлуку, тј. уколико се установи да је ученик изабрао погрешан смер, постоји могућност преласка на други смер.

¹² У Transact SQL-у постоји функција DateDiff која рачуна разлику у датумима (данима, месецима, годинама) па се као таква може употребити у анализама да покаже зависност оцене ученика у односу на број дана потребних за израду ресурса за учење (тј. задатка). Међутим, чим се користи Transact SQL такве анализе спадају у трансакциону обраду података, а пошто је акценат на примени пословне интелигенције, тачније пошто је акценат на EDM техникама анализе, у овом поглављу се надаље неће разматрати употреба T-SQL-а. Резултати анализе датума урађених ресурса за учење дати су у Прилогу.

9 ВЕШТАЧКЕ НЕУРОНСКЕ МРЕЖЕ (ВНМ)

Табела 9.5: Упоредна анализа датума урађених ресурса за учење

UradjenLRID	UcenikID	ProfesorID	PredmetID	UradjenLRInfoID	DatumDodele	DatumPocetkaRada	DatumRokalzrade	DatumUradjeno	DatumUnosaOcene	OsvojeniBrojPoena	Ocena	Komentar
1	1	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/25/2011 0:00	11/30/2011 0:00	20	2	
2	1	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/25/2012 0:00	6/7/2012 0:00	11	2	
3	2	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/24/2011 0:00	11/30/2011 0:00	12	2	
4	2	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/24/2012 0:00	6/7/2012 0:00	12	2	
5	3	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/23/2011 0:00	11/30/2011 0:00	14	2	
6	3	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/23/2012 0:00	6/7/2012 0:00	14	2	
7	4	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/22/2011 0:00	11/30/2011 0:00	15	2	
8	4	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/22/2012 0:00	6/7/2012 0:00	15	2	
9	5	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/21/2011 0:00	11/30/2011 0:00	30	3	
10	5	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/21/2012 0:00	6/7/2012 0:00	40	4	
11	6	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/21/2011 0:00	11/30/2011 0:00	16	2	
12	6	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/21/2012 0:00	6/7/2012 0:00	16	2	
13	7	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/20/2011 0:00	11/30/2011 0:00	29	3	
14	7	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/20/2012 0:00	6/7/2012 0:00	35	4	
15	8	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/22/2011 0:00	11/30/2011 0:00	16	2	
16	8	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/22/2012 0:00	6/7/2012 0:00	16	2	
17	9	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/20/2011 0:00	11/30/2011 0:00	18	2	
18	9	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/20/2012 0:00	6/7/2012 0:00	25	3	
19	10	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/27/2011 0:00	11/30/2011 0:00	0	1	2. najgori
20	10	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/26/2012 0:00	6/7/2012 0:00	11	2	2. najgori
21	11	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/18/2011 0:00	11/30/2011 0:00	43	5	
22	11	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/18/2012 0:00	6/7/2012 0:00	43	5	
23	12	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/19/2011 0:00	11/30/2011 0:00	35	4	
24	12	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/19/2012 0:00	6/7/2012 0:00	41	5	
26	13	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/24/2011 0:00	11/30/2011 0:00	12	2	
27	13	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/23/2012 0:00	6/7/2012 0:00	12	2	

9 ВЕШТАЧКЕ НЕУРОНСКЕ МРЕЖЕ (ВНМ)

28	14	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/23/2011 0:00	11/30/2011 0:00	14	2	
29	14	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/22/2012 0:00	6/7/2012 0:00	14	2	
30	15	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/26/2011 0:00	11/30/2011 0:00	8	1	
31	15	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/25/2012 0:00	6/7/2012 0:00	11	2	
32	16	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/30/2011 0:00	0	1	0. najgori
33	16	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/28/2012 0:00	6/7/2012 0:00	0	1	0. najgori
34	17	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/25/2011 0:00	11/30/2011 0:00	11	2	
35	17	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/24/2012 0:00	6/7/2012 0:00	12	2	
36	18	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/21/2011 0:00	11/30/2011 0:00	30	3	
37	18	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/20/2012 0:00	6/7/2012 0:00	35	4	
38	19	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/20/2011 0:00	11/30/2011 0:00	29	3	
39	19	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/19/2012 0:00	6/7/2012 0:00	34	4	
40	20	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/30/2011 0:00	0	1	1. najgori
41	20	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/27/2012 0:00	6/7/2012 0:00	11	2	1. najgori
42	21	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/26/2011 0:00	11/30/2011 0:00	11	2	
43	21	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/25/2012 0:00	6/7/2012 0:00	12	2	
44	22	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/24/2011 0:00	11/30/2011 0:00	12	2	
45	22	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/23/2012 0:00	6/7/2012 0:00	14	2	
46	23	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/20/2011 0:00	11/30/2011 0:00	28	3	
47	23	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/19/2012 0:00	6/7/2012 0:00	32	4	
48	24	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/23/2011 0:00	11/30/2011 0:00	14	2	
49	24	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/22/2012 0:00	6/7/2012 0:00	15	2	
50	25	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/19/2011 0:00	11/30/2011 0:00	38	4	
51	25	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/18/2012 0:00	6/7/2012 0:00	43	5	
52	26	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/21/2011 0:00	11/30/2011 0:00	20	2	
53	26	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/20/2012 0:00	6/7/2012 0:00	25	3	
54	27	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/26/2011 0:00	11/30/2011 0:00	14	2	
55	27	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/25/2012 0:00	6/7/2012 0:00	15	2	

9 ВЕШТАЧКЕ НЕУРОНСКЕ МРЕЖЕ (ВНМ)

56	28	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/18/2011 0:00	11/30/2011 0:00	47	5	
57	28	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/20/2012 0:00	6/7/2012 0:00	43	5	
58	29	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/20/2011 0:00	11/30/2011 0:00	34	4	
59	29	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/22/2012 0:00	6/7/2012 0:00	35	4	
60	30	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/21/2011 0:00	11/30/2011 0:00	23	3	
61	30	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/23/2012 0:00	6/7/2012 0:00	25	3	
62	31	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/22/2011 0:00	11/30/2011 0:00	19	2	
63	31	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/21/2012 0:00	6/7/2012 0:00	23	3	
64	32	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/24/2011 0:00	11/30/2011 0:00	12	2	
65	32	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/22/2012 0:00	6/7/2012 0:00	15	2	
66	33	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/23/2011 0:00	11/30/2011 0:00	14	2	
67	33	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/25/2012 0:00	6/7/2012 0:00	16	2	
68	34	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/23/2011 0:00	11/30/2011 0:00	14	2	
69	34	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/25/2012 0:00	6/7/2012 0:00	15	2	
70	35	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/20/2011 0:00	11/30/2011 0:00	34	4	
71	35	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/22/2012 0:00	6/7/2012 0:00	35	4	
72	36	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/21/2011 0:00	11/30/2011 0:00	17	2	
73	36	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/23/2012 0:00	6/7/2012 0:00	23	3	
74	37	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/20/2011 0:00	11/30/2011 0:00	28	3	
75	37	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/19/2012 0:00	6/7/2012 0:00	37	4	
76	38	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/24/2011 0:00	11/30/2011 0:00	15	2	
77	38	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/24/2012 0:00	6/7/2012 0:00	18	2	
78	39	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/25/2011 0:00	11/30/2011 0:00	12	2	
79	39	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/24/2012 0:00	6/7/2012 0:00	16	2	
80	40	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/24/2011 0:00	11/30/2011 0:00	25	3	
81	40	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/23/2012 0:00	6/7/2012 0:00	28	3	
82	41	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/23/2012 0:00	11/30/2011 0:00	26	3	
83	41	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/22/2012 0:00	6/7/2012 0:00	29	3	

9 ВЕШТАЧКЕ НЕУРОНСКЕ МРЕЖЕ (ВНМ)

84	42	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/22/2011 0:00	11/30/2011 0:00	30	3	
85	42	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/21/2012 0:00	6/7/2012 0:00	35	4	
86	43	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/19/2011 0:00	11/30/2011 0:00	34	4	
87	43	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/18/2012 0:00	6/7/2012 0:00	47	5	
88	44	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/25/2011 0:00	11/30/2011 0:00	12	2	
89	44	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/25/2012 0:00	6/7/2012 0:00	15	2	
90	45	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/25/2011 0:00	11/30/2011 0:00	12	2	
91	45	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/24/2012 0:00	6/7/2012 0:00	16	2	
92	46	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/22/2011 0:00	11/30/2011 0:00	28	3	
93	46	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/21/2012 0:00	6/7/2012 0:00	35	4	
94	47	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/19/2011 0:00	11/30/2011 0:00	37	4	
95	47	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/18/2012 0:00	6/7/2012 0:00	47	5	
96	48	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/25/2011 0:00	11/30/2011 0:00	22	3	
97	48	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/23/2012 0:00	6/7/2012 0:00	27	3	
98	49	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/24/2011 0:00	11/30/2011 0:00	23	3	
99	49	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/23/2012 0:00	6/7/2012 0:00	26	3	
100	50	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/25/2011 0:00	11/30/2011 0:00	14	2	
101	50	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/25/2012 0:00	6/7/2012 0:00	16	2	
102	51	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/30/2011 0:00	47	5	najbolji
103	51	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/17/2012 0:00	6/7/2012 0:00	48	5	najbolji
104	52	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/24/2011 0:00	11/30/2011 0:00	15	2	
105	52	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/22/2012 0:00	6/7/2012 0:00	18	2	
106	53	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/23/2011 0:00	11/30/2011 0:00	22	3	
107	53	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/20/2012 0:00	6/7/2012 0:00	28	3	
108	54	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/26/2011 0:00	11/30/2011 0:00	16	2	
109	54	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/26/2012 0:00	6/7/2012 0:00	19	2	
110	55	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/25/2011 0:00	11/30/2011 0:00	14	2	
111	55	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/25/2012 0:00	6/7/2012 0:00	17	2	

9 ВЕШТАЧКЕ НЕУРОНСКЕ МРЕЖЕ (ВНМ)

112	56	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/22/2011 0:00	11/30/2011 0:00	28	3	
113	56	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/20/2012 0:00	6/7/2012 0:00	37	4	
114	57	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/23/2011 0:00	11/30/2011 0:00	27	3	
115	57	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/20/2012 0:00	6/7/2012 0:00	36	4	
116	58	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/24/2011 0:00	11/30/2011 0:00	26	3	
117	58	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/24/2012 0:00	6/7/2012 0:00	27	3	
118	59	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/19/2011 0:00	11/30/2011 0:00	34	4	
119	59	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/18/2012 0:00	6/7/2012 0:00	35	4	
120	60	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/25/2011 0:00	11/30/2011 0:00	21	3	
121	60	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/23/2012 0:00	6/7/2012 0:00	28	3	

Табела 9.6: Издвојени случајеви из анализе урађених ресурса за учење

UradjenLRID	UcenikID	ProfesorID	PredmetID	UradjenLRInfoID	DatumDodele	DatumPocetkaRada	DatumRokalzrade	DatumUradjeno	DatumUnosaOcene	OsvojeniBrojPoena	Oцена	Komentar
32	16	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/30/2011 0:00	0	1	0. najgori
33	16	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/28/2012 0:00	6/7/2012 0:00	0	1	0. najgori
40	20	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/30/2011 0:00	0	1	1. najgori
41	20	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/27/2012 0:00	6/7/2012 0:00	11	2	1. najgori
19	10	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/27/2011 0:00	11/30/2011 0:00	0	1	2. najgori
20	10	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/26/2012 0:00	6/7/2012 0:00	11	2	2. najgori
102	51	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/30/2011 0:00	47	5	najbolji
103	51	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/17/2012 0:00	6/7/2012 0:00	48	5	najbolji

Ова табела урађених ресурса за учење састоји се од 120 изабраних случајева (остали случајеви су одбачени због недостатка адекватних информација, тј. из анализе су искључени случајеви за које не постоје оцене из електронских наставних јединица у оквиру DLS платформе). Из табеле 9.5 може се уочити да постоје подаци о урађеним ресурсима за учење (LR) за само једног професора из једног предмета (рачунарство и информатика), односно само тај један професор је истог датума (нпр. 14.11.2011. год. и 14.05.2014. год.) доделио ученицима ресурсе за учење и након тога, две до три недеље касније, истог датума (нпр. 30.11.2011. год. и 07.06.2012. год.) реализовао унос оцена за урађене ресурсе за учење (LR). Из тог разлога (и у овом случају) беспотребно је вршити компаративну анализу. Анализа типа упоређивања: Датума када је додељен ресурсе за учење (LR) у односу на датум уноса оцене (акције професора) имаће више смисла у будућности када DLS складиште података буде имало већу количину података¹³.

У табели 9.6 могу се боље уочити екстремне вредности резултата остале две врсте анализа¹⁴ типа:

1. Датума почетка рада и датума када је урађен ресурс за учење (акције ученика);
2. Датума рока израде и датума када је урађен ресурс за учење (типа тест), односно процена колико је времена (тј. дана) пре рока израде ученик урадио ресурс за учење (LR).

Очигледно да у случају ученика са најлошијим резултатима урађених ресурса за учење (LR), поред слебе оцене постоји и проблем и великог кашњења тј. велике разлике између датума почетка рада и датума када је урађен ресурса за учење (LR), односно мале разлике између датума рока израде и датума када је урађен ресурс за учење (LR). Док је код ученика са најбољим резултатима (и оценама) обрнута ситуација, заправо, они више поштују рокове израде. Може се закључити да су, с обзиром на величину табеле анализираних случајева, добијени релативно задовољавајући резултати.

¹³ Односно, када више професора постави знатно већи број електронских ресурса за учење у оквиру ауторизоване DLS платформе.

¹⁴ Резултати целокупне анализе датума урађених ресурса за учење, реализоване помоћу Transact SQL функције DateDiff, дати су у Прилогу овог рада (табела 1).

ДЕСЕТИ ДЕО

10 МОДЕЛ ПОСЛОВНЕ ИНТЕЛИГЕНЦИЈЕ АУТОРИЗОВАНОГ СИСТЕМА ЗА УЧЕЊЕ НА ДАЉИНУ

За подршку одлучивању користи се термин пословна интелигенција, а под пословном интелигенцијом најчешће се подразумевају две области: складишта података и откривање законитости у образовним подацима (EDM) [Grigori et al., 2004; Сукновић и Делибашић, 2010].

Техника EDM открива висок ниво сложености у међусобним везама података у складишту података. Суштина процеса EDM јесте да се из огромне количине података и веза, које се не могу одмах сагледати, дефинишу обрасци понашања, што за резултат даје потребне и корисне информације доносиоцу одлука. Заправо, EDM алгоритми детектују одређене обрасце у подацима и примењују технике моделовања да би објасниле обрасце што резултује разоткривањем непознатих пословних чињеница.

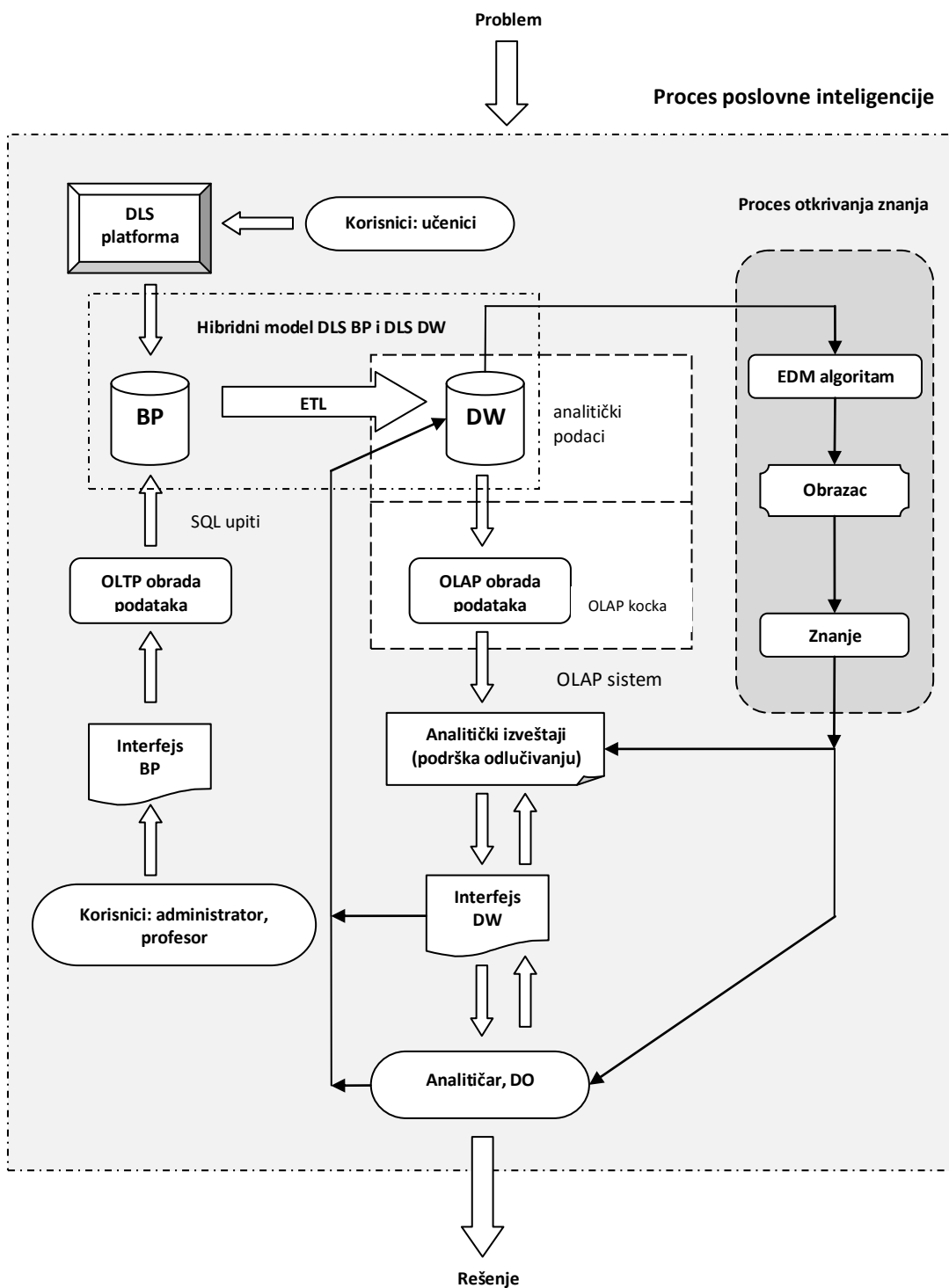
У овом раду је приказано како се користе поједини EDM алгоритми који анализирају податке и извештавају шта су открили. Откривање се своди на проналажење значаја у везама између одређених података. Након проналажења образаца, алгоритми могу да из њих изведу правила. Ова правила тада могу бити коришћена да се генерише модел који има жељено понашање. Модел се затим користи за прогнозирање и предвиђање.

Модел пословне интелигенције ауторизованог система за учење на даљину (слика 10.1) настао је са циљем да се доносиоцу одлуке (ДО) омогући да доноси исправне управљачке одлуке. Овај модел настао је спајањем аналитичког OLAP (слика 2.2) и EDM (слика 8.2) модела ауторизованог система за учење на даљину. На моделу пословне интелигенције (слика 10.1) може се уочити да је његова примарна сврха да одређени проблем који се јавља у пословном процесу учења на даљину реши што брже и на што квалитетнији начин.

У моделу пословне интелигенције ауторизованог система за учење на даљину (слика 10.1) реализовано је:

- обједињавање OLAP и EDM анализа; и
- спајање DLS BP и DLS DW у хибридни модел (приказаног у 11 поглављу).

Обједињавањем OLAP и EDM анализа добија се јединствен систем анализирања и долажења до потребног знања. На моделу пословне интелигенције избегнут је спољни извор података у виду докумената у папирнатом издању или других трансакционих база. Уведен је хибридни (комбиновани) модел DLS трансакционе базе података и DLS складишта података ради поједностављења процеса учитавања података потребних за анализу. Процес ETL има смисла једино уколико су подаци, које је потребно учитати у DW, у електронском облику, било у оквиру различитих трансакционих база података или Excel табела. Односно, докле год подаци не буду расположиви у електронском облику не постоји други начин осим „ручног“ пуњења складишта података.



Слика 10.1: Модел пословне интелигенције ауторизованог система за учење на даљину

ЈЕДНАЕСТИ ДЕО

11 ЕВАЛУАЦИЈА

У овом раду се истраживало да ли се применом аналитичке обраде података и EDM техника могу успешно вршити анализе резултата учења. Истраживање је реализовано коришћењем методе аналитичког процесирања (OLAP) података тј. спровођењем свих пет OLAP анализа и коришћењем DM алгоритама.

У овом поглављу је дат преглед досадашње евалуације предложеног модела складишта података за OLAP и EDM анализе. DLS складиште података садржи податке из: традиционалне наставе средње школе и DL система средње техничке школе. Поред тога, ово поглавље, даје и преглед поређења са сродним истраживањима.

Евалуација је процес у коме се испитује валидност (употребљивост, исправност) добијених резултата анализа и добијеног модела тј. крајњег решења. Евалуација се састоји од: валидације (да ли је откривено знање корисно) и верификације (у којој мери је откривено знање значајно) [Emrouznejad et al., 2008; Сукновић и Делибашић, 2010].

У овом наслову приказане су спроведене студије које се односе на корисност OLAP и EDM модела складишта података. Ова студија је спроведена у циљу провере ефикасности откривања информација, законитости и знања у оквиру предложеног модела.

Приказом резултата 1. **анализе успеха школовања** добијене су информације: да је успех ученика бољи у другом периоду и да, готово у сваком случају, мањи број изостанака са наставе направе ученици са бољим успехом. Ове информације доприносе да наставно особље може формирати следећу стратегију: побољшање успеха у првом периоду подстицањем ученика (нпр. разноврсним мултимедијалним садржајем) на што веће похађање часова традиционалне наставе.

Приказом резултата 2. **анализе урађених ресурса за учење** добијене су информације: да је број освојених поена ученика одељења E12 већи и самим тим да су остварили боље оцене на урађеним LR, у односу на оцене ученика одељења E11. Ове информације доприносе да наставно особље може формирати следећу стратегију: прилагођавање мултимедијалних наставних јединица слабијим ученицима из одељења E11 како би ти ученици постигли боље наставне резултате у оквиру система за учење на даљину.

Приказом резултата 3. **анализе оцена ученика** добијене су информације: да је просечна оцена ученика из одређеног предмета драстично већа у другом полугодишту, у односу на прво. Ове информације доприносе да наставно особље може формирати следећу стратегију: увођење додатних часова традиционалне наставе као и додатних стимулативних електронских лекција у оквиру система за учење на даљину.

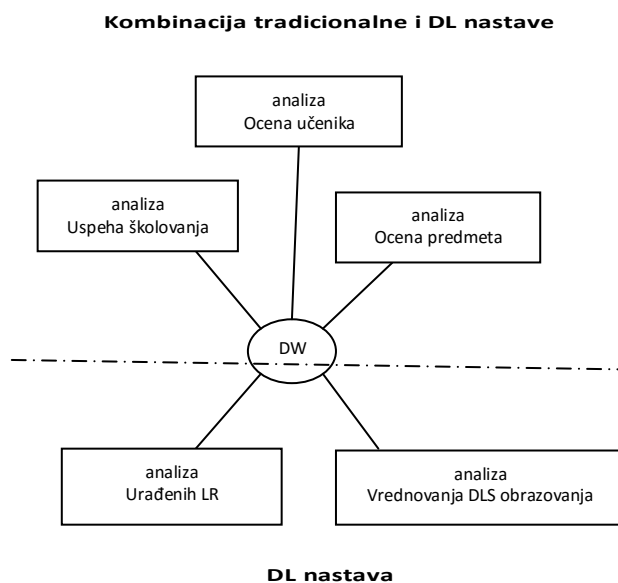
Приказом резултата 4. **анализе оцена предмета** добијене су информације: да је број негативних оцена из одређеног предмета драстично мањи у другом полугодишту, у односу на прво. Ове информације доприносе да руководећи кадар може формирати следећу стратегију: увођење додатних анализа ко од професора има највећу разлику у броју негативних оцена између првог и другог периода и шта је разлог томе.

Приказом резултата 5. **анализе вредновања DLS образовања** добијене су информације: да је просечна оцена друге електронске анкете, спроведене у другом полугодишту, већа у односу на просечну оцену прве електронске анкете, спроведене у првом полугодишту. Ове информације

доприносе да наставно особље може формирати следећу стратегију: креирање атрактивнијих мултимедијалних електронских ресурса за учење помоћу савремених алата.

Из до сада изложеног, може се уочити да су добијени резултат свих пет OLAP анализа усклађени са циљевима рада тј. тежи се реалном унапређењу наставног процеса чиме се постиже бољи успех ученика средње техничке школе у Србији.

У овом раду приказане анализе: успеха школовања, оцена ученика, оцена предмета чине анализе комбинованих података из традиционалне и DL наставе. Док се анализа урађених LR и анализа вредновања DLS образовања односе искључиво на анализу података из DL наставе (слика 11.1), а тај део анализа, може се сврстати и у категорију Web Mining (WM), тачније могу се користити принципи технике Web Usage Mining која открива податке изведене из интеракције корисника у току њиховог рада на Web-у [Дулановић и Вељовић, 2002].



Слика 11.1: Шема тачкастог модел универзалног складишта података ауторизованог система за учење на даљину

DLS складиште података садржи историјске податке из: традиционалног наставног процеса средње школе и ауторизованог DL система средње техничке школе. У делу који се односи на е-учење, тј. учење на даљину, да би комплетна студија била коректно урађена, ради провере ефикасности примене предложеног модела складишта података за OLAP и EDM анализе, предуслов је постојање довољно великог броја мултимедијалних наставних јединица у оквиру DLS базе (досадашње описане анализе спроведене су за само два урађена ресурса за учење, постављена од стране једног професора за један предмет на узорку од 60 ученика из два одељења прве године). Из тог разлога ова евалуација није комплексније реализована и спроведена у ширем обиму, али је детаљно описана идеја о моделу складишта података ауторизованог система за учење на даљину (тј. о DW за OLAP и EDM анализе) и шта је све потребно урадити у циљу добијања правих резултата, који би били тачан показатељ употребљивости предложеног решења. Свакако, може се закључити да су, с обзиром на величину базе анализираних случајева (део који се односи искључиво на учење на даљину), добијени релативно задовољавајући резултати. Док, део анализа који се односи на традиционалну наставу (или комбинацију традиционалне и DL наставе) садржи знатно више анализираних случајева (односно, анализирани су подаци за 261 ученика из девет одељења првог разреда, за период од четири школске године почевши од 2008/2009 до 2011/2012).

Очигледно да део анализа који се односи на традиционални наставни процес (или комбинацију традиционалне и DL наставе) садржи знатно више анализираних случајева у односу на спроведене анализе у оквиру DL наставе. За постојање овог ограничења главни разлог је веома мали број електронских података о урађеним e-learning ресурсима у оквиру DLS платформе. Односно, да би се комплетно истраживање реализовало у ширем обиму, предуслов је постојање довољно великог броја мултимедијалних наставних јединица у оквиру трансакционе DLS базе података. Може се закључити да у случају ове средње техничке школе у Србији, и поред постојања услова, нажалост, DL настава није попримила масовнији облик коришћења, већ традиционални наставни процес и даље има доминантну улогу. Међутим, то никако не оспорава потребу за спровођењем OLAP и EDM анализа које могу бити значајни показатељи резултата учења као што је и приказано у овом истраживању.

У сваком случају, на основу спроведеног истраживања може се закључити да се помоћу модела складишта података ауторизованог система за учење на даљину могу ефикасно реализовати OLAP и EDM анализе (са прихватљивим степеном одступања). Дакле, процес откривања закониости и знања могуће је успешно спровести у оквиру предложеног модела складишта података у овом раду, што приказани модел чини употребљивим.

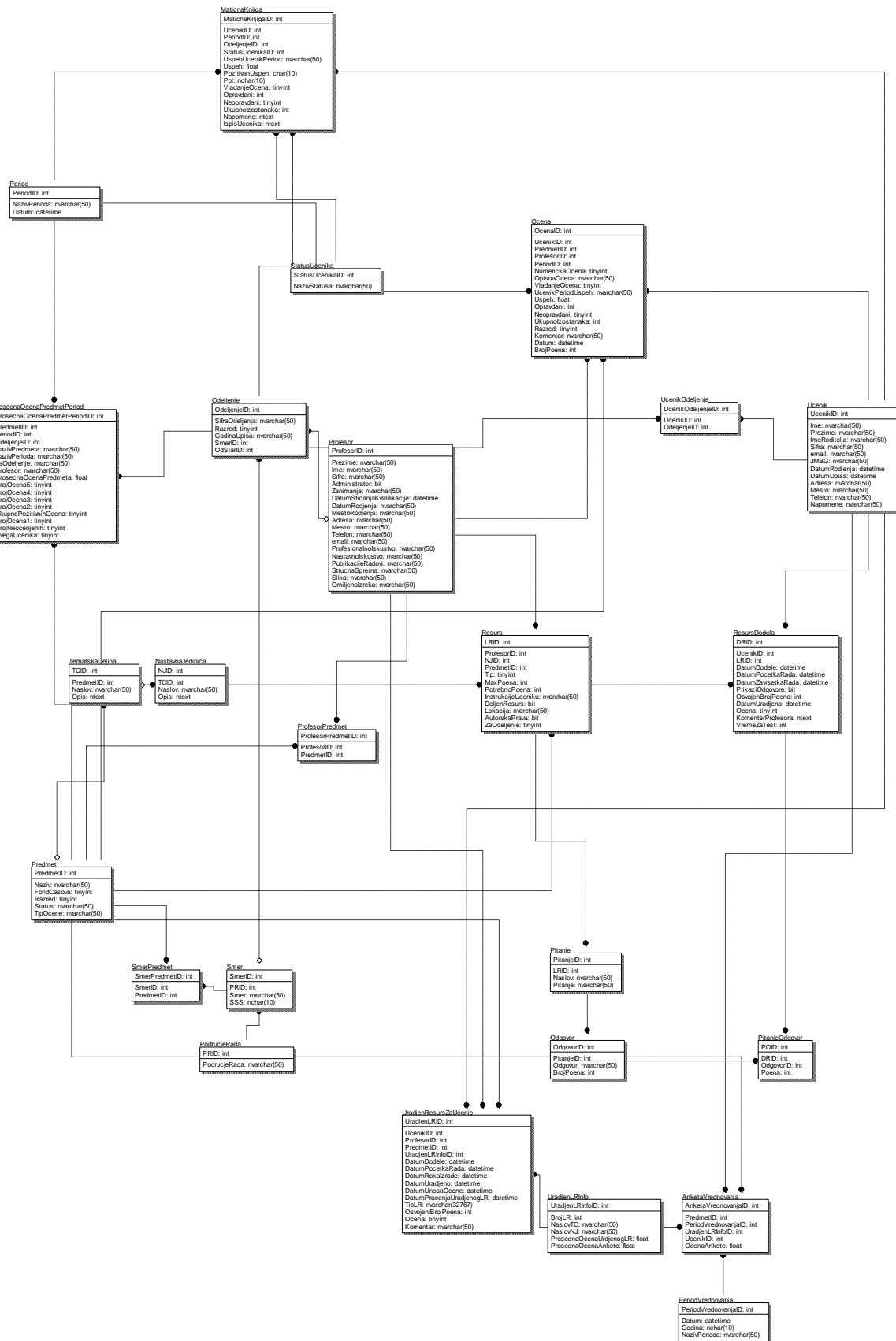
Откривање закониости и знања, у оквиру модела складишта података ауторизованог система за учење на даљину, приказаног у овом раду, води напреднијој настави, тј. побољшању наставног процеса, а то је добар пут ка ефикаснијем и квалитетнијем учењу и постизању бољег успеха ученика.

Анализа перформанси корисничког интерфејса аналитичке DLS базе података, помоћу кога се приступа подацима DLS складишта података, ради релације низа OLAP и EDM анализа, показује да је такав кориснички интерфејс пре свега једноставан и лак за употребу.

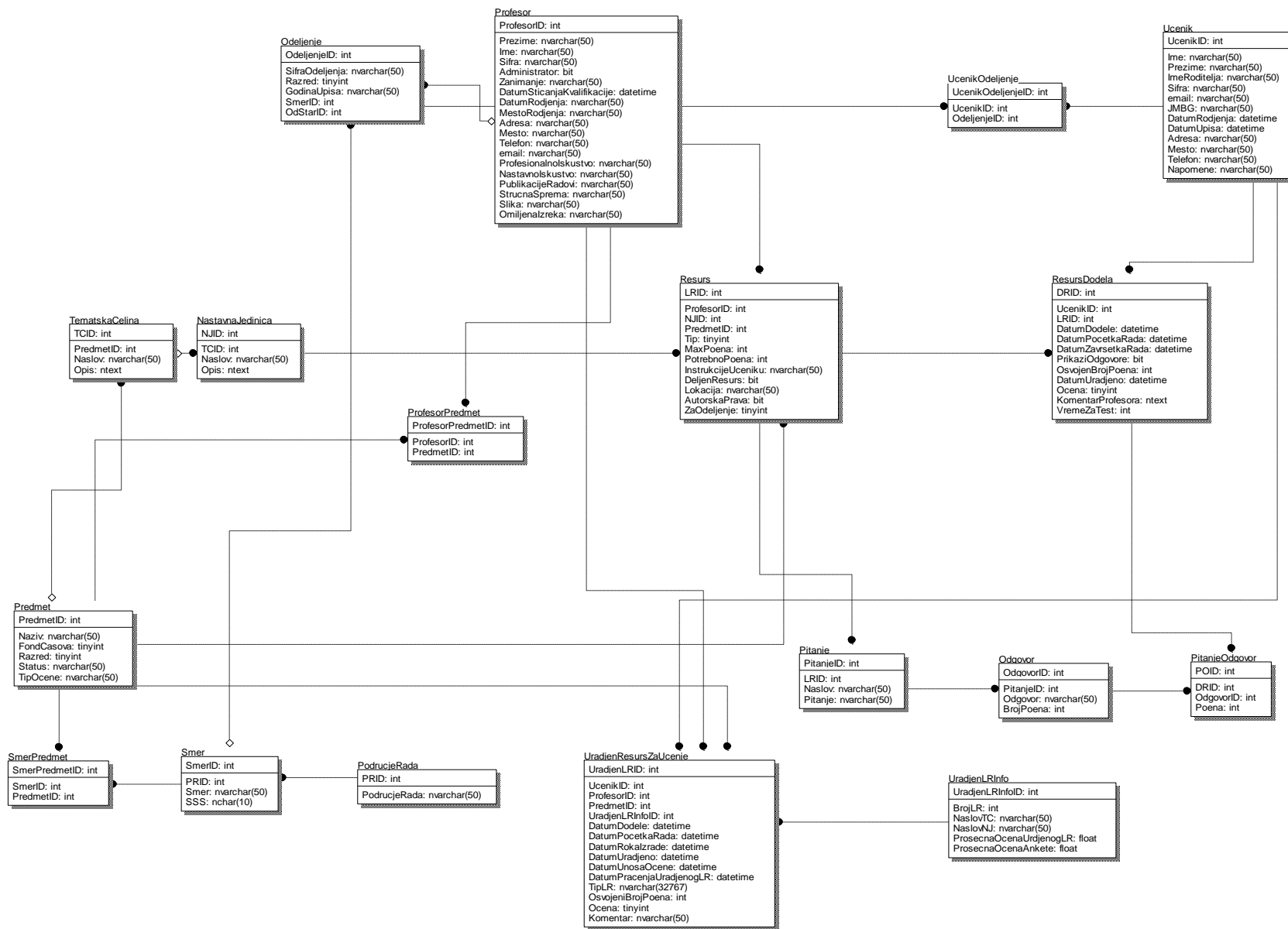
11.1 Евалуација DLS базе података и DLS складишта података

У другом поглављу овог рада, приказане су предности и недостаци класичних база података и складишта података. Свакако да постоји и могућност њиховог комбиновања ради добијања информација за доношење што исправнијих управљачких одлука. Сходно томе, на слици 11.2 дат је хибридни (комбиновани) модел DLS трансакционе базе података и DLS складишта података.

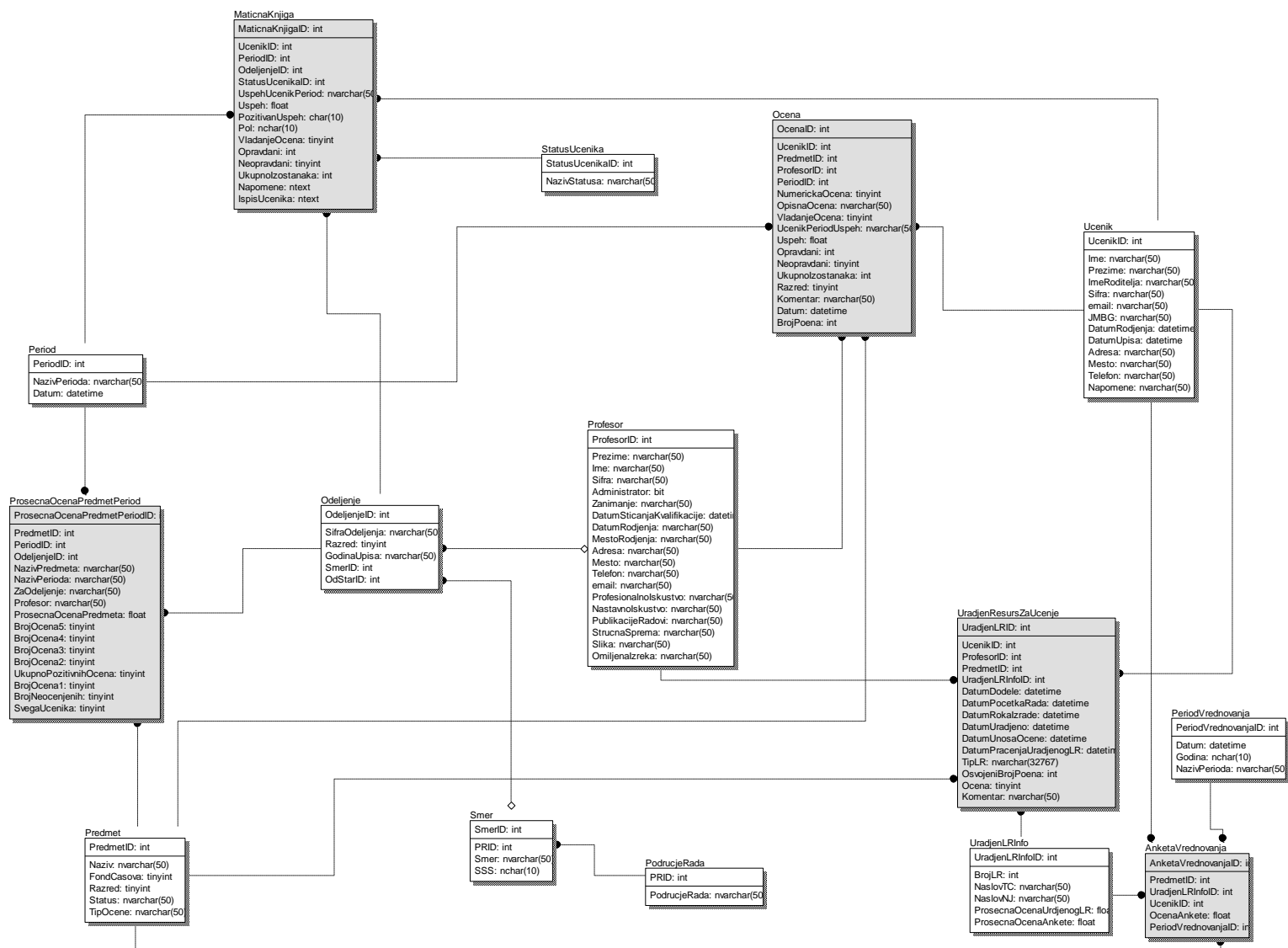
Из разлога што није прихватљив било какав губитак или загушење протока података, реализација сложенијих OLAP и EDM анализа најчешће се одваја од трансакционе базе података. Ово је један од примарних разлога који је довео до потребе развоја складишта података (DW). Сходно томе, DLS складиште података представља базу података у којој се прикупљују подаци неопходни за одлучивање. Дакле, DLS складиште података је база података која је издвојена од трансакционе DLS базе података, тј. оно представља засебну колекцију података независну од рада трансакционе базе података. Заправо, DLS DW је база података чија је основна функција, пре свега, аналитичка обрада података. На основу претходног, може се закључити да је због бољих перформанси модела пожељно одвојити DLS складиште података од трансакционе DLS базе података. На слици 11.3 приказана је одвојена DLS база података, док је на слици 11.4 дат засебан физички модел DLS складишта података.



Слика 11.2: Хибридни (комбиновани) модел DLS трансакционе базе података и DLS складишта података



Слика 11.3: Физички модел издвојене трансакционе DLS базе података



Слика 11.4: Засебан физички модел DLS складишта података

Хибридни (комбиновани) модел DLS трансакционе базе података и DLS складишта података (слика 11.2) је оправдано решење уколико:

- база података и складиште података немају пуно табела; и
- ако се ETL процес може поједноставити.

Иначе, ETL може бити прилично сложен процес који одузима више времена од креирања складишта података, OLAP коцке и откривања знања. Процес ETL је једноставан када су подаци у електронском облику, тачније ETL је најједноставнији када се сви подаци које је потребно учитати у складиште података налазе у табелама трансакционе базе из које се преузимају. Међутим, уколико се део података које је потребно учитати у складиште података (што је и најчешћи случај у реалности) налази на неком спољном извору, нпр. документи у папирнатом издању, разни MS Office документи, или више трансакционих база, тада ETL може постати веома дуготрајан и комплексан процес. Из разлога да процес ETL постане што лакши и једноставнији у овом раду предложен је хибридни модел DLS базе података (BP) и DLS складишта података (DW).

У моделу пословне интелигенције ауторизованог система за учење на даљину (слика 10.1) обједињавање OLAP и DM анализа, како и спајање DLS BP и DLS DW је основна идеја концепта за будућност. Дакле, хибридни модел би био нов приступ у пројектовању BP и DW, што би омогућило рад складишта података у реалном времену¹⁵ и исправљање главног недостатка ETL процеса – његову сложеност. Ова новина, у неку руку, омогућила би да се, након уноса података у BP, аутоматски и истовремено пуни и DW. Дакле, процес ETL би био донекле аутоматизован, тј. прилично поједностављен, и обичан корисник који уноси податке у BP (преко кокрисничког интерфејса) не би имао представу шта се догађа у позадини. Све ово је главни задатак софтверског инжењеринга будућег концепта пословне интелигенције (BI).

11.2 Поређење са сродним истраживањима

У овом делу рада дат је упоредни приказ алгоритама који постоје у Microsoft-овом алату за DM SQL Server Business Intelligence Development Studio [Tang & MacLennan, 2005; MacLennan et al., 2008] и софтвера Clementine фирме SPSS [Clementine User Guide 16, 2009; Сукновић и Делибашић, 2010; Serban et al., 2010].

Компанија Microsoft нуди корисницима следеће алгоритме за DM:

- Decision Tree је алгоритам који се користи за класификацију, а само стабло одлучивања се састоји од корена, чворова (место гранања) и листова;
- Clustering Algorithm проналази кластере у подацима;
- Naïve Bayes је алгоритам за класификацију и редукцију који захтева велику количину података за рад;
- Neural Network алгоритам се користи за решавање задатака класификације, процене и предвиђања;
- Association Rules из скупа података генерише асоцијативна правила [Park et al., 1995; Сукновић и Делибашић, 2010];
- Sequence Clustering Algorithm чини комбинацију алгоритма за кластероване и за уочавање поретка (може се користити за кластероване временских података) [Bradley et al., 1998; Сукновић и Делибашић, 2010];
- Time Series Algorithm врши предвиђање будућих догађаја на основу анализе временских серија, а има мању моћ предвиђања од ВНМ [Witten et al., 2005; Сукновић и Делибашић, 2010];

¹⁵ Складишта података која се данас (тренутно) користе садрже податке историјског карактера те не омогућавају рад у реалном времену.

- Linear Regression Algorithm проналази линеарану законитост између више улазних атрибута и једног излазног атрибута [Chen et al., 2002; Сукновић и Делибашић, 2010];
- Logistic Regression Algorithm је неуронска мрежа која користи логаритамску трансформацију података [Witten et al., 2005; Сукновић и Делибашић, 2010].

Софтвер Clementine пружа могућност рада са следећим алгоритмима за DM:

- Neural Net користи модел неуронске мреже која на основу улаза предвиђа излазе [Mair et al., 2000; Сукновић и Делибашић, 2010];
- C5.0 је алгоритам који изграђује више стабла одлучивања и доноси одлуку о класификацији [Shepperd & Kadoda, 2001; Сукновић и Делибашић, 2010];
- C&R Tree алгоритам се користи за класификацију и регресију [Сукновић и Делибашић, 2010];
- Kohonen је алгоритам за кластеровање у дводимензионалној мапи [Ваџо et al., 2005; Сукновић и Делибашић, 2010];
- K-Means је популаран алгоритам за кластеровање [Flexer, 2001; Сукновић и Делибашић, 2010];
- TwoStep је хибридни алгоритам за кластеровање [Zhang et al, 1996; Shaqsi & Wang, 2009];
- Apriori алгоритам за откривање асоцијативних правила који ради само са категоричким подацима [Liao & Wen, 2007; Делибашић et al, 2009];
- GRI алгоритам за откривање асоцијативних правила који ради и са нумеричким подацима [Сукновић и Делибашић, 2010; Song & Fang, 2010];
- Sequence алгоритам за откривање асоцијативних правила у подацима који садрже временску димензију [Clementini et al., 2000; Сукновић и Делибашић, 2010];
- Factor Analysis/PCA техника користи трансформисане податке погодне за статистичке анализе [Сукновић и Делибашић, 2010; Chen, 2011];
- Linear Regression алгоритам линеарне регресије;
- Logistic Regression алгоритам логаритамске регресије.

При упоредном истраживању дошло се до закључка да су сви алгоритми које нуди Microsoft развијени у тој компанији и да су заштићени. Док софтвер Clementine користи проверене алгоритме познатих светских научника из области DM.

Microsoft-ов софтвер за рад са DM алгоритмима је једноставнији за употребу од софтвера Clementine. Међутим, корисник нема могућност подешавања параметара, тако да се за професионалније коришћење DM алгоритама више препоручује софтвер Clementine [Zhang & Segall, 2010; Сукновић и Делибашић, 2010]. Недостатак код оба наведена софтвера је помоћ кориснику да изабере алгоритам. У сваком случају оба софтвера првенствено су намењена аналитичару, а не доносиоцу одлуке [Сукновић и Делибашић, 2010; Song & Fang, 2010].

Велики напори истраживача у области EDM су се односили на решавање различитих едукативних проблема. До сада, OLAP и EDM анализе рађене су за високошколске установе (факултете) и њихове системе за учење на даљину (код нас и у иностранству). Већина аутора спроводила је EDM анализе са циљем побољшања успеха ученика (односно, студената) [Romero & Ventura, 2007; Romero & Ventura, 2010; Сукновић и Делибашић, 2010; Abu Tair & El-Halees, 2012; Hung et al., 2012; Ишљамовић и Лалић, 2013].

Такође, EDM се може користити при анализи случајева понашња ученика и њихових навика у процесу стицања знања [El-Halees, 2008]. Galit [2007] је дао студију случаја која користи податке о ученицима како би се анализирано њихово понашање у току учења, такође могуће је предвидети резултате и добити правовремено упозорење на опасност од потенцијалног неуспеха.

Merceron и Yacef [2004] су показали како коришћење Data Mining алгоритама може да помогне у откривању релевантних педагошких знања садржаних у базама података Web -базираних образовних система. Ови резултати се могу користити како да помогну наставницима у управљању њиховим разредима, тако да и разумеју потребе својих ученика и обезбеде повратне информације о реализованим наставним јединицама.

У овом раду приказане су OLAP и EDM анализе за информациони систем средње школе, односно спроведене су анализе података из складишта података DL система средње техничке школе.

OLAP и Data Mining су интегрални делови сваког процеса подршке одлучивању. Коришћењем OLAP приступа корисник поставља питања и систем даје одговоре. Кориснику је потребно да претражује податке по више димензија како би пронашао различите прегледе података који постоје у OLAP простору [Chaudhuri & Dayal, 1997; Његуш, 2009]. Дакле, OLAP системи се углавном фокусирају на приступ информацијама, док DM алгоритми откривају законитости у подацима. Заправо, DM проналази обрасце (pattern) у подацима, нова сазнања, која ће помоћи аналитичарима и доносиоцима одлука у одлучивању.

Сукновић и Делибашић [2010] тврде да „DM алгоритми корисницима откривају законитости на основу којих се доносе одлуке. Те откривене законитости се посматрају са становишта знања у пословној интелигенцији.“ У овом раду су приказане законитости добијене од:

- Стабла одлучивања;
- Алгоритма за кластеровање;
- Неуронских мрежа.

По дефиницији, знање је информација са додатком акције [Phua et al., 2010; Сукновић и Делибашић, 2010]. На пример, у резултатима анализе кластеровања недостаје компонента акције коју најчешће дефинише доносиоц одлуке. Доносиоц одлуке за сваки кластер дефинише акцију која се спроводи, тј. када се случај нађе у одређеном кластеру тада се може рећи да постоји знање за доношење одлуке [Romero & Ventura, 2006; Сукновић и Делибашић, 2010].

Сукновић и Делибашић [2010] су код својих истраживања приказали да су „код стабла одлучивања откривене законитости уређене хијерархијски. Заправо, свако стабло одлучивања је скуп хијерархијски уређених правила и тиме пружају јасан редослед коришћења правила.“

Поред тога што неуронске мреже имају способност да постижу висок ниво квалитета откривених законитости и предвиђања, тумачење резултата неуронских мрежа је тешко јер је ограничена могућност изражавања тих законитости [Baum & Hausler, 1989; Baylari & Montazer, 2009; Сукновић и Делибашић, 2010].

Као што је приказано у овом раду, разне табеле и графикони су још један начин на који се често добија корисно знање. Иначе, табеле и графикони могу да пруже доносиоцу одлуке више информација од класичних извештаја који се добијају SQL упитима [Castro et al., 2007; Сукновић и Делибашић, 2010].

Циљ сваког система за подршку одлучивања је да открије нове могућности и да приступи доношењу одлука. При томе јако битне ставке су: брзина реализације процеса одлучивања и тачност добијеног решења.

Основна улога аналитичке базе података (тј. складишта података) је аналитичко извештавање, односно откривање информација и донекле знања. Data Mining (DM) системи су првенствено конципирани са циљем да се открије знање неопходно за одлучивање [Сукновић и др., 2005; Qwaider, 2012].

Постоји низ предности, као и недостатака при откривању новог знања у подацима. Наиме, процес DM тј. откривања законитости у подацима није потпуно аутоматизован. Потребна је комбинација аналитичарске и вештачке интелигенције како би се дошло до добрих резултата. Без учешћа људског фактора не може се добити жељено знање. Откривање законитости у подацима (ОЗП) има пре свега улогу да пружи подршку доносиоцу одлуке у процесу одлучивања [Black et al., 2008; Сукновић и Делибашић, 2010]. Свакако, људски фактор задржава примарну улогу у унапређењу пословног процеса.

ОЗП није уопште једноставан процес, већ захтева низ припрема и ангажовања стручних лица како би се анализе пословања преко DM алата и алгоритама исплатиле. Постоје DM алати који су једноставни за коришћење, али сам процес откривања знања и тумачења резултата анализа који ће се користити за процене и предвиђање нимало није једноставан [Hanna, 2004; Сукновић и Делибашић, 2010].

ОЗП никако не решава све проблеме пословања, већ открива занимљиве законитости у пословном процесу. Доносиоц одлуке је тај који одлучује која је законитост битна, а која не [Mor & Minguillón, 2004; Сукновић и Делибашић, 2010].

Процес припреме података је врло сложен и одузима више времена од самог процеса креирања аналитичке базе података, OLAP коцке или откривања знања [Chen et al., 2009; Сукновић и Делибашић, 2010]. DM алгоритми захтевају уређене податке у складишту података над којима могу да се спроводе успешне анализе. Односно, при DM анализама је пожељно да улазни подаци буду што боље припремљени како би резултати били што квалитетнији.

Educational Data Mining (EDM) је млада дисциплина, бави се развојем метода за истраживање јединствене врсте података који долазе из образовних система, и користи ове методе да боље разуме ученике, а такође и њихове потребе за учењем [Scheuer & McLaren, 2011].

Један од циљева EDM метода је предвиђање будућег понашање ученика [Al-Radaideh et al., 2006] кроз стварање модела који садржи детаљне информације о: знању ученика, урађеним ресурсима за учење, оценама и успеху ученика, изостанцима, и др. Дакле, процес доношења одлуке може бити искоришћен како би се побољшао успех ученика и као помоћ професорима ради побољшања наставних процеса [Ayesha et al., 2010; Kumar & Chadha, 2011].

Data Mining обухвата различите алгоритме који су разноврсни у својим методама и циљевима [Han & Kamber, 2001]. Неки истраживачи користе разне EDM технике како би предвидели успех ученика прилично тачно [Minaei-Bidgoli et al., 2003]. Data Mining такође обухвата истраживање података и визуелизацију резултата што је погодан начин да се корисницима представе резултати истраживања.

EDM, као и Data Mining, има за циљ откривање корисних информација из великих збирки података [Mannila, 1996; Varadwaj & Pal, 2011]. Главне функције EDM-а се реализују кроз примену различитих метода и алгоритама у циљу откривања и извлачења образаца из података, који се чувају у базама или складиштима података [Fayyad et al., 1996a; Fayyad et al., 1996b]. Дакле, EDM технике се користе при раду са великим количинама података за откривање скривених образаца и веза међу подацима, што помаже у процесу доношења одлука из области едукације.

Постоји све веће интересовање и потреба за применом Data Mining техника у образовању. Сам EDM концепт, његове методе истраживања и откривања законитости у подацима који потичу искључиво из образовних окружења [Han & Kamber, 2001] представља изазов савремених аналитичких едукативних система. Генерално, EDM добија све више на популарности због

свих својих потенцијала у системима образовних институција на свим нивоима [Baradwaj & Pal, 2011].

Најпопуларније EDM методе су: предвиђање, кластеровање, однос релација у DM моделу (Relationship mining), дестилација података за људску процену (Distillation of data for human judgment), открића модела (Discovery with models). Прве три категорије су традиционалне DM методе. Четврта и пета категорија су научни приступи, који укључују комбинацију Data Mining метода са традиционалним статистичким методама, визуелизацију података, људску процену, и образовне моделе.

ДВАНАЕСТИ ДЕО

12 ЗАКЉУЧАК

Под пословном интелигенцијом се подразумевају две области: складиште података и откривање законитости у подацима (*Data Mining, DM*). Примена пословне интелигенције у функцији модела ауторизованог система за учења на даљину, омогућила је изградњу модела складишта података, затим реализацију OLAP и EDM анализе података прикупљених у оквиру ауторизоване DLS платформе.

12.1 Остварени допринос

Овај рад има следеће научне доприносе:

- преглед и анализа досадашњих истраживања и достигнућа у области пословне интелигенције, складишта података, OLAP, DM, EDM и система за учења на даљину;
- процена значаја и улоге модела складишта података за OLAP и EDM анализе;
- преглед методологија и метода пословне интелигенције (примењена методологија на студијском примеру показује да овако пројектован информациони систем за учење на даљину може бити подршка у одлучивању);
- анализа постојећих стандарда и спецификација релевантних за развој модела пословне интелигенције, заправо методологија, примењена у овом раду, је интегрисала познате класичне методе функционалног (стандард IDEF0) и информатичког (стандард IDEF1X) моделирања са објектним приступом (стандард UML).

Стручни, практични, доприноси рада су:

- развој и имплементација универзалног модела складишта података ауторизованог система за учења на даљину;
- развој и имплементација хибридног (комбинованог) модела DLS трансакционе базе података и DLS складишта података;
- развој модела пословне интелигенције ауторизованог система за учење на даљину који је настао је спајањем аналитичког OLAP и EDM модела;
- реализација, дизајн и имплементација корисничког интерфејса аналитичке DLS базе података (тј. интерфејса DW).

У овом раду, подаци за OLAP и EDM анализе прикупљани су из:

- информационог система средње школе, као образовне институције, (лични подаци, социо-економски и демографски подаци);
- информационог система традиционалне наставе средње школе (нпр. следећи подаци: оцене, успех, изостанци, оцене из владања);
- DL система средње техничке школе (нпр. следећи подаци: оцене урађених ресурса за учење, број поена, датуми од значаја за урађене ресурсе за учење).

Докази постављених хипотеза:

- Прва хипотеза указује на потребу да DLS Web апликација и њени е-learning ресурси морају бити савремено конципирани. Динамичан развој софтвера, развојних окружења, и screencasting алата условљава да се стално прате нови трендови у е-образовању, што обавезује на рад у најсавременијим програмским алатима и константну дистрибуцију искључиво актуелних сазнања. Врло често раскошно дизајнирани интерфејси развојних окружења и screencasting алата захтевају доста знања и вештине, што може знатно да

утиче на време потребно за израду корисничке DLS Web апликације и њених e-learning ресурса.

- Испуњеност друге хипотезе исказана је као могућност примене пословне интелигенције и њених техника за анализу резултата учења у оквиру традиционалне наставе, а такође и у оквиру DLS платформе.
- Испуњеност треће хипотезе огледа се кроз израду модела складишта података система за учења на даљину. На основу полазних хипотеза очекивани резултати своде се на то да је могуће направити универзални (општи) аналитички модел складишта података ауторизованог система за учења на даљину који ће задовољити потребе за анализама у већини e-learning система.
- Испуњеност четврте хипотезе огледа се као могућност успешне реализације низа OLAP и EDM анализа података који се чувају у оквиру DLS складишта података. Спровођење свих анализа, као и преглед резултата тих анализа може се постићи помоћу корисничког интерфејса аналитичке DLS базе података. DLS складиште података и његов кориснички интерфејс могуће је превести на било који светски језик, што ствара могућност примене у било којој образовно васпитној установи на свету. Очекивана последица при преводу интерфејса DW на неки од страних језика, је утрошено време стручњака на измену и дораду апликације, али модел складишта података остаје исти. Заправо, све накнадне измене никако неће угрозити квалитет и стабилност саме апликације и поузданост резултата њених анализа.

У овом раду је коришћена техника EDM са циљем побољшања успеха ученика у њиховом школовању, односно превазилажењу проблема ниских оцена. У случају овог рада извучено је корисно знање из колекције података система за учење на даљину средње техничке школе као и из традиционалног наставног процеса. Анализа података обухватила је период од четири године (школска година: од 2008/2009 до 2011/2012). Након припреме података, примењене су Data Mining технике (Decision Tree, Clustering, Naïve Bayes и Neural Network алгоритам) за откривање значајних законитости у подацима. При чему је фокус био на предвиђању будућег успеха школовања ученика ради деловања у правцу побољшања тог истог успеха. Презентовано је добијено знање и описан је његов значај у едукативном домену.

Као што се може уочити, један од начина да се постигне виши ниво квалитета у систему средњег образовања је нпр. откривање знања за предвиђање у погледу будућег оствареног успеха ученика. Знање је скривено међу сетовима образовних података и могуће га је екстраховати помоћу Data Mining техника. Тако да је у овом раду сасвим оправдана употреба Data Mining техника у систему средњег образовања. Такође, понуђени модел складишта података за откривање законитости у подацима DLS платформе оправдава своју сврху.

Предложени модел складишта података за OLAP и EDM анализе настао је проучавањем објављених радова из OLAP и EDM области. Резултати случаја истраживања овог рада приказују обрасце и везе откривене у подацима складишта података за OLAP и EDM анализе, који се могу применити како би се побољшао процес учења на даљину средње техничке школе и предвидео успех ученика за наредну школску годину.

Између осталог, у овом раду, са циљем боље организације прикупљеног знања и информација о ученицима и њиховом успеху током средњешколског образовања, уз подршку EDM, изложени су закључци о утицају периода школовања на перформансе успеха школовања. Резултати истраживања, указују да постоје статистички значајне разлике у погледу остварених перформанси успеха ученика у првом периоду (крај првог полугодишта) и другом периоду (крај другог полугодишта). У другом периоду успех ученика је знатно бољи. Наиме, доста већи просек успеха на крају другог периода је базиран на већ традиционалној чињеници да наставни

кадар улаже доста труда на прилагођавање наставних садржаја посебним индивидуалним потребама сваког ученика ради постизања бољег успеха на крају другог полугодишта (у већини случајева, смањује се и критеријум оцењивања).

Анализом успеха ученика током средњешколске едукације пружа се могућност развијања патерна (обрасца): понашања ученика током школовања, ефикасности и ефективности усвајања знања, али и могућност благовременог утицаја и интервенисања на сам процес едукације у циљу остваривања бољег успеха. Такође, пружа се могућност сагледавања које аспекте наставног плана и програма је потребно побољшати, како би се ученици подстакли на даљи рад и усавршавање у појединим наставним предметима.

Ова студија случаја може помоћи при идентификацији ученика којима је потребна специјална пажња, и предузимање одговарајућих мера како би се спречила могућност негативног успеха ученика. Један од циљева овог истраживања је да покаже колико технике DM могу бити корисне у средњешколском образовању у процесу побољшања успеха ученика. При анализама коришћени су сви расположиви подаци, укључујући податке (оцене и успех ученика) из традиционалне наставе тако и оцене и освојени број поена на урађеним LR, односно искоришћени су подаци из e-learning система, тј. система за учење на даљину средње техничке школе (који је реализован кроз ауторизовану DLS платформу). Након тога примењене су DM технике за откривање разноврсних законитости и корисног знања које може помоћи у процесу доношења низа одлука: како побољшати наставни процес у циљу постизања бољег успеха ученика.

EDM се може дефинисати као анализа образовних података коришћењем комбинације статистичких метода и DM. Заправо, применом EDM техника може се предвидети успех ученика за наредну годину школовања што је практично и реализовано у овом раду.

Ово истраживање може помоћи наставном особљу да предузимањем одговарајућих корака у право време смањи број неисправних приступа у оквиру фазе формирања образовног материјала, а самим тим побољша перформансе наставног процеса, што доводи до квалитетнијег усвајања знања и остваривања бољег успеха ученика.

Нпр. након реализованог предвиђања негативног успеха ученика (за следећу годину школовања), потребно је деловати у смеру спречавања таквог исхода. Конкретно, увидети у ком делу наставног процеса ученик има највише потешкоћа и „проблематичне“ наставне јединице прилагодити поједином ученику. У случају ученика за које је предвиђен просечан и одличан успех, пожељно је деловати у смеру превазилажења просечности и тежити ка остваривању надпросечности, такође прилагођавањем едукативног материјала индивидуалним потребама ученика. У сваком случају циљ је постићи што бољи успех ученика.

Дакле, OLAP и EDM анализе су значајни показатељи резултата учења. У овом раду, дата је студија случаја примене OLAP и EDM техника и показано је колико корисна може бити примена DM алгоритама у средњешколском образовању, посебно у остваривању бољег успеха ученика. Свакако, резултате свих OLAP и EDM анализа наставно особље може искористити да правовремено идентификује потенцијално ризичне ученике (у смислу неуспешно савладаног градива), такође професори могу прилагодити наставну стратегију у жељеном правцу (нпр. персонализовати мултимедијалне наставне јединице, побољшати њихов дизајн итд). Коначно, коришћене технике и DM алгоритми могу бити уграђени у оквиру информационог система средње техничке школе, тако да сваки корисник аналитичког система може имати користи од резултата OLAP и DM анализа.

Неки од постојећих Data Mining алата, нису једноставни за употребу, односно, више су дизајнирани за обучене стручњаке. Такви Data Mining алати су превише сложени за обичног корисника у систему образовања и њихове могућности превазилазе оквир онога што ће

професор можда желети да анализира. Дакле, овим алатима је потребан више пријатељски кориснички интерфејс, једноставан за извршење анализа и са добром визуелизацијом објеката како би њихови резултати имали смисла за обичне кориснике у образовном процесу (како у традиционалној настави, тако и у настави учења на даљину). Из наведених разлога кориснички интерфејс аналитичке DLS базе података, приказан у овом раду, је једноставан и лак за употребу, односно са лакоћом се реализују OLAP и EDM анализе.

Укратко, на основу спроведеног истраживања може се закључити да се помоћу аналитичке базе података ауторизованог система за учење на даљину могу ефикасно реализовати OLAP и EDM анализе. Сасвим је оправдана потреба за спровођењем OLAP и EDM анализа, јер је неопходно доћи до резултата учења образовног процеса. Дакле, ово истраживање показује како приказани модел складишта података за OLAP и EDM анализе може бити примењен у откривању законитости у подацима ауторизованог система за учење на даљину. Применом концепта пословне интелигенције, добијени резултати анализа указују на то да је могуће правовременом интервенцијом доћи до неопходних информација за доношење исправних одлука и након тога спровести акције које би унапредиле наставни процес чиме би се остварило што бољи успех ученика средње техничке школе у Србији, као главних корисника DLS платформе.

12.2 Могућности примене

Универзални (општи) модел складишта података ауторизованог система за учење на даљину се може применити на нивоу средње школе, факултета, разних курсева и семинара. Односно, универзални модел складишта података може свака образовно васпитна установа применити унутар свог система за учење на даљину што ће задовољити потребе за реализовањем OLAP и EDM анализа, тј. омогућити прављење скупа извештаја корисних информација потребних за доношење исправних одлука.

12.3 Правци даљег истраживања

Правци будућег истраживања укључиће примену DM техника на проширеном скупу података како би се добили прецизнији резултати. Такође, анализе се могу одрадити користећи више различитих врста DM алгоритама.

Дакле, правци даљих истраживања овог рада су примена:

- DM алгоритама Neural Net (за предвиђање), C5.0 (стабло одлучивања), K-Means (кластеровање), Apriori (за откривање асоцијативних правила) софтвера Clementine, затим упоређивање добијених резултата са резултатима DM алгоритама компаније Microsoft;
- примена Fuzzy логике;
- примена neuro-fuzzy система;
- накнадно додавање личних, социо-економских и демографских података ученика и професора у DLS складиште података, ради реализације нових анализа.

За квалитетну примену претходно наведеног потребно је имати што више података за упоређивање. Што значи, што се више буде уносило података у информациони систем DLS платформе, то ће се добијати квалитетније информације за потребе одлучивања. Будући правци развоја и будуће анализе обухватиће укључивање већег броја улазних варијабли, као оних које се директно односе на школовање тако и социо-економских и демографских

индикатора, њихову компаративну анализу, као и даљег развоја (тј. проширења) модела складишта података за OLAP и EDM анализе.

У процесу доношења одлуке, коначан скуп правила добија се експериментисањем. Практична примена је логична фаза у животном циклусу модела. Модел треба применити и по потреби извршити одређене корекције, измене или побољшања.

У већини случајева процес одлучивања се своди на искуствену знања доносиоца одлуке. Међутим, решавање проблема и поред искуства које доносилац одлуке поседује изискује његово напрезање у сагледавању ситуације, а опет исто за собом повлачи и одређено време које је потребно за доношење одлуке. Увођењем модела првенствено би се уштедело време потребно за доношење одлуке, а и само напрезање доносиоца одлуке у решавању проблема би се смањило. Поред тога одлуку би могла да донесу и лица са мање искуства.

Анализирајући добијене резултате може се закључити да развијени модел складишта података ауторизованог система за учење на даљину може успешно да вреднује и да формулише стратегију одлучивања. Перформансе развијеног модела складишта података система за учење на даљину могу да се побољшају пресликавањем тог модела у хибридни модел где би се објединиле OLAP, EDM и neuro-fuzzy анализе.

ЛИТЕРАТУРА

[Abolfazli et al., 2014]

Abolfazli, H., Asadzadeh, S. M., Nazari-Shirkouhi, S., Asadzadeh, S. M., Rezaie, K., Forecasting Rail Transport Petroleum Consumption Using an Integrated Model of Autocorrelation Functions-Artificial Neural Network, *Acta Polytechnica Hungarica*, Vol. 11 (No. 2), pp. 203-214, 2014.

[Abu Tair & El-Halees, 2012]

Abu Tair, M. M., El-Halees, A. M., Mining Educational Data to Improve Students' Performance: A Case Study, *International Journal of Information and Communication Technology*, Vol. 2 (No. 2), pp. 140-146, 2012.

[Acharya et al., 2003]

Acharya, R., Bhat, P.S., Iyengar, S.S., Rao, A., Dua, S., Classification of heart rate data using artificial neural network and fuzzy equivalence relation, *Pattern Recognition*, Vol. 10 (No.36), pp. 61-68, 2003.

[Aggarwal & Yu, 1999]

Aggarwal, C.C., Yu, P.S., Data Mining Techniques for Associations, Clustering and Classification, *Methodologies for Knowledge Discovery and Data Mining Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 1574, pp. 13-23, 1999.

[Al Dallal & Briand, 2010]

Al Dallal, J., Briand, L. C., An object-oriented high-level design-based class cohesion metric, *Information and Software Technology*, Vol. 52 (No. 12), pp. 1346-1361, 2010.

[Allen, 2002]

Allen, F. H., The Cambridge Structural Database: a quarter of a million crystal structures and rising, *Acta Crystallographica Section B: Structural Science*, Vol. 58 (No. 3), 380-388, 2002.

[Al-Radaideh et al., 2006]

Al-Radaideh, Q., Al-Shawakfa, E. & Al-Najjar, M., Mining Student Data Using Decision Trees, The 2006 International Arab Conference on Information Technology (ACIT'2006) – Conference Proceedings, 2006.

[Angehrn & Jelassi, 1994]

Angehrn, A. A., & Jelassi, T., DSS research and practice in perspective, *Decision Support Systems*, Vol. 12 (No. 4), pp. 267–275, 1994.

[Arnott & Pervan, 2008]

Arnott, D., & Pervan, G., Eight key issues for the decision support systems discipline, *Decision Support Systems*, Vol. 44 (No. 3), pp. 657–672, 2008.

[Ayesha et al., 2010]

Ayesha, S. , Mustafa, T., Sattar, A. & Khan, I., Data Mining Model for Higher Education System, *European Journal of Scientific Research*, Vol. 43 (No. 1), pp. 24-29, 2010.

[Bação et al., 2005]

Bação, F., Lobo, V., & Painho, M., Self-organizing maps as substitutes for k-means clustering, In *Computational Science–ICCS 2005* (pp. 476-483), Springer Berlin Heidelberg, 2005.

[Baker & Yacef, 2009]

Baker, RSJd, Yacef, K., The state of educational data mining in 2009: a review and future visions, *Journal of Educational Data Mining*, pp. 3–17, 2009.

[Baradwaj & Pal, 2011]

Baradwaj, B.K., Pal, S., Mining Educational Data to Analyze Students' Performance, (*IJACSA*) *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, Vol. 2 (No. 6), 2011.

[Barry, 1997]

Barry, D., *Data Warehouse from Architecture to Implementation*, Addison Wesley, Boston, 1997.

[Barry, 1997]

Barry, D., *Data Warehouse from Architecture to Implementation*, Boston: Addison Wesley, 1997.

[Batarelo Kokić et al., 2013]

Batarelo Kokić, I., Nevin, A., & Malian, I., Razvijanje suradničkog učenja u online okruženju: provođenje višedimenzionalnog poučavanja i učenja, [*Collaborative Online Course Development: Facilitation of Multi-Dimensional Teaching and Learning*], *Hrvatski časopis za odgoj i obrazovanje*, Vol. 15 (No. 2), pp. 491-519, 2013.

[Baum & Haussler, 1989]

Baum, E. B., & Haussler, D., What size net gives valid generalization?, *Neural computation*, Vol. 1 (No. 1), pp. 151-160, 1989.

[Baylari & Montazer, 2009]

Baylari, A., & Montazer, G. A., Design a personalized e-learning system based on item response theory and artificial neural network approach, *Expert Systems with Applications*, Vol. 36 (No. 4), 8013-8021, 2009.

[Berry & Linoff, 1999]

Berry, M. J. A., Linoff, G., *Mastering data mining*, The Art and Science of Customer Relationship Management, 1999.

[Bessissa et al., 2014]

Bessissa, L., Boukezzi, L., Mahi, D., A Fuzzy Logic Approach to Model and Predict HV Cable Insulation Behaviour under Thermal Aging, *Acta Polytechnica Hungarica*, Vol. 11 (No. 3), pp. 107-123, 2014.

[Бечејски-Вујаклија, 2010]

Бечејски-Вујаклија, Д., *Пословни информациони системи, материјали са предавања*, Београд 2010.

[Bharati & Chaudhury, 2004]

Bharati, P., & Chaudhury, A., An empirical investigation of decision-making satisfaction in web-based decision support systems, *Decision Support Systems*, Vol. 37 (No. 2), pp. 187–197, 2004.

[Bhavani, 1999]

Bhavani, T., *Data Mining: Technologies, Techniques, Tools and Trends*, 1999.

[Bhushan et al., 2014]

Bhushan, J., Pushkar, W., Shivaji, K., Nikhil, K., Searching Research Papers Using Clustering and Text Mining, *International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering*, Vol. 4 (No. 4), pp. 788-791, 2014.

[Black et al., 2008]

Black, E. W., Dawson, K., & Priem, J., Data for free: Using LMS activity logs to measure community in online courses, *The Internet and Higher Education*, Vol. 11 (No. 2), pp. 65-70, 2008.

[Bohanec, 2003]

Bohanec, M., Data Mining and Decision Support, The Springer International Series in Engineering and Computer Science, Vol. 745, pp. 23-35, 2003.

[Bonchi et al., 2004]

Bonchi, F., Giannotti, F., Mazzanti, A., Pedreschi, D., ExAnte: Anticipated Data Reduction in Constrained Pattern Mining, Pisa KDD Laboratory, University of Pisa, Italy, 2004.

[Bradley et al., 1998]

Bradley, P. S., Fayyad, U. M., & Reina, C., Scaling Clustering Algorithms to Large Databases, In *KDD* (pp. 9-15), 1998.

[Brennan et al., 2001]

Brennan, M., Funke, S., Anderson, C., *The learning content management system: A new elearning market segment emerges*, IDC White Paper, Framingham, MA, 2001.

Available from: <<http://www.idc.dk/WhitePaper/>>.

[Bucher et al., 2009]

Bucher, T., Gericke, A., & Sigg, S., Process-centric business intelligence, *Business Process Management Journal*, Vol. 15 (No. 3), pp. 408-429, 2009.

[Butt et al., 2012]

Butt, M. A., Quadri, S. M. K., & Zaman, M., Data Warehouse Implementation of Examination Databases, *International Journal of Computer Applications*, Vol. 44 (No. 5), pp. 18-24, 2012.

[Byung Kwon, 2003]

Byung Kwon, O., Meta web service: building web-based open decision support system based on web services, *Expert Systems with Applications*, Vol. 24 (No. 4), pp. 375-389, 2003.

[Campbell & Oblinger, 2007]

Campbell, J., Oblinger, D., *Academic analytics*. Washington, DC: Educause, 2007.

[Campbell & Oblinger, 2007]

Campbell, J., & Oblinger, D., *Academic analytics*, Washington DC: Educause, 2007.

[Carneiro da Rocha & Timóteo de Sousa Júnior, 2010]

Carneiro da Rocha, B., Timóteo de Sousa Júnior, R., Identifying bank frauds using crisp-dm and decision trees, *International journal of computer science & information Technology (IJCSIT)*, Vol. 2 (No. 5), pp. 162-169, 2010.

[Castro et al., 2007]

Castro, F., Vellido, A., Nebot, À., & Mugica, F., Applying data mining techniques to e-learning problems, In *Evolution of teaching and learning paradigms in intelligent environment* (pp. 183-221). Springer Berlin Heidelberg, 2007.

[Chau, 1999]

Chau, M. Y., Web mining technology and academic librarianship: Human-machine connections for the twenty-first century, *First Monday*, Vol. 4 (No. 6), pp. 16-24, 1999.

[Chaudhuri & Dayal, 1997]

Chaudhuri, S., & Dayal, U., An overview of data warehousing and OLAP technology, *ACM Sigmod record*, Vol. 26 (No. 1), 65-74, 1997.

[Chaudhuri, & Dayal, 1997]

Chaudhuri, S., & Dayal, U., An overview of data warehousing and olap technology, *SIGMOD Record*, Vol. 26 (No. 1), pp. 65–74, 1997.

[Chen et al., 2002]

Chen, Y., Dong, G., Han, J., Wah, B. W., & Wang, J., Multi-dimensional regression analysis of time-series data streams, In *Proceedings of the 28th international conference on Very Large Data Bases* (pp. 323-334), VLDB Endowment, 2002.

[Chen et al., 2006]

Chen, N. S., Wei, C. W., & Chen, H. J., Mining e-learning domain concept map from academic articles, In *Advanced Learning Technologies, 2006. Sixth International Conference on* (pp. 694-698), IEEE, 2006.

[Chen et al., 2009]

Chen, Y.L., Hu, H.W., Tang, K., Constructing a decision tree from data with hierarchical class labels, *Expert Systems with Applications*, Vol. 36 (No. 1), pp. 4838-4847, 2009.

[Chen et al., 2009]

Chen, C., Yan, X., Zhu, F., Han, J., & Philip, S. Y., Graph OLAP: a multi-dimensional framework for graph data analysis, *Knowledge and Information Systems*, Vol. 21 (No. 1), pp. 41-63, 2009.

[Chen, 2011]

Chen, M. Y., Bankruptcy prediction in firms with statistical and intelligent techniques and a comparison of evolutionary computation approaches, *Computers & Mathematics with Applications*, Vol. 62 (No. 12), pp. 4514-4524, 2011.

[Cios & Kurgan, 2005]

Cios, K. J., & Kurgan, L. A., Trends in data mining and knowledge discovery, In *Advanced techniques in knowledge discovery and data mining* (pp. 1-26), Springer London, 2005.

[Clementine User Guide 16, 2009]

Clementine User Guide 16, 2009,

<https://www.hanken.fi/student/media/3618/spssbaseusersguide160.pdf>

[Clementini et al., 2000]

Clementini, E., Di Felice, P., & Koperski, K., Mining multiple-level spatial association rules for objects with a broad boundary, *Data & Knowledge Engineering*, Vol. 34 (No.3), pp. 251-270, 2000.

[Cloete, 2001]

Cloete, E., *Electronic education system model*, *Computers & Education*, Vol. 36, No. 2, pp. 171–182, 2001.

[Codd, 1990]

Codd, E. F., *The Relational Model for Database Management*, Addison Wesley, Boston, 1990.

[Courtney, 2001]

Courtney, J. F., Decision making and knowledge management in inquiring organizations: toward a new decision-making paradigm for DSS, *Decision Support Systems*, Vol. 31 (No. 1), pp. 17–38, 2001.

ЛИТЕРАТУРА

[CRISP-DM, 2009]

Cross Industry Standard for Data Mining, Internet, www.crisp-dm.org, 2009

[Делибашић, 2007]

Делибашић, Б., Формализација процеса пословног одлучивања преко патерна, докторска дисертација, Факултет Организационих Наука, Београд, 2007.

[Devlin, 1996]

Devlin, B., *Data Warehousing: From Architecture to Implementation*, Addison-Wesley, 1996.

[Димитријевић и др., 2007а]

Dimitrijević, N., Stanojević, Lj., Veljović, A., Contribution to methodology of business intelligence systems object oriented developing, 8th Balcan Conference on Operational Research, BalcOR, 2007.

[Димитријевић и др., 2007б]

Димитријевић, Н., Станојевић, Љ., Вељовић, А., Интегрисани приказ пословних података коришћењем јединственог димензионог модела, конференција SYM-OP-IS, Златибор, 2007.

[Димитријевић и др., 2008]

Димитријевић, Н., Вељовић, А., Петровић, Н., Станојевић, Љ., Пословна интелигенција на примеру анализе успеха студената, конференција YUINFO, Копаоник, 2008.

[Димитријевић, 2013]

Димитријевић, Н., Прилог развоју business intelligence система на примеру управљања успехом студената војне академије, докторска дисертација, Војна академија, Београд, 2013.

[Duda & Shortliffe, 1983]

Duda, R. O., & Shortliffe, E. H., Expert systems research, *Science*, Vol. 220 (No. 4594), pp. 261-268, 1983.

[Дулановић и Вељовић, 2002]

Дулановић, Н., Вељовић, А., Откривање образаца у коришћењу Web-а, Web Usage Mining, YU INFO 2002, Копаоник, 2002.

[Duthie, 2002]

Duthie, G.A., *Microsoft ASP.NET*, CET Copmputer Equipment and Trade, ISBN 86-7991-178-X, Belgrade, 2002.

[El-Halees, 2008]

El-Halees, A., Mining Students Data to Analyze Learning Behavior: A Case Study, The 2008 international Arab Conference of Information Technology (ACIT2008) – Conference Proceedings, University of Sfax, Tunisia, Dec 15- 18, 2008.

[Emrouznejad et al., 2008]

Emrouznejad, A., Parker, B. R., & Tavares, G., Evaluation of research in efficiency and productivity: A survey and analysis of the first 30 years of scholarly literature in DEA, *Socio-economic planning sciences*, Vol. 42 (No. 3), pp. 151-157, 2008.

[Etzioni, 1996]

Etzioni, The world-wide web: quagmire or gold mine? *Communications of the ACM*, Vol. 39 (No. 11), pp. 65-68, 1996.

[Fayyad et al., 1996a]

Fayyad, U.M, Piatesky Shapiro, G., & Smyth, P., From data mining to knowledge discovery in databases, AAAI Press / The MIT Press, Massachusetts Institute Of Technology, ISBN 0–262 56097–6, 1996.

[Fayyad et al., 1996b]

Fayyad, U.M, Piatesky Shapiro, G., & Smyth, P., The KDD process for extracting useful knowledge from volumes of data, *Communications of the ACM*, Vol. 39 (No. 11), pp. 27-34, 1996.

[Federal Information Processing Standards Publication 184, 1993]

Federal Information Processing Standards Publication 184, *Announcing the Standard for INTEGRATION DEFINITION FOR INFORMATION MODELING (IDEFIX)*”, 1993.

[Fertalj et al., 2010]

Fertalj, K., Hoic-Bozic, N., Jerkovic, H., *The Integration of Learning Object Repositories and Learning Management Systems*, Computer Science and Information Systems ComSIS, Vol. 7 (No. 3), pp. 387-407, 2010.

[Flexer, 2001]

Flexer, A., On the use of self-organizing maps for clustering and visualization, *Intelligent Data Analysis*, Vol. 5 (No. 5), pp. 373-384, 2001.

[Galit, 2007]

Galit, A., Examining online learning processes based on log files analysis: a case study, *Research, Reflection and Innovations in Integrating ICT in Education*, 2007.

[Gardner, 1998]

Gardner, S. R. *Building the Data Warehouse*, *Communications of the ACM*, Vol. 41 (No. 9), pp. 52-60, 1998.

[Getoor, 2003]

Getoor, L., Link Mining: A New Data Mining Challenge, *SIGKDD Explorations*, Vol. 4 (No. 2), pp. 84-89, 2003.

[Gharib et al., 2013]

Gharib, M., Reda, M., & Mohamed, Z. E., Intelligent Multidimensional Database Interface, *International Journal of Scientific & Engineering Research*, Vol. 4 (No. 11), pp. 5-12, 2013.

[Giannotti et al., 2007]

Giannotti, F., Nanni, M., Pinelli, F., & Pedreschi, D., Trajectory pattern mining, In *Proceedings of the 13th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining* (pp. 330-339), ACM, 2007.

[Gorzalczany, 2002]

Gorzalczany, M., *Computational Intelligence Systems and Applications: Neuro-Fuzzy and Fuzzy Neural Synergisms*, Physica-Verlag, 2002.

[Gosain, & Mann, 2010]

Gosain, A., & Mann, S., Object Oriented Multidimensional Model for a Data Warehouse with Operators, *International Journal of Database Theory and Application*, Vol. 3 (No. 4), pp. 35-41, 2010.

[Gray et al., 1997]

Gray, J., Chaudhuri, S., Bosworth, A., Layman, A., Reichart, D., Venkatrao, M., Pellow, F., & Pirahesh, H., Data cube: A relational aggregation operator generalizing group-by, cross-tab, and sub totals, *Data Mining Knowledge Discovery*, Vol. 1 (No. 1), pp. 29–53, 1997.

[Grigori et al., 2004]

Grigori, D., Casati, F., Castellanos, M., Dayal, U., Sayal, M., & Shan, M. C., Business process intelligence, *Computers in Industry*, Vol. 53 (No. 3), pp. 321-343, 2004.

[Gunderloy & Sneath, 2001]

Gunderloy M., Sneath T., *SQL Server Developer's Guide to OLAP with Analysis Services*, Sybex, USA, 2001.

[Gupta & Mishra, 2011]

Gupta, A., Mishra, A., Research paper on cluster techniques of data variations, *International Journal of Advance Technology & Engineering Research (IJATER)*, Vol. 1 (No. 1), pp. 39-47, 2011.

[Guruler et al., 2010]

Guruler, H., Istanbulu, A., & Karahasan, M., A new student performance analysing system using knowledge discovery in higher educational databases, *Computers & Education*, Vol. 55 (No. 1), pp. 247–254, 2010.

[Halpin & Morgan, 2009]

Halpin, T., Morgan, T., *Other Modeling Aspects and Trends*, *Information Modeling and Relational Databases* (Second Edition), pp. 835-892, 2009.

[Han & Kamber, 2000]

Han J., Kamber M. *Data Mining: Concepts and Techniques* Morgan Kaufmann, Hawaii, 2000.

[Han & Kamber, 2001]

Han, J., & Kamber, M. *Data mining: concepts and techniques*, San Francisco: Morgan Kaufman, 2001.

[Hanna, 2004]

Hanna, M., Data mining in the e-learning domain. *Campus-wide information systems*, Vol. 21 (No. 1), 29-34, 2004.

[Hassoun, 1995]

Hassoun, M.H., *Fundamentals of artificial neural networks*, MIT press, 1995.

[Helic et al., 2004]

Helic, D., Maurer, H., Scerbakov, N., *Knowledge transfer processes in a modern WBT system*, *Journal of Network and Computer Applications*, Vol. 27 (No. 3), pp.163–190, 2004.

[Herrera & Martínez, 2000]

Herrera, F., Martínez, L., An Approach for Combining Numerical and Linguistic Information based on the 2-tuple fuzzy linguistic representation model in Decision Making, *International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge -Based Systems* 8, pp. 539–562, 2000.

[Herrouz & Djoudi, 2013]

Herrouz, A., Djoudi, C.K.M., Overview Of Web Content Mining Tools, *The International Journal Of Engineering And Science (IJES)*, Vol. 2 (No. 6), pp. 106-110, 2013.

[Holsapple et al., 1996]

Holsapple, C., Whinston, W., & Andrew, B., *Decision Support Systems – A Knowledge-Based Approach*, West Publishing Company, 1996.

[Hosack et al., 2012]

Hosack, B., Hall, D., Paradise, D., & Courtney, J.F., A Look Toward the Future: Decision Support Systems Research is Alive and Well, *Journal of the Association for Information Systems*, Vol. 13 (Special Issue), pp. 315-340, 2012.

[Hughes, 2010]

Hughes, B., Hypatia and Alexandria, 2010, https://www.youtube.com/watch?v=bByhFiV_nvK

[Hung & Crooks, 2009]

Hung, J.L., & Crooks, S., Examining online learning patterns with Data Mining techniques in peer-moderated and teacher-moderated course, *Journal of Educational Computing Research*, Vol. 40 (No. 2), pp. 183-210, 2009.

[Hung & Zhang, 2008]

Hung, J.L., & Zhang, K., Revealing online learning behaviors and activity patterns and making predictions with data mining techniques in online teaching, *MERLOT Journal of Online Learning and Teaching*, Vol. 4 (No. 4), pp. 426-437, 2008.

Retrieved from http://jolt.merlot.org/vol4no4/hung_1208.htm

[Hung et al., 2012]

Hung, J. L., Rice, K., Saba, A., An educational data mining model for online teaching and learning, *Journal of Educational Technology Development and Exchange*, Vol. 5 (No. 2), pp. 77-94, 2012.

[Inmon, 1996]

Inmon, W. H., *Building the Data Warehouse*, 2nd Edition, New York: John Wiley and Sons, 1996.

[Ишљамовић и Лалић, 2013]

Ишљамовић, С., Лалић, С., Откривање законитости у подацима везаних за успех студирања (Educational Data Mining related to success of study) XL Симпозијум о операционим истраживањима, SYM-OP-IS 2013, стр. 457-462, Fakultet organizacionih nauka, Beograd, Златибор 08-12.09.2013.

[Jayalatchumy & Thambidurai, 2013]

Jayalatchumy, D., Thambidurai, P., Web Mining Research Issues and Future Directions – A Survey, *IOSR Journal of Computer Engineering (IOSR-JCE)*, Vol. 14 (No. 3), pp. 20-27, 2013.

[Jiwei & Micheline, 2001]

Jiwei, H., Micheline, K., *Data Mining: Concepts and Techniques*, Simon Fraser University, Vancouver, 2001.

[Joshi & Kaur, 2013]

Joshi, A., Kaur, R., A Review: Comparative Study of Various Clustering Techniques in Data Mining, *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering*, Vol. 3 (No. 3), pp. 55-57, 2013.

[Јовановић и Вељовић, 2011]

Јовановић, В., Вељовић, А., Реинжењеринг пословних процеса на интегрисаном универзитету, Универзитет Singidunum, Београд, 2011.

[Kalamković et al., 2013]

Kalamković, S., Halasi, T., & Kalamković, M., Učenje na daljinu primenjeno u nastavi osnovne škole, [Distance Learning Applied in Primary School Teaching], *Hrvatski časopis za odgoj i obrazovanje*, Vol. 15 (No. 3), pp. 251-269, 2013.

[Kalarani & Brunda, 2014]

Kalarani, P., Brunda, S.S., A Survey on Efficient Data Mining Techniques for Network Intrusion Detection System (IDS), *International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering*, Vol. 3 (No. 9), pp. 8028-8031, 2014.

[Калуђерчић и Обрадовић, 2003]

Калуђерчић, П., Обрадовић, С., Релационе базе података, Виша електротехничка школа, Београд, 2003.

[Kaur Mann & Kaur, 2013]

Kaur Mann, N., Kaur, A., Survey Paper on Clustering Techniques, *International Journal of Science, Engineering and Technology Research (IJSETR)*, Vol. 2 (No. 4), pp. 803-806, 2013.

[Каšћелан и Бечејски-Вујаклија, 2005]

Каšћелан, Лј., Веќејски-Вујаклија, Д., A Model for Data Mining System in Financial Crisis Management Based on Data Warehouse Concept, *Computer Science and Information Systems ComSIS*, Vol. 2 (No. 1), pp. 43-62, 2005.

[Kimball, 1996]

Kimball, R., *The Data Warehouse Toolkit: Practical Techniques for Building Data Warehouses*, John Wiley & Sons, 1996.

[Korth & Silberschatz, 1991]

Korth, H. F., & Silberschatz, A., *Database system concepts* (Vol. 6, pp. 78712-1188). New York: McGraw-Hill, 1991.

[Kozmina & Niedrite, 2010]

Kozmina, N., & Niedrite, L., Olap personalization with user-describing profiles, In *Perspectives in Business Informatics Research* (pp. 188-202), Springer Berlin Heidelberg, 2010.

[Kumar & Chadha, 2011]

Kumar, V., Chadha, A., An Empirical Study of the Applications of Data Mining Techniques in Higher Education, *International Journal of Advanced Computer Science and Application*, Vol. 2 (No. 3), pp. 80-84, 2011.

[Larose, 2005]

Larose, D., *Discovering knowledge in data, an introduction to data mining*, John Wiley & Sons, 2004.

[Lauer et al., 2010]

Lauer, T., Datta, A., Khadikov, Z., & Anselm, C., Exploring graphics processing units as parallel coprocessors for online aggregation, In *Proceedings of the ACM 13th international workshop on Data warehousing and OLAP* (pp. 77-84), ACM, 2010.

[Lek & Guegan, 1999]

Lek, S., Guegan, J.F., Artificial neural networks as a tool in ecological modelling, an introduction, *Ecological Modelling*, Vol. 10 (No.120), pp. 65-73, 1999.

[Liao & Wen, 2007]

Liao, S. H., & Wen, C. H., Artificial neural networks classification and clustering of methodologies and applications—literature analysis from 1995 to 2005, *Expert Systems with Applications*, Vol. 32 (No. 1), pp. 1-11, 2007.

[Liu et al., 2006]

Liu, B., Zhao, K., Benkler, J., & Xiao, W., Rule interestingness analysis using OLAP operations, In *Proceedings of the 12th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining* (pp. 297-306). ACM, 2006.

[Lukawiecki, 2007]

Lukawiecki, R., Working with Data Mining, Microsoft Corporation & Project Botticelli, 2007.

[MacLennan et al., 2008]

MacLennan, J., Tang, Z., & Crivat, B., Data Mining with SQL Server 2008, Wiley Publishing, 2008.

[Maimon & Rokach, 2005]

Maimon, O. Z., & Rokach, L. (Eds.), *Data mining and knowledge discovery handbook* (Vol. 1). New York: Springer, 2005.

[Maind & Wankar, 2014]

Maind, S., Wankar, P., Research Paper on Basic of Artificial Neural Network, International Journal on Recent and Innovation Trends in Computing and Communication, Vol. 2 (No. 1), pp. 96-100, 2014.

[Mair et al., 2000]

Mair, C., Kadoda, G., Lefley, M., Phalp, K., Schofield, C., Shepperd, M., & Webster, S., An investigation of machine learning based prediction systems, *Journal of systems and software*, Vol. 53 (No. 1), pp.23-29, 2000.

[Mannila, 1996]

Mannila, H., Data mining: machine learning, statistics, and databases, IEEE, 1996.

[Markam & Dubey, 2012]

Markam, V., Dubey, S.M., A General Study of Associations rule mining in Intrusion Detection System, International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering, Vol. 2 (No. 1), pp. 347-356, 2012.

[McGorry, 2003]

McGorry, S.Y., *Measuring quality in online programs*, The Internet and Higher Education, Vol. 6 (No. 2), pp. 159–177, 2003.

[Merceron & Yacef, 2004]

Merceron, A., & Yacef, K., Mining Student Data Captured from a Web-Based Tutoring Tool: Initial Exploration and Results, *Journal of Interactive Learning Research (JILR)*, Vol. 15 (No. 4), pp. 319-346, 2004.

[Милентијевић, 2009]

Милентијевић, Д., *An Example of Adobe Captivate E-learning Tutorial*, Proceedings of the 2nd International Conference on Information and Communication Technology & Accessibility – ICTA 2009, ISBN: 978-9973-37-516-2, Yasmine Hammamet, Tunisia, May 7-9, 2009.

[Милентијевић и др., 2012]

Милентијевић, Д., Вељовић, А., Пауновић, Л., *The Interface and Business Processes of An Authorized DLS Platform*, Metalurgia International, Vol. 17 (No. 9), pp. 141-150, 2012.

[Милентијевић и др., 2013]

Милентијевић, Д., Вељовић, В., Пауновић, Л., *Пословни процеси аналитичке DLS базе података*, Реинжењеринг пословних процеса у образовању - Национална конференција са међународним учешћем, Чачак, 20-22. септембар 2013.

[Minaei-Bidgoli et al., 2003]

Minaei-Bidgoli, B., Kashy, D.A., Kortemeyer, G., & Punch, W.F., Predicting student performance: an application of data mining methods with the educational web-based system LON-CAPA, *Proceedings of ASEE/IEEE Frontiers in Education Conference*, Boulder, CO: IEEE, 2003.

[Mor & Minguillón, 2004]

Mor, E., & Minguillón, J., E-learning personalization based on itineraries and long-term navigational behavior, In *Proceedings of the 13th international World Wide Web conference on Alternate track papers & posters* (pp. 264-265), ACM, 2004.

[Muthyala & Naidu, 2011]

Muthyala, K. Naidu, R., A novel approach to test suite reduction using data mining, *Indian Journal of Computer Science and Engineering (IJCSE)*, Vol. 2 (No. 3), pp. 500-505, 2011.

[Napagoda, 2013]

Napagoda, C., Web Site Visit Forecasting Using Data Mining Techniques, *International Journal of Scientific & Technology Research*, Vol. 2 (No. 2), pp. 170-174, 2013.

[Newby, 1999]

Newby, P., *Culture and quality in higher education*, Higher Education Policy, Vol. 12 (No. 3), pp. 261-275, 1999.

[North, 2012]

North, M., *Data Mining for the Masses*, Creative Commons Attribution, 2012.

[Новаковић, 2013]

Новаковић, Ј., Решавање класификационих проблема машинског учења – монографија, Факултет техничких наука, Чачак, 2013.

[Његуш, 2009]

Његуш, А., *Пословни информациони системи*, Универзитет Сингидумум, Београд, 2009.

[Ochoa et al., 2005]

Ochoa, X., Cardinaels, K., Meire, M., Duval, E., *Frameworks for the Automatic Indexation of Learning Management Systems Content into Learning Object Repositories*, Edmedia - World Conference on Educational Multimedia, Hypermedia & Telecommunications, 2005.

[O'Keefe et al., 1986]

O'Keefe, R. M., Balci, O., & Smith, E. P., Validation of expert system performance, 1986.

[Padmapriya & Subitha, 2013]

Padmapriya, A., Subitha, N., Clustering Algorithm for Spatial Data Mining: An Overview, *International Journal of Computer Applications*, Vol. 68 (No. 10), pp. 28-33, 2013.

[Pahl, 2006]

Pahl, C., Data mining for the analysis of content interaction in web-based learning and training systems, In C. Romero & S. Ventura, (Eds.), *Data Mining in E-learning*, pp. 41-56, Billerica, MA: WitPress, 2006.

[Памучар, 2008]

Памучар, Д., Примена SWOT анализе на систем интегралног транспорта Војске Србије, Војнотехнички гласник, број 2 /2008, стр. 237–247, ISSN: 0042–8469, Београд, 2008.

[Panian & Клерас, 2003]

Panian, Ž., Клерас, G., Poslovna inteligencija, MASMEDIA, Zagreb, 2003.

[Panov et al., 2009]

Panov, P., Soldatova, L., & Dzeroski, S., Towards an ontology of data mining investigations, *Lecture Notes in Artificial Intelligence*, 5808, 257–271, 2009.

[Park et al., 1995]

Park, J. S., Chen, M. S., & Yu, P. S., *An effective hash-based algorithm for mining association rules*, Vol. 24 (No. 2), pp. 175-186., ACM, 1995.

[Pechenizkiy et al., 2009]

Pechenizkiy, M., Trčka, N., Vasilyeva, E., Aalst, W., De Bra, P., Process Mining Online Assessment Data, Educational Data Mining, Department of Computer Science, Eindhoven University of Technology, the Netherlands, 2009.

[Peng et al., 2008]

Peng, Y., Kou, G., Shi, Y., & Chen, Z., A descriptive framework for the field of data mining and knowledge discovery, *International Journal of Information Technology & Decision Making*, Vol. 7 (No. 4), pp. 639-682, 2008.

[Phua et al., 2010]

Phua, C., Lee, V., Smith, K., & Gayler, R., A comprehensive survey of data mining-based fraud detection research, *arXiv preprint arXiv:1009.6119*, 2010.

[Pingli & Bin, 2005]

Pingli, W. K. W. L. W., & Bin, S., RESEARCH ON TECHNOLOGY OF ETL IN DATA WAREHOUSE AND ITS PRACTICE [J]. *Computer Applications and Software*, 11, 011, 2005.

[Plattner, 2009]

Plattner, H., A common database approach for OLTP and OLAP using an in-memory column database, In *Proceedings of the 2009 ACM SIGMOD International Conference on Management of data* (pp. 1-2). ACM, 2009.

[Poe, 1996]

Poe, V. *Building a Data Warehouse for Decision Support*, Prentice Hall, 1996.

[Power, & Sharda, 2007]

Power, D. J., & Sharda, R., Model-driven decision support systems: Concepts and research directions, *Decision Support Systems*, Vol. 43 (No. 3), pp. 1044–1061, 2007.

[Power, 2007]

Power, D. J., A brief history of decision support systems, 2007, *DSSResources. COM, World Wide Web*, <http://DSSResources.COM/history/dshistory.html>, version, 4.

[Qu et al., 2011]

Qu, Q., Zhu, F., Yan, X., Han, J., Philip, S. Y., & Li, H., Efficient topological OLAP on information networks, In *Database Systems for Advanced Applications* (pp. 389-403), Springer Berlin Heidelberg, 2011.

[Quatrani, 2003]

Quatrani, T., Визуелно моделовање Rational Rose и UML, Addison-Wesley, 2003.

[Qwaider, 2012]

Qwaider, W. Q., Apply On-Line Analytical Processing (OLAP) With Data Mining For Clinical Decision Support. *International Journal of Managing Information Technology (IJMIT)*, Vol. 4 (No. 1), pp. 25-38, 2012.

[Rajagopal, 2011]

Rajagopal, S., Customer data clustering using data mining technique, *International Journal of Database Management Systems (IJDMMS)*, Vol. 3 (No. 4), pp. 1-11, 2011.

[Riordan, 2002]

Riordan, R.M., *Microsoft ADO.NET*, CET Copmputer Equipment and Trade, ISBN 86-7991-177-1, Belgrade, 2002.

[Roiger & Geatz, 2003]

Roiger, R.J., & Geatz, M.W., *Data Mining - A Tutorial-Based Primer*, Boston, MA: Addison Wesley, 2003.

[Romero & Ventura, 2006]

Romero, C., Ventura, S., *Data mining in e-learning*. WIT, 2006.

[Romero & Ventura, 2007]

Romero, C., Ventura, S., Educational data Mining: A Survey from 1995 to 2005, *Journal of Expert Systems with Applications*, Vol. 1 (No. 33), pp. 135-146, 2007.

[Romero & Ventura, 2010]

Romero, C., Ventura, S., Educational data mining: A review of the state of the art, *IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics Part C, Applications and Reviews*, Vol. 40 (No. 6), pp. 601-618, 2010.

[Romero & Ventura, 2006]

Romero, C., & Ventura, S., *Data Mining in E-learning*, Southampton, UK: Wit Press, 2006.

[Romero et al., 2004]

Romero, C., Ventura, S., & Bra, P. D., Knowledge discovery with genetic programming for providing feedback to courseware author, User Modeling and User-Adapted Interaction, *The Journal of Personalization Research*, Vol. 14 (No. 5), pp. 425– 464, 2004.

[Romero et al., 2008]

Romero, C., Ventura, S., & Garcia, E., Data mining in course management systems: Moodle case study and tutorial, *Computers & Education*, Vol. 51 (No. 1), pp. 368-384, 2008.

[Romero et al., 2010]

Romero C., Ventura S., Pechenizky M., Baker, R., *Handbook of Educational Data Mining, Data Mining and Knowledge Discovery Series*, Boca Raton, FL: Chapman and Hall/CRC Press, 2010.

[Rouse, 2007]

Rouse, M., OLAP (Online Analytical Processing) / online/, 2007.

Retrieved on 10th april 2014 from <http://searchdatamanagement.techtarget.com/definition/olap>

[Sakal et al., 2012]

Sakal, M., Matković, P., & Tumbas, P., Spremnost na usvajanje i primenu tehnologija Web 2.0 u srednjem obrazovanju – slučaj Vojvodine, [Willingness to Adopt and Apply Web 2.0 Technologies in Secondary Education – Case of Vojvodina], *Hrvatski časopis za odgoj i obrazovanje*, Vol. 14 (No. 4), pp. 743-770, 2012.

[Salvatore & Hevner, 2007]

Salvatore, T. M., & Hevner, A. R., Integrated decision support systems: A data warehousing perspective, *Decision Support Systems*, Vol. 43 (No. 3), pp. 1031–1043, 2007.

[Scheuer & McLaren, 2011]

Scheuer, O, McLaren, BM., Educational data mining, In: *The Encyclopedia of the Sciences of Learning*. New York, NY: Springer, 2011.

[SCORM]

SCORM - Sharable Content Object Reference Model, Advanced Distributed Learning Initiative, Version 1.2, 2001. Available from: <<http://www.adlnet.org>>.

[Serban et al., 2010]

Serban, F., Kietz, J. U., & Bernstein, A., An overview of intelligent data assistants for data analysis. In *Planning to Learn Workshop (PlanLearn '10) at ECAI*, pp. 7-14, 2010.

[Sethi, 2012]

Sethi, M., Data Warehousing and OLAP Technology, *International Journal of Engineering Research and Applications (IJERA)*, Vol. 2 (No. 2), pp. 955-960, 2012.

[Sexton et al., 1998]

Sexton, R. S., Alidaee, B., Dorsey, R. E., & Johnson, J. D., Global optimization for artificial neural networks: a tabu search application, *European Journal of Operational Research*, Vol. 106 (No. 2), pp. 570-584, 1998.

[Shaqsi & Wang, 2009]

Al Shaqsi, J., & Wang, W., A Novel Three Staged Clustering Algorithm, *Algarve, Portugal*, 19, 2009.

[Sharda et al., 1988]

Sharda, R., Barr, S. H., & McDonnell, J.C., Decision Support System Effectiveness: A Review and an Empirical Test, *Management Science*, Vol. 34 (No. 2), 139-159, 1988.

[Sharma et al., 2012]

Sharma, V., Rai, S., Dev, A., A Comprehensive Study of Artificial Neural Networks, *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering*, Vol. 2 (No. 10), pp. 278-284, 2012.

[Sharp & Jagger, 2002]

Sharp, J., Jagger, J., *Visual C#.NET*, CET Copmputer Equipment and Trade, ISBN 86-7991-179-8, Belgrade, 2002.

[Shepperd & Kadoda, 2001]

Shepperd, M., & Kadoda, G., Comparing software prediction techniques using simulation, *Software Engineering, IEEE Transactions on*, Vol. 27 (No. 11), pp. 1014-1022, 2001.

[Sheremetov & Arenas, 2002]

Sheremetov, L., Arenas, A.G., *An interactive Web based collaborative learning environment*, Computers & Education, Vol. 39 (No. 2), pp. 161–182, 2002.

[Shim et al., 2002]

Shim, J.P., Warkentin, M., Courtney, J. F., Power, D. J., Sharda, R., & Carlsson, C., Past, present, and future of decision support technology. *Decision Support Systems*, Vol. 33 (No. 2), pp. 111–126, 2002.
<http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167923601001397>

[Silver, 1990]

Silver, M. S., Decision Support Systems: Directed and Nondirected Change, *Information Systems Research*, Vol. 1 (No. 1), pp. 47-70, 1990.

[Singh & Singh, 2010]

Singh, R., & Singh, K., A descriptive classification of causes of data quality problems in data warehousing, *International Journal of Computer Science Issues*, Vol. 7 (No. 3), pp. 41-50, 2010.

[Sonalkadu & Dhande, 2012]

Sonalkadu, S., Dhande, S., Effective Data Mining Through Neural Network, *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering*, Vol. 2 (No. 3), pp. 441-444, 2012.

[Song & Fang, 2010]

Song, Y. C., & Fang, Y. F., Application research of association analysis with Clementine, In *Software Engineering and Data Mining (SEDM), 2010 2nd International Conference on* (pp. 445-449), IEEE, 2010.

[Станојевић и Вељовић, 2008a]

Станојевић, Љ., Вељовић, А., Развој методологије пројектовања пословне интелигенције – студијски пример високообразовне установе - монографија, Мегатренд универзитет, Београд, 2008.

[Станојевић и Вељовић, 2008b]

Станојевић, Љ., Вељовић, А., Информациони систем факултета у функцији дефинисања уписне политике, *Техника*, год. 63 (бр. 5), стр. 7-12, 2008.

[Станојевић и др., 2007]

Станојевић, Љ., Вељовић, А., Новаковић, Ј., Еремија, З., Развој информационог система факултета, *Техника*, год. 62 (бр. 2), стр. 14-18, 2007.

[Станојевић и др., 2009]

Stanojevic, Lj., Veljovic, A., Dimitrijevic, S., Gerasimovic, M., *Using Business Intelligence for Performance Measurement of Higher Education Institution*, XIV internacionalni naučni skup SM2009 - Strategijski menadžment i sistemi podrške odlučivanju u strategijskom menadžmentu, 2009.

[Sudhakar & Manimekalai, 2014]

Sudhakar, K., Manimekalai, M., Study of Heart Disease Prediction using Data Mining, *International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering*, Vol. 4 (No. 1), pp. 1157-1160, 2014.

ЛИТЕРАТУРА

[Сукновић и Делибашић, 2010]

Сукновић, М., Делибашић, В., Послова интелигенција и системи за подршку одлучивању, Факултет Организационих Наука, Београд, 2010.

[Сукновић и др., 2005]

Suknović, M., Čupić, M., Martić, M., Data Warehousing and Data Mining - A Case Study, *Journal of Operations Research*, Vol. 15 (No. 1), pp. 125-143, 2005.

[Tang & MacLennan, 2005]

Tang, Z., MacLennan, J., *Data Mining with SQL Server 2005*, Wiley Publishing, 2005.

[Techapichetvanich & Datta, 2005]

Techapichetvanich, K., & Datta, A., Interactive visualization for OLAP, In *Computational Science and Its Applications-ICCSA 2005* (pp. 206-214), Springer Berlin Heidelberg, 2005.

[Tiwana, 2000]

Tiwana, A., *The Knowledge Management Toolkit*, Prentice Hall, 2000.

[Totad et al., 2010]

Totad, S.G., Geeta, R.B., Prasanna, C.R., Santhosh, N.K., Scaling Data Mining Algorithms to Large and Distributed Datasets, *International Journal of Database Management Systems (IJDMS)*, Vol. 2 (No.4), pp. 26-35, 2010.

[Tseng & Chou, 2006]

Tseng, F. S., & Chou, A. Y., The concept of document warehousing for multi-dimensional modeling of textual-based business intelligence, *Decision Support Systems*, Vol. 42 (No. 2), pp. 727-744, 2006.

[Turban & Watkins, 1986]

Turban, E., & Watkins, P. R., Integrating Expert Systems and Decision Support Systems, *MIS Quarterly*, Vol. 10 (No. 2), pp. 121-136, 1986.

[Turban et al., 2008]

Turban, E., Aronson, J.E., Liang, T.P., & Sharda R., *Decision Support and Business Intelligence Systems*, Prentice Hall, 2008.

[Vassiliadis, 2009]

Vassiliadis, P., A survey of Extract-transform-Load technology, *International Journal of Data Warehousing and Mining (IJDWM)*, Vol. 5 (No. 3), pp. 1-27, 2009.

[Вељовић , 2004]

Вељовић, А., *Основе објектног моделирања UML*, Компјутер библиотека, Чачак, 2004.

[Вељовић и др., 2003]

Вељовић, А., Лепојевић, Б., Јовановић, С., *Објектно оријентисане базе података: Технологија која долази*, Катедра за индустријски менаџмент, YUinfo, Копаоник, 2003.

[Вељовић и Његуш, 2004]

Вељовић, А., Његуш, А., *Основе релационих аналитичких база података*, Мегатренд универзитет примењених наука, Београд, 2004.

ЛИТЕРАТУРА

[Вељовић и Радојчић, 2003]

Вељовић, А., Радојчић, М., Примена техника функционалног и информационог моделирања и организационо окружење, Катедра за индустријски менаџмент, Факултет техничких наука Чачак, часопис: Стратегијски менаџмент СМ, бр. 3, Суботица, 2003.

[Вељовић и Станојевић, 2007]

Вељовић, А., Станојевић, Љ., Идентификација ризика у поступку пројектовања јединственог информационог система факултета, Стратегијски менаџмент, год. 12 (бр. 3), стр. 17-21, 2007.

[Вељовић, 2011]

Вељовић, А., Развој информационих система, Факултет техничких наука, Чачак, 2011.

[Vidette, 1996]

Vidette, P., Building a Data Warehouse for Decision Support, Prentice Hall, New Jersey, 1996.

[Vijayarani & Deepa, 2014]

Vijayarani, S., Deepa, S., An efficient algorithm for sequence generation in data mining, International Journal on Cybernetics & Informatics (IJCI), Vol. 3 (No. 1), pp. 21-30, 2014.

[Weiss & Davison, 2010]

Weiss, G., & Davison, B., Data Mining in Handbook of Technology Management, John Wiley and Sons, 2010.

[Witten & Frank, 2005]

Witten, I.H., Frank, E., Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques, Elsevier Inc., 2005.

[Witten et al., 2005]

Witten, I. H., & Frank, E., *Data Mining: Practical machine learning tools and techniques*, Morgan Kaufmann, 2005.

[Wu et al., 2007]

Wu, X., Kumar, V., Quinlan, J.R. Ghosh, J., Yang, Q., Motoda, H., McLachlan, G.J., Ng, A., Liu, B., Yu, P.S., Zhou, Z.H., Steinbach, M., Hand, D.J., Steinberg, D., Top 10 algorithms in data mining, Springer-Verlag, London, 2007 .

[Yao-Min et al., 2009]

Yao-Min, F., Li-Yu, L., Chua-Huang, H., Tien-Yin, C., An integrated information system for real estate agency-based on service-oriented architecture, Expert Systems with Applications, Vol. 36 (No. 8), pp. 11039-11044, 2009.

[YongSeog, 2009]

YongSeog, K., Boosting and measuring the performance of ensembles for a successful database marketing, Expert Systems with Applications, Vol. 36 (No. 2), pp. 2161-2176, 2009.

[Zaikin et al., 2006]

Zaikin, O., Kushtina, E., Rozewski, P., *Model and algorithm of the conceptual scheme formation for knowledge domain in distance learning*, European Journal of Operational Research, No. 175, pp. 1379-1399, 2006.

ЛИТЕРАТУРА

[Захорјански и Вељовић, 2011]

Zahorjanski, M., Veljovic, A., *Use of Analytical Data Bases and Gis for Monitoring Performance of Institutions of Higher Education*, METALURGIA INTERNATIONAL, Vol. 16 (No. 12), pp. 136-139, 2011.

[Захорјански и др., 2011]

Zahorjanski, M., Benkovic, S., & Veljovic, A., *Concept of Analytical Databases in the Creation of Financial Business Strategy of a Company*, Metalurgia International, Vol. 16 (No. 10), pp. 105-111, 2011.

[Захорјански, 2013]

Захорјански, М., Примена аналитичких база података у финансијском менаџменту, Факултет техничких наука, Чачак, 2013.

[Zhang & Segall, 2010]

Zhang, Q., & Segall, R. S., Review of data, text and web mining software. *Kybernetes*, Vol. 39 (No. 4), pp. 625-655, 2010.

[Zhao et al., 2011]

Zhao, P., Li, X., Xin, D., & Han, J., Graph cube: on warehousing and OLAP multidimensional networks, In *Proceedings of the 2011 ACM SIGMOD International Conference on Management of data* (pp. 853-864), ACM, 2011.

[Zurada, 1992]

Zurada, J.M., *Introduction to artificial neural systems*, Vol. 8. St. Paul: West publishing company, 1992.

[Шеварац, 2009]

Шеварац, З., магистраска теза „Хибридни интелигентни агент“, ФОН, Београд, 2009.

ПРИЛОГ

У Transact SQL-у функција DateDiff рачуна разлику у датумима (данима, месецима, годинама) па се као таква може употребити у анализама да покаже зависност оцене ученика у односу на број дана потребних за израду ресурса за учење (тј. задатка). У овом прилогу у табели 1 дата је упоредна анализа датума урађених ресурса за учење, реализована помоћу Transact SQL функције DateDiff. Колона **VremeRada** представља разлику колоне DatumPocetkaRada и DatumUradjeno, односно што је мањи број дана у колони VremeRada то значи да је ученик био вреднији и да је свој задатак покушао што пре да заврши. Колона **VremePocetkaRada** представља разлику колоне DatumDodele и DatumPocetkaRada. DatumDodele је датум када је професор доделио ученицима ресурсе за учење, док DatumPocetkaRada представља датум када је потребно да ученици почну са радом (нпр. уколико је тип додељеног LR тест, тј. провера знања, професор је дужан да на време упозори ученике, нпр. бар три дана раније да ће полагати тест из одређеног градива за оцену). Колона **VremePreRoka** представља разлику колоне DatumUradjeno и DatumRokaIzrade. Што је већи број дана у колони VremePreRoka то значи да је ученик био вреднији и да је свој задатак завршио толико дана пре рока израде. Колона **VremeDodeljeno** представља разлику колоне DatumDodele и DatumRokaIzrade. Дакле, у колони VremeDodeljeno се налази број дана за колико би ученици требало да ураде задатак тј. ученицима је професор задао рок од нпр. 14 дана да ураде додељени LR (тј. задатак).

Табела 1: Упоредна анализа датума урађених ресурса за учење (реализована помоћу Transact SQL функције DateDiff)

UradjenLRID	UcenikID	ProfesorID	PredmetID	UradjenLRInfoID	DatumDodele	DatumPocetkaRada	DatumRokaIzrade	DatumUradjeno	DatumUnosaOcene	OsvojeniBrojPoena	Ocena	VremeRada	VremePocetkaRada	VremePreRoka	VremeDodeljeno
1	1	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/25/2011 0:00	11/30/2011 0:00	20	2	8	3	3	14
2	1	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/25/2012 0:00	6/7/2012 0:00	11	2	8	3	3	14
3	2	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/24/2011 0:00	11/30/2011 0:00	12	2	7	3	4	14
4	2	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/24/2012 0:00	6/7/2012 0:00	12	2	7	3	4	14
5	3	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/23/2011 0:00	11/30/2011 0:00	14	2	6	3	5	14
6	3	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/23/2012 0:00	6/7/2012 0:00	14	2	6	3	5	14
7	4	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/22/2011 0:00	11/30/2011 0:00	15	2	5	3	6	14
8	4	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/22/2012 0:00	6/7/2012 0:00	15	2	5	3	6	14
9	5	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/21/2011 0:00	11/30/2011 0:00	30	3	4	3	7	14
10	5	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/21/2012 0:00	6/7/2012 0:00	40	4	4	3	7	14
11	6	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/21/2011 0:00	11/30/2011 0:00	16	2	4	3	7	14
12	6	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/21/2012 0:00	6/7/2012 0:00	16	2	4	3	7	14
13	7	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/20/2011 0:00	11/30/2011 0:00	29	3	3	3	8	14
14	7	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/20/2012 0:00	6/7/2012 0:00	35	4	3	3	8	14
15	8	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/22/2011 0:00	11/30/2011 0:00	16	2	5	3	6	14

ПРИЛОГ

16	8	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/22/2012 0:00	6/7/2012 0:00	16	2	5	3	6	14
17	9	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/20/2011 0:00	11/30/2011 0:00	18	2	3	3	8	14
18	9	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/20/2012 0:00	6/7/2012 0:00	25	3	3	3	8	14
19	10	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/27/2011 0:00	11/30/2011 0:00	0	0	10	3	1	14
20	10	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/26/2012 0:00	6/7/2012 0:00	11	2	9	3	2	14
21	11	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/18/2011 0:00	11/30/2011 0:00	43	5	1	3	10	14
22	11	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/18/2012 0:00	6/7/2012 0:00	43	5	1	3	10	14
23	12	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/19/2011 0:00	11/30/2011 0:00	35	4	2	3	9	14
24	12	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/19/2012 0:00	6/7/2012 0:00	41	5	2	3	9	14
26	13	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/24/2011 0:00	11/30/2011 0:00	12	2	7	3	4	14
27	13	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/23/2012 0:00	6/7/2012 0:00	12	2	6	3	5	14
28	14	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/23/2011 0:00	11/30/2011 0:00	14	2	6	3	5	14
29	14	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/22/2012 0:00	6/7/2012 0:00	14	2	5	3	6	14
30	15	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/26/2011 0:00	11/30/2011 0:00	8	1	9	3	2	14
31	15	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/25/2012 0:00	6/7/2012 0:00	11	2	8	3	3	14
32	16	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/30/2011 0:00	0	1	11	3	0	14
33	16	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/28/2012 0:00	6/7/2012 0:00	0	1	11	3	0	14
34	17	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/25/2011 0:00	11/30/2011 0:00	11	2	8	3	3	14
35	17	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/24/2012 0:00	6/7/2012 0:00	12	2	7	3	4	14
36	18	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/21/2011 0:00	11/30/2011 0:00	30	3	4	3	7	14
37	18	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/20/2012 0:00	6/7/2012 0:00	35	4	3	3	8	14
38	19	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/20/2011 0:00	11/30/2011 0:00	29	3	3	3	8	14
39	19	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/19/2012 0:00	6/7/2012 0:00	34	4	2	3	9	14
40	20	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/30/2011 0:00	0	1	11	3	0	14
41	20	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/27/2012 0:00	6/7/2012 0:00	11	2	10	3	1	14
42	21	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/26/2011 0:00	11/30/2011 0:00	11	2	9	3	2	14
43	21	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/25/2012 0:00	6/7/2012 0:00	12	2	8	3	3	14
44	22	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/24/2011 0:00	11/30/2011 0:00	12	2	7	3	4	14
45	22	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/23/2012 0:00	6/7/2012 0:00	14	2	6	3	5	14

ПРИЛОГ

46	23	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/20/2011 0:00	11/30/2011 0:00	28	3	3	3	8	14
47	23	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/19/2012 0:00	6/7/2012 0:00	32	4	2	3	9	14
48	24	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/23/2011 0:00	11/30/2011 0:00	14	2	6	3	5	14
49	24	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/22/2012 0:00	6/7/2012 0:00	15	2	5	3	6	14
50	25	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/19/2011 0:00	11/30/2011 0:00	38	4	2	3	9	14
51	25	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/18/2012 0:00	6/7/2012 0:00	43	5	1	3	10	14
52	26	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/21/2011 0:00	11/30/2011 0:00	20	2	4	3	7	14
53	26	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/20/2012 0:00	6/7/2012 0:00	25	3	3	3	8	14
54	27	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/26/2011 0:00	11/30/2011 0:00	14	2	9	3	2	14
55	27	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/25/2012 0:00	6/7/2012 0:00	15	2	8	3	3	14
56	28	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/18/2011 0:00	11/30/2011 0:00	47	5	1	3	10	14
57	28	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/20/2012 0:00	6/7/2012 0:00	43	5	3	3	8	14
58	29	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/20/2011 0:00	11/30/2011 0:00	34	4	3	3	8	14
59	29	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/22/2012 0:00	6/7/2012 0:00	35	4	5	3	6	14
60	30	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/21/2011 0:00	11/30/2011 0:00	23	3	4	3	7	14
61	30	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/23/2012 0:00	6/7/2012 0:00	25	3	6	3	5	14
62	31	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/22/2011 0:00	11/30/2011 0:00	19	2	5	3	6	14
63	31	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/21/2012 0:00	6/7/2012 0:00	23	3	4	3	7	14
64	32	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/24/2011 0:00	11/30/2011 0:00	12	2	7	3	4	14
65	32	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/22/2012 0:00	6/7/2012 0:00	15	2	5	3	6	14
66	33	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/23/2011 0:00	11/30/2011 0:00	14	2	6	3	5	14
67	33	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/25/2012 0:00	6/7/2012 0:00	16	2	8	3	3	14
68	34	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/23/2011 0:00	11/30/2011 0:00	14	2	6	3	5	14
69	34	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/25/2012 0:00	6/7/2012 0:00	15	2	8	3	3	14
70	35	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/20/2011 0:00	11/30/2011 0:00	34	4	3	3	8	14
71	35	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/22/2012 0:00	6/7/2012 0:00	35	4	5	3	6	14
72	36	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/21/2011 0:00	11/30/2011 0:00	17	2	4	3	7	14
73	36	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/23/2012 0:00	6/7/2012 0:00	23	3	6	3	5	14
74	37	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/20/2011 0:00	11/30/2011 0:00	28	3	3	3	8	14

ПРИЛОГ

75	37	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/19/2012 0:00	6/7/2012 0:00	37	4	2	3	9	14
76	38	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/24/2011 0:00	11/30/2011 0:00	15	2	7	3	4	14
77	38	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/24/2012 0:00	6/7/2012 0:00	18	2	7	3	4	14
78	39	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/25/2011 0:00	11/30/2011 0:00	12	2	8	3	3	14
79	39	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/24/2012 0:00	6/7/2012 0:00	16	2	7	3	4	14
80	40	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/24/2011 0:00	11/30/2011 0:00	25	3	7	3	4	14
81	40	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/23/2012 0:00	6/7/2012 0:00	28	3	6	3	5	14
82	41	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/23/2011 0:00	11/30/2011 0:00	26	3	6	3	5	14
83	41	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/22/2012 0:00	6/7/2012 0:00	29	3	5	3	6	14
84	42	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/22/2011 0:00	11/30/2011 0:00	30	3	5	3	6	14
85	42	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/21/2012 0:00	6/7/2012 0:00	35	4	4	3	7	14
86	43	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/19/2011 0:00	11/30/2011 0:00	34	4	2	3	9	14
87	43	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/18/2012 0:00	6/7/2012 0:00	47	5	1	3	10	14
88	44	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/25/2011 0:00	11/30/2011 0:00	12	2	8	3	3	14
89	44	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/25/2012 0:00	6/7/2012 0:00	15	2	8	3	3	14
90	45	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/25/2011 0:00	11/30/2011 0:00	12	2	8	3	3	14
91	45	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/24/2012 0:00	6/7/2012 0:00	16	2	7	3	4	14
92	46	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/22/2011 0:00	11/30/2011 0:00	28	3	5	3	6	14
93	46	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/21/2012 0:00	6/7/2012 0:00	35	4	4	3	7	14
94	47	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/19/2011 0:00	11/30/2011 0:00	37	4	2	3	9	14
95	47	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/18/2012 0:00	6/7/2012 0:00	47	5	1	3	10	14
96	48	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/25/2011 0:00	11/30/2011 0:00	22	3	8	3	3	14
97	48	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/23/2012 0:00	6/7/2012 0:00	27	3	6	3	5	14
98	49	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/24/2011 0:00	11/30/2011 0:00	23	3	7	3	4	14
99	49	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/23/2012 0:00	6/7/2012 0:00	26	3	6	3	5	14
100	50	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/25/2011 0:00	11/30/2011 0:00	14	2	8	3	3	14
101	50	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/25/2012 0:00	6/7/2012 0:00	16	2	8	3	3	14
102	51	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/30/2011 0:00	47	5	0	3	11	14
103	51	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/17/2012 0:00	6/7/2012 0:00	48	5	0	3	11	14

ПРИЛОГ

104	52	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/24/2011 0:00	11/30/2011 0:00	15	2	7	3	4	14
105	52	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/22/2012 0:00	6/7/2012 0:00	18	2	5	3	6	14
106	53	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/23/2011 0:00	11/30/2011 0:00	22	3	6	3	5	14
107	53	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/20/2012 0:00	6/7/2012 0:00	28	3	3	3	8	14
108	54	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/26/2011 0:00	11/30/2011 0:00	16	2	9	3	2	14
109	54	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/26/2012 0:00	6/7/2012 0:00	19	2	9	3	2	14
110	55	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/25/2011 0:00	11/30/2011 0:00	14	2	8	3	3	14
111	55	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/25/2012 0:00	6/7/2012 0:00	17	2	8	3	3	14
112	56	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/22/2011 0:00	11/30/2011 0:00	28	3	5	3	6	14
113	56	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/20/2012 0:00	6/7/2012 0:00	37	4	3	3	8	14
114	57	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/23/2011 0:00	11/30/2011 0:00	27	3	6	3	5	14
115	57	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/20/2012 0:00	6/7/2012 0:00	36	4	3	3	8	14
116	58	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/24/2011 0:00	11/30/2011 0:00	26	3	7	3	4	14
117	58	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/24/2012 0:00	6/7/2012 0:00	27	3	7	3	4	14
118	59	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/19/2011 0:00	11/30/2011 0:00	34	4	2	3	9	14
119	59	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/18/2012 0:00	6/7/2012 0:00	35	4	1	3	10	14
120	60	8	8	1	11/14/2011 0:00	11/17/2011 0:00	11/28/2011 0:00	11/25/2011 0:00	11/30/2011 0:00	21	3	8	3	3	14
121	60	8	8	2	5/14/2012 0:00	5/17/2012 0:00	5/28/2012 0:00	5/23/2012 0:00	6/7/2012 0:00	28	3	6	3	5	14