

Универзитет “Гоце Делчев” – Штип
ФАКУЛТЕТ ЗА ИНФОРМАТИКА

Катедра за компјутерски технологии и интелигентни системи
Штип

м-р Александар Котевски

**Адаптивен систем за давање на препораки врз основа на
тагови во е-учење**

- ДОКТОРСКИ ТРУД -

Штип, 2016

Интерен ментор:

проф.д-р Цвета Мартиновска Банде
Факултет за информатика
Универзитет “Гоце Делчев” – Штип

Екстерен ментор:

проф.д-р Игор Неделковски
Факултет за информатика и компјутерски технологии
Универзитет “Св.Климент Охридски” – Битола

Содржина

1. Апстракт	8
1.1. Појава, проблем и предмет на истражувањето	9
1.2. Цели на истражувањето.....	10
1.3. Очекувани резултати од истражувањето	11
1.4. Методологија на истражувањето.....	12
1.5. Користени методи и техники при истражувањето	13
1.6. Објавени трудови поврзани со истражувањето	13
1.7. Структура на истражувањето	15
2. Теориски приод кон истражувањето.....	18
2.1. Одредување на најсоодветен стил на корисниците на системи за е-учење	18
2.2. Адаптивни системи.....	20
2.3. Системи за давање препораки	21
2.4. Користење тагови.....	23
3. Стили на учење.....	25
3.1. Модели на стилови на учење	26
3.1.1 Witkin иGoodenough модел	26
3.1.1.2 Dunn & Dunn модел	26
3.1.1.3 Kolb модел	27
3.1.1.4 VARK	29
3.1.1.5 Honey and Mumford модел	31
3.1.1.6. Felder and Silverman модел.....	33
3.2. Алатки за изнаоѓање на стилот на учење	33
3.3. Постоечки системи за е-учење кои предвид го земаат стилот на учење на корисниците.....	35

3.3.1 CS383.....	37
3.3.2 MANIC	37
3.3.3 IDEAL.....	37
3.3.4 MASPLANG.....	38
3.3.5 LSAS.....	38
3.3.6 iWeaver	39
3.3.7 Inspire	39
3.3.9 АНА!.....	40
3.3.10 iLearn	40
3.4. Избран модел за одредување на соодветен стил на учење	40
4. Системи за давање препораки	42
4.1 Таксономија на системите за давање препораки	43
4.1.1 Демографски системи за препорачување	44
4.1.2 Колаборативно филтрирање	44
4.1.3 Препораки базирани на знаење	53
4.1.4 Utility-базирани системи	53
4.1.5 Хибридни системи	53
4.1.6 Содржинско-базирани	53
4.1.7 Техниките базирани на сценарио	58
4.1.8 Техники базирани на атрибути	59
4.2 Association Rule Mining	60
4.3 Преглед на литература.....	62
4.4 Техники на податочно рударење кои се користат во системите за давање препораки	63
4.4.1 Препроцесирање на податоци.....	64

4.5 Класификација.....	66
4.5.1 Nearset Neighbors.....	67
4.5.2 Decision Tree.....	67
4.5.3 Ruled-based класификатор.....	67
4.5.4 Bayesian Classifiers.....	68
4.5.5 Artificial Neural Networks.....	68
4.5.6 Support Vector Machines.....	68
4.6 Прикажување содржини.....	68
4.6.1 Vector Space Model базиран на клучни зборови.....	69
4.7 Предвидување на содржина и рејтинг.....	71
4.7.1 Предвидување на соодветна наставна содржина.....	71
4.7.2 Предвидување на рејтинг.....	72
5. Давање препораки во системите за е-учење.....	73
6. Тагови.....	79
6.1 Тагирање.....	80
6.2 Модел за тагирање.....	85
6.3 Мотивација за тагирање.....	86
6.3.1 Модели за тагирање.....	87
6.3.2 Персонална мотивација на корисниците.....	87
6.4 Содржината на ресурсите како извор за генерирање тагови.....	88
6.5 Актуелни системи за тагирање.....	88
6.6 Колаборативно тагирање.....	90
6.7 Фолксономија.....	93
6.8 Препорачување на тагови.....	95
6.9 Типови системи за препорачување на тагови.....	99

6.9.1 Препорачување на тагови со користење на колаборативно филтрирање	99
6.9.2 Препорачување на тагови врз основа на пресметување на сличност на текст ..	100
6.9.3 GC алгоритам за пресметување на сличност на текст	101
6.10 Сродни истражувања	102
7. Нов модел на систем за е-учење.....	106
7.1. Главни карактеристики на предложениот модел.....	106
7.2. Препорачување на наставна содржина	108
7.2.1. Одредување на слични профили	109
7.2.2. Одредување на слични наставни содржини	110
7.2.3. Генерирање на листата на препорачани содржини	111
7.2.4. Генерирање на листата на препорачани тагови	112
7.2.5 Препорачување на рејтинг	112
7.2.6 Препорачување на екстерни публикации	113
7.2.7 Фактори кои влијаат врз процесот на препорачување на наставни содржини ..	115
8. Опис на апликацијата	117
8.1. Дизајн на апликацијата.....	117
8.1.1. Модул за генерирање на модел на студент	119
8.1.2. Модул препорачување на наставна содржина	120
8.1.3. Содржински модел.....	121
8.1.4 Модул за прикажување	121
8.2. Архитектура на системот	123
8.3. База на податоци	123
8.4. Функционалности на апликацијата	129
8.4.1 Студенти	131
8.4.2. Наставен кадар	139

8.5 Корисничко сценарио	142
9. Резултати од испитувањето	145
9.1 Споредба на предложениот систем со разгледаните системи за е-учење	145
9.2 Резултати од користењето на системот	146
9.2.1. Одредување на предзнаење на студентите	147
9.2.2. Одредување на најсоодветен стил на учење	148
9.2.3 Податоци од користењето на системот	149
9.2.4 Семантичка анализа на таговите	151
9.2.5 Релевантност на резултатите од VARK прашалникот	151
9.2.6 Споредување на резултатите од практичниот дел од испитот	152
9.2.7 Евалуација на процесот на давање препораки	154
9.2.7 Анкетирање на студентите	156
10. Заклучок	158
11. Референци	160
12. Листа на табели, графикони и слики	171

1. Апстракт

Развојот на сè поголем број системи за е-учење кои се користат во склоп на едукативниот процес и сè поголемиот број корисници и податоци се само дел од причините кои ја актуализираат потребата од персонализација на истите односно прилагодување на системот врз основа на потребите на корисниците, нивните навики, стилови на учење, нивното предзнаење, научните цели кои сакаат да ги достигнат и сл. Дополнително, постојаното ажурирање на содржините уште повеќе го зголемува и така големото множество на материјали и содржини. Современите системи за е-учење тежнеат кон развој на техники за зголемување на нивната интелигенција и прилагодливост, а со самото тоа и зголемување на нивната ефикасност и продуктивност. Ефикасноста на системите за е-учење, пред сè, се базира на нивната способност за прилагодување врз основа на потребите на корисниците, односно прикажување на адекватни содржини за корисниците, од перспектива на нивното почетно предзнаење, едукативни цели, начин на учење и др. Од друга страна, користењето на системи за е-учење кои независно од бројот и квалитетот на наставните материјали кои ги имаат, не нудат соодветни алатки и техники за селектирање на најсоодветната содржина може да се смета за неефикасно и непрактично.

Токму поради тоа, се јавува практична потреба од персонализација на системите за е-учење, односно прилагодување на системот кон потребите на корисниците, нивните навики и стилови на учење. Потребата од персонализирање на системите за е-учење се јавува пред сè поради разликите на корисниците на системот – тие имаат различни стилови на учење, различно предзнаење, цели и сл.

Интелигентните системи за учење претставуваат унапредување и надополнување на компјутерското учење. Во груби црти, нивната основа цел е презентирање на соодветни материјали за учење на начин кој е прилагоден на потребите на корисниците. Тие користат модел на индивидуални карактеристики на корисникот (цели, параметри, знаење) со цел да ги прилагодат своите операции врз потребите на интеракцијата помеѓу системот и корисникот. Корисничкиот модел може да се креира со испитување, набљудување на корисничките интеракции или преку барање одговори од корисниците преку нивно анкетање. Интелигентните веб-базирани системи за учење имаат за цел

подобрување на квалитетот на апликациите и сервисите за компјутерско учење и попрецизен и соодветен избор на содржини. Во тој контекст, тие испорачуваат содржина до корисниците која е најсоодветна и ги задоволува нивните потреби. Притоа во ваквите интелегентни системи, корисниците не пребаруваат низ голема архива на материјали за учење, туку низ подмножество прилагодено на нивните барања, возраст, искуства, претходни содржини и потреби. Освен тоа, податоците се испорачуваат во форма прифатлива за корисникот, а во текот на користењето на системот корисникот често добива совети и насоки за негово следно дејство. Дополнителна значајна карактеристика на интелегентните системи за е-учење е и можноста за прилагодување и промена на нивните функционалности и начинот на функционирање врз основа на реакцијата на корисниците.

1.1. Појава, проблем и предмет на истражувањето

Сè поголемиот број системи за е-учење и нивното масовно користење од една страна, како и ажурирање на содржините и поставување на различни наставни материјали од друга страна, постојано доведуваат до надополнување на и така големото и комплексно податочно множество. Користењето на систем за е-учење, без соодветни алатки и техники за селектирање на најсоодветната содржина, претставува губење на време, а резултира со неефикасност и непродуктивност на едукативниот процес. Освен тоа, студентите помеѓу себе се разликуваат според нивото на нивно предзнаење како и според нивните вештини и стилови на изучување. Тоа подразбира дека студентите учат на различен начин – некои преку читање, други со користење на аудио и видеоматеријали итн.

Тргувајќи од фактот дека целта на системите за е-учење е поедноставување на процесот на едукација, неминовно е да се земат предвид следните аспекти:

- Дистинкција помеѓу студентите: студентите помеѓу себе се разликуваат според нивните навики и стилови на учење, зацртани научни цели и нивното предзнаење;
- Прилагодливост на системите врз основа на потребите на студентите:

- Препорачување на најсоодветни содржини врз основа на нивните предзнаења, област за која се заинтересирани и научни цели кои сакаат да ги достигнат;
- Испорачување на содржините во стил адекватен на нивниот стил на учење;
- Овозможување на студентите да бидат постојано активни при користење на системите за е-учење, преку поставување на коментари, рејтинзи, тагови и сл.

1.2. Цели на истражувањето

Главната цел која треба да се постигне со ова истражување е развој на адаптивен систем за е-учење кој вклучува механизам за интелигентно прикажување на најсоодветна содржина, како и давање предлози и сугестии кои би им помогнале на корисниците. Во склоп на тоа, ќе биде развиен нов алгоритам кој ќе препорачува наставни содржини врз основа на повеќе параметри поврзани со корисникот. Системот опфаќа неколку аспекти:

- Детерминирање на научните потреби и цели на студентите;
- Одредување на навиките и начинот на кој студентот најчесто учи;
- Препорачување на најсоодветната содржина на корисниците;
- Испорачување на содржините во формат прифатлив за корисниците;
- Способност на системот да го подобрува својот степен на прилагодливост кон студентите;
- Мотивирање на студентите преку поттикнување на нивни активности како поставување на рејтинзи, тагови, категоризирање на содржините и сл.

Со други зборови, системот треба да им излезе во пресрет на студентите при пребарување, прикажувајќи соодветни содржини на начин кој е прифатлив за корисникот. Ова е од особено значење во случај кога студентот треба да разгледува поголем број материјали за да стигне до потребните податоци. Со користење на системот, значително би се олеснил и забрзал едукативниот процес. Дополнително, полесно би се стигнувало до вистинските материјали и содржини. Акцентот ќе биде ставен на дефинирање на ваков систем за потребите на факултетите во Р. Македонија. Предложената рамка за модел на интелигентен систем за е-учење содржи повеќе поврзани фази и чекори кои треба да бидат

комплетирали со цел исполнување на барањата на сите компоненти од кои е составен системот.

Чекорите, поединечно или во комбинација со другите ги поттикнуваат следните истражувачки прашања:

1. На кој начин може да се одреди најсоодветниот стил на учење на студентите;
2. Како може да се искористи стилот на учење на студентите со цел зголемување на ефикасноста на системите за е-учење;
3. Како може да се класифицираат студентите според нивното предзнаење;
4. Како се дефинира моделот на студентите;
5. Од кои делови е составен моделот на студентите;
6. Врз основа на кои параметри ќе се носат одлуките за препорачување на корисни наставни содржини;
7. Кои фактори влијаат врз процесот на одредување на соодветни наставни содржини;
8. Кои параметри може да се земат предвид при препорачување на најсоодветни тагови за одредени наставни содржини.

1.3. Очекувани резултати од истражувањето

Резултат на истражувањето ќе биде развој на интелигентен систем за е-учење, негова евалуација и добивање резултати од неговото функционирање во склоп на образовниот процес во високообразовна институција во Р. Македонија. Тоа подразбира:

- Развој на архитектура на систем за давање препораки за најсоодветни содржини за учење, прилагодување на системот на потребите на студентот и прикажување на содржините во формат кој е најприфатлив за студентот, но и можност за промена на однесувањето на системот врз основа на преземените активности од студентите.
- Подобрување на веќе постоечките алгоритми за колаборативно филтрирање со воведување на дополнителни параметри кои имаат влијание врз процесот на колаборативно филтрирање.
- Ќе бидат предложени протоколи на поврзување како и платформи за работа.
- Ќе биде дадена архитектура на системот и неговиот податочен слој.

Докторски труд: Адаптивен систем за давање на препораки врз основа на тагови во е-учење

- Развивање на модули за складирање на податоци за секој корисник, за историјата на пребарувањата кои ги прави преку системот. Модуларната архитектура на апликацијата овозможува лесно надоградување и промена на поединечни модули.
- Предлагање на нови насоки во развојот на интелигентни системи за компјутерско учење.

1.4. Методологија на истражувањето

Методолошката рамка што ја оформуваат дефинираните цели на истражувањето опфаќа неколку методи. Во тој контекст, разработката на темата ќе се одвива по следниот редослед:

- Анализа* – ќе се изврши анализа на алгоритмите кои веќе се користат во колаборативно филтрирање, на можностите за користење на тагови во системите за давање препораки како и на квалитативните карактеристики на веќе постоечките софтверски архитектури на системите кои користат колаборативно филтрирање базирано на тагови. Исто така ќе се анализираат и моделите кои се користат за одредување на најсоодветен стил на учење на индивидуите.
- Синтеза* – со цел добивање генерална слика за проблемот што е предмет на истражувањето.
- Разработка* – добиените резултати ќе се искористат за да се опише на кој начин може да се развие систем со подобрени перформанси за давање препораки базирани на тагови и прилагодување на содржините. Исто така предвид ќе бидат земени и аспектите и функционалните карактеристики на околината во која треба да се користи предложениот систем .
- Компарација* – ќе се направи компарација на веќе постоечките архитектури и алгоритми кои се користат со предложената архитектура и предложениот алгоритам за давање препораки врз основа на тагови, како и компарација на добиените резултати од имплементирањето на предложениот систем и алгоритам за детерминирање на најсоодветни наставни содржини.

д) *Заклучок* – архитектура на подобрен систем за давање препораки и алгоритам за детерминирање на најсоодветни содржини.

1.5. Користени методи и техники при истражувањето

Во текот на истражувањето се користени следните методи:

- Аналитичко-синтетички метод;
- Метод на генерализација и специјализација;
- Метод на дедукција и метод на индукција;
- Deskриптивен метод;
- Метод на класификација.

Во рамките на споменатите методи за истражување беа користени техниките за собирање на емпириски податоци како анектирање и анализа на содржини, а притоа се користени следниве инструменти:

- Анкетен прашалник наменет за студенти (во печатена и електронска форма);
- Анкетен прашалник за професори (во печатена форма).

Имајќи ги предвид горенаведените техники и инструменти за потребите на ова истражување беше опфатен следниот примерок од испитаници:

- Анализирани се мислењата и ставовите на 130 анкетирани студенти од Правен факултет – Кичево, дисперзирани студии Битола;
- Анализирани се мислењата и ставовите на 15 професори од Правен факултет – Кичево.

1.6. Објавени трудови поврзани со истражувањето

Во склоп на истражувањето на тезата објавени се следните научно-истражувачки трудови на меѓународни научни конференции:

Трудови објавени во меѓународни научни конференции:

- [1] A. Kotevski, C. Martinovska Bande, Using tags similarity in tag-based collaborative filtering, International Conference on applied internet and information technologies, Serbia 2014
- [2] A. Kotevski, C. Martinovska Bande, Improved algorithm for tag-based collaborative filtering, ITRO 2014, Zrenjanin, Serbia
- [3] A. Kotevski, N. Koceska, Mobile Audience Response System as a Support Tool in Education, ITRO 2014, Zrenjanin, Serbia
- [4] A. Kotevski, C. Martinovska Bande, Recommending audio and video materials based on tag-based collaborative filtering, CIIT 2014, R. Macedonia
- [5] A. Kotevski, C. Martinovska Bande, Tag-Based Collaborative Filtering in e-learning system, International Conference on applied internet and information technologies, Serbia 2013
- [6] A. Kotevski, C. Martinovska, R. Kotevska - Learning style determination in e-learning system, International conference of young scientists – Plovdiv 2013
- [7] A. Kotevski, R. Kotevska, Student classification in e-learning systems, Tenth Conference for Informatics and Information Technology, CIIT2013 R. Macedonia
- [8] A. Kotevski, Gj. Mikarovski, Recommendation In E-Learning Based On Learning Style, XLVIII International scientific conference on information, communication and energy systems and technologies icest 2013, R. Macedonia
- [9] A. Kotevski, R. Kotevska, Virtual learning group in intelligent e-learning systems, The 2 nd International Virtual Conference 2013,(ICTIC 2013) Slovakia
- [10] A. Kotevski, Using Bayesian Classification in e-learning, International Conference on applied internet and information technologies, Serbia 2012
- [11] A. Kotevski, Gj. Mikarovski, Intelligent learning system for High education, ICEST 2012

Трудови објавени во индексирани меѓународни научни списанија:

- [1] A. Kotevski, Factors that affect the tag-based collaborative filtering, Horizonti 2015, University „St.Kliment Ohridski“ University – Bitola

[2] A. Kotevski, C. Martinovska Bande, Improved algorithm for tag-based collaborative filtering, Journal for information technology, education development and teaching methods of technical and natural sciences, Volume 4, Number 1, July 2014, pp. 1-7

[3] A. Kotevski, A personalized e-learning system, Horizonti 2013, University „St.Kliment Ohridski“ University – Bitola

[4] A. Котевски, Модел на интелигентен систем за учење, Хоризонти 2012, УКЛО Битола

1.7. Структура на истражувањето

Истражувањето е структурирано во вкупно осум глави, покрај воведот и заклучокот. Во глава 2, насловена *Теориски приод кон истражувањето* се разгледани поголем број интелигентни системи за е-учење. Најпрво се разгледани системи кои ги прилагодуваат наставните содржини врз основа на предзнаењето на корисниците, потоа системи кои ги испорачуваат наставните содржини врз основа на најсоодветниот стил на учење на корисниците (детерминирани со користење на алгоритмите за детерминирање на најсоодветен стил на учење, како Peter Honey and Alan Mumford's, Anthony Gregorc's model, Sudbury model of democratic education, NASSP Learning Style Model, VARK и др.). Освен тоа, разгледани се и системи кои користат колаборативно филтрирање со цел препорачување на најсоодветни материјали на корисниците, како и системи кои користат тагови со цел зголемување на нивната ефикасност и ефективност.

Во главата 3 со наслов *Стилови на учење* е даден преглед на стиловите на учење. Пред сè, тука е опишана класификацијата на стиловите на учење, методите за детерминирање на најсоодветен стил на учење на индивидуите (Witkin, Dunn and Dunn, Kolb, Honey and Mumford, VARK, Felder and Silverman) како и споредување на нивните карактеристики.

Во главата 4, насловена *Системи за давање препораки и системи за давање препораки базирани на тагови* прикажана е класификацијата на системите за давање препораки (базирани на содржина, колаборативно филтрирање и хибридни техники), типовите на колаборативно филтрирање (neighborhood-based, model-based, user-based prediction, user-based classification, item-based, user-based, matrix completion, netflix, graph-based) како и

хибридните техники (weighted recommenders, switching recommenders, mixed recommenders, cascade recommenders, feature augmentation recommenders).

Во главата 5, *Системи за давање препораки во околина за е-учење*, се опфатени побарувањата, предизвиците и ограничувањата при дизајнирање системи за давање препораки во е-учење. Исто така опишани се и применливите техники во системите за давање препораки (FolkRank алгоритам, PLSA, Колаборативно филтрирање врз основа на колаборативно тагирање, Tensor Factorization техника за препорачување тагови, Most popular tags, Окари BM25). На крајот, споменати се и ограничувањата и недостатоците на веќе постоечките системи и решенија кои користат тагови.

Главата 6 со наслов *Тагови* дава преглед на таговите, нивното користење и ефектите од нивното користење. Потоа акцент е ставен на користењето на таговите во системи кои користат колаборативно филтрирање. На крај разгледани се постоечките системи кои користат тагови во процесот на колаборативно филтрирање.

Во главата 7, *Нов модел на систем за е-учење*, наведени се карактеристиките на предложениот модел, наведени се параметрите кои се земаат предвид при препорачување содржини и начинот на кој функционира развиениот алгоритам.

Во главата 8, *Опис на апликацијата* прикажана е архитектурата и дизајнот на предложениот систем, неговата структура и компонентите од кои е составен, структурата на базата на податоци и сл. Исто така прикажани се и чекорите кои се преземаат за филтрирање и адаптирање на наставната содржина, препорачување на наставната содржина на студентите и др.

Во главата 9, *Анализа на резултатите*, се прикажани резултатите од направеното истражување, односно кои се разликите помеѓу разгледаните системи и развиениот систем. Во склоп на оваа глава се прикажани и резултатите кои се добиени од користењето на системот во склоп на наставниот процес на Правен факултет - Кичево, дисперзирани студии во Битола. Исто така е направена споредба на резултатите на

Докторски труд: Адаптивен систем за давање на препораки врз основа на тагови во е-учење

студентите кои го користеле системот за подготовка на испитот и студенти кои не го користеле системот.

Во главата 10, *Заклучок и следни активности*, се наведени сугестии и насоки за идните активности во склоп на истражувањето.

2. Теориски приод кон истражувањето

Компјутерското учење станува незаменлива алатка во процесот на едукација. Благодарение на брзиот развој на компјутерската технологија, оваа област постојано се надополнува и усовршува. Поради тоа, голем е бројот на истражувачи ([2], [3],[4], [5], [6], [7], [10], [11]) чија цел е да дадат свој придонес во подобрување на едукативниот процес со воведување на нови аспекти во системите за е-учење. Заедничко мислење е дека адаптивноста и персонализацијата на системите за е-учење се критичен и значаен фактор за нивната ефикасност. Адаптивните системи нудат наставни материјали, стратегии и курсеви врз основа на стилот на учење на студентот ([3], [6], [7], [8], [9], [10], [11]).

2.1. Одредување на најсоодветен стил на корисниците на системи за е-учење

Јасно е дека различни студенти користат различни стратегии за време на учењето. Значаен фактор при тоа е индивидуалниот стил на учење. Токму заради тоа, адаптирањето на наставните содржини врз основа на стилот на учење на студентите е значаен момент и услов за успех во образовниот процес ([30], [31], [36]). Има голем број системи за е-учење кои предвид ги земаат различните навик и начини кои ги практикуваат индивидуите при совладување на одредени наставни содржини. Притоа, некои од нив прават дистинкција помеѓу индивидуите врз основа на нивните карактеристики на учење, други испорачуваат содржини соодветни на стилот на учење на студентите и сл. Стилот на учење е индикатор за тоа како студентите учат, како сакаат да учат и како професорите полесно да ги детерминираат индивидуалните потреби на студентите ([39], [40]).

Со цел детерминирање на најсоодветен стил на учење на индивидуите, системите користат различни инструменти за прибирање корисни податоци со кои би го одредиле најсоодветниот стил. Некои користат прашалници, а некои го набљудуваат однесувањето на корисниците и врз основа на тоа носат одлуки.

Главно, разликуваме два начина кои се користат за добивање податоци од корисниците со цел да се идентификува нивниот соодветен стил на учење: преку користење на модели за детерминирање на стил на учење и пополнување на прашалник соодветен за моделот ([44], [8], [45], [46]) или преку користење на податоците кои се однесуваат на активностите на студентот и неговата интеракција со системот ([47], [48]).

Авторите во [12] предлагаат користење на електронска анкета, дизајнирана со цел испитување на мислењето на корисниците и детерминирање на примерок на податоци кои треба да им се прикажуваат на корисниците. Повремено на корисниците им се праќаат дополнителни анкети кои се однесуваат на начинот на испорачување на содржината на курсевите. Според одговорите на корисниците, системот донесува одлука за прикажување на податоците во иднина. Истовремено, корисниците се категоризираат во неколку групи. Врз основа на потребите на профилот, до корисниците се испраќаат соодветни материјали. Авторите во [13] предлагаат слично решение, при што алгоритмот се состои од две фази: алгоритам за детерминирање на правила за издвојување на податоци и алгоритам за детерминирање на начинот на прикажување на податоците и нивно испорачување. Одлуките кои ги донесува системот се базираат на одговорите на корисниците врз основа на спроведени електронски анкети. Алгоритмот за детерминирање на начинот на прикажување и испорачување на податоците дефинира категории според кои се групира содржината, додека со алгоритмот за филтрирање се издвојуваат и препорачуваат специфични содржини кои припаѓаат на соодветна избрана категорија. Авторите во [14] предлагаат модел на автоматско моделирање на пристапот на корисниците, со цел идентификување на стилот за учење. Во овој случај, се води евиденција за изборот на корисникот на стилот на прикажување на содржината на курсот, и врз основа на тоа системот донесува одлука за стилот на учење на корисникот, и содржината ја испорачува во соодветна форма. Во трудот [37], авторите даваат преглед на повеќе алгоритми и модели за детерминирање на стил на учење, ги споредуваат карактеристиките на секој од нив и го предлагаат VARK моделот како прилично ефикасен модел за детерминирање на стилот на учење на корисниците. Авторите во [38] ги прикажуваат резултатите од нивното испитување за поврзаноста на индивидуалниот стил на учење на студентите со наставните содржини. Притоа, тие го користат VARK моделот за детерминирање на најсоодветен стил на студентите. Во [31], авторите промовираат техники на автоматско детерминирање на најсоодветниот стил на учење на индивидуите врз основа на однесувањето на корисниците. Истражувањето било направено врз 127 студенти, при што било направена споредба на резултатите добиени од нивните применети техники со резултатите добиени со користење на прашалник за детерминирање на стил на учење. Во [32] авторите прават преглед и споредба на повеќе системи за е-учење, го земаат предвид најсоодветниот стил

на учење на слушателите и потоа предлагаат нов систем наречен WELSA во кој се направени некои модификации на разгледаните системи. Пред сè, станува збор за систем кој воведува имплицитни и динамички методи за моделирање на кориснички профили како и пристап за динамична адаптација на наставната содржина. Авторите во [41] користат комбиниран прашалник со цел детерминирање на стилот на учење на индивидуите и одредување на ефектот кој се добива со користење на истиот. Поточно, прашалникот претставува комбинација на прашања кои ги опфаќаат следните стилови на учење: видео, примери, тактики, индивидуализам, групно учење. Авторите во [42] го земаат предвид однесувањето и интеракциите на индивидуите со содржината која ја изучуваат и одредуваат условите и правилата според кои и го прават детерминирањето на најсоодветниот стил за секој од индивидуите. Притоа, авторите го базираат нивниот пристап врз основа на Felder-Silverman моделот за детерминирање на стил на учење.

Авторите во [43] го користат Kolb моделот за детерминирање на стилот на слушателите, и потоа прават адаптација на наставната содржина врз основа на тоа. Истовремено, тие користат и невронски мрежи, со цел надополнување на нивната идеја за развој на систем за давање препораки и лесна навигација низ наставните содржини. Авторите во [49] го користат Felder and Silverman моделот за детерминирање на најсоодветен стил на учење во синергија со селектирање на најсоодветна стратегија за испорака на наставната содржина. Според истражувањата кои ги направија авторите и според добиените резултати, се потврдува дека позитивните резултатите се неминовни доколку предвид се земе адекватниот стил на учење на корисниците. Авторите на [38] ја промовираат идејата дека студентите преферираат учење со користење мултимедијални online содржини повеќе отколку содржини во друг формат. Секако, тоа се однесува на индивидуите кои според VARK моделот припаѓаат во категоријата Video или Audio.

2.2. Адаптивни системи

За развој на системот за компјутерско учење важен аспект е да се знае мислењето на корисниците и врз основа на тоа да се развие и самиот систем. Така, според авторите во [15] потребен е модел на автоматска анализа на одговорот кој го даваат корисниците со цел испитување на потребите на корисниците. Притоа, внимание се придава на речениците со негативна конотација и глаголи кои искажуваат несогласување, со цел идно

подобрување на системот. Во [16] авторите предлагаат секвенцијален алгоритам за податочно рударење за анализирање на акциите и однесувањето на корисниците. Со користење на алгоритамот, системот дефинира шаблон за најчесто користените содржини и податоци за даден корисник. Потоа, врз основа на шаблонот, може да им се дава сугестија на корисниците и да им се прикажуваат само оние содржини кои би биле корисни за нив. Авторите во [17] даваат опис на начинот на процесирање на податоци според претходно дефиниран шаблон, и притоа препорачуваат три алгоритми: *AprioriAll*, *AprioriSome* и *DynamicSome*. Во текот на работењето на системот, а врз основа на реакцијата на корисниците, можна е промена на шаблонот.

2.3. Системи за давање препораки

Во [18] авторите предлагаат прототип на систем за автоматско давање препораки за веб-базирана околина за учење. Системот се користи за проучување на корисничките профили преку пристапување до нивната архива и историјат на посети, со користење на едноставни техники за податочно рударење. Системот проверува кои содржини регистрираниот корисник најчесто ги посетува, колку време се задржува на таа содржина и го проверува начинот на прикажување на податоците кој корисникот го има селектирано. Слично, во [19] авторите даваат предлог за развој на систем за давање препораки на активните корисници на системот за компјутерско учење врз основа на нивната историја на користење на системот. Системот кој го предлагаат авторите е составен од два модула: *off-line* модул кој ги процесира податоците за да генерира кориснички и содржински профили и *on-line* модул кој ги препознава целите кои корисникот треба да ги постигне и генерира листа со препораки. Во склоп на [20], авторите предлагаат систем каде при секое повикување на апликацијата се зачувуваат податоци на сервер или во база, од типот на хронолошки редослед на трансакциите, индикатор колку пати соодветната URL адреса беше повикана во даден временски период од дадена машина која користи одреден веб-клиент (пример прегледувач). Освен тоа, се чуваат и податоци за IP адресата од каде е повикана апликацијата, корисничкото име на регистрираниот корисник, датум и време на повикување, имиња на фајлови кои се повикуваат, резултат од повикувањето (успешно или неуспешно), големина на податоци кои му се испратени на клиентот и сл.

Во трудот [21], авторите даваат преглед на систем за компјутерско учење кој се базира на SCORM¹. Станува збор за интелигентен систем за учење, кој овозможува прикажување на содржина, презентација и совети за навигација низ системот, врз основа на поединечните побарувања на корисникот. Во овој систем, предвид се земени два значајни концепти: повеќеагентни системи и техники на податочно рударење (особено ID3 алгоритмот). Во [22], авторите предлагаат користење на LSRS² со цел да им излезат во пресрет на корисниците на компјутерско учење. Тие користат Марков модел, кој е транзиционен модел на веројатност, и со него се акумулира транзиција помеѓу веројатноста и објектите за учење. Исто така, авторите предлагаат користење на пристап базиран на ентропија со цел овој модел да се користи во откривање на една или повеќе препорачани патеки низ курсот. Со користење на техники за рангирање, може да се запише реакцијата на корисниците за групирање на навигацијата низ курсевите. Авторите во [23] предлагаат систем за давање препораки на корисниците за користење најсоодветни наставни материјали врз основа на сличноста на содржината (со користење на Vector Space Model). Авторите предлагаат систем со два типа препораки: препораки врз основа на содржината и препораки врз основа на средната вредност на рејтингот на корисникот. Целта на првиот тип препорака е да им се предложат на корисниците дополнителни ресурси кои се слични со содржината која во моментот ја разгледува корисникот. Вториот тип препорака се однесува на препорачување на добри ресурси кои имаат висок рејтинг и можат значително да го подобрат едукативниот процес. Во трудот [24], авторите се фокусираат на алгоритам за давање препораки, кој прво ги детерминира сличностите помеѓу различни содржини. Таа сличност потоа ја користи за да селектира содржини адекватни за препорачување. Во [25] авторите даваат опис на карактеристиките и предностите на системите за препораки кои користат колаборативно филтрирање. Со практични примери тие покажуваат дека користењето на колаборативното филтрирање со цел давање препораки значително ја зголемува ефикасноста на едукативниот процес. Систем со давање препораки кој има можност да се прилагоди на потребите на корисниците, со користење на техниките на податочно рударење е опишан во трудот на Romero and Ventura [26]. Преку трудот, авторите презентираат алатка за селектирање на најсоодветни податоци, како и агент за

¹Sharable Content Object Reference Model

²Learning sequence recommendation system

давање препораки со цел да се помогне целиот едукативен процес. Во склоп на трудот, авторите направија неколку испитувања со реални податоци со цел да ја докажат успешноста и ефикасноста на користењето на неколку алгоритми за детерминирање на линкови кои се најсоодветни за потребите на корисниците. Во друг развиен систем [27] дадена им е можност на сите корисници да бидат активни креатори на ефикасноста на системот за давање на препораки. Секој корисник може да внесува свои коментари, но и да му препорачува наставна содржина на друг корисник. Освен тоа, овој систем користи колаборативно филтрирање на податоците со цел селектирање и испорачување на најсоодветни наставни материјали на корисникот. Исто така, сите корисници имаат можност за поставување нови наставни содржини во системот или линкови. Системот предложен од авторите awaz Ghali, Alexandra I. Cristea и Craig Stewart, насловен како My Online Teacher [28], е пример за успешна комбинација на web 2.0 карактеристиките (како тагови, рејтинг, мислење од корисниците) со цел поголема ефикасност на едукативниот процес. Во склоп на истото истражување, авторите се фокусирани и даваат објаснување за ефикасното користење на комбинацијата од давање препораки и прилагодување на наставната содржина во системите за е-учење. Во трудот [29], авторите ја дефинираат веб-презентацијата преку призмата на персонализација и адаптирање на содржината на веб, со користење на множество од функции. Во склоп на истиот труд е предложен систем за персонализација со користење на податочна рударење.

2.4. Користење тагови

Во [33],[168],[169] авторите предлагаат метод кој овозможува користење тагови кои ќе бидат инкорпорирани со стандардните алгоритми за колаборативно филтрирање со намалување на тридимензионалната корелации во дводимензионални корелации и потоа користење на метод за фузија со цел воспоставување релации помеѓу новонастанатите корелации. Исто така, преку трудот авторите дадоа и преглед на ефектите од користењето на таговите во комбинација со различни алгоритми за колаборативно филтрирање. Авторите во [34], [170], [171] даваат опис на моделот за давање препораки врз основа на таговите кои ги внесуваат корисниците на системот. Во склоп на трудот, авторите даваат и анализа на ефектот од користењето на таговите за ефикасноста на системот, и резултати од спроведената анкета за ефикасноста од

користење тагови. Во фокусот на трудот [35] се системите за давање препорака, а се користат во е-учење. Авторите препорачуваат агент кој донесува одлуки за следните активности и навигација низ наставните содржини на корисниците врз основа на минатите постапки на корисниците со слични карактеристики, а со користење на техниките на податочно рударење.

3. Стилони на учење

Јасно е дека различни индивидуи имаат различни гледишта и мислења за една иста ситуација, состојба или појава, па според тоа ќе се разликува и нивното однесување и нивната реакција. Гледано од едукативен аспект, тоа подразбира дека студентите се разликуваат помеѓу себе во начинот на кој ги примаат информациите. Индивидуите учат на различни начини и претендираат да оформат персонална стратегија според која најлесно и најбрзо би ја проучиле наставната содржина. Некои индивидуи имаат непроменлив начин на учење, додека други може да го променат стилот на учење врз основа на околностите или на типот на наставната содржина. Од друга страна, многу често се поставува прашањето дали студентите учат на правилен начин, т.е. дали наставните методи се прилагодени на најсоодветниот стил на учење на студентите. Некои студенти најдобро учат доколку ги слушаат информациите, други користат видеоматеријали, презентации и графикони за полесно учење. Покрај нив, има и студенти кои учат преку практични примери и практична реализација, правење споредби на податоците, симулации и сл. Со други зборови, студентите се разликуваат помеѓу себе според стилот на учење и неминовна е потребата да се земе предвид фактот дека индивидуите на различен начин ги перципираат и процесираат информациите.

Стиловите на учење се популарен, практичен и корисен концепт во образованието, кои имаат за цел да идентификуваат како луѓето може да научат најлесно и најдобро. Стилот на учење е индикатор за тоа како студентите учат, како сакаат да учат и како професорите полесно да ги детерминираат индивидуалните потреби на индивидуите. Исто така, стилот на учење може да се дефинира и како различно однесување кое служи како индикатор за тоа на кој начин ученикот учи и како се адаптира на околината [60], односно опис на ставовите и однесувањето, со кого се одредува преферираниот начин на учење [56].

Јасно е дека првиот чекор кој треба да комплетира со цел персонализирање и адаптирање на системот е детерминирање на стилот на учење на корисниците.

3.1. Модели на стилови на учење

Има повеќе модели за детерминирање на стилот на учење (Dunn, Dunn, & Price, 1984; Felder & Silverman, 1988; Keefe, 1987; Kolb, 1984). Во продолжение ќе бидат разгледани поединечно секој од нив.

3.1.1 Witkin и Goodenough модел

Според Witkin, стиловите се карактеристики, самоконзистентни фази на функционирање кои индивидуите ги прикажуваат во нивните перцепции и интелектуални активности. Во својот модел, тој ги класифицира индивидуите во две групи: доменско - зависни и доменско - независни [51]. Во текот на истражувањето Witkin користел три тестови (Body Adjustment Test, Rod and Frame Test и Group Embedded Figures) со цел да се направи биполарна поделба на индивидуите.

Според тоа, врз основа во која група спаѓаат, индивидуите се категоризираат во две групи:

- *Доменско – независни*: индивидуите што припаѓаат во оваа група се многу аналитични, се насочуваат на секој детал и детално го следат процесот на учење. Тие се многу индивидуално настроени, се придржуваат кон правила и се многу поефикасни при процесирањето на информациите од доменско - зависните индивидуи.
- *Доменско – зависни*: за разлика од доменско – независните, овие индивидуи гледаат глобална слика, притоа без да ги земат предвид деталите. Во склоп на едукативниот процес, овие индивидуи преферираат да добијат повратна информација.

3.1.1.2 Dunn & Dunn модел

Според Dunn & Dunn моделот, стиловите на учење се идентификуваат како компоненти стимули [54]. Според овој модел, постојат пет различни компоненти според кои и се одредуваат стиловите на учење:

- *Социолошка компонента* – оваа компонента ги адресира преференциите на студентите за учење во изолација, во тимови од две или повеќе индивидуи или со инструктори.
- *Емоционална компонента* – пред сè, оваа компонента е насочена кон нивото на одговорност, мотивација, како и потребата за структурирање.

- *Околинска компонента* – оваа компонента е фокусирана на условите кои ги нуди околината, како на пример температура и бучава во просторијата каде се организира учењето, положба и начин на седење на индивидуата и сл.
- *Физиолошка компонента* – оваа компонента ги зема предвид перцепцијата, периодот од денот (претпладне, на пладне или попладне) како и мобилност за време на учењето.
- *Психолошка компонента* – оваа компонента прави анализа на податоците класифицирајќи ги во неколку групи, како: рефлексивни, аналитички, глобални и др.

3.1.1.3 Kolb модел

Овај модел е развиен од страна на David Kolb во 1984 година на база на истражување на многу други модели, правење на нивна комбинаторика и детерминирање на најефективниот начин на одредување на стил на учење. Според авторот, учењето е процес во кој знаењето се стекнува со преминување од едно во друго искуство. Поради тоа, неговата теорија е насочена на циклус на учење, кој се состои од вкупно четири фази:

- Конкретно искуство (чувство).
- Рефлексивно набљудување (набљудување).
- Апстрактна концептуализација (размислување).
- Активен експеримент (извршување).



Слика 1: Циклус на учење предвиден со Kolb моделот

Според авторот на моделот, во процесот на учење индивидуата поминува низ сите претходно споменати фази во наведениот редослед. Така, процесот започнува со

запознавање на основните и базичните информации за конкретната ситуација, задача или проблем. Следната фаза е набљудување на ситуацијата со цел прибирање на дополнителни информации. Понатаму индивидуата преминува во фазата на размислување и оформување на свои ставови. Последната фаза во циклусот е извршување на работите. Со комплетирање на сите чекори, индивидуата креира ново искуство.

Четири споменати фази се базична основа за дефинирање на четири стилови на учење кои ги препознава овој модел:

- *Дивергентен стил* – индивидуите од оваа група се фокусираат на набљудување, односно ситуацијата сакаат да ја разгледаат и анализираат од повеќе перспективи без притоа да преземат одредена акција. Главно, нивната цел е да дефинираат паралела помеѓу тоа што го учат и нивното досегашно искуство.
- *Асимилирачки стил* – овие индивидуи преферираат јасни објаснувања, при што достапните информации треба да бидат подредени во јасна хиерархиска структура поддржана со логичен редослед. Овие индивидуи не преферираат практични примери, се базираат на идеи и концепти, а притоа практикуваат многу читање. Овие индивидуи имаат потреба да имаат на располагање многу теорија која ќе ја искористат при истражувањата.
- *Конвергентен стил* – овие индивидуи се ориентирани на комбинирање на идеите, теорискиот пристап и практичните аспекти, ситуации и искуства, а со цел да најдат најефикасно решение за дадена ситуација. Со цел подобрување на нивните решенија, тие често се одлучуваат да експериментираат со нови идеи, да прават различни споредби, комбинации, симулации и сл.
- *Акомодативен стил* – индивидуите кои припаѓаат на оваа категорија постигнуваат подобри резултати кога би работеле во тим отколку кога би работеле самостојно. Притоа, тие преферираат користење на практични примери и користење на искуствата од истите за разрешување на одреден практичен проблем.

Секој од наведените стилови на учење дефинирани со овој модел се добива како комбинација на две од четирите набројани фази. Истите се прикажани на сликата бр. 2.



Слика 2. Моделот на Kolb

Системите MOT [56] и OPAL [57] го имаат имплементирано овој модел за детерминирање на стил на учење на корисниците.

3.1.1.4 VARK

VARK моделот за детерминирање на стил на учење е модификација односно надградување на претходно промовираниот VAK model. Акронимот VARK е кратенка за Visual, Aural, Read/Write, and Kinesthetic сензорни модалитети кои се користат за проучување на информации. Fleming & Mills (1992) предложија четири модалитетите кои имаат влијание и ќе се одразат врз искуствата на учениците и наставниците инволвирани во едукативниот процес. Иако има преклопување во некои аспекти, сепак според авторите, индивидуите може да се класифицираат во четири категории:

- 1) *Визуелна* – индивидуите кои припаѓаат во оваа категорија најефикасно учат преку гледање. Користење на графикони, дијаграми, скици, видеоматеријали и интерактивни табли при изучување на наставната содржина се од голема корист за индивидуите од овој тип. Со други зборови, индивидуите кои го преферираат овој стил на учење повеќе сакаат да учат преку визуелен контакт отколку преку материјали во пишана форма. Тоа значи дека имаат потреба да го гледаат

предавачот за целосно да ја разберат наставната содржина. Покрај тоа, тие ги користат следните стратегии за учење:

- a. Подвлекуваат значајни делови во текстот и клучни зборови.
 - b. Подготвуваат потсетници со најзначајните содржини.
 - c. Прават сликовита интерпретација на наставната содржина и користат т.н. визуелни потсетници за делови на наставната содржина.
 - d. Ги конвертираат забелешките со зборови во симболи, дијаграми, слики и сл.
 - e. Подвлекуваат и обојуваат значајни делови.
- 2) *Слушање* - учат најдобро од слушање информации. Индивидуите кои припаѓаат во оваа категорија преферираат вербални лекции, дискусии, дебати, сакаат да слушаат што другите мислат и сл. Исто така од полза им е и читање на наставната содржина на глас или користење на аудиоматеријали. Овие индивидуи ги користат следните стратегии за учење:
- a. Ја образложуваат наставната содржина на глас.
 - b. Учат чекор по чекор: прво запишуваат, а потоа тоа го читаат на глас.
 - c. Дискутираат во група
- 3) *Читање и пишување* - индивидуите од оваа категорија преферираат да ги добиваат информациите прикажани со зборови. Тие сакаат да користат PowerPoint презентации, Интернет, разни листи, речници, публикации и сл. Наставните материјали кои се текст-базирани се најприфатливи за оваа категорија. Индивидуите од оваа категорија ги користат следните стратегии за учење:
- a. Неколку пати ги препишуваат забелешките.
 - b. Ги читаат белешките секој ден.
 - c. Ги запишуваат идеите/проблемите со други зборови.
 - d. Ги опишуваат дијаграмите и графиконите преку зборови.
 - e. Пишуваат прашања и одговори.
 - f. Составуваат листи со набројување.
 - g. Ги организираат зборовите во хиерархиска структура.
- 4) *Пракса* - учат најдобро од практична реализација на тоа што го учат, а притоа ги применуваат следните стратегии за учење:

- a. Прават преглед на наставните материјали со цел да ги разберат базичните принципи.
- b. Снимаат белешки и потоа истите ги слушаат повеќе пати.
- c. Прават чести паузи при учење.
- d. Слушаат музика додека учат.
- e. Седат напред во училница.
- f. Активни се за време на часот: запишуваат белешки, цртаат дијаграми и сл.
- g. Креираат табели, графикони и шаблони за организирање на материјалот.
- h. Проучуваат практични примери.

За одредување на групата каде припаѓа индивидуата, VARK моделот предвидува спроведување на анкета од 16 прашања, без временско ограничување за давање на одговорите. Од искреноста на одговорите на индивидуите зависи и коректноста на исходот од спроведувањето на анкетата, а со тоа и одредувањето на категоријата каде ќе припаѓа индивидуата.

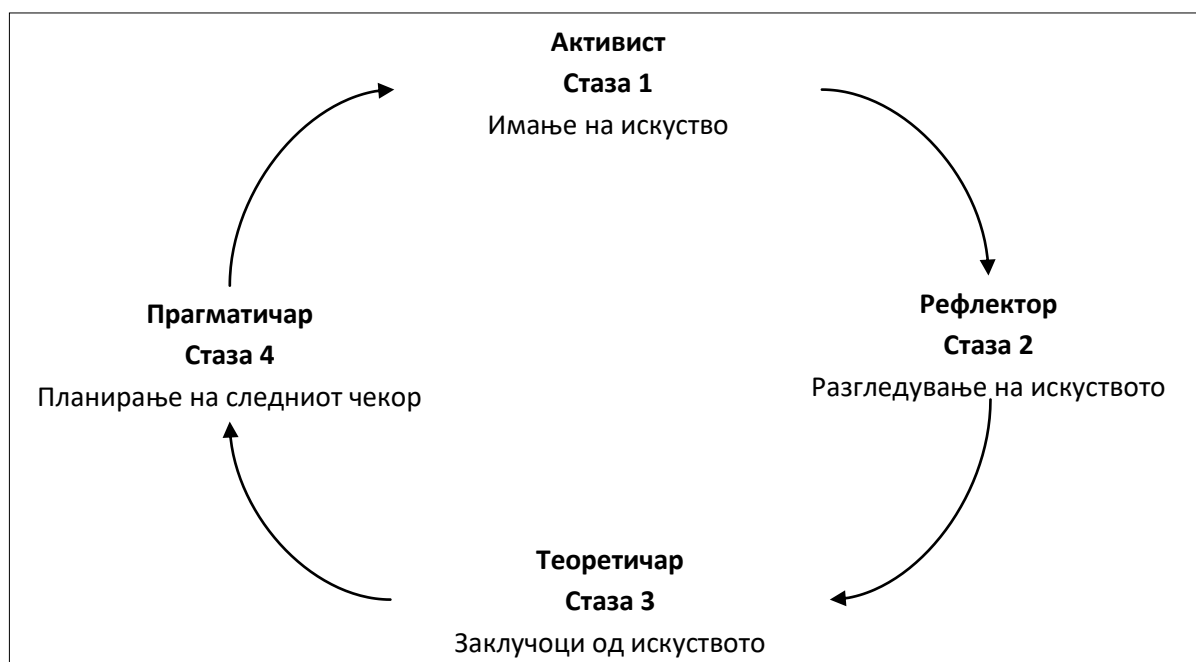
AReLS [72] и ILearn [68] се само дел од системите кои го имаат имплементирано VARK моделот во склоп на своите функционалности.

3.1.1.5 Honey and Mumford модел

Овој модел претставува надополнување на моделот на Kolb. Во овој модел, авторите Peter Honey и Alan Mumford користат различни фрази за фазите на учење. Соодветно на тоа, и категориите кои ги дефинира овој модел добиваат различна терминологија. Така, моделот ги дефинира следните четири категории на учење:

- *Активист* – индивидуите кои припаѓаат во оваа категорија сакаат да експериментираат со податоците, да ги споредуваат резултатите и на тој начин да откриваат нови сознанија. Тие преферираат работа во група и сакаат да се фокусираат на конкретни задачи.
- *Рефлектор* – карактеристично за овие индивидуи е тоа што не преземаат конкретни чекори и притоа повеќе се фокусирани на размислување за конкретната ситуација. За нив најефикасен начин на учење е собирање и споредување на информации со набљудување, нивна компарација и анализа.

- *Теоретичар* – овие индивидуи го форсираат рационалното размислување наспроти субјективност и емоционалност. Предизвик им се комплексните решенија, каде можат да ги истакнат своите способности и вештини. Кога станува збор за учење, преферираат користење на иновативни идеи и концепти. Ефикасноста на учењето им се намалува доколку користат податоци кои немаат јасна структура.
- *Прагматичар* – сите нивни чекори сакаат да бидат во релација со нивната сегашна или идна работа. Тие тестираат многу идеи, зацртуваат одредени проблеми и наоѓаат неколку решенија за нив. Овие индивидуи не се фокусираат на содржини кои не се тесно поврзани со нивните интереси.



Слика 3. Моделот на Honey and Mumford

Овој модел има неколку позитивни педагошки импликации: им помага на учесниците во едукативниот процес да го планираат својот план за развој и им помага на наставниците во нивната цел – слушателите поефикасно да ја совладаат наставната содржина.

Докажани системи кои во себе го имаат инкорпорирано овој стил на учење се АНА! [59] и INSPIRE [61].

3.1.1.6. Felder and Silverman модел

Овој модел пред сè, е фокусиран на студентите од инженерските насоки. Истиот ги категоризира студентите во четири категории:

- *Сензорен* – студентите кои припаѓаат во оваа група преферираат да учат од веќе докажани методи. Тие користат разни слајдови и дополнителни линкови, а тежнеат кон откривање на можности и релации. Овој тип индивидуи преферира решавање на проблемите со користење на добро познати методи чија ефикасност е веќе докажана, при што не сакаат да се соочат со некои непредвидени бариери и потешкотии. Навлегуваат во детали и се трудат да запаметат повеќе факти.
- *Визуелен* – овие индивидуи користат графикони, табели и анимации со цел совладување на наставната содржина. Овие индивидуи најдобро учат од гледање.
- *Активен* – овие индивидуи преферираат тестирање на нови работи и нивното учење се базира на комбинирање на неколку активности. Покрај тоа, тие често користат различни форуми со цел проучување на нови информации.
- *Секвенцијален* – индивидуите во оваа категорија преферираат учење од помали секвенци и имаат потреба од шаблони за навигација низ наставните содржини. На образовниот процес гледаат како целина која е составена од мали чекори, а секој од чекорите е поврзан помеѓу себе

Овој модел предвидува користење на анкета со цел одредување на категоријата каде припаѓа индивидуата. Анкетата се состои од вкупно 44 прашања (по 11 прашања за секоја од четирите категории).

CS-383 [62] и системот на Bajraktarevic [63] го имаат имплементирано овој модел за зголемување на адаптивноста.

3.2. Алатки за изнаоѓање на стилот на учење

Речиси секој од погоре споменатите стилови на учење има соодветна алатка за детерминирање на стил на учење. Поголемиот дел од нив тоа го прават со користење на прашалници. Во табела 1 е дадена проширена структура на фамилиите на стилови на учење според Coffield, заедно со нивните алатки за проценка и година на промоција:

Автор/и	Алатка за проценка	Година	Категории
Kolb	Learning Style Inventory (LSI)	1976	Доменско – независни Доменско – зависни
Witkin	Learning Styles Tests (LST)	1981	Рефлексивни Аналитички Глобални
Honey and Mumford	Learning Styles Questionnaire (LSQ)	1982	Дивергентен Асимилирачки Конвергентен Акомодатитивен
VARK	Learning Styles Questionnaire (LSQ)	1992	Визуелна Слушање Читање и пишување Пракса
Herrmann	Brain Dominance Instrument (HBDI)	1995	Активист Рефлектор Теоретичар Прагматичар
Felder and Silverman	Index of Learning Styles (ILS)	1996	Сензорен Визуелен Активен Секвенцијален

Табела 1. Споредба на стилови на учење

Притоа, алатките се состојат од различни прашања кои се фокусирани на индивидуите, нивното однесувањето во одредени случаи и моменти, начинот на кој ги обработуваат информациите, нивни ставови и слично.

3.3. Постоечки системи за е-учење кои предвид го земаат стилот на учење на корисниците

Со цел прилагодување на системот кон стиловите на учење на индивидуите, а со тоа и зголемување на ефикасноста, поголем број системи за е-учење предвид ги земаат и стиловите на учење на студентите. Во

табела 2

Табела 2 се прикажани некои од нив:

Систем	Преференции кои се користат	Стил на учење
AES-CS [50] 2002	Зависни од област (FD) и независни од област (FI)	Witkin и Goodenough[51]
iWeaver [52] [53] 2003	Глобални, аналитични, импулсивни, рефлексивни, визуелни, аудиториски и кинестетички	Dunn and Dunnn (Dunn, 2003)[54]
ILASH [55] 2003	Прашалници и сумаризирање	
OPAL [57] 2002	Апстрактни/конкретни, активни/рефлексивни	Kolb [58]
MOT [56] 2004	Дивергентни и конвергентни	
INSPIRE [61] 2001	Рефлектор и активист	Honey and Mumford [60]
АНА! [59] 2004	Активист, прагматичар, рефлектор и теоретичар	
ACE [69] 1998	Глобални, секвенцијални, сензитивни, интуитивни, визуелни, вербални, активни и рефлексивни	Felder and Silverman [64]

Cameleon [71] 1998	Глобални и секвенцијални	
CS-383 [62] 1999	Сензитивност, интуитивност	
Carmona [70] 2002		
MASPLANG [8] 2002		
Bajraktarevic[63] 2003		
LSAS [63] 2003		
Tangow [65] 2004		
APeLS [72] 2004	Во зависност од најавениот корисник, содржините се испорачуваат како текст, видео, аудио или практични примери	VARK
ILearn [68] 2010		
ARTHUR [66] 1999	Различен формат на содржини за секој корисник врз основа на неговите потреби	/
MANIC [67] 2000	Прикажување на содржината или преку графикони или преку текст, во зависност од најавениот корисник	/
IDEAL[74] 2001	Подредување, селекција и прикажување на дел од наставните содржини	/
АНА! [73] 2007	Промена на редоследот на информациите, генерирање различни навигации за движење низ наставните содржини	/

Табела 2. Постоечки едукациски АХС со имплементирани стилови на учење

3.3.1 CS383

CS383 е еден од првите адаптивни едукациски системи кој го има имплементирано Filder-Silverman моделот за одредување на стил на учење. Системот обезбедува адаптивност врз основа на сензитивната, визуелната и секвенцијалната димензија на Filder-Silverman моделот. Системот бара од корисниците да прават одредени селекции и со тоа ги мотивира да бидат повеќе активни, а со самото тоа и да се постигне поголема ефикасност. Системот нуди наставни содржини кои се составени од повеќе делови, како слајдови, екстерни линкови, дигитални библиотеки и мултимедијални содржини. Врз основа на идентификуваниот стил на корисникот, системот одредува кој дел од наставната содржина да му ја прикажи. За одредување на најсоодветниот стил, системот користи прашалник од 28 прашања, чии одговори и резултат се чуваат во уникатниот корисничкиот модел на корисникот.

3.3.2 MANIC

MANIC³ нуди наставна содржина преку слајдови и аудиоматеријали. Слајдовите се генерираат динамично врз основа на нивото на предзнаење на студентите и нивните карактеристики. Системот не инкорпорира никаков модел за детерминирање на стил на учење, но вклучува различни аспекти од неколку модели за детерминирање на стил на учење, а пред сè од Felder-Silverman моделот. За детектирање на карактеристиките на студентите, системот користи Naïve Bayes Classifier. Карактеристиките на студентите се оценуваат преку интеракцијата на студентите со системот, пред сè, кога селектираат кои делови од наставната содржина сакаат да ги користат, а кои не.

3.3.3 IDEAL

IDEAL⁴ е адаптивен и интелигентен систем кој го поддржува активното учење. Наставните содржини се селектирани, организирани и презентирани врз основа на предзнаењето на студентите, соодветниот стил на учење и јазикот на кој сакаат да учат.

³Multimedia Asynchronous Networked Individualized Courseware

⁴Intelligent Distributed Environment for Active Learning

Покрај тоа, овој систем обезбедува и навигација низ наставните содржини, подредување на содржините врз основа на индивидуалните карактеристики на студентите, можност за додавање на дополнителни наставни содржини, селектирање на визуелни метафори и икончиња и сл. За одредување на најсоодветен стил на учење, системот користи прашалник.

3.3.4 MASPLANG

MASPLANG⁵ е систем развиен со цел надоградување на веќе постоечки систем за учење со нови компоненти кои ќе воведат адаптивност на системот и прилагодување на наставните содржини врз основа на потребите на корисниците, нивното ниво на познавање на материјалот како и според нивниот соодветен стил на учење. Felder-Silverman моделот е искористен за одредување на стилот на учење на корисниците. Системот поддржува адаптивност врз основа на стилот на учење со цел да се селектира најсоодветен формат во кој треба да се прикажат наставните содржини. Како референца за адаптивноста се искористени решенијата предложени во CS383. И во овој систем, резултатите од спроведената анкета се клучни за детерминирање на стилот на учење на корисниците.

3.3.5 LSAS

LSAS⁶ системот ја инкорпорира само секвенцијалната димензија на Felder-Silverman моделот. Како и во другите системи, и во овој случај се користи прашалник за одредување на стилот на учење на корисниците. Адаптивноста е имплементирана преку два различни кориснички интерфејси. За корисниците, кои според Felder-Silverman моделот припаѓаат во категоријата на секвенцијални корисници, секоја страна содржи повеќе мали делови со текстуални информации, без дополнителни линкови. За глобалните корисници, страните содржат елементи како листа (содржина) на наставни содржини, преглед и заклучок за содржината на страната, секција со дополнителни линкови кои се поврзани со текстот и сл. Корисниците ги користат линковите за движење низ наставните содржини.

⁵MultiAgent System PIANG

⁶Learning Style Adaptive System

3.3.6 iWeaver

Архитектурата на iWeaver се базира на Dunn and Dunn моделот. Системот инкорпорира неколку аспекти на споменатиот модел и се труди да постигне рамнотежа помеѓу когнитивноста, навигација и наставната содржина. iWeaver поддржува различни стилови на учење преку четири достапни формати на наставните содржини. Така, за корисниците кои се категоризирани како визуелни, содржината е претставена со текст, слики, дијаграми, илустрации. За корисниците од категоријата која преферира практична реализација, достапна е интерактивна верзија на наставните содржини, додека за корисниците од аудиокатегоријата наставната содржина се прикажува преку аудио материјали. Најсоодветниот стил на учење на корисниците се одредува со користење на прашалник предвиден во Dunn and Dunn моделот. Покрај тоа, системот им поставува и дополнителни прашања на корисниците по комплетирањето на одредена наставна единица кои се однесуваат на тоа дали форматот во кој се прикажуваат наставните содржини е прифатлив за нив. Системот ги зема предвид одговорите при испорачување на следните наставни содржини.

3.3.7 Inspire

INSPIRE⁷ им овозможува на корисниците да ги дефинираат своите научни цели и врз основа на тоа системот генерира наставна содржина која е соодветна и на нивните предзнаења и стил на учење. Освен тоа, системот нуди и навигација низ наставните содржини, која се генерира врз основа на корисничкиот профил на најавениот корисник. Homey and Mumford е моделот кој е искористен за одредување на најадекватен стил на корисниците.

3.3.8 Tangow

Tangow⁸ е систем дизајниран за развој на веб-базирани курсеви. Содржината на курсевите се дефинира преку листа на мултимедијални елементи. Со цел обезбедување на адаптивност, овој систем инкорпорира две димензии од FLSM моделот: сензитивност/интуитивност и секвенцијалност/глобална.

⁷Intelligent System for Personalized Instruction in a Remote Environment

⁸Task-based Adaptive learner Guidance On the Web

3.3.9 АНА!

Овој систем работи на сличен начин како и претходно опишаниот систем IDEAL. Разликата е во тоа што овој систем им овозможува на корисниците да изберат само дел од наставната содржина, да го менуваат редоследот на информациите, но и да генерираат различни навигации за движење низ наставните содржини. Освен тоа, авторите може да креираат сопствени инструкционални стратегии, кои го дефинираат начинот на реализирање на адаптацијата.

3.3.10 iLearn

iLearn е адаптивен систем за е-учење врз основа на стилот на корисниците и е образложен во трудот [68], при што авторите предлагаат користење на VARK моделот за одредување на најсоодветен стил на корисниците. Врз основа на споредбите со другите модели, авторите констатираа дека VARK моделот нуди јасно и недвосмислено категоризирање на корисниците врз основа на нивниот стил, односно дава јасни препораки и насоки за форматот и стилот во кој треба да бидат испорачани содржините и толку поради тоа тој модел го користат во нивниот систем.

3.4. Избран модел за одредување на соодветен стил на учење

Во склоп на системот кој е развиен и имплементиран во склоп на ова истражување, ќе биде користен VARK моделот, бидејќи прашалникот за одредување на најсоодветен стил на индивидуите е со јасно поставени прашања. Покрај тоа, бројот на прашања на кои треба да одговори корисникот е прилично мал, поради што корисникот може подобро да се сконцентрира и да даде поверодостојни одговори на прашањата, што директно се ефектуира и врз конечната одлука за VARK моделот и е прилично едноставен за интегрирање со други системи. Во споредба со другите модели кои се користат за детерминирање на стил на учење, VARK нуди јасно и недвосмислено категоризирање на корисниците врз основа на нивниот стил, односно дава јасни препораки и насоки за форматот и стилот во кој треба да бидат испорачани содржините. Притоа, нема преклопување на карактеристиките на групите, поради што системот лесно може да селектира соодветен формат во кој треба да ја проследи наставната содржина. За разлика од VARK, во останатите модели има преклопување на одредени карактеристики на

групите што може да доведе до погрешна одлука на системот при селектирање на соодветен формат.

Заклучни согледувања

Доколку предавачите имаат информација за начинот на кој студентите најлесно учат, односно имаат информација за нивниот стил на учење, ќе имаат дополнителни индикации за тоа како да ја подготвуваат наставната содржина и во кој формат истата да им ја пренесуваат на слушателите. Со тоа, слушателите ќе бидат повеќе мотивирани, полесно ќе ја изучуваат наставната содржина и ќе бидат поактивни.

Постојат повеќе модели кои се користат за детерминирање на стилови на учење. Поголемиот дел од нив, во процесот на донесување на одлука користат прашалници со повеќе типови на одговори. Притоа, од искреноста на индивидуите при давањето на одговорите зависи и веродостојноста на резултатите на моделите. Во склоп на ова истражување разгледани се неколку модели кои веќе се имплементирани во адаптивни системи за е-учење: Witkin модел, Dunn and Dunn, Kolb, VARK, Honey and Mumford и Felder and Silverman моделот. На крај беше направена сумаризација на алатките кои ги користи секој од моделите за детерминирање на најсоодветен стил на учење на индивидуите. Исто така направивме и преглед на постоечките системи за е-учење кои при процесот на прикажување на наставната содржина го земаат предвид и најсоодветниот стил на учење на индивидуите.

4. Системи за давање препораки

Генерално, може да се констатира дека основната цел на препорачувањето на корисни и соодветни содржини е да се зголеми ефикасноста на системите каде е имплементиран тој аспект, односно зголемување на продажбата на производите во системите за е-трговија или зголемен број на користени содржини кај системите за е-учење. Причините поради кои системите за давање препораки се често користени во системите за е-учење следуваат во продолжение:

- Зголемен број на користени наставни содржини кои би биле корисни и практични за корисниците.
- Полесно наоѓање на соодветни наставни содржини, а со тоа и заштедување на време на корисниците потребно за пребарување на соодветни содржини.
- Зголемување на задоволството на корисниците – препорачување на соодветни содржини би го зголемило задоволството на корисникот од користењето на системот.
- Разбирање на потребите на корисниците – овие системи имаат способност за анализирање и детерминирање на потребите на корисниците, и одлуките за препораки ги донесуваат врз основа на потребите на корисниците.

При дизајнирање на системите за давање на препораки, препорачливо е да се земат предвид следните значајни моменти:

- *Скалабилност на алгоритмите со големи бази на податоци*: како што се зголемува процентот на користење на системите за препорачување на содржини, сè поочигледно е дека неопходен аспект кој треба да се земе предвид е и нивната способност за донесување на одлуки во релативно кус временски интервал. Ова особено се потенцира кога се работи со големи бази на податоци.
- *Проактивност на системите за давање препораки*: станува збор за аспект кој препорачува содржини дури и ако тоа не е експлицитно.
- *Зачувување на приватноста*: за генерирање на најсоодветни препораки, системите ги земаат предвид податоците од корисничките профили, каде многу често се

зачувани и лични податоци. Поради тоа, системите за давање препораки мора тоа да го земат предвид и во никој случај да не дозволат нарушување на приватноста на корисниците.

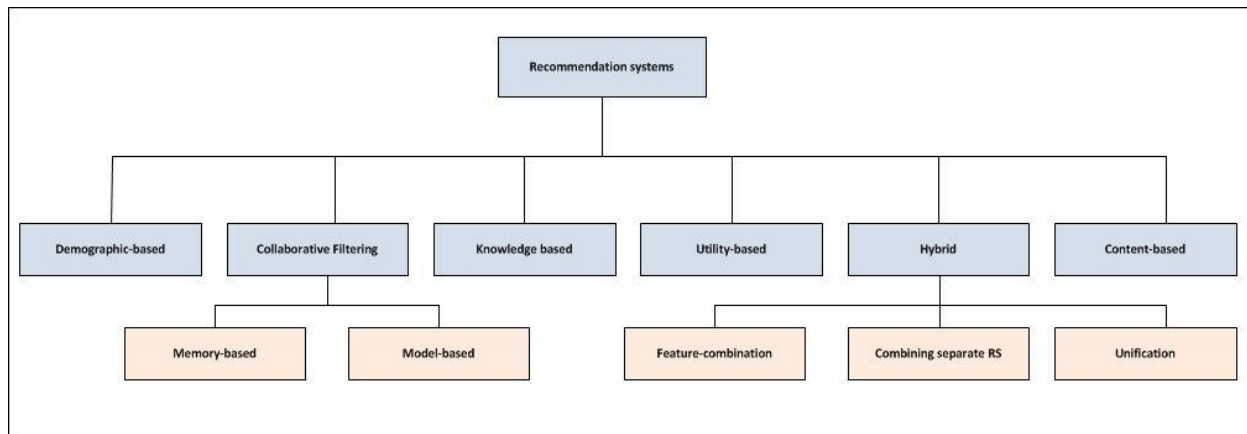
- *Разновидност на препорачаните содржини за корисникот:* при препорачувањето на содржини, голема е веројатноста дека корисникот ќе биде позадоволен доколку му се препорачуваат разновидни, но адекватни содржини, што на корисникот може да му даде многу идеи и проширување на неговите дијапазони за одредени теми.
- *Оптимизирање на секвенците на препорачување.*

4.1 Таксономија на системите за давање препораки

Има повеќе типови на системи за давање препораки, кои според начинот на донесување на одлуките може да се категоризираат во следните групи:

- 1) Демографско-базирани.
- 2) Колаборативно филтрирање.
- 3) Препораки базирани на знаење.
- 4) Utility-базирани системи.
- 5) Хибридни системи.
- 6) Содржинско-базирани.

На сликата 4 е прикажана таксономијата на системите за давање препораки.



Слика 4: Таксономија на системите за давање препораки

4.1.1 Демографски системи за препорачување

Овие системи препорачуваат содржини врз основа на демографскиот профил на корисникот. Основната претпоставка на овој аспект е дека треба да се генерираат различни препораки за различни демографски профили. Покрај тоа, можно е да бидат земени предвид и останатите податоци за корисникот, како на пример неговата возраст, степен на образование, занимање и сл. Покрај тоа, овие системи прават обид за детерминирање на релациите помеѓу корисниците со слични демографски карактеристики. Системот развиен од М. Kouthai [17] е пример на систем за давање препораки кој користи демографско филтрирање со цел препорачување на литература врз основа на персоналните информации на корисниците добиени преку интерактивен дијалог. W. Hill [166] предложи систем кој користи демографски групи со цел препорачување на соодветни содржини на корисниците во секоја од групите, а врз основа на специфичните карактеристики на групата. Во истражувањето направено од Pazzani [167] се препорачува систем кој користи машинско учење со цел дефинирање на правила и донесување на одлуки за препорачување на содржини врз основа на демографските податоци на корисниците. Системот LifeStyle Finder развиен од Krulwich (1997) ги категоризира корисниците во 62 демографски кластери врз основа на нивните карактеристики, историјат на купување и врз основа на одговори од претходно спроведената анкета.

Главната предност на пристапот базиран на демографски податоци е тоа што не побарува историјат на рејтинзи, тагови или обележувања на корисниците при донесување одлуки за препорачување, кои се неопходни кај техниките кои користат колаборативно филтрирање и техниките базирани на содржини. Сепак, овој пристап има и одредени недостатоци, бидејќи не се земаат предвид индивидуалните карактеристики на корисниците со што се можни и одредени отстапувања при донесување одлуки за препорачување.

4.1.2 Колаборативно филтрирање

Колаборативните системи работат на база на чување на акциите кои ги презеле корисниците или групата во минатото со цел да им даде препорака за нивните идни дејствија [85]. Врз основа на претпоставките дека корисниците со слично однесување во

минатото (поставување рејтинзи и тагови, користени наставни содржини, движење низ наставните содржини) имаат сличен интерес, системите за колаборативно филтрирање препорачуваат наставни содржини врз основа на однесувањето на сличните профили. Техниките базирани на колаборативно филтрирање во голема мера се потпираат на експлицитни влезни податоци од корисниците, како на пример поставен рејтинг на одредена содржина. Во случај кога некој корисник нема поставено рејтинг за ниту една содржина, тогаш прецизноста и квалитетот на препораките може да бидат незадоволителни. Затоа, добро е да се земат и дополнителните услови кои ќе влијаат врз одлуката на системот за давање препораки.

Меѓутоа, техниките кои се базирани на колаборативно филтрирање имаат две ограничувања кои имаат влијание врз нивниот квалитет и ефикасност: cold-start проблемот и sparsity проблемот. Sparsity ограничувањето се актуализира кога достапните податоци се недоволни да се идентификуваат слични содржини или да селектираат слични корисници, што е резултат на недоволниот број содржини односно корисници. Во тој случај, системите за давање препораки кои користат колаборативно филтрирање имаат потешкотии за одредување сличности и давање препораки, дури и кога корисниците се активни и секој од нив има поставено свој рејтинг или таг на некоја од содржините. Cold-start ограничувањето се појавува при внесување на нови корисници односно нови содржини во системот, бидејќи за нив нема никакви рејтинзи, тагови или какви било податоци со помош на кои би се направила некоја корелација со останати корисници односно содржини и би се одредиле сличности. Токму овие две ограничувања се причина за неефикасни препораки во некои ситуации. Техниките базирани на колаборативно филтрирање во голема мера се потпираат на експлицитни влезни податоци од корисниците, како на пример поставен рејтинг на одредена содржина. Во случај кога некој корисник нема поставено рејтинг за ниту една содржина, тогаш прецизноста и квалитетот на препораките можат да бидат незадоволителни. Затоа, добро е да се земат и дополнителни услови кои ќе влијаат врз одлуката на системот за давање препораки.

4.1.2.1 Типови алгоритми за колаборативно филтрирање

Алгоритмите за колаборативно филтрирање може да се поделат во две групи: мемориско-базирани и модел-базирани алгоритми за колаборативно филтрирање.

Мемориско-базирани алгоритми за колаборативно филтрирање ги земаат предвид податоците за корисниците и содржините кои се зачувани во база на податоци. Овој пристап на колаборативно филтрирање е доминантен метод кој се користи за генерирање препораки, при што има јасна структура, дава прецизни препораки и е едноставен за имплементирање. Најпрво се генерира множество на слични корисници на најавениот корисник, додека претпоставките за рејтингот се генерираат врз основа на рејтингот на соседните кориснички профили на најавениот корисник. Овие типови на алгоритми се лесни за имплементирање. Најпопуларен пристап е K Nearest Neighbor(kNN).kNN алгоритмот кој може да ги идентификува соседните профили врз основа на содржинско-базиран и кориснички-базиран пристап, при што корисниците односно содржините се претставени преку нивниот рејтинг. Процесот може да биде поделен во три фази, и тоа детерминирање на соседни профили, агрегација на мислење и давање препораки.

1) *Детерминирање на соседни профили:* во склоп на првата фаза се оформува множество кое се состои од соседни профили на најавениот корисник, односно идентификување на профилите кои имаат слични интереси со најавениот корисник. За таа цел, се споредуваат сите кориснички профили со корисничкиот профил на најавениот корисник со цел да се одреди степенот на сличност w_{ab} помеѓу корисникот а и корисникот b. Притоа, степенот на сличност може да варира од вредност 1 (целосна сличност) до вредност -1 (целосна различност). Доколку одреден пар корисници немаат заеднички карактеристики во профилот, тогаш нема потреба од нивно споредување, па оттука и нивниот коефициент на сличност има вредност 0, при што:

$$W_{ab} = \frac{|Ra \cap Rb|}{|Ra \cup Rb|}$$

Оваа метрика за одредување сличност не ги зема предвид предностите на рејтинзите што ги имаат поставено корисниците, туку единствено зема предвид дали корисникот има поставено рејтинг. Сепак, најчесто користена метрика за мерење на сличност е Pearson Correlation Coefficient, кој го пресметува степенот на линеарност кој постои на пресекот на корисничките профили, а се одредува според:

$$W_{a,b} = \frac{\sum_{i=1}^N (r_{a,i} - r_a)(r_{b,i} - r_b)}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (r_{a,i} - r_a) \sum_{i=1}^N (r_{b,i} - r_b)}}$$

Секој рејтинг е нормализиран со одземање на корисничкиот рејтинг (овој рејтинг се пресметува како средна вредност на рејтингот на сите кориснички профили).

Има и останати метрики кои исто така се користат за одредување сличност, како Spearman Rank correlation, Vector Similarity (косинус од аголот помеѓу векторите на два кориснички профили), Euclidean и Manhattan distance и др.

2) *Агрегација на мислење*: откако споредбата на најавениот со останатите кориснички профили ќе биде комплетирана и имаме множество на тежини за препораки, може да се предвиди рејтингот и на содржините кои не се рангирани претходно со користење на следните формули:

$$P_{a,i} = \bar{r}_a + \frac{\sum (r_{b,i} - r_b) W_{a,b}}{\sum W_{a,b}}$$

$$P_{a,i} = \frac{\sum (r_{b,i} \times W_{a,b})}{\sum W_{a,b}}$$

Двете формули имаат заеднички карактеристики: предвидениот рејтинг $r_{a,i}$ на содржината i од корисникот, а се пресметува како средна вредност на тежинските коефициенти на рејтинзите од соседните профили $r_{b,i}$. $W_{a,b}$ се вредностите за сличност кои се пресметани во склоп на првата фаза и притоа соседните профили кои се послични ќе имаат поголемо влијание при предвидувањата.

3) *Препораки*: откако се комплетираат првите две фази, односно се генерираат рејтинзи за содржините и истите се подредени според вредноста на нивните предвидени рејтинзи, топ- n содржините со највисок рејтинг се препорачуваат на најавениот корисник. Оваа фаза го комплетира процесот на давање препораки, по што може да се земе експлицитна и/или имплицитна реакција на корисникот, во зависност од начинот на кој самиот систем функционира. Притоа, битно е да се напомене дека корисничкиот интерфејс има значајна улога во последната фаза. Покрај начинот на прикажување на препорачаните содржини, интерфејсот е значаен и за начинот на кој ќе се земе корисничката реакција, со цел да се оцени степенот на адекватност на препорачаните содржини.

Недостаток на мемориско-базираните техники за колаборативно филтрирање е тоа што тие зависат од рејтингот на корисниците односно рејтингот на содржините, а нивните перформанси значително се намалуваат кога станува збор за нови корисници односно нови содржини кои немаат рејтинг.

Во продолжение следува преглед на техниките за колаборативно филтрирање.

Техники на колаборативно филтрирање (CF)				
Име	Краток опис	Предности	Недостатоци	Бенефит во системи за е-учење
User-based CF	Корисниците кои користеле или имаат поставено рејтинг или таг за слични содржини, постои голема веројатност дека имаат слични потреби. Врз основа на оваа претпоставка, оваа техника за препорачување ги зема предвид содржините кои најавениот корисник ги нема користено, а се рангирани од страна на корисниците слични на него	<ul style="list-style-type: none"> - Не се анализира содржината - Доменски-независно - Подобрени квалитети - Пристап bottom-up - Ефикасност 	<ul style="list-style-type: none"> - Проблем со нови корисници - Проблем со нови содржини - Скалабилности - Cold-start проблем 	<ul style="list-style-type: none"> - Бенефит од користење - Групирање на студентите во групи (врз основа на слични рејтинзи)

Item-based CF	Фокусиран на содржините, сметајќи ги содржините за слични ако се тагирани од слични профили. Оваа техника препорачува содржини кои имаат највисока корелација (врз основа на рејтингот на наставните содржини)	<ul style="list-style-type: none"> - Не се анализира содржината - Доменски-независно - Подобрени квалитети - Пристап bottom-up - Ефикасност 	<ul style="list-style-type: none"> - Проблем со нови содржини - Скалабилности - Cold-start проблем 	<ul style="list-style-type: none"> - Бенефит од користење
Demographics CF	Најпрво се детерминираат корисници со слични атрибути, а потоа се препорачуваат содржини кои ги имаат користено сличните корисници на најавениот корисник (врз основа на карактеристиките на корисникот)	<ul style="list-style-type: none"> - Се избегнува cold-star проблемот - Доменски-независно - Ефикасност 	<ul style="list-style-type: none"> - Добивање сензитивни податоци - Недоволно корисни информации - Одржување 	<ul style="list-style-type: none"> - Бенефит од користење - Групирање на студентите во групи (врз основа на слични рејтинзи) - Ефикасни препораки

Техники на колаборативно филтрирање (CF)				
Име	Краток опис	Предности	Недостатоци	Бенефит во системи за е-учење

Case-based reasoning	Доколку на одреден корисник му се допадне одредена содржина А, тогаш постои веројатност дека на истиот корисник ќе му се допаднат содржини кои се слични на содржината А	- Не се анализира содржината - Доменски-независно - Подобрени квалитети	- Проблем со нови корисници - Cold-start проблем	- Постојано информирање на корисниците за нивните научни цели и постигнувања - Корисно за хибридни системи за давање препораки
Attribute-based техники	Препорачување на содржини врз основа на споредување на атрибутите на содржини. Атрибутите може да се оценуваат според нивното значење, гледано од аспект на корисниците	- Избегнување на cold-start проблем - Нема проблем со новите корисници и содржини - Осетливост на промени	- Не учи и не се самонадоградува од искуството на корисниците - Работи само со категории - Потребно е повремено одржување	- Корисно за хибридни системи за давање препораки - Препорачување од самиот старт на користење

Табела 3: Мемориско-базирани техники за давање препораки, карактеристики, предности и недостатоци

Алгоритмите за колаборативно филтрирање базирани на модели одлуките за давање препораки ги донесуваат врз основа на модели кои претходно ги генерираат. Добро познати техники кои се базираат на модели се Bayesian моделите кои користат Bayes стратегија за донесување одлуки. Овие типови алгоритми се карактеризираат со скалабилност, а се многу поефикасни за разлика од мемориско-базираниите системи кога станува збор за нови корисници и нови содржини. Недостаток на овој модел е високата цена на генерирање на моделот. Покрај тоа, корисни информации може да се изгубат кога ќе се користат техниките за редуцирање на димензионалноста.

4.1.2.2 Метрики за одредување на сличност

Пресметувањето на сличноста е значаен сегмент при донесување одлука кај системите кои користат колаборативно филтрирање. За да се пресмета сличноста помеѓу два корисника или две содржини, направена е модификација на cosine-based similarity. Главно, cosine similarity може да ја пресмета сличноста помеѓу два документа, при што секој документ претставува вектор од зборови и нивните тежински коефициенти (TF-IDF). Во системите за давање препораки, наместо документи, станува збор за корисници и содржини, а наместо фреквентност станува збор за рејтинг. Оттука, cosine similarity се дефинира како:

$$sim(u, v) = \frac{\sum_{i \in I} r_{u,i} * r_{v,i}}{\sqrt{\sum_{i \in I} r_{u,i}^2} * \sqrt{\sum_{i \in I} r_{v,i}^2}}$$

Каде I е множество на содржини што се рангирани и од u и од v , додека $r_{u,i}$ е рејтингот даден од корисникот u за содржината i . Доколку корисникот нема поставено рејтинг, $r_{u,i}$ ќе има вредност 0.

Пресметувањето на сличност со користење на основната косинус метрика во корисничко-базираните случаи има еден сериозен недостаток: разликата во скалата на рангирање помеѓу различни корисници не се зема предвид. За надминување на тој проблем, бројни се истражувачите кои оваа метрика ја заменија со Pearson Correlation Coefficient (PCC) и нејзините варијанти за пресметување на сличноста помеѓу содржините и помеѓу корисниците. PCC го мери степенот до кој два вектора се линеарно поврзани еден со друг. PCC за корисник-корисник се означува како $w_{u,v}$ а се пресметува според:

$$w_{u,v} = \frac{\sum_{i \in I} (r_{u,i} - \bar{r}_u)(r_{v,i} - \bar{r}_v)}{\sqrt{\sum_{i \in I} (r_{u,i} - \bar{r}_u)^2} \sqrt{\sum_{i \in I} (r_{v,i} - \bar{r}_v)^2}}$$

Каде I е множество на содржини кои имаат добиено рејтинг од корисникот u и од корисникот v , \bar{r}_u е средна вредност на рејтингот на содржините поставени од корисникот u . За пресметување на PCC содржина-содржина за содржините i и j , најпрво треба да се генерира множество на слични кориснички профили (корисници кои имаат поставено рејтинг на двете содржини). Содржина-содржина PCC се означува како $w_{i,j}$ а се пресметува според:

$$W_{i,j} = \frac{\sum_{ueU} (R_{u,i} - R_i)(R_{u,j} - R_j)}{\sqrt{\sum_{ueU} (R_{u,i} - R_i)^2} \sqrt{\sum_{ueU} (R_{u,j} - R_j)^2}}$$

Каде $r_{u,i}$ е рејтинг на корисникот u за содржината I , додека r_i е средна вредност на рејтингот поставен од корисникот u за содржината i .

4.1.2.3 Пресметување на предвидувањето

Пресметувањето на рејтингот е најзначаен чекор во системите кои користат колаборативно филтрирање. Во техниките кои се базираат на најблизок сосед, се генерира множество на најблиски соседи (најслични кориснички профили) на најавениот корисник врз основа на коефициентот на сличност и тежинскиот фактор.

Simple Weighted Average: ова е основен пристап за одредување на рејтинг, при што за одредување на рејтингот се користи средната вредност на тежинскиот. $P_{u,i}$ го означува предвидениот рејтинг за корисникот u кој би го дал за содржината i :

$$P_{u,i} = \frac{\sum_{j \in N} R_{u,j} W_{i,j}}{\sum_{j \in N} |W_{i,j}|}$$

Каде N е множество на сите содржини за кои корисникот има поставено рејтинг, додека w_{ij} го означува коефициентот на сличност помеѓу содржината i и содржината j , а $r_{u,j}$ е рејтингот за содржината j поставен од корисникот u .

Weight Sum of Users Ratings: овој пристап претставува надоградување на претходниот пристап и ја користи средната вредност на тежинскиот коефициент на рејтинзите поставени за сите активни содржини. Се дефинира како:

$$P_{u,i} = R_u + \frac{\sum_{v \in U} (r_{u,j} - \bar{r}_v) * W_{u,v}}{\sum_{v \in U} |W_{u,v}|}$$

каде u е најавениот корисник, $v \in U$ ги означува корисниците кои имаат поставено рејтинг за содржината i , $w_{u,v}$ е коефициент на сличност помеѓу корисникот u и корисникот v , $r_{v,i}$ е рејтинг поставен за содржината i од корисникот v , додека r_u и r_v се средна вредност на рејтингот на корисникот u и на корисникот v , ретроспективно.

4.1.3 Препораки базирани на знаење

Овие типови на системи препорачуваат содржини врз основа на специфичното ниво на знаење на корисниците. Системите базирани на случаи се подкатегија на системите базирани на знаење.

Овие системи го користат знаењето за корисниците или продуктите при донесување на одлуки за препорачување. Притоа, знаењето кое се користи може да биде во неколку форми. Google користи информации за линковите помеѓу веб-страниците за да ја одреди популарноста на истите. Корисниците се интегрален дел од процесот на детерминирање на знаењето, при што се елаборират нивните потреби за време на интеракцијата со системот.

4.1.4 Utility-базирани системи

Овие типови системи препорачуваат содржини врз основа на карактеристиките на профилите кои се тесно поврзани и се со одредени заеднички карактеристики со најавениот корисник. Овие системи се базираат на претпоставката дека индивидуите имаат поголема доверба во препораките од нивните познаници отколку од покорисни препораки од лица кои не ги познаваат. Овие системи црпат информации од социјалната поврзаност на профилите и нивните карактеристики. Предноста на овие системи е тоа што не се соочуваат со вообичаените проблеми кои се однесуваат на нови корисници и нови содржини.

4.1.5 Хибридни системи

Овие техники се комбинација на дел од системите споменати погоре. Со тоа, овие системи прават обид за користење само на позитивните аспекти на споменатите системи и надминување на нивните недостатоци.

4.1.6 Содржинско-базирани

Системот учи да препорачува содржини кои се слични со оние содржини за кои најавениот корисник има поставено тагови или рејтинг во минатото. Сличноста на содржините се пресметува врз основа на карактеристиките на содржините кои се споредуваат. На пример, ако корисникот А позитивно оценил наставна содржина од

областа на програмирање со PHP, тогаш системот предвид ги зема останатите наставни содржини кои се однесуваат на спомената област. Има поголем број начини за пресметување на значењето на клучните зборови, од кои најефикасен метод е term frequency/inverse document frequency (TF-IDF). TF ја означува фреквентноста на клучниот збор во рамките на документот, односно бројот на појавувања на клучниот збор t во специфичен документ d ($TF_{t,d}$). Според оваа метрика, документите кои содржат клучни зборови со повисока фреквентност добиваат повисок рејтинг. Нормализиран TF е сооднос помеѓу фреквентноста на клучните зборови во документот и максималната можна фреквентност на клучни зборови во истиот документ ($tf - \max(d)$). Оттука, $nTF_{t,d}$ е нормализирана фреквенција на клучниот збор t во документот d и се пресметува како:

$$nTF_{t,d} = \frac{TF_{t,d}}{tf - \max(d)}$$

Високата вредност на nTF не гарантира дека клучниот збор целосно го опишува документот. Според IDF, висок скор им се доделува на термините или клучните зборови кои се од големо дескриптивно значење за документот, односно низок скор им се доделува на термините или клучните зборови кој многу често се користи во сите документи. Поради тоа, IDF често се користи во комбинација со nTF . Инверзна фреквентност на термин или клучен збор t се одредува преку:

$$IDF_t = \log \frac{N}{N_t}$$

Каде N е вкупниот број на документи во рамките на курсот или групата, додека N_t е бројот на документи во кој терминот или клучниот збор t се појавува. TF-IDF тежинскиот коефициент на терминот t во документот d се дефинира како:

$$wt_{t,d} = nTF_{t,d} \times IDF_t$$

Содржинско-базираните системи за давање препораки имаат за цел да препорачуваат содржини кои се слични со содржините кои најавениот корисник ги има користено и рангирано претходно. Според тоа, процесот на препорачување се состои од споредување и наоѓање на сличност на атрибутите на корисничкиот профил со атрибутите на содржинскиот објект (материјал), со цел да се детерминира и препорача корисна содржина за најавениот корисник. Системите кои го имаат имплементирано пристапот за

препорачување врз основа на содржината анализираат множество на документи или опис на документи кои се претходно користени од најавениот корисник. Процесот на препорака се комплетира во три чекори, секој од нив дефиниран како одделна компонента:

- *Анализа на содржината*: кога информацијата нема дефинирана структура (на пример текст), потребно е да се направи претходно процесирање на истата со цел да се извлечат структурирани релевантни информации. Главната цел на оваа компонента е да ја прикажува содржината на предметите (документи, веб-страници, опис на продукт) која доаѓа од информационите извори, во форма која е соодветна за следниот чекор за процесирање.

- *Генерирање на профил за корисникот*: овој модул ги зема предвид сите податоци кои се однесуваат за најавениот корисник и истите ги генерализира со цел да генерира односно дефинира кориснички профил за најавениот корисник.

- *Филтрирање*: овој модул ги зема предвид податоците кои ги содржи корисничкиот профил на најавениот корисник, кои се користат при донесување одлуки при процесот на давање препораки.

Во склоп на првиот чекор може да се користат различни техники за пребарување на информации, при што како резултат од комплетирањето на првиот чекор се добиваат клучни зборови и концепти од неструктурираните податоци (пример текст) со цел да се генерира нивна структурална презентација. Со цел да се конструира и обновува профилот на најавениот корисник, односно корисникот за кого треба да се генерираат препораки, неопходно е да се земе предвид неговото однесување и неговите реакции во минатото. Реакциите на корисникот, главно може да се категоризираат во две групи: позитивни и негативни информации.

Две различни техники може да бидат адаптирани за евидентирање на реакцијата на корисникот. Во случај кога системот побарува од корисниците да внесуваат експлицитна оценка / мислење на одредена содржина, тогаш станува збор за експлицитна реакција. Аналогно на тоа, имплицитната реакција не побарува одредена активност од корисникот, туку се добива со следење на активностите на корисникот, неговите чекори и постапки за

време на користењето на системот. Главно, постојат три пристапи кои се користат за добивање на експлицитна реакција од корисникот:

- *Ми се допаѓа / не ми се допаѓа*: содржините се класифицираат како „релевантни“ или „нерелевантни“ врз основа на мислењето на корисникот.

- *Рејтинг*: нумеричка листа со конечен број вредности најчесто адаптирана за оценување на корисноста и адекватноста на содржините, но исто така не се исклучува можноста од користење на листа со дескриптивни вредности, како малку корисно, средно корисно и многу корисно.

- *Текстуални коментари*: коментарите за единечна содржина се собираат и им се презентираат на корисниците. Текстуалните коментари се корисни, но во одредени случаи може да ги оптоваруваат активните корисници бидејќи тие треба да ги читаат сите коментари и евентуално да дадат одговори на некои од нив.

Експлицитната реакција има повеќе предности, како: едноставност, можност за адаптирање и користење во повеќе ситуации.

Имплицитната реакција се базира на самото однесување на корисникот и преземените чекори и активности во текот на користењето на системот, како посетување на содржини, нивно зачувување, печатење, означување, маркирање и сл. Нивната главна предност е тоа што побаруваат дополнително внимание и ангажирање на корисниците да даваат одредени одговори.

Овој тип на филтрирање, во споредба со другите типови, има неколку предности, како:

- *Независност на корисниците*: овие системи ги следат активностите на корисниците и врз основа на тоа генерираат рејтинг за секој корисник. За разлика од тоа, кај методите кои користат колаборативно филтрирање неопходен е рејтингот од останатите корисници со цел да се детерминираат сличните профили на најавениот корисник.
- *Транспарентност*: објаснувањето за тоа како системот за давање препораки работи може да биде дадено преку опис даден од останатите корисници, врз основа на што содржините се набројуваат во листата за давање препораки. За разлика од тоа,

колаборативните системи се т.н. црни кутии бидејќи единствено објаснување за нивните активности е дека непознати корисници со слични интереси и потреби дале позитивна оценка на содржината која се препорачува.

- *Нови содржини*: способност за препорачување содржини без истите да бидат рангирани или тагирани од корисниците, што не е случај кај системите кои користат колаборативно филтрирање, каде сè додека содржината не е тагирана од некој корисник, истата не е видлива за системот и нема да биде препорачана на корисниците, независно колку е квалитетна или адекватна.
- *Имплицитната реакција* на корисниците е доволна за дефинирање на корисничкиот профил, а со зголемување на количината на податоци за соодветниот корисник, перформансите на системите за препораки базирани на содржина се сè поголеми.

Како недостатоци на овој тип на препорачување се:

- *Ограничена анализа на содржината*: техниките базирани на содржина имаат природно ограничување во бројот и типот на карактеристики на содржини кои ги земаат предвид.
- *Не се склони на нестандартни појави*: овие техники се идеални кога работат со податочни множества со стандардна структура и со предвидени ситуации, но немаат склоност да се прилагодат во случај кога ќе се појават некои непредвидени ситуации.
- *Нови корисници*: неопходно е да се соберат доволен број рејтинзи за да системот добро се прилагоди на потребите на новите корисници. Со други зборови, ако има мал број поставени рејтинзи од страна на новиот корисник, системот нема да биде во можност да даде веродостојна препорака.

Содржинско-базираните техники препорачуваат содржини кои се слични на содржините што корисникот ги има користено во минатото. Овие техники донесуваат одлуки врз основа на индивидуални информации, притоа игнорирајќи ги влијанијата и однесувањето на другите корисници [94]. Во системите за давање препораки каде се имплементирани овие техники, содржините се опишуваат преку заедничко множество од атрибути. Потребите и интересите на корисниците се одредуваат со проучување на

релацијата помеѓу рејтингот на содржините и соодветните атрибути кои се однесуваат на содржините. Токму поради тоа, корисниците може да добијат соодветни препораки без влијанието од другите корисници. Според Bergmann [95], содржинско-базираните техники може да се категоризираат во две групи:

1. Техники базирани на сценарио.
2. Техники базирани на атрибути.

4.1.7 Техниките базирани на сценарио

Техниките базирани на сценарио препорачуваат содржини кои имаат највисок степен на корелација со содржините кои корисникот претходно позитивно ги оценил. Овие техники се корисни за насочување на корисниците со цел постигнување на нивните научни цели. Овие техники се доменско-зависни, не ја анализираат содржината, а квалитетот на дадените препораки зависи од бројот на рејтинзи што ги има поставено корисникот. Тоа значи дека содржините нема да можат да се препорачуваат на корисници кои немаат поставено рејтинзи за наставните содржини, што е голем недостаток на овие техники. Техниките базирани на сценарио имаат за цел да развијат решение за студентите и да дадат објаснување дали решението го задоволува или не го задоволува предложеното решение.

Има голем број трудови фокусирани на различни аспекти на техниките базирани на сценарио кои се дизајнирани со цел да им помогнат на студентите или професорите. Во тој контекст, Pixed⁹ е адаптивен систем кој ги имплементира методите базирани на сценарио [96]. Системот претпоставува дека секој корисник најдобро знае до кој степен има совладано одредена наставна содржина и колку тоа знаење може практично да го искористи. Студентите го надоградуваат своето знаење преку интеракција со околината и останатите корисници, трудејќи се да добијат што е можно повеќе податоци и знаење. Авторите во [97], [177], [178] предлагаат развој на когнитивен модел за тоа како корисниците ги разрешуваат проблемите во дадена област и потоа користење на моделот за разрешување на проблеми, и од гледна точка на најавениот студент (се користи неговиот кориснички профил) и од гледна точка на експерт (претставен преку експертски

⁹Project Integrating eXperience in Distance Learning

модел). Истражувањето на Funk и Conlan [98] има многу заеднички аспекти со Pixed [97]. Тие имаат прилично иста цел: да го користат одговорот од слушателите со цел да се адаптира околината за учење. Одговорот од слушателите може да се добие на два начина: директен одговор кој се дава за време на процесот на учење во форма на коментар и одговор кој се дава по завршувањето на процесот на учење со цел да придонесе за интегрирање во препорачаните курсеви, со споредување на резултатите на слушателите со резултатите од други случаи. Во истиот труд, авторите ги поврзуваат техниките базирани на сценарио со техники на филтрирање со цел креирање на кориснички профил на слушателот врз основа на одговорите кои ги имаат дадено. Авторите во [99], [179] предлагаат користење на техники базирани на сценарио со цел генерирање на распоред со инструкции врз основа на секвенците кои се зачувани во логот на активности кој се чува за секој корисник.

4.1.8 Техники базирани на атрибути

Техниките базирани на атрибути препорачуваат содржини врз основа на споредување и наоѓање на сличност помеѓу атрибутите на содржините и корисничките профили. Со користење на овие техники се избегнува cold-start проблемот при додавање на нова содржина или нов корисник, но се појавуваат одредени недостатоци при промена на профилот на корисниците. Корисниците може секогаш да го контролираат процесот на давање препораки преку промена на податоците во својот кориснички профил. Сериозен недостаток е тоа што давањето на препораки базирани на атрибути е статичен процес кој зависи само од податоците на корисничките профили, а притоа не се земаат предвид останатите податоци, како податоци од опкружувањето, однесувањето на сличните корисници и сл. Токму поради тоа оваа техника не може да понуди задоволувачки персонализирани препораки. Техниките базирани на атрибути работат единствено со информации кои може да се опишат со категории, односно може да се категоризираат. Тоа подразбира дека мултимедијалните содржини, како аудио и видеоматеријалите, најпрво треба да се категоризираат. Ова подразбира моделирање на категории што може да претставува сериозно ограничување на околните за учење. Друг проблем настанува кога корисниците не ги обновуваат редовно податоците во своите кориснички профили.

4.2 Association Rule Mining

ARM (Association Rule Mining) техниките [101], [180], [181] се често користени техники за детерминирање на релациите помеѓу содржините кои се зачувани во базата на податоци. AR се состои од претходник (од левата страна) и следбеник (од десната страна). Пресекот помеѓу претходникот и следбеникот е празен.

Изразот $X \Rightarrow Y$ ја претставува корелацијата помеѓу содржините (вредностите на атрибутите) во базата. Повеќето од овие алгоритми бараат дефинирање на најмалку две ограничувања: минималната поддршка и минималната доверба. Поддршката S се дефинира преку веројатноста дека ентитетот ќе ги задоволи X и Y . Довербата е дефинирана како веројатноста дека ќе биде задоволено Y откако е задоволено X . Поради тоа, целта е да се дефинираат заеднички правила што ќе ги задоволат ограничувањата (минималната поддршка и довербата). Association rule mining беше имплементиран во системите за е-учење со цел интелегентно препорачување на on-line активности на слушателите врз основа на акциите кои ги презеле останатите слушатели, а притоа ја подобриле навигацијата низ курсевите и редоследот на користење на материјалите кои се составен дел од курсот [102]. Овие техники може да се користат за моделирање на корисничките профили на слушателите и за извршување на следните активности:

- Откривање на интересни и корисни информации за корисниците на системите за е-учење кои би биле достапни за авторите на курсевите [26].
- Автоматско водење на активностите на корисниците и интелегентно препорачување на активност во веб-базираните курсеви [79].
- Детерминирање на корисна содржина за корисниците [103], [182], [183].
- Идентификување на атрибути како и одредување на недоследност помеѓу две групи слушатели [104].
- Развој на агенти за давање препораки за on-line активности [18].
- Детерминирање на релацијата помеѓу наставните содржини и материјали кои се наоѓаат во големо податочно множество [19].
- Пронаоѓање на заеднички грешки на корисниците кои често се повторуваат [105].

Поголем дел од субјективните пристапи го земаат предвид и учеството односно активноста на корисниците, со цел да ги детерминираат нивните интереси. Притоа, предвид го земаат и нивното предзнаење. Оттука, субјективните метрики се многу значајни и имаат забележително влијание [106]. Притоа, се разликуваат два типа на субјективни метрики:

- Unexpectedness: правилата се интересни ако се непознати за слушателите или ако противречат на познавањето на слушателите.
- Actionability: правилата се интересни ако слушателите можат да направат нешто со нив што ќе биде од нивна полза.

Има неколку истражувања кои се посветени на користењето на association rule mining и давање препораки во системите за е-учење. Авторите во [105], [184], [185] користат поврзани правила надополнети со традиционални SQL прашалници. Нивната цел е да ги детерминираат најчестите грешки кои ги прават повеќето слушатели. Авторите во [109] предлагаат онтологиско-базирана рамка и откривање на поврзани правила со користење на Apriori алгоритмот. Базирајќи се на онтологиско-базираната рамка, системот ги филтрира наставните материјали кои се најсоодветни за слушателите. Авторите во [107] промовираат алатка за анализа на профилот на корисниците врз основа на поврзани делови на материјали и секвенци помеѓу нив. Оваа структура им овозможува на наставниците да детерминираат кои делови од наставната содржина се повеќе користени, а кои помалку користени од слушателите. Сличен пристап се користи и во [108], [186] со таа разлика што авторите предлагаат и користење на алатка за наоѓање на разликите помеѓу две различни групи слушатели. Преку [110], [187] авторите предлагаат користење на генетско програмирање кое предвид ги зема и граматичките правила, но и техники за повеќеобјективна оптимизација со цел детерминирање на корисни правила за користење на содржините од корисниците. Поврзани правила кои се користат за одредување на операцијата која треба да се преземе со цел да се изгради моделот на слушателот на најуспешен начин се фокус на истражувањето на авторите во [111].

4.3 Преглед на литература

Во продолжение следува преглед на истражувања каде се искористени некои од погореспоменатите типови на системи за давање препораки.

Пристап	Техники	Наслов на истражување	Автори
Content-based	Clustering	User modeling for adaptive news access	Billsus & Pazzani (2000)
	Clustering	Content-based recommendation in e-commerce	Xu et al. (2005)
	KNN	Fab: content-based, collaborative recommendation	Balabanovic & Shodan (1997)
	Artificial Neural Network	Novelty and redundancy detection in adaptive filtering	Zhang, Callan & Minka (2002)
	Bayesian	Content-based book recommending using learning for text categorization	Mooney & Roy (2000)
Collaborative filtering	Web mining	A personalized recommender system based on web usage mining and decision tree induction	Cho, Kim & Kim (2002)
	Web mining	Application of web usage mining and product taxonomy to collaborative recommendation	Cho & Kim (2004)
	Association Rule Mining	A click stream-based collaborative filtering personalization model: toward a better performance	Kim, Atluri, Bieber, Adam, Yesha & Im (2004)
	Clustering	Eigentasete: a constant time collaborative filtering algorithm	Goldberg, Roeder, Gupta & Perkins (2001)
	KNN algorithm and improved one	Scouts, promoters and connectors> the role of rating in nearest neighbor collaborative filtering	Mojan, Keller & Ramakrishnan (2007)
	Maximum Entropy	A maximum entropy approach to collaborative filtering in dynamic, sparse, high-dimensional domains	Pavlov & Pennock (2002)
	Latent Semantic Analysis	Latent semantic models for collaborative filtering	Hofmann (2004)
	Support Vector Machine	Recommender Systems using support vector machines	Min & Han (2005)
	Linear Regression	Collaborative filtering using regression-based approach	Vucetic & Ovradovic (2005)

	Markov Process	An MDP-based recommender system	Shani, Heckerman & Brafman (2005)
Knowledge-based	Case-based recommendation	Feature selection methods for conversational recommender systems	Mirzadeh, Ricci & Bansal (2005)
	Case-based recommendation	Acquiring and revising preferences in a critique-based mobile recommender system	Ricci & Quang Ngat (2007)
	Case-based recommendation	Compound critiques for conversational recommender system	Smythm McGinty, Reilly & McCarthy (2004)
	Constraint-based recommendation	The VITA financial service sale support environment	Felfernig, Isak, Szabo & Zachar (2007)
	Constraint-based recommendation	A personalized system for conversational recommendations	Thompson, Goker & Langley (2004)
Hybrid	Clustering	A new approach for combining content-based and collaborative filters	Kim, Li, Park, Kim & Kim (2006)
	Probabilistic model	Probabilistic models for unified collaborative and content-based recommendation in sparse data environments	Popesul, Ungar, Pennock & Lawrence (2001)
	Manimum Entropy	A maximum entropy web recommendation system: combining collaborative and content feature	Jin, Zhou & Mobasher (2005)

Табела 4: Преглед на истражувања кои се однесуваат на системи за давање препораки

4.4 Техники на податочно рударење кои се користат во системите за давање препораки

Системите за давање препораки применуваат техники и методологии од други слични области, како интеракција компјутер-корисник или пребарување информации, кои пак можеме да ги идентификуваме преку техниките за податочно рударење. Процесот на податочно рударење главно се состои од три фази: процесирање на податоците, анализа на податоците и интерпретирање на резултатите.

4.4.1 Препроцесирање на податоци

Податоците можеме да ги дефинираме како колекција на објекти со свои атрибути, при што атрибутите се дефинирани како карактеристики односно ознаки на објектите. Поради комплексноста на податоците, тие мора да се препроцесираат, односно да се филтрираат, коригираат или да се трансформираат во друг формат со цел да можат да бидат анализирани од страна на системите. Во продолжение се опишани три значајни аспекти кои треба да се земат предвид при дизајнирање на систем за препорачување: метрики за одредување на сличноста, одделување на податоците со намалување на големите колекции на податоци и најчесто користените техники на редуцирање на димензионалноста на податоците.

4.4.1.1 Метрики за одредување сличност

Еден од најчесто користените пристапи кај системите за препрачување кои користат колаборативно е kNN класификаторот, кој е во тесна корелација со метриците за одредување сличност или растојание. Наједноставна и најчесто користена метрика за одредување сличност односно меѓусебно растојание е Euclidean Distance:

$$d(x,y) = \sqrt{\sum_{k=1}^n (X_k - Y_k)^2}$$

Во формулата, n е бројот на димензиите (атрибутите) и x_k и y_k се k -ти атрибути (компоненти) на податочните објекти x и y , ретроспективно.

Minkowski Distance е генерализација на Euclidean Distance:

$$d(x,y) = (\sum_{k=1}^n |X_k - Y_k|^r)^{1/r}$$

Тука, r е степенот на растојание.

Следна често користена метрика е Mahalanobis distance, која се дефинира како

$$d(x,y) = \sqrt{(x - y)^T \Sigma^{-1} (x - y)}$$

Каде Σ е коваријансна податочна матрица.

Друг многу често користен пристап е претставување на содржините како вектори во n -димензионален простор и споредување на нивната сличност со мерење на косинусот на аголот што тие го оформуваат:

$$\cos(x,y) = \frac{(x,y)}{\|x\|\|y\|}$$

Во овој случај, x претставува векторска точка, додека $\|x\|$ претставува нормата на векторот x . Оваа сличност е позната како cosine similarity или LS Norm.

Сличноста помеѓу содржините исто така може да биде претставена и преку нивната корелација, што е мерка за линеарната релација помеѓу објектите. Иако има повеќе корелациони коефициенти кои можат да се користат, сепак Pearson коефициентот за корелација е најчесто користен. За дадена коваријанса на податочни точки x и y , и нивна стандардна девијација σ , коефициентот на Pearson корелацијата може да се пресмета според:

$$Person(x,y) = \frac{\Sigma(x,y)}{\sigma_x \sigma_y}$$

Speratus et al. [69], во склоп на неговото пообсежно истражување, направи споредба на погореспомнатите метрики за пресметување на сличност, при што како најефикасен пристап го оценува Cosine similarity.

4.4.1.2 Сегментирање

Сегментирањето е значајна техника која се користи во системите за податочна рударење за селектирање на подмножество на релевантни податоци од големо податочно множество. Оваа техника се користи и во процесот на препроцесирање на податоците, но и при нивното интерпретирање. Сегментирањето се користи пред сè поради фактот што доколку пресметувањето на сличност се имплементира врз големо податочно множество кое може да содржи и нерелевантни податоци, би било многу неефикасно и непрактично. Наједноставна техника за сегментирање е т.н. случајно сегментирање, каде секоја содржина има подеднакви шанси да биде селектирана односно отфрлена. Стратификуваната сегментација ги дели податоците на неколку независни целини. Најчесто користениот пристап за сегментирање се состои од користење на сегментирање

без промени: кога одредена содржина е селектирана, таа ќе биде отстранета. Покрај тоа, можеен е и пристап со промени, при што содржината може да биде селектирана повеќе пати без да биде отстранета.

4.4.1.3 Редуцирање на димензионалноста

Честа практика кај системите за давање препораки е користење на податочни множества со карактеристики кои дефинираат високодимензионален простор, но исто така и многу оскудни информации, на пример ограничен број на карактеристики за објект. Поимите густина и растојание помеѓу точките, кои се критични за сегментација, стануваат помалку значајни во високодимензионален простор. Ова е познато како Curse of Dimensionality. Техниките за намалување на димензионалноста помагаат за надминување на овој проблем со трансформирање на оригиналниот високодимензионален простор во простор со пониски димензии. Два најрелевантни алгоритми за намалување на димензионалноста се Principal Component Analysis (PCA) и Singular Value Decomposition (SVD).

4.4.1.4 Denoising

Податочните множества кои се користат во процесите на податочно рударење може да бидат склони на различни типови на препреки, како на пример пропуштени вредности. Denoising е многу значаен чекор во предпроцесирачкиот процес на податоците, бидејќи има силно влијание врз процесот на отстранување на несаканите ефекти во податочните множества.

4.5 Класификација

Класификацијата претставува мапирање помеѓу просторот на карактеристики и просторот за означување, при што просторот со карактеристики ги означува карактеристиките на елементите кои треба да се класифицираат, додека просторот за означување ги означува класите. Во тој контекст, наставните содржини може да се класифицираат во две категории (адекватни, неадекватни) врз основа на бројот на карактеристики кои ги опишуваат истите. Има поголем број типови на класификатори, кои главно се групираат во две групи: со надзор и без надзор. Во класификаторите со

надзор, множеството од ознаки или категории е веќе дефинирано, што не е случај кај класификаторите без надзор.

4.5.1 Nearest Neighbors

Instance-based класификаторите работат на тој начин што зачувуваат записи од претходните активности и врз основа на тие податоци носат одлуки за класата која треба да ја одредеат за новите случаи. Најпопуларен instance-based класификатор е Nearest neighbor classifier (kNN). За дадена точка која треба да биде класифицирана, kNN класификаторот ги наоѓа најблиските k точки како записи од претходните активности и му додава соодветна класа.

За дадена точка q за која треба да се одреди класа l , и множество на записи $X = \{\{X_1, L_1\} \dots \{X_n\}\}$, каде X_j и j -тиот елемент и L_j е класата, kNN ќе најде подмножество $Y = \{\{Y_1, L_1\} \dots \{Y_k\}\}$ при што $Y \in X$. Y ги содржи k точките во X кои се најблиску до точката q . Потоа, класата за q е $l = f(\{l_1 \dots l_k\})$

4.5.2 Decision Tree

Decision Tree е класификатор кој има структура на дрво. Содржините кои треба да се класифицираат се состојат од атрибути и соодветни вредности на атрибутите. Јазол на дрвото може да биде:

- Јазол за одлука: во овие јазли се тестира единечен атрибут-вредност.
- Јазол – лист: ја претставува вредноста на таргетираниот атрибут.

Има поголем број алгоритми кои го користат овој тип на класификатор: Hunts Algorithm, CART, ID3, C4.5, SLIQ, SPRINT.

4.5.3 Ruled-based класификатор

Овој класификатор ги класификува податоците со користење на if... then, при што предвид се земаат одредени правила според кои се прави класифицирањето во синергија со дополнителни атрибути. Дадено правило r опфаќа дадена инстанца x ако атрибутите на инстанцата го задоволуваат условот на правилото r . Предноста на овој тип класификатори е тоа што се особено експресивни сè додека оперираат со атрибути без никакви

трансформации, едноставни се за интерпретирање, лесни за генерирање и може да класифицираат нови инстанци прилично ефикасно.

4.5.4 Bayesian Classifiers

Bayesian Classifier се користи за разрешување на проблеми кои се однесуваат на класификација. Одлуката за класификација се донесува врз основа на условна веројатност и на Bayes-овата теорема. Според овој класификатор, секој атрибут и класа се идентификувани преку случајни променливи. За даден запис со N атрибути (A_1, A_2, \dots, A_n) , целта е да се предвиди класа C_k .

4.5.5 Artificial Neural Networks

Artificial Neural Networks (АНН) е спој од меѓусебно поврзани темиња и тежински линкови. Темињата се нарекуваат неурони. Овие едноставни функционални единици се дел од мрежа која има способност да ги детерминира проблемите при класификација.

4.5.6 Support Vector Machines

Целта на Support Vector Machines класификаторот е да ја одреди линеарната граница која ги одделува податоците на тој начин што би ги максимизирала маргините. Со други зборови, ако се разгледува сепарацијата на две класи во две димензии, може да се воочи дека има многу можни гранични линии кои може да направат сепарација на две класи. Притоа, секоја гранична линија има поврзани маргини. Линеарната сепарација на класите се прави со функцијата: $w \cdot x + b = 0$.

4.6 Прикажување содржини

Содржините кои може да бидат препорачани на корисниците се претставени преку множество на карактеристики кои се познати и како атрибути. Кога секоја содржина е опишана со исто множество на атрибути, а има познато множество на вредности кои може да ги имаат атрибутите, содржината е претставена преку структурални податоци. Во овој случај, поголем број на ML алгоритми може да се користат за да се проучуваат корисничките профили [69].

Во поголем број системи кои се базирани на содржина, описот на предметите се прави преку содржини екстатирани од веб-страници, опис на предмети и сл. За разлика од податоците со јасна структура, податоците без структура не содржат атрибути со добро дефинирани вредности. Од друга страна, текстуалните содржини многу често се соочуваат и со следните проблеми:

- Полисеми – присуство на зборови кои имаат повеќе значења.
- Синоними – повеќе зборови кои имаат исто значење.

Ако се земат предвид тие ограничувања, некои релевантни информации може да бидат пропуштени доколку профилите не содржат точни клучни зборови кои треба да се пребаруваат во содржините, или пак да се препорачаат погрешни и нерелевантни содржини.

Семантичката анализа и нејзината интеграција е еден од најиновативните пристапи кој се користи за разрешување на споменатите ограничувања. Главната идеја на оваа анализа е адаптирање врз база на знаења, како користење на лексикони или онтологии.

4.6.1 Vector Space Model базиран на клучни зборови

Голем дел од системите за препорачување базирани на содржини користат релативно едноставни модели, како на пример споредување и наоѓање сличност помеѓу клучни зборови или Vector Space Model (VSM) со основни TF-IDF тежински фактор. VSM претставува просторна репрезентација на текстуални документи. Притоа, секој документ е прикажан како вектор во n -димензионален простор, каде секоја димензија кореспондира со поим од даден документ. Да претпоставиме дека $D = \{d_1, d_2, \dots, d_n\}$ е множество на документи и $T = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$ е множество на зборови. Множеството T е генерирано со користење на стандардни операции за процесирање на текстуални датотеки, како токенизација, отстранување на зборови кои немаат никакво значење и сл. Секој документ d_j е прикажан како вектор во n -димензионалниот векторски простор, а $d_j = \{w_{1j}, w_{2j}, \dots, w_{nj}\}$, каде w_{kj} е тежинскиот фактор за поимот t_k во документот d_j . Прикажувањето на документот во VSM се соочува со два предизвици: пресметување на тежинскиот фактор на поимите и одредување на векторот на сличност. Најчесто користената шема за

детерминирање на тежинскиот фактор, TF-IDF се базира на емпириска опсервација на текстот [79]:

- Поимите кои ретко се среќаваат не се помалку релевантни во споредба со поимите кои почесто се среќаваат во рамките на истиот текст (IDF претпоставка).
- Повеќекратното појавување на одреден поим во рамки на документот не е помалку релевантно од единечното појавување (TF претпоставка).

Со други зборови, за термините кои често се појавуваат во еден документ но поретко во останатите документи, е поверодостојно дека се релевантни да го означуваат самиот документ. Со нормализацијата им се дава можност на поголемите документи да бидат опфатени од процесот на пребарување на информации. При тоа, важат следните формули:

$$TF-IDF(t_k, d_j) = TF(T_k, D_j) * \log \frac{N}{n_k}$$

Каде N го означува вкупниот број документи, додека n_k го означува бројот на документи во кои терминот t_k се појавува барем еднаш.

$$TF(T_k, D_j) = \frac{f_{k,j}}{\max_z f_{z,j}}$$

Каде максимумот се пресметува преку фреквенциите $f_{k,j}$ на сите термини t_z кои се појавуваат во документот d_j . Со цел вредноста на тежините да биде во рамките од 0 до 1, тежинските коефициенти се нормализираат со помош на косинус нормализација:

$$W_{k,j} = \frac{TF-IDF(t_k, d_j)}{\sqrt{\sum_{s=1}^{|T|} TF-IDF(t_k, d_j)^2}}$$

Потоа, се користи cosine similarity за одредување на сличност со цел одредување на сличност помеѓу два документа:

$$sim(d_i, d_j) = \frac{\sum_k W_{ki} * W_{kj}}{\sqrt{\sum_k W_{ki}^2} * \sqrt{\sum_k W_{kj}^2}}$$

Има поголем број системи кои го користат системот за препорачување кој се базира на клучни зборови. При тоа, се издвојуваат Letizia [49], Personal WebWatcher [62, 63], Syskill & Webert [70, 68], ifWeb [4], Amalthea [66], и WebMate [23].

4.7 Предвидување на содржина и рејтинг

Во системите за давање препораки, клучен елемент е препорачување на најсоодветна содржина за најавениот корисник. Дополнително, во случај кога од корисникот се бара да даде рејтинг за одредена содржина, можно е и препорачување на рејтинзи за истата.

4.7.1 Предвидување на соодветна наставна содржина

Предвидувањето кои содржини ќе ги селектира најавениот корисник популарно се нарекува проблем на предвидување на содржини. За овој процес, секоја препорака може да биде класифицирана во една од следните категории:

- True Positive (TP – корисна наставна содржина која му се препорачува на корисникот).
- True Negative (TN – некорисна наставна содржина која не е препорачана на корисникот).
- False Negative (FN – корисна наставна содржина која не е препорачана на корисникот).
- False Positive (FP – некорисна наставна содржина која е препорачана на корисникот).

Врз основа на оваа класификација, развиени се неколку метрики кои се користат за проблемот на предвидување содржини, како precision, recall и F-score. Precision е показател за успешно препорачаните содржини односно содржини кои беа препорачани и прифатени од страна на студентите. Се пресметува како:

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP}$$

Recall или True Positive Rate (TRP) е кратенка за фракција на селектираните содржини кои беа препорачани од системот, а се пресметува според:

$$Recall = TRP = \frac{TP}{TP+FN}$$

F-score се пресметува според следната формула:

$$F\text{-score} = \frac{2 \times \text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} = \frac{2 \times TP}{2 \times TP + FN + FP}$$

Receiver Operating Characteristic или ROC прави споредба на TRP (на вертикална оска) и FPR (на хоризонтална оска), а се пресметува според:

$$FPR = \frac{FP}{FP + TN}$$

4.7.2 Предвидување на рејтинг

Предвидувањето на рејтингот што корисникот би го додал за одредена содржина се означува како проблем за предвидување на рејтинг. За даден корисник u и неговиот историјат на поставување на рејтинзи, системот за давање препораки треба да може да генерира претпоставка P_{uc} за рејтинг кој студентот би го поставил за одредена содржина s .

Root Mean Square Error (RMSE) е најпопуларна метрика која се користи во проблематиката за предвидување на рејтинг. За дадено множество Γ кое се состои од парови корисник – содржина (u, c) за кои се познати рејтинзите, RMSE за предвидените рејтинзи p_{uc} и актуелни рејтинзи r_{uc} , се пресметува според:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{|\Gamma|} \sum_{(u,c) \in \Gamma} (p_{uc} - r_{uc})^2}$$

Во формулата, $|\Gamma|$ ја означува кардиналноста на множеството.

Покрај RMSE, често користена метрика е и Mean Absolute Error (MAE), која се пресметува според формулата:

$$MAE = \frac{1}{|\Gamma|} \sum_{(u,c) \in \Gamma} |p_{uc} - r_{uc}|$$

5. Давање препораки во системите за е-учење

Системите за давање препораки во голема мера зависат од содржината и материјалите со кои располагаат. Притоа, за секоја содржина се развива соодветна стратегија за препорачување на истата бидејќи во некои ситуации стратегијата која се однесува на една содржина не може да се имплементира кај друга содржина [75]. За да се дизајнира еден систем за давање препораки неопходно е на самиот почеток да се дефинираат корисниците на системот како и концептот на самата содржина. Процесите на учење вклучуваат три компоненти: слушатели, наставници и наставни материјали. Од гледна точка на слушателот, учењето претставува активност за добивање информации од наставникот со цел да се постигнат едукативните цели дефинирани од наставникот. Нивото на знаење кое слушателот треба да го достигне врз основа на курсот, во суштина не зависи од квантитетот на наставните содржини кои слушателот ги прочитал, туку од квантитетот на релевантни и корисни содржини кои тој ги користел. Со други зборови, бесцелно е користење на голем број наставни материјали кои немаат тесна релација со наставната содржина која се изучува.

Во системите за е-учење, наставниците внесуваат разни содржини, како текст, мултимедија, симулации, линкови, практични примери и вежби и сл. Сите тие материјали гледани како една целина формираат комплексна структура. Доколку сите тие компоненти му се прикажат на слушателот, без никаков редослед и одредена селекција, тој би имал проблем со користење на истите – како со редоследот, така и со пребарувањето. Покрај тоа, за поголема ефикасност на системите за е-учење неопходно е имплементирање на механизам кој би го мониторира напредокот на корисниците, како и прилагодување на системот врз потребите на корисниците, но и нивните навики и стилови на учење. Идејата за користење на персонални препораки за првпат беше имплементирана во неколку системи за е-трговија во 1997 година ([76], [77]). Истите беа имплементирани со цел да им помогнат на потрошувачите да ги пронајдат продуктите кои им се потребни и кои исполнуваат одредени критериуми врз основа на карактеристиките и потребите на потрошувачите.

Има бројни истражувачи кои се фокусирани на имплементирање на адаптивни системи за

давање препораки во е-учење. Во тој контекст, авторите во [78] даваат опис на механизам кој се користи за организирање на наставните содржини врз основа на доменска онтологија. Техниката која вклучува користење на методи со повеќе атрибути со цел одредување на потребите на корисниците и детерминирање на најсоодветна наставна содржина со цел задоволување на потребите на корисниците е предмет на истражување на [79]. Авторите во [80] презентираат метод за организирање на компонентите и курсевите со користење на хиерархиски организирани правила на концепти. Таквата организираност може да препорача релевантна наставна содржина, но и да им помогне на индивидуите при организирање на планот на учење.

Системите за давање препораки во е-учењето генерираат кориснички профил за секој студент и врз основа на податоците во профилот донесуваат одлуки и препорачуваат наставни содржини. Со други зборови, овие системи располагаат со информации за студентите и нивните активности, има интеракција со системот и врз основа на тоа препорачуваат содржини како трудови, веб-страници, курсеви, лекции, линкови и слични наставни содржини кои може да им излезат пресрет на студентите од една страна, но и да бидат адекватни на нивните интереси и потреби од друга страна [81]. За дизајнирање на ефективен систем за давање препораки кој би се користел во е-учењето, значајно е да се знаат следните карактеристики на студентите и истите да бидат земени предвид при развој на системот:

- научни цели,
- почетно предзнаење,
- стил на учење,
- содржини за кои има поставено рејтинг или таг,
- навигација низ наставните содржини и
- стратегии за учење.

Системите за е-учење потребно е да можат да ги препознаат тие карактеристики на студентите и да селектираат наставни содржини соодветни за потребите на корисниците. За да го дефинираме еден систем за е-учење, кој дава препораки, како ефикасен, тогаш неопходно е тој да се карактеризира со:

- *Способност за прилагодување* – системот треба да селектира најсоодветни наставни материјали и да им ги испорачува и прикажува на корисникот врз основа на неговиот стил на учење, интерес, моментални активности и сл.
- *Способност за препорачување* – системот треба да препорачува наставни содржини кои се адекватни на потребите на студентот во соодветно време.
- *Способност за адаптирање* – системот треба да е во можност да мониторира, планира и моделира различни фази за адаптација на наставните содржини врз основа на потребите и карактеристиките на студентот. Тоа претставува и фаза на инкорпорирање на нови концепти, кои се тестираат и се согледуваат ефектите од нивното имплементирање.
- *Поддршка за континуиран процес на учење* – системот треба да поддржува just-in-time учење, со подобро анализирање на моменталните и идните активности на студентите.
- *Високо ниво на интерактивност* – ефикасниот систем за давање препораки треба да нуди активни, когнитивни и разни начини на интеракција со студентите, поддржани со голем број интерактивни стратегии.
- *Прилагодување на наставните содржини врз основа на стилот на учење на студентите* - студентите се разликуваат по начинот кој учат и по начинот на кој преферираат да ги добиваат информациите. Токму поради тоа, а со цел поголема ефикасност, системите треба да го имаат предвид стилот на учење на студентите, но и да ги прилагодуваат наставните содржини врз основа на најсоодветниот стил на учење на студентот.

Системите за е-учење користат различни техники и методи при давање препораки за следните активности на корисниците, а врз основа на нивните карактеристики, знаење, историјат на користење на системот и сл. Гледано од едукацискиот аспект, системите за давање препораки може да се категоризираат во две групи:

- Ориентирани кон студентот ([82], [83]), со цел да препорачаат позитивни искуства врз основа на нивото на познавања на студентите и нивните потреби.

- Ориентирани кон професорот – со цел да им помогнат на професорите односно авторите на содржините за да ги подобрат функционалностите или перформансите на системите врз основа на податоците кои ги имаат за студентите ([4], [84]).

Секоја стратегија за давање препораки има свои предности и недостатоци.

Колаборативното филтрирање, една од најпопуларните техники кои се користат во системите за е-учење за давање препораки, го испитува мислењето на корисниците во форма на рејтинг на содржините или сервисите. Колаборативното филтрирање им дава препораки на најавените корисници врз основа на активностите на корисниците кои се слични на него. Овој пристап препорачува содржини кои се позитивно оценети од сличните профили на најавениот корисник. Сличноста на профилите се одредува според сличноста на рејтинзите и оценките што ги имаат давано корисниците за содржините во минатото. Со оглед на тоа, многу често овој пристап се поистоветува и како корисник-корисник корелација. Колаборативните системи работат на база на чување на акциите кои ги презеле корисниците или групата во минатото со цел да им даде препорака за нивните идни дејствија [85]. Врз основа на претпоставките дека студентите со слично однесување во минатото (поставување рејтинзи и тагови, користени наставни содржини, движење низ наставните содржини) имаат сличен интерес, системите за колаборативно филтрирање препорачуваат наставни содржини врз основа на однесувањето на сличните профили. Во склоп на истражувањето [86] кое се однесува на давање препораки со користење на колаборативно филтрирање, авторот е фокусиран на факторите кои влијаат врз зголемување односно намалување на мотивацијата на корисниците во системите за е-учење, со користење на Netlogo. Во склоп на [27], авторите предлагаат систем кој во предвид ги зема искуствата и однесувањето на сите корисници и потоа прави нивна компарација со цел препорачување на најсоодветна содржина на корисниците. Овој систем го применува пристапот на колаборативно филтрирање со што се нуди можност за предвидување на најсоодветни содржини за одреден корисник. Во истиот систем сите корисници може да поставуваат нови наставни содржини или линкови од корисни соодветни материјали достапни на веб.

За прво искуство со користење на колаборативното филтрирање во системите за е-учење може да се смета Altered Vista (AV) системот ([87], [88], [89]). Системот ги чува сите

активности на студентите во база. Студентите може да имаат увид врз коментарите што ги имаат поставувано другите студенти и да добијат препораки од системот врз основа на нивниот кориснички профил (предзнаење, научни цели, стил на учење, област од интерес и сл.). AV не нуди повратен одговор за студентите за нивните преземени акции, туку системот нуди алатка за препорачување на најсоодветна следна содржина која би требало да ја проучи студентот. Друг систем кој се користи во склоп на едукативен процес, а користи колаборативно филтрирање е PeerGrader (G) [90]. Целта на овој систем е да им помогне на корисниците да ги подобрат нивните знаења со прегледување и развој на решенија кои ги имаат направено понапредни студенти, а кои имаат слична област на интерес. PG функционира на тој начин што најпрво студентите добиваат листа од задачи и секој студент избира една од нив. Потоа, студентите го поставуваат нивното решение за дадената задача. Одговорите ги разгледуваат и останатите студенти при што можат да дадат свој коментар. После тоа, авторите може да го коригираат своето решение врз основа на поставените коментари и повторно да го постават на сервер. Истовремено, студентот го оценува секој поставен коментар (колку коментарот му помогнал на студентот при корекцијата на неговото решение). Како последен чекор е оценување на решенијата на сите студенти. Со користењето на системот се поттикнува интеракцијата помеѓу студентите, но целиот процес на препорачување може да трае подолг временски период со оглед на тоа што е потребно да се почека одреден временски период додека студентите не постават свои коментари.

Веб-базиран систем кој користи колаборативно филтрирање SwoRD ([91]) го адресира проблемот со одговори на поставени прашања и задачи во форма на долг текст што резултира со повеќе потребно време за нивно прегледување од страна на професорите. Поради тоа, често се случува студентите да не добијат никаков повратен одговор за нивните одговори подолг период. За да се разреши тоа, авторите во [91] имплементираа алгоритам кој користи колаборативно филтрирање. Алгоритмот им сугерира на професорите оценување на одговорите на студентите, со што се поедноставува и се забрзува процесот на ревизија на одговорите. RACOFI системот [92] прави комбинација на два пристапа со интегрирање на техники на колаборативно филтрирање. Системот користи рејтинзи кои ги поставуваат студентите за наставните содржини кои ги имаат користено, со техники кои прават релација помеѓу студентите и наставните содржини врз

основа на поставените рејтинзи од студентите, при што ги користи тие релации за давање препораки. Како недостаток на овој систем може да се смета тоа што авторите го немаат земено предвид педагошкиот аспект при давањето препораки и тоа што нема можност за следење на напредокот на студентите.

Авторите на [93] препорачуваат комбинација од неколку алгоритми за колаборативно филтрирање кои предвид ги имаат профилите од иста виртуелна група (профилите со слични карактеристики) со цел да препорачаат најсоодветни сродни содржини на студентите. Притоа, системот исто така ги зема предвид и рејтинзите поставени од студентите за наставните материјали кои ги имаат користено. Во суштина, техниките кои се базирани на колаборативно филтрирање главно имаат две ограничувања кои имаат влијание врз нивниот квалитет и ефикасност: cold-start проблемот и sparsity проблемот. Sparsity ограничувањето се актуализира кога достапните податоци се недоволни да се идентификуваат слични содржини или да селектираат слични корисници, што е резултат на недоволниот број содржини односно корисници. Во тој случај, системите за давање препораки кои користат колаборативно филтрирање имаат потешкотии за одредување на сличности и давање препораки, дури и кога корисниците се активни и секој од нив има поставено свој рејтинг или таг на некоја од содржините.

6. Тагови

За подобрување на квалитетот на дадените препораки, сè почесто во пракса се користат мета-податоци односно информации кои ја опишуваат содржината на наставните материјали, категоризираат и истакнуваат одредени клучни аспекти во наставната содржина. Таговите може да се дефинираат и како краток текст кој се користи за подетално дообјаснување на одреден поим, содржина или документ [34]. Тие им помагаат на индивидуите полесно да ги запомнат и организираат информациите, а истовремено се и моќна алатка која се користи за навигација низ содржините и им помага на индивидуите да споделуваат и откриваат нови информации кои се поставени од други индивидуи. Освен помагање на корисниците за организирање на нивните колекции, таговите може да се поистоветуваат со кориснички изрази за истакнување на мислењето, додека тагирањето може да се дефинира како рангирање на одредени информации или содржини [130]. Врз основа на тоа мислење, може да се заклучи дека таговите може да се користат во процесот на давање препораки.

Три главни извори од кои може да се генерираат тагови се: таг профил на ресурсите (множество на тагови поставени за одреден ресурс), таг профил на корисник (таговите кои корисникот ги има поставено за сите ресурси) и наслов на ресурсот. Главно, има неколку типови на тагови:

- *Персонални тагови*: тагови кои корисникот ги има поставено за содржини во рамките на еден систем. Овие тагови го дефинираат персоналниот историјат на тагирање на самиот корисник и истите не се достапни за останатите корисници на истиот систем. На пример, корисниците на Gmail може да додаваат свои тагови за означување на нивните пораки и истите тагови не се видливи за другите корисници. Друг пример е систем за електронско учење каде корисниците поставуваат тагови за одредени наставни содржини, но тие тагови не се видливи за другите корисници на системот туку само за корисникот кој ги поставил тие тагови.
- *Социјални тагови*: клучни зборови генерирани од корисниците на разни интернет платформи кои се користат за опишување и категоризирање на

објекти, концепти или идеи. Кај некои платформи, други корисници може да ги оценуваат таговите кои веќе се внесени во системот од страна на корисници кои претходно го користеле системот, со тоа што додаваат дополнителен социјален аспект на таговите. На пример, Amazon.com им овозможува на корисниците да поставуваат тагови на поголемиот дел од производите кои се продаваат, а со тоа останатите посетители на сајтот имаат информација за мислењето на другите корисници. Социјалните тагови се користат и кај платформите за споделување на корисни веб-страници и ресурси, при што корисниците може да додаваат тагови за опишување на содржината на веб-страницата.

- *Семантички тагови*: тагови добиени од анализирање на содржината на ресурсите кои веќе се означени од страна на корисниците со персонални или со социјални тагови. Ова множество е генерирано со семантичка анализа на текстот на самите ресурси кои се тагирани.

Системите кои користат тагови ја постигнаа својата популарност пред сè поради можноста за категоризирање и селектирање на ресурсите врз основа на таговите кои ги поставуваат корисниците. Истовремено, корисниците стануваат и активни учесници и модератори на ефикасноста на системот.

6.1 Тагирање

Тагирањето може да се дефинира како начин и процес на организирање на информациите и податоците преку поставување тагови. Неколку поставени тагови за исти содржини креираат релација помеѓу хетерогените податочни множества и корисниците, што понатаму може да се користат за препорачување на содржини, за детерминирање на потребите на корисниците и сл. Благодарение на таговите, традиционалната хиерархија на податочните структури, дизајнирана врз основа на директориумите креирани од администраторот, е заменета со флексибилна таксономија базирана на таговите поставени од самите корисници. Тагирањето го надминува проблемот на класификација, каде секој ресурс треба да се додаде на точна позиција на хиерархијата, во состојба во која секој ресурс е категоризиран врз основа на таговите и категориите кои се дефинирани од самите корисници [129, 130]. Една значајна и позитивна карактеристика на тагирањето е

непостоењето на веќе дефинирани шеми, правила и шаблони за класификација, со што се намалуваат ограничувањата на корисниците [130].

Колаборативното тагирање е процес што им овозможува на повеќе корисници да обележат, потенцираат или истакнат одредена содржина со описни клучни зборови, т.н. тагови [127, 128]. Таговите не се новитет, но во последните години растечки е трендот на нивно користење со цел класифицирање на содржини, пребарување и споделување на информации [127, 128]. Едноставноста и флексибилноста на тагирањето им овозможува на корисниците колаборативно да креираат ознаки и да обележуваат голем број содржини, додавајќи им атрибути кои служат како дообјаснување на содржината или пренесување свое мислење односно искуство. Колаборативното тагирање е многу популарен пристап за менаџирање на информации. Таговите поставени преку едноставни текстуални полиња им овозможуваат на корисниците на едноставен начин да креираат складишта и референци за веб-содржини, како што е примерот со референцирање на научна литература во CiteULike, обележување на содржини во Delicious или поставување на прашања од областа на програмирањето во Stack Overflow.

Голем е бројот на системи базирани на тагирање кои се развиени во последните години. Голем процент од нив се базираат на принципот на додавање на тагови со користење на слободно текстуално поле. Притоа, има неколку значајни димензии кои се однесуваат на таговите:

- *Споделување на тагови* – оваа димензија го опишува степенот до кој таговите кои се поставени од некој корисник се прикажуваат на другите корисници на системот. Притоа, во целосно приватни системи како што е Gmail, таговите се видливи единствено само за корисникот што ги има поставено. За разлика од нив, во системите кои поддржуваат целосно отворено споделување, таговите поставени од еден корисник се видливи и за останатите корисници на системот. Средина на двата типа системи е можност корисникот да ги дефинира ограничувањата на видливоста на таговите кои тој ги има поставено.
- *Пермисии за тагирање* – веројатно најзначајната карактеристика на системите за тагирање е ограничувањето за групно тагирање. Системите за тагирање може да бидат ограничени на самотагирање каде корисниците може да поставуваат тагови

само за своите ресурси (пример Technorati) или слободно тагирање каде корисниците може да поставуваат тагови за сите ресурси (пример Yahoo! Podcasts). Покрај овие два типа тагирање има и системи кои овозможуваат тагирање на одреден тип ресурси и системи кои прават ограничување при тагирање врз основа на корисничките профили.

Со други зборови, системите може да ограничуваат кои типови на корисници може да поставуваат тагови, како и кои корисници можат да отстрануваат или едитираат тагови. Исто така, системите може да направат селекција на наставни материјали кои можат да бидат тагирани. Пермисиите за тагирање можат да се класифицираат во следните групи:

- *Тагирање на свои ресурси*: корисниците може да поставуваат тагови единствено само на своите содржини (пример <http://www.technorati.com>).
 - *Ограничување на пермисии* – корисниците може да одлучат кои корисници или групи на корисници смеат да поставуваат тагови на нивните содржини (пример Flickr.com).
 - *Без ограничување на пермисии* – корисниците можат да поставуваат тагови на сите достапни содржини.
- *Селектирање на тагови* – системите кои дозволуваат споделување на тагови реално не се во можност да ги прикажат сите поставени тагови за секоја содржина, бидејќи нивниот број, во зависност од бројот на корисници и нивната активност, може да биде навистина голем. Токму поради тоа се јавува потреба од селектирање на мал број тагови кои треба да се прикажат. Некои системи прикажуваат мета-податоци кои се однесуваат на таговите, на пример колку пати тагот се повторува во системот, или колку корисници поставиле ист таг за иста содржина и сл. Некои системи вклучуваат анализирање на профилот на најавениот корисник и селектирање на тагови врз основа на неговиот профил.
- *Авторизација на содржина* – голем дел од системите функционираат на тој начин што авторот на содржината може да одлучува за ограничувањата на тагирањето на неговата содржина. Во таа насока, корисниците на Flickr поставуваат тагови само

за содржините односно сликите кои тие ги имаат поставено, додека во системи како Listal и Amazon, освен за сопствените содржини, корисниците може да поставуваат тагови и за содржини кои не се поставени од нив. Овој аспект има значително влијание врз процесот на колаборативно филтрирање базирано на тагови.

- *Рамка на делување на тагови* – оваа димензија дефинира дали поставениот таг за одредена содржина е поставен од одреден корисник или тагот дополнително е споделен од поголем број корисници. Оваа димензија ги опфаќа следните аспекти:
 - Broad - во овој случај, системот им овозможува на корисниците да поставуваат еден или повеќе тагови за одредена содржина, при што секој таг е прикажан како <корисник, содржина, таг>. Авторот на тагот може да прави и негова модификација.
 - Narrow - во овој случај не е можно корисниците да поставуваат тагови, туку тие се поставени од авторот на содржината, при што таговите се прикажани како <содржина, таг>. Модификацијата на таговите е единствено достапна за авторот на содржината.

- *Агрегацијата на таговите* - голем број на системи овозможуваат повторување на тагови за ист ресурс, што ќе резултира со голем број на исти тагови поставени за соодветен ресурс од различни корисници. Алтернативно голем број системи прават контрола за повторување на тагови. Врз основа на оваа димензија, може да се направи дистинкција на две групи:
 - Bag-model: исти тагови може да се постават за соодветна содржина повеќе пати, како што е пример во Delicious.
 - Set-model: таговите се уникатни за содржината, односно два исти тагови не можат да се постават за иста наставна содржина.

- *Типови објекти* - типот на ресурсот кој се тагира е значаен. Денес, најчест тип на објекти кои се тагираат се веб-страници (Del.icio.us, Yahoo!, MyWeb2.0), библиографски содржини (CiteULike), блогови и постови (Technorati, LiveJournal),

слики (Flickr, ESP Game), кориснички профил (LiveJournal), видеоматеријали (YouTube), аудиообјекти (Last.fm) и сл. Во суштина, секој објект кој може да биде виртуелно претставен може да биде тагиран или искористен во системите за тагирање.

- *Поддршка за тагирање* - достапниот механизам за тагирање може да има големо влијание врз однесувањето на системот кога станува збор за тагирање. Притоа, се разликуваат следните категории: затворено тагирање, каде корисниците не можат да ги видат таговите кои веќе се поставени за ресурсот од другите корисници (Del.icio.us); отворено тагирање, каде корисниците имаат преглед врз таговите поставени од другите корисници (Yahoo! Podcasts) и тагирање со препораки каде системите им препорачуваат соодветни тагови на корисниците (Yahoo! MyWeb2.0). Листата со препорачани тагови се генерира врз основа на поставените тагови од корисникот за други содржини врз основа на таговите поставени на истиот ресурс но од други корисници. Листата исто така може да биде генерирана од други листи на слични тагови како и преку издвојување на тагови од мета-податоци.
- *Извор на содржини* - некои системи прават ограничување на изворите на содржина преку архитектурата, што е пример со Flickr. Други системи прават ограничување врз основа на социјални норми, на пример CiteULike. Ресурсите кои може да се тагираат можат да се испорачаат преку:
 - корисниците (YouTube, Flickr, Technorati, Upcoming);
 - системот (ESP Game, Last.fm, Yahoo! Podcasts);
 - кои било ресурси достапни на веб (Delicious, Yahoo! MyWeb2.0).
- *Поврзаност на ресурсите* - достапните ресурси во системите за тагирање може да бидат поврзани едни со други независно од таговите. На пример, веб-страниците може да бидат поврзани преку линкови, или ресурсите може да се додадат на некои групи, на пример слики во Flickr. Врз основа на начинот на поврзаност на ресурсите, се разликуваат три категории: поврзани, групирани или неповрзани.

- *Социјално поврзување* - покрај содржините, и корисниците на системот може да бидат поврзани помеѓу себе. Голем дел од системите за тагирање вклучуваат социјални аспекти што овозможува поврзување на корисниците врз основа на нивната област од интерес, образовна институција, локација и сл. Исто како и поврзаноста на ресурсите, поврзувањето преку социјалните мрежи можеме да го дефинираме како: поврзани, групирани или неповрзани.

Во табела 5 е даден преглед на повеќе опции достапни при дизајнирање на систем за тагирање, вклучувајќи ги и потенцијалните импликации врз дизајнот на системот, но и врз самите тагови.

Димензија	Главни категории	Преглед на потенцијални импликации
Право на тагирање	Самотагирање, контролирано тагирање, слободно тагирање	Имплицирање на правила на тагирање во рамките на системот
Поддршка на тагирање	Затворено, отворено и тагирање со препораки	Конвергенција на фолксономијата или преоптоварувањето на таговите
Агрегација	Множество од тагови	Достапност на статистика за тагови
Тип на објект	Текстуален, нетекстуален	Различни типови на тагови
Содржини за тагирање	Содржини поставени од системот, содржини поставени од корисникот, содржини поставени од другите корисници	Различни области, тип и вид на користени тагови
Поврзаност на ресурсите	Линкови и групирање	Конвергенција на слични тагови за поврзани ресурси
Социјално поврзување	Линкови и групирање	Конвергенција на локализирана фолксономија

Табела 5: Преглед на можни опции при дизајнирање на систем за тагирање

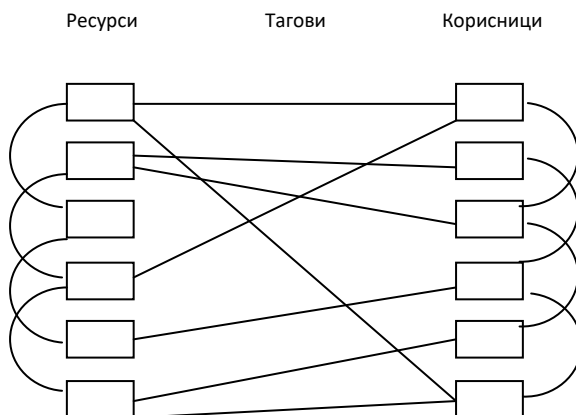
6.2 Модел за тагирање

Системите за тагирање им овозможуваат на корисниците да ги споделуваат нивните тагови за специфични ресурси. Секој таг претставува линк кон дополнителна содржина која е тагирана на ист принцип од страна на други корисници. Одредени содржини може да се поврзани помеѓу себе, а во исто време може да има и релации помеѓу корисниците врз основа на нивните заеднички интереси. Оттука, заедничките

тагови прават конекција помеѓу три групи: корисни, содржини и тагови. Поради тоа се препорачува користење на модел кој предвид ги зема тие релации:

$$\text{Tagging } (U, T, I)$$

каде U е множество на корисници кои имаат поставено барем еден таг, T е множество на поставени тагови додека I е множество на содржини за кои некој корисник u_1 од множеството U поставил таг t_1 од множеството T . Сликата бр. 5 го прикажува концептуалниот модел на систем за тагирање. Од сликата може да се забележи дека корисниците се поврзуваат со содржините преку таговите кои тие ги имаат поставено. Во овој модел, корисниците поставуваат таг за одредена содржина, таговите се претставени како конекции помеѓу корисниците и содржините. Покрај тоа, содржините може да бидат поврзани помеѓу себе. Истото тоа се однесува и на корисниците, кои може да партиципираат во иста виртуелна група врз основа на некои нивни сродни карактеристики.



Слика 5: Концептуален модел на систем за колаборативно тагирање

6.3 Мотивација за тагирање

Целта на системите за препорачување на тагови е да го поедностави процесот на тагирање со тоа што ќе им препорача корисни тагови на корисниците, кои имаат можност да изберат еден или повеќе тагови од препорачаната листа.

6.3.1 Модели за тагирање

Тагирањето е комплексен процес кој вклучува акции од големо множество на корисници. За да биде полесно за разбирање, процесот на тагирање се претставува како комбинација на модели за тагирање. Трите најчесто користени модели се колаборативен, персонален и модел на споделено знаење.

Колаборативниот модел [150, 151, 152, 153] претпоставува дека, за време на тагирањето корисниците ги земаат предвид таговите кои се поставени за истиот ресурс од другите корисници. Ова може директно да се случи кога корисниците ги адаптираат ресурсите поставени од некој друг корисник или индиректно кога корисниците селектираат некој од предложените тагови.

Персоналниот модел [153, 154, 155] претпоставува дека корисниците го користат системот за означување на персонални веб-ресурси, игнорирајќи ги колективните карактери. Во овој случај, главната цел на корисникот е повторно да ги искористи персоналните тагови со цел да состави своја индивидуална библиотека од ресурси.

Моделот на споделено знаење [151, 152] се базира на тоа дека сите корисници ја разбираат содржината на тагирањето ресурс на сличен начин, па поради тоа тие би требало да користат и слично множество на тагови.

Колаборативниот модел и персоналниот модел очигледно многу се разликуваат и лесно може да се препознаат. Од друга страна, моделот на споделено знаење е тежок за идентификување поради различната природа на ресурсите и фактот што тие може да се поистоветуваат и со колаборативниот и со персоналниот модел.

6.3.2 Персонална мотивација на корисниците

Експериментите за моделите за тагирање ги откриваат персоналните карактеристики на таговите. Корисниците се стремат повторно да ги користат нивните тагови [155] и да развијат своја персонална колекција од тагови [156]. Сепак, процесот на персонализација може да се надополни при што покрај вокабулар исто така може да се детерминира и персонална мотивација за тагирање. Авторите во [157] констатираат дека корисниците може да бидат класифицирани како опишувачи (корисници кои ги користат

таговите за да креираат поопширен опис кој потоа може да се користи при пребарување и категоризирање на ресурси). Можноста на системот за препорачување на тагови да препознава типови на корисници и да ги прилагодува препорачаните тагови врз основа на карактеристиките на корисниците има влијание врз ефикасноста на самиот систем [157].

6.4 Содржината на ресурсите како извор за генерирање тагови

Истражувањето спроведено во [158] покажува дека скоро 50% од таговите користени во системот Delicious може да се најдат во текстот на веб-страницата. Тоа е само потврда дека текстуалната содржина на ресурсите може да биде многу корисен извор кога станува збор за препорачување на тагови. Истата студија покажа дека 16% од поставените тагови се зборови кои се содржани во насловите на веб-страницата. Исто така, голема е веројатноста дека зборовите кои се содржани во насловот на веб-страницата се и клучни зборови со најголема фреквенција во текстот. Големiot процент на преклопување на таговите со содржината на ресурсите, а особено насловот, е исто како и кај моделот на тагирање кој се базира на споделено знаење. Во овој случај, знаењето е споделено помеѓу авторот на ресурсот и корисникот кој поставува тагови.

6.5 Актуелни системи за тагирање

Постојат бројни системи каде користењето на тагови е неминовен и неопходен процес. Во табела 6 се набројани дел од нив:

Име	URL	Краток опис
Del.icio.us	http://del.icio.us	Сајт за социјално означување, им овозможува на корисниците да зачувуваат и тагираат веб-страници и ресурси
Yahoo! MyWeb2.0	http://myweb.yahoo.com	Слично како и Del.icio.us, но дополнето со социјална мрежа на контактите
CiteULike	http://www.citeulike.org	Им овозможува на корисниците да тагираат цитирања и референци (на

		пример од научни трудови или книги)
Flickr	http://www.flickr.com	Систем за споделување на слики кој им овозможува на корисниците да поставуваат свои слики и истите да ги тагираат
YouTube	http://www.youtube.com	Систем за споделување на видео кој им овозможува на корисниците да поставуваат видеа и истите да ги опишуваат со користење на тагови
ESP Game	http://www.espgame.org/	On-line игра за тагирање каде корисниците се групираат случајно. Целта на играта е тие да ги погодат таговите кои другите ги користат за дадена случајна слика
Last.fm	http://www.last.fm	Апликација која е поврзана со голема база со музички податоци и им овозможува на корисниците да тагираат артисти, албуми и песни
Yahoo! Podcasts	http://podcasts.yahoo.com	Сајт што се однесува на podcasts (регуларно обновена аудиосодржина) и им овозможува на корисниците истите да ги тагираат
Odeo	http://www.odeo.com	Идентичен на Yahoo! Podcasts
Technorati	http://www.technorati.com	Блог агрегатор и пребарувач што им овозможува на авторите да поставуваат тагови за нивните постови
LiveJournal	http://www.livejournal.com	Блог и веб-страница што им овозможува на корисниците да ги тагираат своите персонални профили и своите индивидуални постови на блогот

Upcoming	http://upcoming.org	Апликација за менаџирање на настани, каде корисниците може да најавуваат идни наставни содржини и истите да ги тагираат
Technorati	http://technorati.com	Платформа за промоција каде корисниците може да поставуваат тагови само за ресурсите кои тие ги имаат поставено

Табела 6: Системи кои користат тагирање

6.6 Колаборативно тагирање

Со зголеменото користење на системите за колаборативно филтрирање, таговите се идентификуваат како корисни и ефикасни информации за подобрување и зголемување на ефикасноста на модулите за давање на препораки во рамките на системите за е-учење. И покрај тоа што корисниците имаат целосна слобода при поставување односно селектирање на таговите кои ги поставуваат, факт е дека постојаната интеракција со ресурсите поставени од други корисници води кон колаборативни активности, уште и наречено фолксономија. Иако поимот фолксономија се однесува на хиерархија од тагови, тој често се користи и за означување на комплетна податочна структура креирана во системи кои имаат имплементирано колаборативно тагирање, дури и како синоним за системите за колаборативно тагирање. Релацијата помеѓу трите основни елементи на секој ресурс (содржина, автор и тагови) овозможува да се претстави податочната структура преку трипарцијален граф од ресурси, корисници и тагови.

Без разлика што постојат голем број типови на активни системи за тагирање на веб, сепак може да се дефинира еден генерички концептуален модел кој генерално би важел за сите типови. Во литературата се веќе познати неколку обиди за формално опишување на таквиот генерички модел [130, 162, 163], коишто се базираат на моделот на Мика [164] кој претставува апстракција на мрежата на корисници – тагови - ресурси која е генерирана со системот за колаборативно тагирање.

Дефиниција 1: За даден систем за колаборативно тагирање или фолксономија, каде има множество на регистрирани корисници означено со U , множество на поставени тагови означено со T и множество на означени ресурси R , може да се дефинира $F = (N, E)$ модел кој ќе го претставува постоечкиот систем. Множеството $N = U \cup T \cup R$ ги содржи сите ентитети во системот, додека $E = \{(u, t, r) \mid u \in U, t \in T, r \in R\}$ е множество кои ги содржи сите означувања од кои е составена фолксономијата. Неформално, хиперграф е генерализација на граф, односно надограден граф кој овозможува поврзување на кој било број на јазли на неговите рабови. Додека рабовите на графот се пар од јазли, хиперграфот е множество од темиња кои во себе може да содржат одреден број на други јазли.

Дефиниција 2: За даден модел на систем за колаборативно тагирање, $F = (N, E)$, како што е дефиниран во претходната дефиниција, персоналната фолксономија се дефинира како двонасочен граф $p^F = (N_u, E_u)$, каде $N_u = T \cup R \subset N$ и $E_u = \{(t, r) \mid \exists u \in U \exists (u, t, r) \in E\}$. Множеството N_u ги содржи сите ентитети на системот F кои се во релација со корисникот U , додека E_u ги содржи сите релации на корисникот U со системот. Споменатиот израз „персонална фолксономија“ ги комбинира персоналните термини (индивидуални, приватни) и групните термини (споделувани на поголема група корисници). Персоналната фолксономија е проекција на иницијалниот трипарцијален граф во дводимензионална големина, при што ентитетот кој се однесува на корисникот е фиксен.

Дефиниција 3: За даден генерички систем за тагирање дефиниран во дефиницијата 1, глобалната фолксономија може да се дефинира како индекс на хиперграф $GF = (F_i)_{i \in I}$, каде I е индексно множество $\forall i \in I \exists F_i = (N_i, E_i)$. Множеството $N_i = U_i \cup T_i \cup R_i$ ги претставува ентитетите на системот моделиран како F_i , при што множеството E_i ги отсликува сите означувања во F_i .

Колаборативно тагирање е пристап кој се користи за автоматска анализа на карактеристиките на корисниците и препораките. За да се подобри квалитетот на процесот на давање препораки сè почесто се користат метаподатоците, како на пример содржински информации на предметите и содржините. Со зголемувањето на популарноста на колаборативното тагирање, таговите стануваат исто така популарни, но и корисни за подобрување на алгоритмите за давање препораки. Колаборативните системи базирани на тагови им овозможуваат на корисниците да поставуваат нивни ресурси и истите да ги

означат со еден или повеќе тагови. Исто така, корисниците може да постават таг и за содржини односно ресурси кои тие ги немаат поставено. Со оглед на тоа, таговите можеме да ги дефинираме и како став односно мислење на корисникот за содржината за која има поставено таг. Врз основа на тоа, таговите може да се искористат во процесот на препорачување содржини.

Колаборативното тагирање е најкорисно во услови кога нема многу корисници на системот или кога има премногу содржини кои треба да се класифицираат и препорачаат. Во продолжение следуваат причините поради кои колаборативното тагирање ја постигна својата популарност:

- *Ниски трошоци и бариери* – едноставноста на тагирањето му овозможува на кој било корисник на веб да ги класифицира своите омилен и корисни веб-ресурси со користење на клучни зборови.
- Моментална повратна реакција и подобрена комуникација – препорачувањето на тагови во системите за колаборативно тагирање нудат алатки за комуникација кои може да се користат од страна на корисниците.
- *Адаптирање врз промените на вокабуларот* – овие системи нудат голема слобода при избор на зборови кои корисникот може да ги користи при поставување на таг за одредена содржина, без притоа да мора да се раководи според некои веќе дефинирани шаблони или правила.
- *Индивидуални потреби и организирање* – системите за тагирање им овозможуваат на корисниците на едноставен начин да создадат виртуелно множество од нивните омилен ресурси. Освен тоа, овие системи им овозможуваат на корисниците да пронајдат други корисници со кои имаат заеднички или слични интереси.
- *Инклузивност* – од множеството со тагови може да се идентификуваат мислењата на корисниците, нивните карактеристики, интереси и сл.

Има голем број системи кои дозволуваат поставување на тагови преку текстуално поле во кое корисникот внесува таг, што потоа се ефектуира врз способноста на системот за идентификување на најсоодветните тагови. За таа цел, G. Michael [165] препорачува неколку критериуми според кои се оценува успешноста на еден систем за тагирање:

- *Опфатеност на повеќе аспекти* – препорачливо е таговите да опфаќаат повеќе аспекти – колку повеќе аспекти опфаќаат толку е поголема веројатноста дека тагираната содржина ќе биде поефикасно препорачана.
- *Висока популарност* – ако множеството тагови е користено од голем број корисници за одредена содржина, голема е веројатноста дека тие тагови уникатно ја идентификуваат тагираната содржина, а веројатноста дека таговите ќе бидат искористени од други корисници за тагирање на истата содржина е уште поголема.
- *Мали напори* – бројот на тагови со кои може да се идентификува одредена содржина треба да се минимизира, и бројот на содржини идентификувани од одредена комбинација на тагови треба да биде мал. Како резултат на тоа, корисникот може да пристапи до која било тагирана содржина во само неколку чекори со користење на таг-базирана навигација низ содржини.
- *Нормализација / униформност* – со оглед на тоа што нема општоприфатена онтологија, различни индивидуи може да користат различни термини за истиот концепт. Тоа подразбира користење на различна синтаксичка содржина за ист термин и користење на синоними. На овој аспект може да се гледа од две страни: позитивна и негативна. Позитивно е тоа што користењето на широкиот дијапазон на содржината за таговите ја подобрува употребливоста на системот. Негативниот ефект е намалување на перформансите на системот.

6.7 Фолксономија

Поимот фолксономија се користи за дефинирање на систем за класификација каде што се користи големо множество на тагови кои ги имаат поставено корисниците (Wal, 2005). Според Notho et al. (2006), фолксономијата може да се дефинира како $F = (U; T; I; Y)$, при што U, I, I се конечни множества на инстанци од корисници, тагови и содржини додека Y ја дефинира релацијата, помеѓу множествата, при што важи:

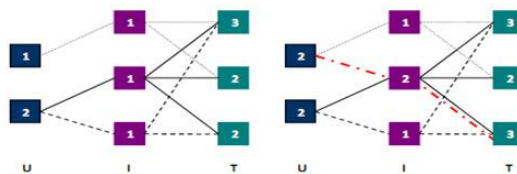
$$Y = U \times T \times I$$

Индивидуите може да користат кој било термин при додавање на нов таг без притоа да го знаат самото значење на терминот. Фолксономијата се карактеризира со следните предности:

- Овозможува автентично користење на јазикот.
- Овозможува повеќе интерпретации.
- Едноставна и евтина за индексирање.
- Единствен начин за индексирање на масовни информации достапни на веб.
- Овозможува пребарување и преглед на информациите.
- Можност за препознавање на неологизми.
- Можност за идентификување на групи на корисници.

Има два типа фолксономија: широка и тесна. Кај широката фолксономија, како кај Delicious, повеќе корисници тагираат иста содржина при што секој од корисниците може да поставува таг со сопствена содржина. Притоа, има голем број тагови кои се однесуваат на истата содржина, бидејќи корисниците можат да користат голем број на различни тагови за истата содржина. Тесната фолксономија, како Flickr, има позитивно влијание кај тагираните материјали кои не може лесно да се пребаруваат. Како и во широката фолксономија, таговите се прикажуваат во еднина, а ист таг не може да биде додаден на одредена содржина повеќе пати. Со други зборови, авторот (креаторот или објавувачот) на содржината најчесто го поставува првиот таг за таа содржина, што не е случај во широката фолксономија. Исто така, постои и можност за ограничување на корисниците кои смеат да поставуваат тагови на соодветната содржина. Од ова, можеме да заклучиме дека во тесната фолксономија, за разлика од широката, може да се идентификуваат помал број тагови кои се однесуваат на одредена содржина.

Разликата помеѓу двете фолксономии е претставена слика 6, при што U е множество на корисници, T е множество на тагови додека I е множество на содржини. Според графиконот може да заклучиме дека тесните фолксономии се специјален случај на широките фолксономии, со таа разлика што секоја содржина се поврзува единствено само со еден корисник.



Слика б: Структурална презентација на фолксономии

6.8 Препорачување на тагови

Еден од најголемите недостатоци кај традиционалните системи на тагирање е т.н. едноставно внесување на тагови, односно корисниците сами внесуваат тагови за секоја содржина. Со цел зголемување на ефикасноста на тагирањето од една страна, но и да се упрости, забрза и поедностави процесот на тагирање од друга страна, честа практика е препорачување на најсоодветни тагови на корисниците. Идејата на тој пристап е генерирање и препорачување на соодветни тагови за дадена содржина, при што корисниците треба да изберат еден или повеќе тагови од препорачаната листа. Освен нивното практично значење, препорачувањето на тагови е и интересен аспект за истражувачите. Препорачувањето на тагови се базира на предвидување, односно системите се трудат да направат што попрецизна и порелевантна перцепција и да препорачаат тагови кои ќе бидат соодветни и истите да бидат искористени од корисниците во процесот на тагирање. Препорачувањето на тагови е интересен и добро дефиниран практичен пристап. Една од неговите основни функции е постојана интеракција со корисниците и селектирање најсоодветни тагови од големо податочно множество. Тргувајќи од фактот дека различни корисници може да постават различни тагови за ист ресурс, исклучително е значајно да се персонализира процесот на препорачување на тагови врз основа на карактеристиките на најавениот корисник. Тоа значи дека таговите кои се препорачуваат треба да се базираат на таговите кои веќе ги има поставено корисникот, како и врз начинот на поставување на таговите. Интересно за процесот на тагирање е тоа што тој формира тернарна релација помеѓу корисниците, ресурсите и таговите, што е различно во споредба со традиционалните системи за давање препораки каде релацијата е единствено помеѓу корисниците и ресурсите. Искористувањето на сите информации достапни од тернарната релација е клучен предизвик при препорачувањето

на тагови. Целта на системите кои препорачуваат тагови е да го поедностават процесот на тагирање, и истовремено да препорачаат потенцијално корисни и соодветни тагови. Можноста за избор на тагови од генерирана листа со тагови им помага на корисниците при нивниот избор, им дава нови идеи и го заштедува нивното време при поставување на тагови [131].

Препорачувањето на тагови може да се разгледува од два аспекта: препораки врз основа на корисниците и препораки врз основа на ресурсите. Корисничко-базираниот пристап ги детерминира и моделира потребите на корисниците врз основа на таговите кои корисниците веќе ги имаат поставено во системот, а при препорачувањето на тагови на корисниците во предвид ги зема и таговите поставени од корисници или кориснички групи со слични кориснички профили, потреби и карактеристики. Бидејќи реискористувањето на тагови може да биде на ниско ниво, додека вокабуларот на тагови постојано расте, тоа може да се смета како недостаток на овој пристап.

Пристапот базиран на документи е фокусиран на анализа на документите, групирајќи ги документите во различни групи. Документите кои припаѓаат во иста група се смета дека имаат повеќе заеднички тагови за разлика од документите кои се во различни групи. Во споредба со пристапот базиран на корисници, овој пристап е поефикасен поради големиот број на информации кои ги содржат самите ресурси. Покрај тоа, основната семантика на зборовите и таговите креира потенцијална релација помеѓу насловот и содржината на ресурсите, каде таговите може да се третираат како ознаки за опишување на содржината на ресурсот или за правење на општ преглед на документот.

Благодарение на големиот број информации акумулирани во податочната структура, препорачувањето на тагови во себе инкорпорира различни начини на машинско учење, методи за податочно рударење и методи за пребарување на информации. Сепак, за разлика од многуте машински јазици и функционалности за податочно рударење, препорачувањето на тагови не зависи од недоволниот број на повратни реакции односно одговори од корисниците. Секоја препорака е во тесна корелација со множество тагови кои претходно се поставени од корисници, кои се користат за евалуација на процесот на препорачување. Од друга страна, постојаната интеракција со корисниците може да биде

проблем за оптоварувањето на системот што ќе има влијание и врз времето на реакција на системот.

Покрај тоа, големиот број на тагови и ресурсите кои се тагирани креираат друга дилема која треба да се разгледа при дизајнирање на систем за давање препораки. Тоа подразбира дека мора да се земат предвид следните аспекти: (1) data sparsity, (2) отворен вокабулар, (3) генералност, (4) адаптивност, (5) ефективност и (6) ниски трошоци за одржување. Првите четири аспекти треба да се земат предвид при дизајнирање на концептот, додека останатите два се во корелација со имплементирањето на системот и негово понатамошно користење и одржување.

Data sparsity: во контрадикција со заедничката слика на системите за колаборативно тагирање, тие не продуцираат граф на релации помеѓу ресурсите, корисниците и таговите. Во повеќето случаи, многу малку информации за постовите се достапни во системот. Очигледно, попрецизни препораки може да се генерираат за материјали кои имаат поголем рејтинг односно за ресурси кои се поставени од корисници кои имаат поголемо искуство и подолг временски период поставуваат содржини, но сепак нивниот број е значително помал за разлика од останатите содржини. Системите се стремат да ги процесираат сите ресурси кои ги имаат поставено корисниците.

Отворен вокабулар: иако процесот на препорака на тагови има некои слични карактеристики со аспектот на класификација базирана на повеќе ознаки [132], алгоритам за класифицирање не може директно да биде применет. Таг вокабуларот е отворен и постојано се надополнува од страна на корисниците, па поради тоа таговите кои ретко се поставуваат (тагови со ниска фреквентност) и ново додадените тагови не треба да бидат игнорирани од процесот на препорачување на тагови.

Генералност: секој колаборативен систем за тагирање поседува свои специфични карактеристики. Голема е веројатноста ваквите разлики да имаат влијание врз одлуките за тагирање донесени од корисниците. Поради тоа тие мора да бидат земени предвид при дизајнирање на системите за препорачување на тагови. Поставувањето на глобалните параметри во системите од страна на корисниците е помалку ефикасно и резултира со

полоши резултати во споредба со автоматското поставување на параметрите од страна на самите системи.

Адаптивност: препорачувањето на тагови е динамичен процес. Секоја препорака е тесно поврзана со реални и адекватни тагови кои се поставени од корисниците. Во текот на користењето на системот, бројот на поставени тагови сè повеќе расте. Во суштина, се претпоставува дека последно додадените ресурси имаат најрелевантни информации. Како и да е, системот треба да се стреми за приспособување во текот на целиот процес, притоа земајќи ги предвид сите тагови додадени од страна на корисниците.

Ефикасност: препорачаните тагови се очекува да бидат испорачани до корисниците во најкус временски период. Ова е доста критичен аспект кога станува збор за препорачување на тагови. Независно од квалитетот на препорачаните тагови, системот ќе биде нефункционален ако истите не му ги препорача на клиентот во логичен временски период. Во спротивно, доколку корисникот не добие препорачана листа со тагови во логично реално време, тогаш тој почнува со рачно внесување на тагови, што е спротивно од идејата за препорачување на тагови.

Ниски трошоци за одржување: препорачувањето на тагови е составен дел од поголем систем за колаборативно тагирање. Со цел да може ефективно да се користат препораките, неминовно е нивното едноставно имплементирање и користење, а уште поважно, да не побаруваат одржување или надоградување. Во тој контекст, системот треба да има можност да оперира со ограничени пресметувачки ресурси. После понудената листа на тагови, корисниците донесуваат одлука за тоа кои тагови се соодветни на отворената содржина која сакаат да ја тагираат. Некои тагови може да се изберат од листата, но исто така, кај голем број системи, корисниците имаат можност за внесување на нови тагови.

И покрај фактот што препорачувањето на тагови е релативно нов тренд, сепак има релативно голем број алгоритми кои се користат за таа намена. Системите за давање препораки може да се поделат во три категории: граф-базирани, содржински-базирани и хибридни системи. Граф-базирани системи предвид ги земаат релациите помеѓу корисниците, ресурсите и таговите и истите ги претставуваат преку граф. Во најголем број случаи, граф-базирани препораки се истоветуваат со методите на колаборативно

филтрирање. Содржинско-базираните системи се базираат на текстуални мета-податоци кои се однесуваат на самата содржина. Овие системи препорачуваат тагови врз основа на содржината и се поделени во три подкатегории. Првата категорија ја користи содржината на ресурсите како параметар кој подоцна се користи во алгоритмите за класификација. Пример за ваков тип на системи е образложен во публикацијата на S. K. Lee [138]. Втората категорија користи техники за пребарување на информации во склоп на процесот на препорачување на содржини, додека третата категорија користат техники за детерминирање и издвојување на клучни зборови кои потоа се користат за генерирање на листа со тагови директно од текстуалната содржина на ресурсите. Хибридниите системи се комбинација на претходните два типови на системи. Хибридниите системи за препорачување на тагови ги земаат во предвид и комбинираат предностите на системите базирани на содржина и граф-системите. Хибридниите системи користат конкретни предности од неколку ресурси, што им овозможува да бидат поефикасни, во процесот на генерирање на препораки ќе се земат предвид повеќе постови, а со тоа и процесот ќе биде поефикасен.

6.9 Типови системи за препорачување на тагови

Главна функција на системите за давање препораки е да препорачаат соодветни тагови $t \in T$ за соодветен корисник $u \in U$ кој има поставено ресурс $r \in R$, каде U е множество на корисници на системот, R е множество на ресурси, додека T е множество на тагови поставени за ресурсите. Главна цел на системите за давање препораки е селектирање на најсоодветни тагови. Јасно е дека дескриптивната моќност на различни тагови е различна. Базирајќи се на овој феномен, се користат различни методи за препорачување на тагови.

6.9.1 Препорачување на тагови со користење на колаборативно филтрирање

За веб-страници чиј број на поставени тагови го надминува прагот ϵ , методот на колаборативно филтрирање се користи за препорачување на соодветни тагови. Соодветните тагови се генерираат со комплетирање на следните чекори:

- Наоѓање на корисник u_1 чиј профил е сличен со профилот на корисникот u а притоа $u \neq u_1$, со користење на метод за колаборативно филтрирање. Притоа, се

тргнува од претпоставката дека корисникот u е сличен со корисникот u_1 доколку имаат поставено заеднички тагови на одредени ресурси односно веб-страници. За секој таг t поставен од сличниот корисник u_1 , се додава тежински коефициент со вредност која зависи од фреквентноста на тагот, а може да биде 1.0, 0.8, 0.6, 0.4, 0.2 и 0.1. Кога секвенцата на тагот е поголема од b , тогаш тежинскиот коефициент на тагот добива вредност 0.1.

- За секој таг се пресметува тежинскиот коефициент според формулата $Weight(t_i) = Freq(t_i) + Seq(t_i)$ каде $Freq(t_i)$ е вредност која се однесува на тоа колку пати тагот беше поставен од сите корисници за тагирање на ресурсот, додека $Seq(t_i)$ се однесува на секвенцата на тагот t_i .
- Се генерира листа со тежински коефициенти за сите тагови.
- Листата се сортира по опаѓачки редослед.
- Таговите со ист претходник во листата се комбинираат со користење на Porter stemming алгоритмот [159].
- Таговите со највисок тежински коефициент ќе бидат на врвот од листата, и на корисникот ќе му бидат препорачани истите .

6.9.2 Препорачување на тагови врз основа на пресметување на сличност на текст

За веб-страници чиј број на поставени тагови не го надминува прагот ϵ , се препорачува користење на формулата за пресметување на сличност помеѓу содржини односно текстови со цел да генерираат и препорачаат соодветни тагови. Кога станува збор за опишување на одредена содржина, секој збор може да се сретне во повеќе конотации. Покрај тоа, постојат и зборови кои се дел од активниот ресурс, а немаат дескриптивна моќ и не можат да дадат ефикасен опис на содржината. Поради тоа, мора да се имплементира метод на филтрирање на зборови. Зборовите кои се појавуваат единствено во специфична група на веб-страници се многу позначајни за разлика од зборовите кои се појавуваат во широк дијапазон на веб-страници и ресурси. Gini вредноста, предложена од Corrado Gini [160] може да се користи при за филтрирање на зборовите. Колку е помала Gini вредноста, толку зборот има поголема ефикасност и корисност при генерирање на листата со тагови кои се препорачува. Формулата $WD(w)$ е дефинирана како:

$$WD(w) = Gini(w) = |1 - \sum_{p \in P} Pro^2(p, w)|$$

Притоа, $Pro(r, w)$ ја означува пропорцијата на зборот врз основа на сите останати зборови во веб-страницата p . Во социјалните системи за тагирање, корисниците може да ги користат своите омилени тагови за да означуваат веб-страници и ресурси, при што некои од тие тагови се поспецифични, некои недоволно го опишуваат ресурсот. Не се исклучуваат и тагови кои се внесени со грешки во правописот. Поради тоа, системот нема да биде во можност да им препорача нови тагови или соодветни содржини на корисниците кои ги имаат поставено таквите тагови. Поради тоа, јасно е дека е многу поефикасно доколку ресурсот содржи повеќе зборови кои се порелевантни, и истите ќе се користат во процесот на детерминирање на корисни тагови и корисни ресурси. Корисноста на одредена веб-страница односно ресурс е дефинирана како:

$$RS(p) = \sum_{w \in W} Pro(p, w) \times WD(w)$$

Секој ресурс е претставен во форма на векторски модел [161] како $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$, $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}]$, ($i=1, 2, \dots, n$), при што секој ред x_i ја означува фреквенцијата на зборовите во ресурсот x_i .

Да претпоставиме дека има два вектора $a = [a_1, a_2, a_3, \dots, a_n]$, $b = [b_1, b_2, b_3, \dots, b_n]$. Сличноста помеѓу нив може да се одреди со:

$$cosSim(a, b) = \frac{a \cdot b}{\|a\| \times \|b\|} = \frac{\sum_{i=1}^n (a_i \times b_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n a_i^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^n b_i^2}}$$

$$Sim(a, b) = RS(a) \times RS(b) \times cosSim(a, b)$$

Врз основа на калкулацијата, може да се одреди сличноста помеѓу два ресурси.

6.9.3 GC алгоритам за пресметување на сличност на текст

Влезен параметар на алгоритмот е ресурсот од кој треба да се издвојат корисни тагови, а резултатот од извршувањето на алгоритмот е генерирање на листа од n најсоодветни тагови. Извршувањето на алгоритмот се одвива во следните чекори:

Begin:

Селектирање на сите корисници кои имаат поставено таг за проследениот ресурс

If ($m > \epsilon$)

Се пресметува тежината и фреквентноста на таговите и тагови кои имаат ист претходник се комбинираат во еден таг. Листата се сортира по опаѓачки редослед според тежината на таговите и истата се препорачува на корисникот

Else

Со користење на формулата за преместување на сличност, се бараат останати ресурси кои имаат поголем праг ϵ и сличноста помеѓу тие ресурси и проследениот ресурс е повисока од прагот δ :

Екстрактирање на содржината на ресурсот и конвертирање на сите букви од кои се составени зборовите во мали букви

Отстранување на непотребни симболи, како прашалници, извичници, сврзници и сл.

Филтрирање на зборовите

Пресметување на фреквентноста и Gini коефициентот на секој збор

Пресметување на значењето на секој ресурс

Пресметување на сличност помеѓу останатите ресурси и проследениот ресурс и селектирање на оние ресурси кои имаат праг поголем од ϵ и сличност повисока од δ

Пресметување на тежината на секој таг. Таговите кои имаат ист претходник се комбинираат во еден таг

Листата се сортира по опаѓачки редослед според тежината на таговите и истата се препорачува на корисникот

End if

End

6.10 Сродни истражувања

TagAssist [112] е систем дизајниран со цел да им препорачува тагови на корисниците, при што одлуките се донесуваат врз основа на тагови што корисниците ги имаат претходно поставено за содржини слични на селектираната. Истиот тој принцип е применет и во [113]. Заедничка карактеристика на поголем број системи за давање препораки е тоа што препорачуваат тагови кои веќе постојат во системот. Сепак, во [114], системот препорачува тагови кои се селектирани од самата содржина која треба да се тагира. Таговите се препорачуваат врз основа на статистички податоци кои се однесуваат на фреквентноста на зборовите и лексичките информации на клучните зборови во

содржината која треба да се тагира. Во последно време, акцент се става и на семантичкото значење на таговите. Во тој контекст, авторите во [115] доаѓаат до заклучок дека фактичките тагови се многу почесто користени од страна на корисниците, односно таговите со поголем рејтинг имаат поголемо семантичко значење за разлика од таговите со понизок рејтинг [116]. Според Bischoff [117], сите тагови не се корисни кога се работи за пребарување на информации во одредени содржини. Според него, таговите кои содржински соодејствуваат на информациите се многу покорисни при пребарувањето за разлика од останатите тагови. Голема пречка која треба да се надмине во процесот на тагирање е справување со т.н. неконтролиран вокабулар. Тоа подразбира дека корисниците може да користат синоними, жаргони, скратеници или ненамерно да имаат правописни грешки при внесување на таговите, што самото по себе влијае врз квалитетот на колаборативното филтрирање базирано на тагови. За надминување на тој недостаток, можни се неколку пристапи, како на пример препорака на комбинација од клучни зборови [118], користење листа од зборови како надополнување на тагови [119], контекстуални тагови [120] и сл.

Авторите во [132] предлагаат граф-базиран систем за препорачување на тагови кој користи FoldRank алгоритам, односно адаптација на PageRank алгоритмот. За даден пар од ресурс-корисник, системот ја калкулира неговата тежина со користење на FolkRank алгоритмот. Овој процес се повторува при секое ново додавање на наставна содржина, со што системот е прилично неефективен. Авторите во [133] користат генерализација на Singular Value Decomposition за моделирање на релацијата помеѓу корисниците, ресурсите и таговите. Секоја релација има степен на веројатност. За даден корисник и даден ресурс, системот ги селектира и препорачува таговите кои се најсоодветни за корисникот односно ресурсот. Оваа идеја е надополнета во трудот [134], каде се користи tensor факториализација. Освен проблемот на ефикасноста, главно ограничување на граф-базираните методи е sparsity на графот. Најчесто користен пристап за редуцирање на овој проблем е реорганизација на графот така што сите темиња ќе имаат по најмалку p граници (p -cores) ([135], [136]). Редуцирањето резултира со генерирање на ограничено податочно множество кое е исклучително корисно, а со тоа и системот станува поефикасен. Во [137], системот препорачува тагови кои се исфилтрирани од содржината на постови на блог. Филтрирањето се прави врз основа на статистички информации поврзани со

фреквентноста на таговите и лексичката содржина на таговите. Авторите во [139] го опишуваат процесот на препорачување на тагови како multi-label проблем на класифицирање. Gaussian process framework се користи за креирање на класификатор кој предвид ја зема содржината на ресурсите (наслов и краток опис). Таговите од различни профили се комбинираат со цел да се генерираат конечните препораки. За разлика од граф-базираните препораки, овие методи не се ограничени со уникатноста на ресурсите. Покрај тоа, овие методи може само да ги реискористуваат таговите кои веќе се внесени во системот и имаат доволно голема фреквентност, па може да биде развиен моделот на класификација за нив. Од друга страна, значајна предност на овој пристап е генералноста. И покрај фактот што повеќето системи генерираат и препорачуваат тагови врз основа на текстуални содржини, методите не се ограничени на одредени форми. Во тој контекст, авторите во [140] предлагаат метод на обележување со слики врз основа на визуелни карактеристики наречени вистерми.

TagAssist [141] е систем за препорачување на тагови кој е наменски дизајниран за постови на блогови. Препораките се донесуваат врз основа на таговите кои се претходно поставени за слични ресурси. Авторите во [142] користат текстуални пребарувачи во комбинација со модели кои добиваат повратен одговор од корисниците. Авторите во [143] предлагаат систем за препорачување на тагови кој генерира листа на тагови од самата текстуална содржина на ресурсот. Покрај користењето на основни техники за оценување на корисноста на клучните зборови (на пример нивната фреквентност), системот предложен во истиот труд прави споредба на содржината на сајтот односно неговите клучни зборови со содржините кои претходно корисникот ги има користено, од каде се земаат дополнителни тагови и се надополнува листата која потоа му се препорачува на најавениот корисник. На тој начин, системот има можност да препорача дополнителни тагови кои не се споменати во ресурсот што треба да се тагира. Авторите во [144] прават евалуација на системот за тагирање Maui. Системот е надоградување на системот Kea [145], и се базира на клучни зборови кои може да се најдат во содржината на ресурсот кој се тагира. Системот извршува алгоритам за бинарна класификација за секој збор или фраза од содржината на ресурсот, а класификацијата се прави според неколку параметри: фреквенција на термините, растојание од почетокот на документот и должината на зборот.

Главно, методите за екстракција на клучни зборови имаат директен пристап до самата содржина на ресурсите, поради што се во можност да селектираат поадекватни тагови. Покрај тоа, тие не се базираат на таговите кои многу често се користеле.

Авторите во [146] предлагаат систем за препораки базиран на тагови кои се издвојуваат од ресурсите но и од корисничките профили. Множеството на тагови се проширува со користење на NLP техники а потоа се спојува со таговите генерирани од содржината на ресурсот. Системот опишан во [147] ја скенира содржината на претходно тагираните документи со цел да ги детерминира таговите како и клучните зборови кои беа користени. Таговите генерирани од содржината се линеарно комбинирани со тагови издвоени од ресурсите и корисничките профили. Авторите во [148] својот систем го базираат на пребарување, при што алгоритмот за пребарување враќа ресурси чија текстуална содржина е поврзана со насловот на ресурсот, а препораките се генерираат врз основа на таговите со највисок рејтинг издвоени од корисничките профили. Поразличен аспект е опфатен во системот предложен во трудот [149], при што системот се базира единствено на информациите издвоени од графот и воопшто не се користи содржината на ресурсот. Системот се базира на шест едноставни модели за давање препораки, кои предвид ги земаат најфреквентните тагови од ресурсите и корисничките профили, како и четири методи за колаборативно филтрирање со разни начини за пресметување на сличноста помеѓу корисниците и ресурсите.

7. Нов модел на систем за е-учење

Во докторската дисертација предложен е нов модел на систем за е-учење кој комбинира повеќе аспекти: категоризација на студенти, генерирање на кориснички модели на студентите, адаптивност и прилагодливост на прикажаните содржини, препорачување на соодветни наставни материјали, тагови и рејтинзи и препорачување на материјали за учење од специфицирани веб-страници.

7.1. Главни карактеристики на предложениот модел

Студентите се категоризираат во повеќе групи врз основа на нивните предзнаења и селектираната област на учење. Моделот на студентот го опфаќа стилот на учење и сите активности поврзани со интеракцијата на студентот со системот, како посетени страници, прегледани наставни содржини и екстерни публикации, клучни зборови внесени при пребарување, поставени тагови и забелешки, поставени рејтинзи на наставните содржини и др. Релацијата таг-студент-наставна содржина се зачувува и се користи во процесот на колаборативното филтрирање и препорачување на наставни содржини на студентот.

Адаптивноста на системот се реализира со прилагодување на наставните содржини според припадноста на студентот во одредена група за учење и нивото на предзнаење. Исто така, форматот на прикажување на наставната содржина се адаптира според стилот на учење на студентите.

Значаен аспект при дизајнирање на системот е генерирање и препорачување на соодветни наставни содржини на најавениот корисник, како и соодветни тагови и рејтинзи. Листата со препорачани содржини на студентот се генерира со наоѓање слични профили и наоѓање на сличност на наставните содржини користени во тие профили со оние на студентот.

Во докторската дисертација предложени се алгоритми со кои се одредува сличноста меѓу профилите на студентите и сличноста меѓу користените наставни материјали. За одредување на сличноста на профилите на студентите се користи метрика креирана врз основа на:

- Сличност на таговите кои ги имаат поставено студентите што се мери со процентот на заедничките тагови.
- Сличност на наставните содржини за кои студентите имаат поставено тагови, што се мери со процентот на заедничките наставни содржини на кои студентите имаат поставено тагови.
- Сличност на таг-материјал релациите на студентите, што се мери со процентот на заеднички релации.

За одредување на сличноста на наставните содржини се користат:

- Сличност на таг-материјал релациите на студентите, што се мери со процентот на заеднички релации.
- Сличност на две наставни содржини која се одредува како процент на тагови од ист корисник.
- Сличност на две наставни содржини која се одредува врз основа на заедничките таг-материјал релации.

Во процесот на препорачување на наставни содржини, во моделот на системот за учење предложен во оваа докторска дисертација, предвид се земаат уште два фактора: рејтингот на таговите и рејтингот на наставните содржини. Рејтингот на наставната содржина зависи од следните параметри: број на посети на наставната содржина, рејтингот што ѝ го доделуваат студентите по нејзиното користење и колку пати таа е препорачана од студентите односно колку таа содржина им била од полза на студентите што ја користеле. За пресметување на рејтингот на таговите се користи рејтингот на студентите кој зависи од нивото на знаење и активноста во рамките на системот за учење.

Покрај останатите функционалности, предложениот систем препорачува и дополнителни трудови и публикации кои се поставени на специфицирани интернет-локации со користење на т.н. crawler - скрипта која пребарува низ специфицираните извори користејќи одредени методологии и шаблони според кои селектира корисни и соодветни податоци. Во рамки на истражувањето се користат неколку надворешни веб-локации каде се поставени поголем број научни трудови и публикации. Во процесот на наоѓање на соодветни трудови кои треба да му се препорачаат на студентот, скриптата го одредува

степенот на сличност на таговите кои се најчесто користени од студентот со зборовите кои се наоѓаат во насловот, апстрактот и клучните зборови на трудовите.

За користење на предложениот модел не се потребни специфични информатички знаења, бидејќи начинот на кој функционира е прилично едноставен и разбирлив за секого. Се карактеризира со јасно дефинирани графички интерфејси, лесна навигација низ потстраните што е предуслов за едноставност во нејзиното користење. Голема предност на предложениот модел е постојаната достапност, без притоа да ги обврзува корисниците временски или просторно за нејзино користење - може да пристапат од кое било место каде што има интернет-пристап. Моделот е составен од повеќе модули кои работат паралелно и обезбедуваат 24-часовна достапност на апликацијата, независно од кој прелистувач пристапуваат нејзините корисници.

Со цел постигнување на ефикасност во функционирањето на предложениот модел, комплетирани се следните фази:

- Развој на одделни кориснички интерфејси за секој тип на корисник (администратор, наставен кадар, студент).
- Модуларизација на системот со цел обезбедување на добра и јасна организација на системот.
- Ефективна координација и комуникација помеѓу модулите на системот.
- Овозможување комуникација помеѓу корисниците на системот.

7.2. Препорачување на наставна содржина

Принципот за генерирање на моделот на корисникот со користење на дводимензионална матрица [корисник - наставна содржина] е често користен. Меѓутоа, со тоа се опишува и се зема предвид само релацијата помеѓу корисникот и одредена наставна содржина. Но, во случај кога треба да се користат и тагови, тогаш неминовно е користење на тродимензионална матрица, односно да се земе предвид и релацијата помеѓу таговите и материјалите. Во склоп на развиениот систем земени се предвид трите релации односно тагови кои се користени од корисниците, наставните материјали означени од корисниците и релацијата помеѓу таговите и наставните содржини. За таа цел, ги дефинираме следните листи:

$S = \{ S_1, S_2, \dots S_n \}$: множество на студенти

$M = \{ M_1, M_2, \dots M_n \}$: множество на материјали односно наставни содржини

$T = \{ T_1, T_2, \dots T_n \}$: множество на тагови кои беа поставени од студентите

$\text{Cor}(S_i, T_j, M_k) = \{0, 1\}$: функција која зема три параметри (студент, наставна содржина, таг) а како резултат дава вредност 0 или 1 (дали студентот S поставил таг T на наставната содржина M)

За студентот S_i , ($i = 1 \dots n$), да претпоставиме дека T_{S_i} е множество тагови на S_i . Така, $T_{S_i} = \{t_j | t_j \in T, \exists M_k \in M, \text{Cor}(S_i, t_j, M_k) = 1\}$, $T_{S_i} \subseteq T$, M_{S_i} е множество на S_i , $M_{S_i} = \{M_k | M_k \in M, \exists t_j \in T, \text{Cor}(S_i, t_j, M_k) = 1\}$, $M_{S_i} \subseteq M$, TM_i е релација помеѓу таговите на студентот S_i и множеството на наставни содржини, $TM_i = \{ \langle t_j, m_k \rangle | t_j \in T, m_k \in M, \text{Cor}(S_i, t_j, m_k) = 1 \}$, $SF_i = (T_{S_i}, M_{S_i}, TM_i)$ се дефинира како дел од корисничкиот профил на студентот S_i . Корисничките профили на сите корисници се дефинирани како SF , $SF = \{ SF_i | i=1..n \}$.

7.2.1. Одредување на слични профили

Врз основа на корисничките модели на студентите може да се одреди сличноста на студентите. Во развиениот систем се користи cosine similarity за одредување на степенот на сличност на два корисника, односно студенти. Притоа, со цел оптимизирање на процесот од детерминирање на слични профили, алгоритмот за споредување на кориснички профили се извршува само во рамките на една виртуелна група.

За да се одреди сличноста помеѓу два студента $S1$ и $S2$ или две наставни содржини $M1$ и $M2$, најпрво се земаат искористените тагови, истите се прикажуваат со вектор и потоа се пресметува косинус од аголот помеѓу двата вектора:

$$\text{sim}(S1, S2) = \cos(v1, v2) = \frac{v1 * v2}{|v1|^2 * |v2|^2}$$

$$\text{sim}(M1, M2) = \cos(v1, v2) = \frac{v1 * v2}{|v1|^2 * |v2|^2}$$

За одредување на сличноста на профилите на два студента, развиениот систем ги користи следните три аспекти:

- 1) $STslicnost(s_i, s_j)$: сличност на таговите кои ги имаат поставено студентите, што се мери со процентот на заедничките тагови кои се користени од двата студента:

$$STslicnost(s_i, s_j) = \frac{|Tsi \cap Tsj|}{\max \{Tsk\}} * sim(M1, M2)$$

- 2) $SMslicnost(s_i, s_j)$: сличност на наставните содржини за кои студентите имаат поставено тагови, што се мери со процентот на заедничките наставни содржини на кои студентите имаат поставено тагови:

$$SMslicnost(s_i, s_j) = \frac{|Msi \cap Msj|}{\max \{Msk\}} * sim(M1, M2)$$

- 3) $STMslicnost(s_i, s_j)$: сличност на таг-материјал релациите на студентите, што се мери со процентот на заеднички релации кои ги имаат:

$$STMslicnost(s_i, s_j) = \frac{|TMi \cap MMj|}{\max \{TMk\}}$$

Потоа, сличноста на два профила се пресметува според:

$$Slicnost(s_i, s_j) = w_{ST} * STslicnost(s_i, s_j) + w_{SM} * SMslicnost(s_i, s_j) + w_{STM} * STMslicnost(s_i, s_j)$$

Во формулата, $w_{ST} + w_{SM} + w_{STM} = 1$, каде w_{ST} има вредност 0.4, додека w_{SM} и w_{STM} имаат вредност 0.3. Поради тоа, $STslicnost(s_i, s_j)$ има најголемо влијание врз процесот на одредување на слични профили.

7.2.2. Одредување на слични наставни содржини

Сличноста на наставните содржини се одредува според формулата:

$$Slicnost(m_i, m_j) = MSslicnost(m_i, m_j) + MTslicnost(m_i, m_j) + MSTslicnost(m_i, m_j)$$

Сличностите се пресметуваат како:

- 1) $MTslicnost(m_i, m_j)$: сличност на таг-материјал релациите на студентите, што се мери со процентот на заеднички релации кои ги имаат:

$$MTslicnost(m_i, m_j) = \frac{|TM_i \cap TM_j|}{\max\{TM_k\}}$$

TM_k е множеството на тагови за наставниот материјал M_k додека $TM_k = \{t_i | t_j \in T, Slic(m_k, t_j) = 1\}$.

- 2) $MSslicnost(m_i, m_j)$: сличност на две наставни содржини која се одредува како процент на тагови од ист корисник

$$MSslicnost(m_i, m_j) = \frac{|SM_i \cap SM_j|}{\max\{SM_k\}}$$

SM_k е множеството на наставни материјали за кои студентот S има поставено таг M_k додека $SM_k = \{s_i | s_i \in S, \exists t_j \in T, Slic(s_i, t_j, m_k) = 1\}$

- 3) $MSTslicnost(m_i, m_j)$: сличност на две наставни содржини која се одредува врз основа на заедничките таг-материјал релации.

$$MSTslicnost(m_i, m_j) = \frac{|SM_i \cap SM_j|}{\max\{SM_k\}}$$

SM_j е множеството на тагови t_j на студентот, додека $SM_j = \{<s_i, m_k> | s_i \in S, m_k \in M, \text{ и } Slic(s_i, t_j, m_k) = 1\}$

7.2.3. Генерирање на листата на препорачани содржини

Листата на наставни содржини кои му се препорачуваат на студентот се генерира во неколку чекори:

- 1) Наоѓање на слични профили со профилот на најавениот студент.
- 2) Наоѓање на сличност на наставните содржини кои ги имаат користено профилите од чекор 1, и селектирање на N -те наставни содржини со највисок степен на соодветност.
- 3) N параметарот е глобална променлива која може да се менува од администраторскиот дел, Default вредност е 10.

- 4) Степенот на соодветност се пресметува според формулата

$$SS^m(s_i, m_k) = \sum Slicnost(m_k, m_k)$$

7.2.4. Генерирање на листата на препорачани тагови

За генерирање на листата на препорачани тагови кои студентот може да ги искористи за да постави таг на материјалот, се користат таговите кои ги имаат користено сличните профили за селектираната наставна содржина, а кои исто така припаѓаат во виртуелната група $V(S_i)$. Листата се генерира со комплетирање на следните чекори:

Со цел овозможување на поефикасен механизам за тагирање на содржините, системот им препорачува на студентите тагови кои може да ги искористат за тагирање на активната наставна содржина. Листата со препорачани тагови се генерира врз основа на таговите кои ги имаат поставени сличните студенти со најавениот студент за активната наставна содржина. Листата се генерира со комплетирање на следните чекори:

1. Генерирање на множество на слични студенти на најавениот студент.
2. Генерирање на листа на тагови искористени од студентите генерирани во чекор 1 за активната наставна содржина.
3. Генерирање листа на слични тагови на таговите генерирани во чекор 2.
4. Спојување на двете листи (генерирани во чекор 2 и чекор 3).
5. Филтрирање на листата генерирана во чекор 4.
6. Препорачување на финалната листа генерирана по чекор 5.

7.2.5 Препорачување на рејтинг

Освен генерирање листа на предложени тагови, системот генерира и предлага рејтинг за наставниот материјал, со комплетирање на следните чекори:

- 1) Наоѓање на слични профили со профилот на најавениот студент.
- 2) Наоѓање на средната вредност на рејтингот што го даде селектираните студенти од чекор 1 за селектираната наставна содржина.

3) Прикажување на предложената вредност за рејтинг пресметана во чекор 2.

7.2.6 Препорачување на екстерни публикации

Покрај останатите функционалности, развиениот систем препорачува и дополнителни трудови и публикации кои се поставени на веќе специфицирани интернет-локации со користење на т.н. crawler (познат и како web spider или web robot) - скрипта која пребарува низ специфицираните извори користејќи одредени методологии и шаблони според кои и селектира корисни и соодветни податоци. Во скоп на истражувањето се користат неколку надворешни веб-локации каде се поставени поголем број научни трудови и публикации. Притоа, почнувајќи од иницијалната URL-адреса, скриптата почнува да ги анализираат содржините на веб-страницата и линковите. Оваа процедура е рекурзивна, односно ќе се извршува сè додека не се разгледаат сите линкови во сите документи. Во процесот на детерминирање на корисни и соодветни трудови кои треба да му се препорачаат на студентот, скриптата прави споредба и го одредува степенот на сличност на таговите кои се најчесто користени од студентот со зборовите кои се наоѓаат во насловот, апстрактот и клучните зборови на трудовите. Откако ќе се детерминираат сличните тагови, со користење на $STslicnost(s_i, s_j)$, системот генерира листа од 5 публикации кои му се препорачуваат на студентот.

Треба да се напомене дека во склоп на ова истражување беа користени неколку веб-локации каде се поставени научни трудови, но администраторот на апликацијата може да додава и нови локации по потреба.

Во продолжение следува функцијата и нејзиното повикување:

```
function crawl_site($u){
    global $crawled_urls;
    $uen=urlencode($u);
    if((array_key_exists($uen,$crawled_urls)==0 || $crawled_urls[$uen] < date("YmdHis",strtotime('-25 seconds',
time())))){
        $html = file_get_html($u);
        $crawled_urls[$uen]=date("YmdHis");
        foreach($html->find("a") as $li){
            $url=perfect_url($li->href,$u);
```

```
$enurl=urlencode($url);
if($url!=" && substr($url,0,4)!="mail" && substr($url,0,4)!="java" &&
array_key_exists($enurl,$found_urls)==0){
    $found_urls[$enurl]=1;

    $a = $url;
    $b = 'http://journals.ohiolink.edu/ejc/article.cgi?issn=';
    $ss = explode($b,$a);

    if(count($ss)>1){
        echo "<li><a target='_blank' href='\".$url.\">\".$url.\"</a></li>";
    }
}
}
}
}
if(isset($_POST['submit'])){

    $url_1 =
"http://journals.ohiolink.edu/ejc/search.cgi?q=\".$_POST['url'].\"&field=abstract&op1=and&q2=&field2=&op2=and&q3=&field3=&start_year=&end_year=&pagesize=10&def_op=AUTO";

    $url=$url_1;
    if($url==""){
        echo "";
    }else{
        $f=fopen("url-crawled.html","a+");

        fwrite($f,"<div><a href='$url'>$url</a> - ".date("Y-m-d H:i:s")."</div>");

        fclose($f);
        echo "<ul style='word-wrap: break-word;line-height: 25px;'>";
        //if (preg_match('/http://journals.ohiolink.edu/ejc/article.cgi?issn=/', $url))
        //{
            crawl_site($url);
        //}
    }
    echo "</ul>";
}
```

]
]

7.2.7 Фактори кои влијаат врз процесот на препорачување на наставни содржини

Во процесот на давање препораки, постојат неколку фактори кои имаат влијание врз процесот на препорачување на наставни содржини. Во склоп на ова истражување ќе бидат разгледани следните фактори како и нивниот ефект врз процесот на давање препораки:

- Рејтинг на тагови;

- Рејтинг на наставна содржина.

За секој таг кој е поставен за одредена наставна содржина можеме да пресметаме негов рејтинг и потоа да утврдиме какво е влијанието на рејтингот во процесот на препорачување на наставна содржина. Рејтингот на таг го пресметува според следната формула:

$$Tr = \sum \left(\frac{T_{slm}}{N_{slm}} * S_{rat} \right)$$

Во формулата, T_{slm} е број на поставени тагови од студентот S за наставната содржина I_m , N_{nlm} е вкупен број на тагови поставени за истата наставна содржина I_m , додека S_{rat} е рејтингот на студентот кој поставил таг. Притоа, рејтингот на тагот се однесува само за наставната содржина I_m - истиот таг можеби ќе има различен рејтинг за друга наставна содржина.

Рејтингот на студентот, кој се користи во претходната формула, се пресметува според два параметри: C_{kl} (ниво на знаење на студентот) и C_{sa} (активност на студентот во рамките на системот:

$$C_{kl} = \frac{\text{Бодови од направените тестови}}{\text{Максимални можни бодови}}$$

$$C_{sa} = \sum \frac{\text{Број на тагови поставени од студентот за одредена наставна содржина}}{\text{Вкупен број на тагови поставени за наставната содржина}}$$

Рејтингот на студентот се пресметува според следната формула:

$$S_{\text{rat}} = C_{\text{kl}} + C_{\text{sa}}$$

Секоја наставна содржина која е внесена во системот има свој рејтинг. Истиот зависи од следните параметри: број на посети на наставната содржина, рејтингот што ѝ го доделуваат студентите по нејзиното користење и колку пати таа е препорачана од студентите (колку таа содржина им била од полза на студентите што ја користеле). Притоа, се користи следната формула:

$$LMr = \frac{LMvisist + LMStudentRating + LMStudentRecommendation}{3}$$

Во формулата, $LMvisits$ се однесува на бројот на посети на наставната содржина (колку пати таа е користена од страна на студентите), $LMStudentRating$ е рејтингот кој студентот го има поставено за наставната содржина додека $LMStudentRecommendation$ се однесува на тоа колку пати наставната содржина е препорачана од страна на студентите.

Притоа, $LMStudentRating$ зависи од рејтингот на студентот, односно колку рејтингот на студентот е повисок, толку и вредноста на $LMStudentRating$ е повисока, а се пресметува според:

$$LMStudentRating = AddedRating * Ckl$$

$AddedRating$ е вредност од 1 до 5 која студентот ја доделува за одредена наставна содржина.

$LMStudentRecommendation$ исто така зависи од рејтингот на студентите кои ја имаат препорачано наставната содржина, а се пресметува според:

$$LMStudentRecommendation = \frac{AddedRecommendation}{LMvisist} * Ckl$$

Параметарот $AddedRecommendation$ означува колку пати наставната содржина е препорачана од страна на студентите.

Во следната тема подетално се разработени структурата и дизајнот на предложениот модел.

8. Опис на апликацијата

Како резултат на спроведеното истражување на веќе постоечките решенија за е-учење, согледувајќи ги нивните позитивни и негативни страни, развиена е веб-базирана апликација. За развој на апликацијата се користи PHP (притоа не се користени веќе дефинирани класи или библиотеки, туку се креирани нови класи и библиотеки), а податоците се чуваат во MySQL база на податоци. Апликацијата беше имплементирана во рамките на едукативниот процес на Правен факултет – Кичево, дисперзирани студии Битола со цел да се детерминира неговото влијание врз ефикасноста на едукативниот процес.

8.1. Дизајн на апликацијата

Апликацијата ги опфаќа следните аспекти:

- Категоризација на студенти.
- Генерирање на кориснички модел на корисниците.
- Адаптивност и прилагодливост.
- Препорачување на соодветни наставни содржини, тагови и рејтинзи.
- Препорачување на екстерни материјали кои не постојат во базата на системот (научни трудови).

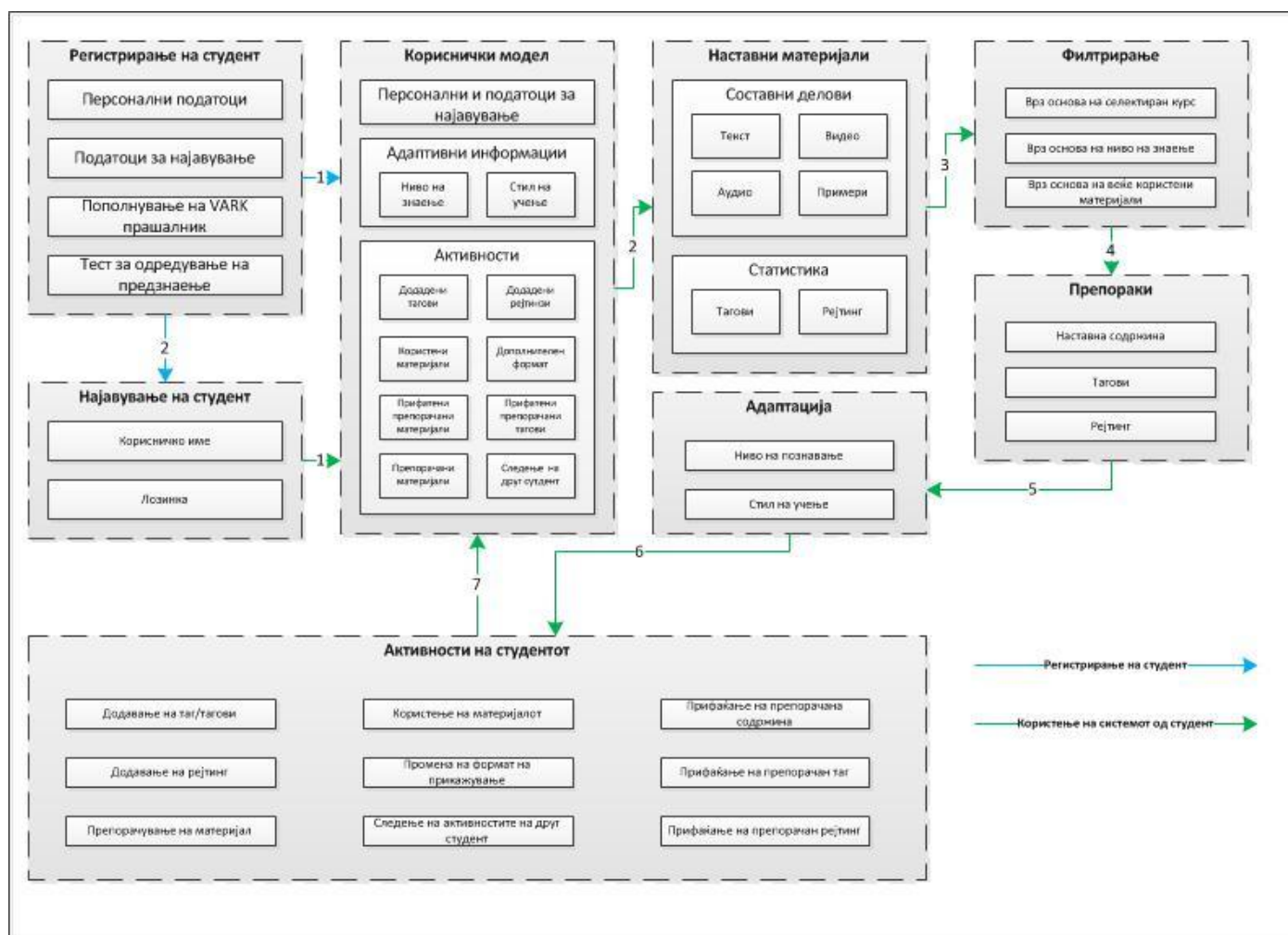
Секој студент кој е регистриран на системот има свој кориснички профил кој ги содржи сите информации за тој студент. Врз основа на податоците кои се чуваат во корисничкиот профил, студентите се категоризираат во повеќе виртуелни групи врз основа на нивното ниво на предзнаење и селектираната научна област на студентот.

Адаптивноста всушност е збир на неколку аспекти кои беа земени предвид при дизајнирање на системот:

- Прилагодување на наставната содржина врз основа на припадноста на студентот во виртуелна група за учење и неговото ниво на предзнаење.
- Адаптирање на форматот на испорачување на наставната содржина врз основа на стилот на учење на студентите.

Третиот значаен аспект опфатен при дизајнирање на системот е генерирање и препорачување на соодветни наставни содржини на најавениот корисник, како и соодветни тагови и рејтинзи.

Покрај тоа, системот им препорачува на студентите и дополнителни наставни содржини кои не се поставени во системот од страна на професорите или администраторот. Всушност, системот пребарува на неколку веб-локации каде се прелистуваат голем број објавени публикации, при што системот ги детерминира публикациите кои се соодветни и смета дека се корисни за студентот и истите му ги препорачува.



Слика 7: Архитектура на системот

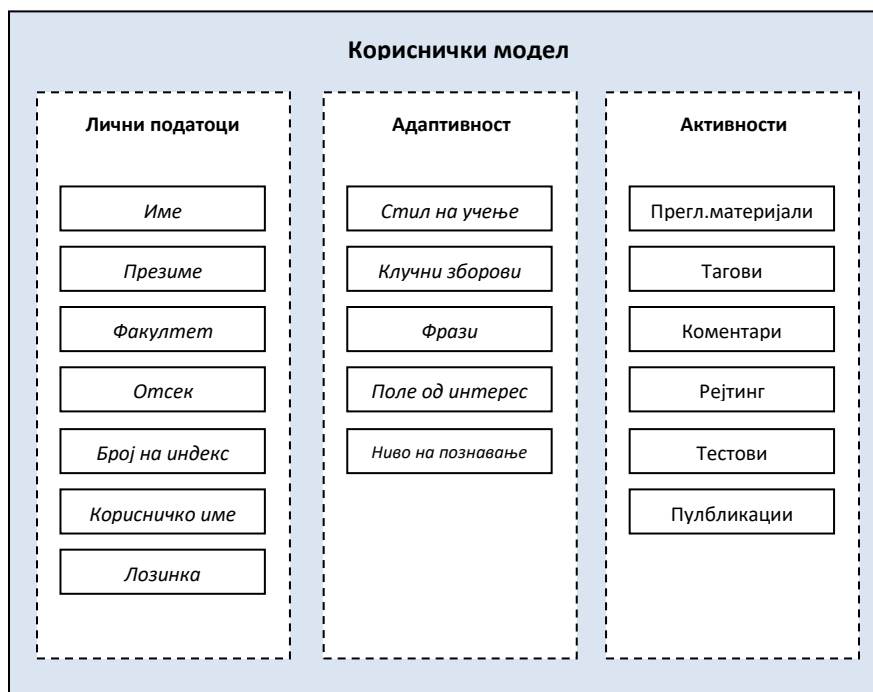
Активностите кои најавениот студент ги презема (како наставни материјали кои ги има користено, дополнителни публикации, тагови и рејтинзи кои студентот ги поставил за

истите, кои делови од наставната содржина ги користел и сл.) се чуваат во неговиот кориснички профил. Тие податоци потоа системот ги користи при донесување одлуки за препорачување.

Системот е составен од неколку модули, кои се прикажани на сликата 7.

8.1.1. Модул за генерирање на модел на студент

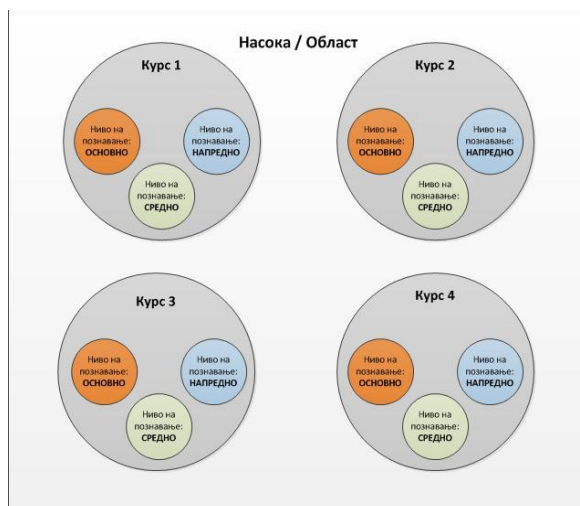
Овој модул е наменет за собирање и процесирање на податоците со цел да се креира односно обнови корисничкиот профил на студентите. Информациите кои се добиени од пополнување на формата за регистрирање на нов студент како и резултатот од анкетата за детерминирање на стилот на учење се клучни податоци за креирање на почетниот профил на студентот. Потоа, во текот на користењето на системот, сите активности на студентот се чуваат во неговиот профил. Под активности се подразбираат посетени страници, прегледани наставни содржини и екстерни публикации, клучни зборови внесени при пребарување, поставени тагови и забелешки, поставени рејтинзи на наставните содржини и др. На слика 8 е прикажана структурата на корисничкиот модел на студентите.



Слика бр. 8: Составни компоненти на корисничкиот модел

Релацијата таг – студент – наставна содржина се зачувува и во друга табела што ќе се користи во процесот на колаборативно филтрирање и препорачување на наставна содржина на студентот.

Врз основа на податоците во корисничкиот модел, секој студент припаѓа во одредена виртуелна група за учење. Виртуелната група претставува множество на студенти кои имаат исто ниво на предзнаење и имаат избрано иста научна област за изучување. Категоризацијата на студентите во виртуелни групи овозможува оптимизирање на процесот на препорачување на наставни содржини, тагови и рејтинзи. На сликата 9 се прикажани четири виртуелни групи за учење.



Слика 9: Виртуелни групи за учење

8.1.2. Модул препорачување на наставна содржина

Давањето препораки за соодветни наставни содржини е значаен елемент во функционирањето на развиениот систем за учење. Со споредување на профилот на студентите, како и со останатите параметри, како поставени рејтинзи, тагови и користени наставни содржини, системот генерира листа на наставни содржини кои би биле корисни за најавениот студент. Во склоп на овој модул е и алгоритмот за генерирање на екстерни публикации.

8.1.3. Содржински модел

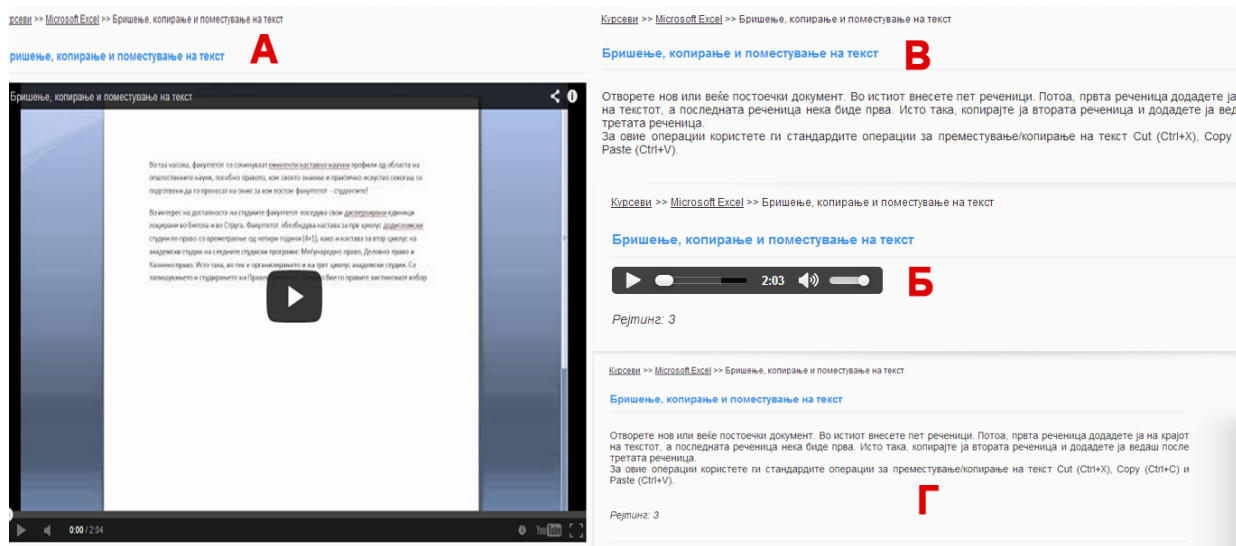
Наставните содржини можеме да ги дефинираме како објект кој се состои од повеќе елементи: текст, аудио, видео и практични примери и задачи. Покрај тоа, за секоја наставна содржина се ажурира статистика која се однесува на поставени тагови, рејтинзи и сл. На слика 10 е прикажана структурата на една наставна содржина.



Слика 10: Структура на наставна содржина

8.1.4 Модул за прикажување

Адаптирање на форматот во кој ќе се дистрибуира наставната содржина е еден од клучните аспекти опфатени со системот. Притоа, врз основа на резултатите од VARK прашалникот, но и врз основа на однесувањето на студентите (дали при користење на системот селектираат прикажување на наставната содржина во дополнителен формат), системот донесува одлука за форматот на прикажување на наставната содржина. Секоја наставна содржина се состои од четири компоненти: текст, видео, аудио и примери. Во зависност од најсоодветниот стил на учење на студентот, системот ја селектира соодветната компонента од наставната содржина и истата ја дистрибуира до најавениот корисник. За одредување на најсоодветниот стил се користи VARK моделот.



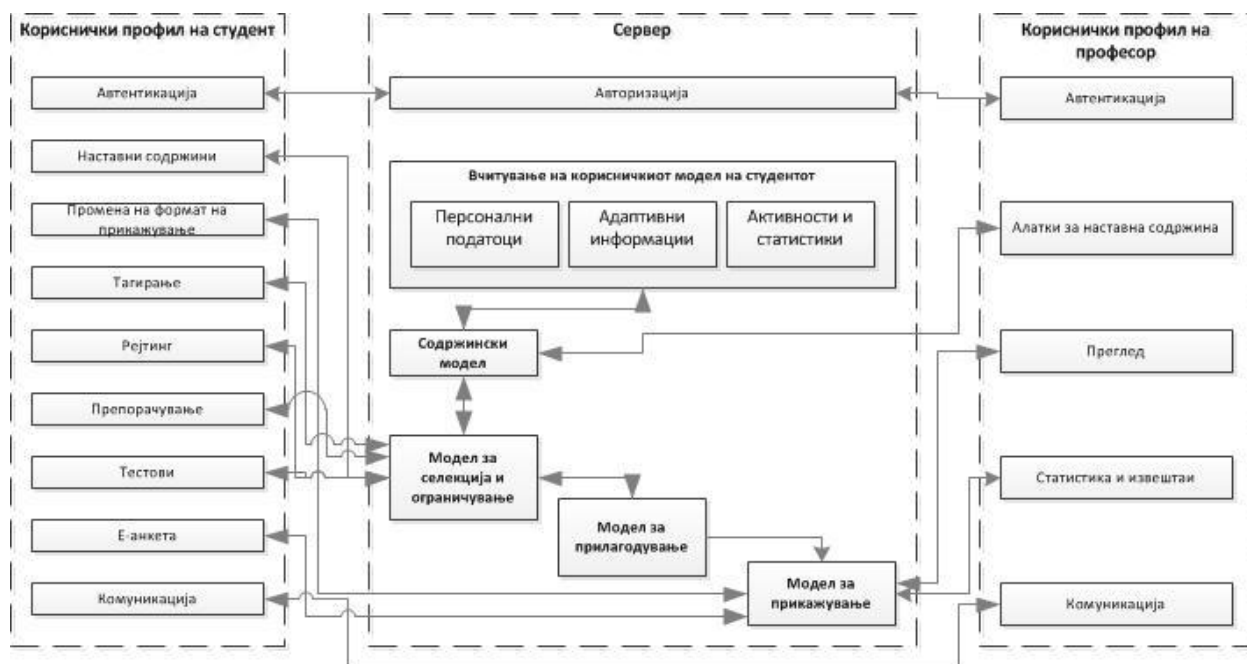
Слика 11: Формат на прикажување на наставна содржина

Според користениот модел секој студент припаѓа во една од следните четири категории:

- 1) *Visual* – студентите кои припаѓаат во оваа категорија најефикасно учат со користење на графикони, дијаграми, скици, видеоматеријали и интерактивни табли. Во нашиот случај, на студентите од оваа категорија, наставната содржина им се презентира преку видеоматеријали, како што е прикажано на слика 11, дел А.
- 2) *Aural* - најдобро учат со слушање на информации. Студентите кои припаѓаат во оваа категорија преферираат вербални лекции, дискусии, дебати, сакаат да слушаат што мислат другите и сл. На студентите од оваа категорија, системот им ја испорачува наставната содржина преку аудиоматеријали. Тоа е прикажано на слика 11, дел Б.
- 3) *Reading and writing* - студентите од оваа категорија преферираат да ги добиваат информациите прикажани со зборови. Аналогно на тоа, системот ја прикажува наставната содржина преку текст, како што е прикажано на слика 11, дел В.
- 4) *Kinesthetic* - најдобро учат од практична реализација и развиениот систем ја следи таа препорака за прикажување на наставната содржина. Овој формат е прикажан на слика 11, дел Д.

8.2. Архитектура на системот

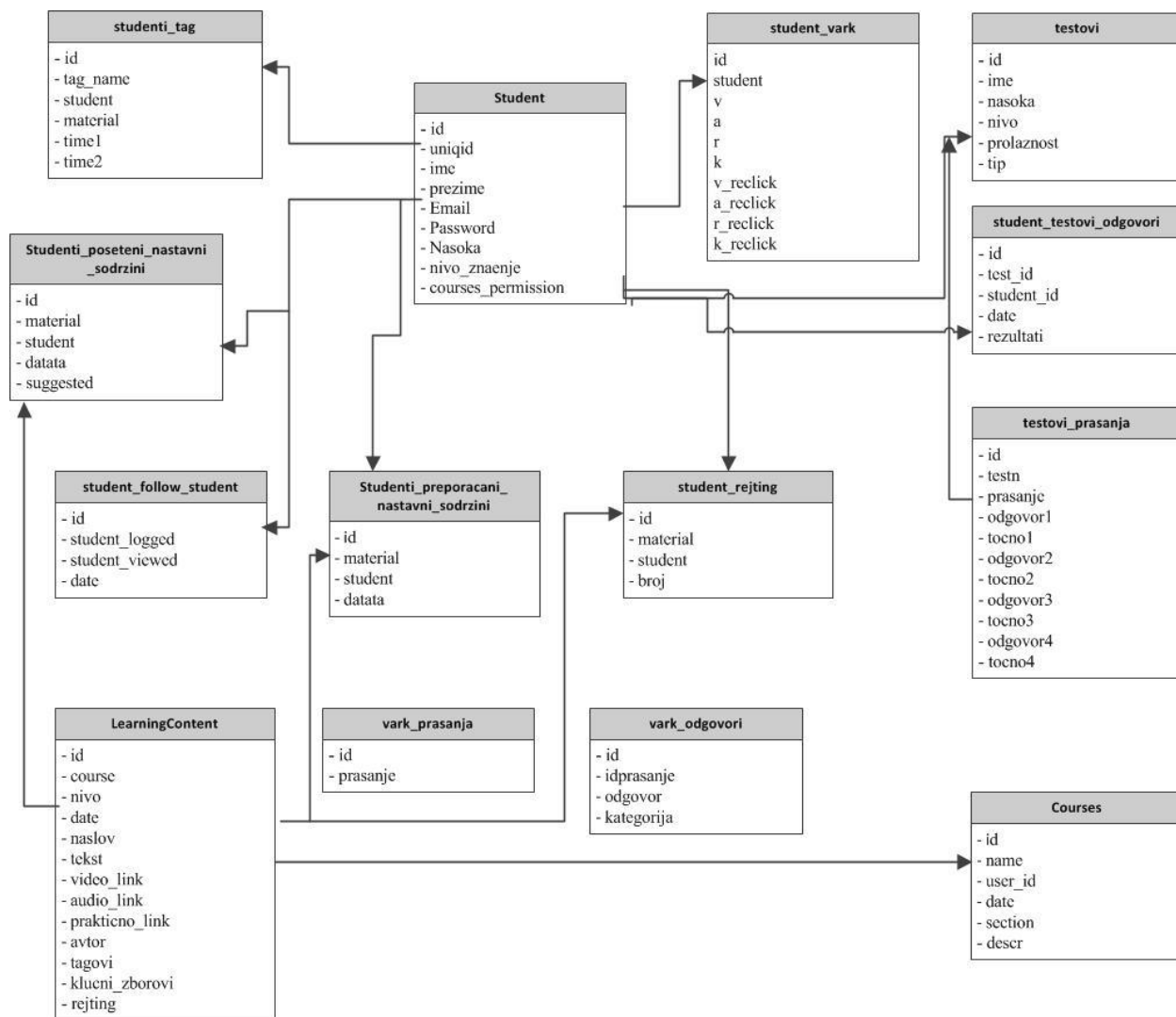
Во продолжение е прикажана архитектурата на системот. На сликата 12 се прикажани сите модули од кои е составен системот како и протокот на податоците.



Слика 12: Архитектура на системот

8.3. База на податоци

Апликацијата користи MySQL база каде се чуваат податоци за студентите, наставниот кадар, администраторите, наставните содржини, поставените рангови и рејтинзи, активности на студентите и сл. ER дијаграмот на базата е прикажан на слика 13.



Слика 13: ER дијаграм

Базата е составена од следните табели:

- *Courses* – сите активни курсеви кои може да ги посетуваат студентите се чуваат во оваа табела. Врз основа на оваа табела се прави и групирање на студентите во виртуелни групи (табела 6).
- *Learning_content* – оваа табела ги содржи наставните содржини, вклучувајќи ги сите компоненти од кои е составена наставната содржина, како текст, аудио, видео, примери, дополнителни линкови и сл. (табела 7).

- *Student* – табела во која се чуваат податоци за регистрираните студенти. Покрај личните податоци, во оваа табела се чува и нивото на предзнаење на студентот, научна област за која се интересира и сл. Дел од податоците од оваа табела се користат при генерирањето на корисничкиот модел за студентот (табела 9).
- *Studenti_poseteni_nastavni_sodrzini* – во оваа табела се чуваат записи кои се однесуваат на користењето на наставните содржини од страна на студентите (табела 9).
- *Studenti_preporacani_nastavni_sodrzini* – во оваа табела се чуваат наставните содржини кои се препорачани од страна на студентите (табела 10).
- *Studenti_rejting* – оваа табела се однесува на рејтингот кој го поставуваат студентите за наставните содржини што ги имаат користено (табела 11).
- *Studenti_tags* – во оваа табела се чуваат информациите за таговите кои ги имаат поставено студентите за наставните содржини што ги имаат користено (табела 12).
- *Student_follow_student* – во оваа табела се чуваат податоци кои се однесуваат на тоа кој студент има избрано да ги следи активностите на друг посочен студент (табела 13).
- *Student_testovi_odgovori* – табела во која се чуваат одговорите на студентите кои ги внесуваат при тестирање (тестирање при одредување на нивно предзнаење и тестирање при проверка на нивното знаење) (табела 14).
- *Student_vark* – податоците кои се однесуваат на детерминирање на најсоодветен стил на учење на студентите односно одговорите на VARK прашалникот се чуваат во оваа табела (табела 15).
- *Testovi_prasanja* – оваа табела ги содржи прашањата од кои се составени тестовите дефинирани во претходната табела (табела 16).
- *Vark_odgovori* – оваа табела ги содржи можните одговори на VARK прашалникот (табела 17).
- *Vark_prasanja* – во оваа табела се чуваат прашањата на VARK прашалникот кои се поставуваат на студентите (табела 18).
- *Vark_odgovori* – во оваа табела се чуваат одговорите на студентите кои ги внесуваат во системот во склоп на пополнување на VARK прашалникот (табела 19).

Во продолжение следува приказ на структурата на наброените табели.

Поле	Тип	Опис
id	int	Идентификационен број
name	varchar	Име на курсот
user_id	varchar	Идентификационен број на авторот
date	varchar	Датум на поставување
section	varchar	Област за која се однесува
descr	text	Краток опис

Табела 7: Табела Courses

Поле	Тип	Опис
id	int	Идентификационен број
course	varchar	Идентификационен број на курс каде припаѓа наставната содржина
nivo	varchar	Ниво на знаење за кое се однесува: почетно, средно, напредно
date	dated	Датум на поставување
naslov	varchar	Наслов на наставната содржина
tekst	text	Текстуална содржина
video_link	varchar	Видеоматеријали
audio_link	varchar	Аудиоматеријали
practicno_link	text	Практични вежби
avtor	varchar	Автор на наставната содржина
tagovi	varchar	Поставени тагови за наставната содржина
klucni_zborovi	varchar	Клучни зборови за наставната содржина
rejting	decimal	Моментален рејтинг

Табела 8: Табела Learning_content

Поле	Тип	Опис
id	int	Идентификационен број
uniqid	varchar	md5() Идентификационен број
ime	varchar	Име на студентот
prezime	varchar	Презиме на студентот
email	varchar	Е-mail (корисничко име) на студентот
password	varchar	Лозинка за најавување
nasoka	varchar	Избрана насока

nivo_znaenje	varchar	Ниво на знаење на студентот (основно, средно, напредно)
courses_permission	varchar	Активни курсеви за студентот

Табела 9: Табела student

Поле	Тип	Опис
Id	int	Идентификационен број
Material	varchar	Идентификационен број на наставната содржина
Student	varchar	Идентификационен број на студентот
Datata	datetime	Датум и време кога студентот ја користел наставната содржина
Suggested	varchar	Дали содржината е селектирана од листата со препораки

Табела 10: Табела studenti_poseteni_nastavni_sodrzini

Поле	Тип	Опис
Id	int	Идентификационен број
Material	varchar	Идентификационен број на наставната содржина
Student	varchar	Идентификационен број на студентот
Datata	datetime	Датум и време која студентот ја препорачал наставната содржина

Табела 11: Табела studenti_preporacani_nastavni_sodrzini

Поле	Тип	Опис
id	int	Идентификационен број
material	varchar	Идентификационен број на наставната содржина
student	varchar	Идентификационен број на студентот
broj	int	Вредност на доделен рејтинг

Табела 12: Табела studenti_rejting

Поле	Тип	Опис
id	int	Идентификационен број
tag_name	varchar	Содржина на тагот
student	varchar	Идентификационен број на студентот
material	varchar	Идентификационен број на наставната содржина
time1	varchar	Временска ознака на таг (старт)
time2	varchar	Временска ознака на таг (крај)

Табела 13: Табела studenti_tag

Поле	Тип	Опис
id	int	Идентификационен број
student_logged	varchar	Идентификационен број на најавениот студент
student_viewed	varchar	Идентификационен број на студентот чиј профил се разгледува
date	varchar	Датум на разгледување

Табела 34: Табела student_follow_student

Поле	Тип	Опис
id	int	Идентификационен број
test_id	varchar	Идентификационен број на тест
student_id	varchar	Идентификационен број на студент
date	date	Датум на одговор
rezultati	varchar	Содржина на одговор

Табела 15: Табела student_testovi_odgovori

Поле	Тип	Опис
id	int	Идентификационен број
student	varchar	Идентификационен број на студент
v	int	Одговори кои одговараат на Visual категоријата
a	int	Одговори кои одговараат на Audio категоријата
r	int	Одговори кои одговараат на Read категоријата
k	int	Одговори кои одговараат на Kinetics категоријата
v_reclick	int	Како дополнително прикажување на содржината е одбрана Video категорија
a_reclick	int	Како дополнително прикажување на содржината е одбрана Audio категорија
r_reclick	int	Како дополнително прикажување на содржината е одбрана Read категорија
k_reclick	int	Како дополнително прикажување на содржината е одбрана Kinetics категорија

Табела 16: Табела student_vark

Поле	Тип	Опис
id	int	Идентификационен број
ime	varchar	Име на тест
nasoka	varchar	Насока за која се однесува
nivo	varchar	Ниво на знаење
prolaznost	varchar	Граница на минливост

tip	varchar	Тип: предзнаење или полагање на курс
-----	---------	--------------------------------------

Табела 17: Табела testovi

Поле	Тип	Опис
id	int	Идентификационен број
testn	varchar	Идентификационен број на тест (id testovi)
prasanje	varchar	Содржина на прашањето
odgovor1	varchar	Одговор 1
tocno1	varchar	Точен одговор на прашањето број 1 (да или не)
odgovor2	varchar	Одговор 2
tocno2	varchar	Точен одговор на прашањето број 2 (да или не)
odgovor3	varchar	Одговор 3
tocno3	varchar	Точен одговор на прашањето број 3 (да или не)
odgovor4	varchar	Одговор 4
tocno4	varchar	Точен одговор на прашањето број 4 (да или не)

Табела 18: Табела testovi_prasanja

Поле	Тип	Опис
id	int	Идентификационен број
prasanje	varchar	Прашање

Табела 4: Табела vark_prasanja

Поле	Тип	Опис
id	int	Идентификационен број
idprasanje	varchar	Идентификационен број на прашање (vark_prasanja)
odgovor	varchar	Одговор
kategorija	varchar	Категорија каде припаѓа (V,A,R, или K)

Табела 20: Табела vark_odgovori

8.4. Функционалности на апликацијата

Апликацијата има три типови корисници, секој со соодветни пермисии и достапни функционалности:

- администратор,
- наставен кадар,

- студенти.

Администраторот е корисник со најголеми привилегии. Овој тип на корисник ги има следните пермисии:

- Менаџирање на корисничките профили на наставниот кадар и студентите.
- Менаџирање на курсеви.
- Менаџирање на наставните содржини во рамките на креираните курсеви од сите корисници.
- Менаџирање листи на глобални променливи и вредности.
- Следење на активностите на студентите.
- Менаџирање на листите со тагови, рејтинзи, препорачани содржини.
- Увид на релациите помеѓу студентите.
- Увид во распоредот и редоследот на активностите на студентите.
- Увид во резултатите од тестовите на студентите и нивниот напредок за време на користењето на системот.
- Менаџирање на прашањата на VARK прашалникот.
- Увид во деталниот профил на студентите.

Наставниот кадар има привилегии кои се однесуваат на записите за студентите, нивните активности и наставните содржини кои тие ги имаат поставено. Овој тип на корисник ги има следните пермисии:

- Менаџирање на курсеви.
- Менаџирање на наставните содржини во рамките на креираните курсеви од нивна страна.
- Поставување на нови наставни содржини.
- Следење на активностите на студентите кои ги посетуваат курсевите кои тие ги имаат поставено.
- Менаџирање на листите со тагови, рејтинзи, препорачани содржини на нивните наставни содржини и студенти.

Докторски труд: Адаптивен систем за давање на препораки врз основа на тагови во е-учење

- Увид на релациите помеѓу студентите кои ги посетуваат курсевите кои тие ги имаат поставено.
- Увид во распоредот и редоследот на активностите на студентите кои ги посетуваат курсевите кои тие ги имаат поставено.
- Увид во резултатите од тестовите на студентите и нивниот напредок за време на користењето на системот.

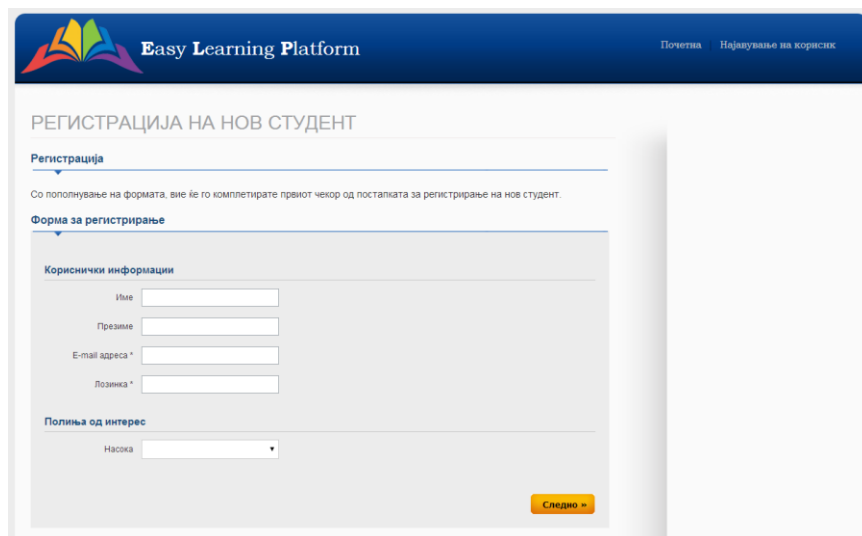
Студентот има најограничени привилегии во споредба со останатите типови на корисници. Овој тип на корисник ги има следните пермисии:

- Преглед на сопствениот профил и активностите кои ги има спроведено студентот (поставени тагови, поставени рејтинзи, користени и препорачани наставни содржини).
- Преглед на содржини.
- Поставување тагови.
- Поставување рејтинзи.
- Препорачување наставни содржини.
- Следење на активностите на другите студенти.
- Полагање тестови

8.4.1 Студенти

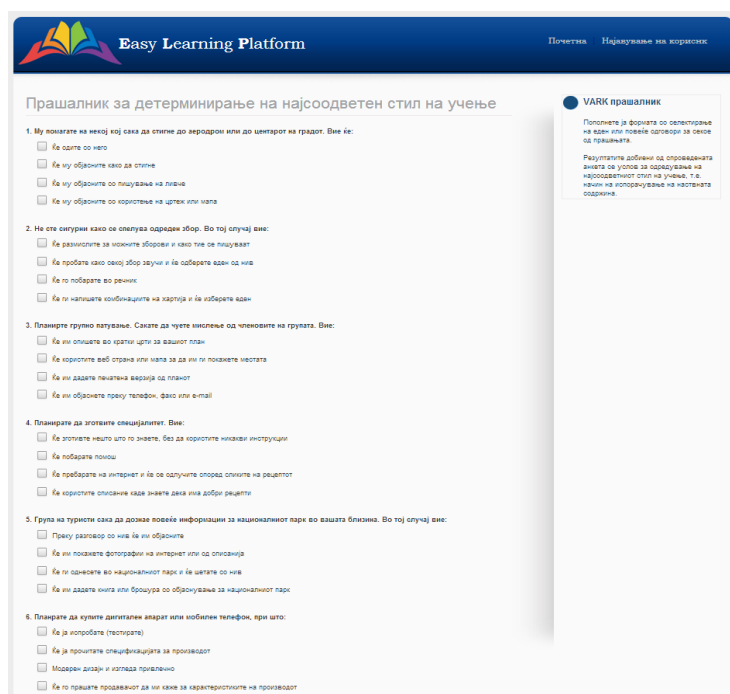
Како и секој тип на корисник, така и студентите мора најпрво да се регистрираат на системот. Регистрањето е фаза која се состои од неколку чекори.

Во првиот чекор студентот пополнува основни податоци како име, презиме, корисничко име и лозинка, како и полиња на интерес односно насока во која е заинтересиран студентот. Изгледот на оваа форма е прикажан на слика 14.



Слика 14: Прв чекор при регистрирање на студент

Во вториот чекор, студентот треба да даде одговор на вкупно 16 прашања со цел одредување на неговиот најсоодветен стил на учење. Поконкретно, во склоп на овој чекор се користи VARK моделот за одредување на знаење, со цел да се утврди како студентот најдобро учи и врз основа на тоа ќе се дистрибуираат наставните содржини. Изгледот на оваа форма е прикажан на слика 15.



Слика 15: Втор чекор при регистрирање на студент

Третиот чекор при регистрација на нов студент е тестирање на предзнаењето на студентот со цел прилагодување на тежината на наставните содржини кои треба да му се испорачуваат на студентот. Прашањата се внесуваат од страна на администраторот или професорот, а можат да бидат од повеќе типови: со еден можен одговор, со повеќе можни одговори, со казниви бодови или без казниви бодови. Формата е прикажана на слика 16.

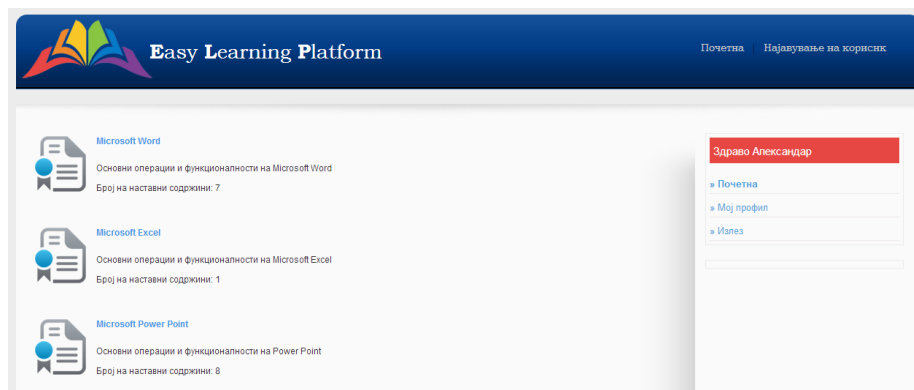
The screenshot shows the 'Easy Learning Platform' interface. At the top, there is a blue header with the logo and navigation links for 'Почетна' and 'Најавување на корисник'. The main content area is titled 'ПРОВЕРКА НА ЗНАЕЊЕ' and contains instructions for a quiz. The quiz is titled 'Квиз за полагање на Почетно ниво на предзнаења:' and is specifically a 'Microsoft Excel квиз'. It contains three sections of multiple-choice questions:

- За што се користи Ексел:** Four options with checkboxes: 'За обработување на текст', 'За обработување на слики', 'За обработување на табели', and 'За пресметување на формули'.
- Кога е последна верзија на Ексел:** Four options with checkboxes: '2005', '2007', '2010', and '2014'.
- Што е колона:** Four options with checkboxes: 'Хоризонтална колекција на ќелии', 'Вертикална колекција на ќелии', 'Една ќелија', and 'Една страна'.

A yellow 'Внеси' button is located at the bottom of the quiz area. On the right side, there is a sidebar titled 'Ниво на знаење' with explanatory text about the quiz format and results.

Слика 16: Трет чекор при регистрирање на студент

Со самиот процес на регистрација, системот генерира кориснички профил за секој корисник. Потоа, одлуките кои системот ги носи при препорачување на содржини, тагови или рејтинзи, или начин на испорачување на наставните содржини зависат од корисничкиот профил на корисникот. Со цел ефикасност на системот, профилот мора да се ажурира постојано, односно сите активности кои корисникот ги презел се чуваат во неговиот профил. Активностите исто така се земаат предвид во моменти кога системот донесува одлуки за најавениот корисник.

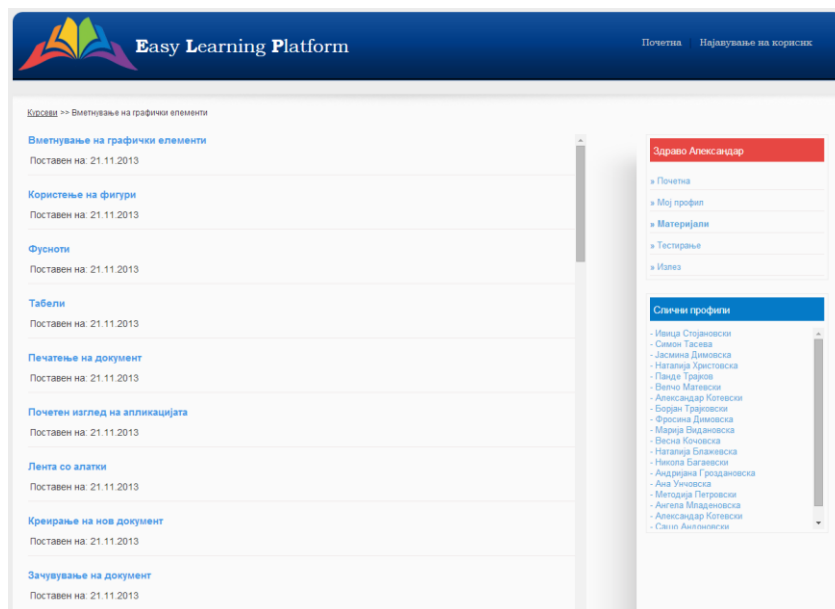


Слика 17: Почетна страна на делот за најавени студенти

По завршување на процесот на регистрација, студентите може да се најават на системот со своето корисничко име и лозинка, по што се насочуваат на почетната страна во делот на системот наменет за студентите, кој е прикажан на слика 17.

На почетната страна се прикажани сите курсеви каде партиципираат студентите, а се прикажува и бројот на наставни содржини врз основа на предзнаењето на корисниците. При прегледување на одредена наставна содржина, истата се прикажува во формат кој е најсоодветен според стилот на учење на студентот, кој е одреден со користење на VARK прашалникот.

Со избирање на еден од понудените курсеви, на студентот му се прикажува целосна листа со наставни содржини кои се предвидени во рамките на селектираниот курс. Од десната страна на формата, покрај линкови за профилот на студентот, прикажана е листа со студенти кои имаат слични карактеристики како и најавениот студент, при што студентот може да избере кој било студент од листата и да ги погледне сите активности кои тој ги има направено во текот на користењето на системот. Сепак, студентите во својот кориснички профил може да ја ограничат или забранат оваа функционалност. На пример, студентот може да селектира ограничен преглед на неговиот профил, што би значело дека најавените студенти може да гледаат само дел од неговите активности, на пример поставени тагови или користени наставни содржини. Доколку студентот целосно го има ограничено својот профил, тогаш тој воопшто нема да се прикаже во листата на слични студенти. Оваа форма е прикажана на слика 18.



Слика 181: Преглед на сите наставни содржини во селектираниот курс и листа на слични кориснички профили

Со избирање на која било од понудените наставни содржини, се прикажува форма која е составена од повеќе делови, како што е прикажано на слика 19.

Формата е составена од повеќе делови, за кои следува краток опис во продолжение:

Слика 19, област 1: Дел каде се прикажува наставната содржина, во формат кој зависи од стилот на учење на корисникот (текст, видео, аудио или практични примери). Притоа, доколку најавениот корисник, според стилот на учење, припаѓа во категоријата Visual, тогаш наставната содржина се прикажува преку видеоматеријал (слика 19, дел А). Доколку најавениот корисник припаѓа во категоријата Audio, тогаш наставната содржина се прикажува преку аудиоматеријал (слика 19, дел Б). Соодветно на тоа, наставната содржина ќе се прикажува преку текст доколку корисникот припаѓа во категоријата Read (слика 19, дел Ц), а за студентите кои припаѓаат во категоријата Kinetics наставните содржини ги добиваат во форма на практични примери и задачи (слика 19, дел Д).

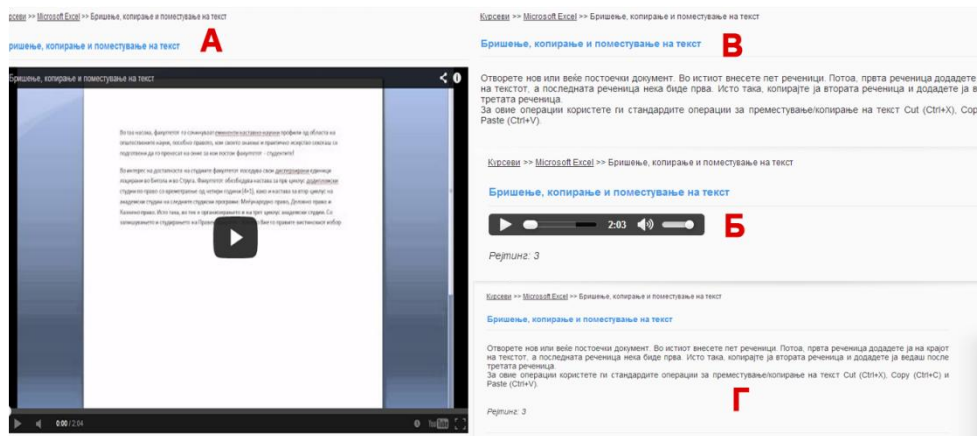
The screenshot displays the 'Easy Learning Platform' interface. The main content area is titled 'Вметнување на графички елементи' and contains instructions for creating a document in Microsoft Word. The interface is annotated with numbers 1 through 7:

- 1:** Points to the main text area containing instructions.
- 2:** Points to the 'Рејтинг: 0' field.
- 3:** Points to the 'Додади таг' (Add tag) section, which includes a 'Нов таг' (New tag) input field, a 'Препорачување' (Recommendation) dropdown, and a 'Временска ознака' (Time tag) section with 'Од' and 'До' time pickers.
- 4:** Points to the 'Додади рејтинг / степен на корисност' (Add rating / degree of usefulness) section, featuring a 'Предлог: 0' (Suggestion: 0) dropdown.
- 5:** Points to the 'Препорака' (Recommendation) section, which includes a text area and a 'Препорачај' (Recommend) button.
- 6:** Points to the 'Тагови' (Tags) section, which lists 'Литература во друштво' (Literature in society) and includes sub-options for 'Видео материјал', 'Аудио материјал', and 'Текст'.
- 7:** Points to the 'Додади' (Add) button at the bottom right of the main form.

The right-hand sidebar contains a user profile for 'Здраво Александар' with a score of 8, a list of 'Слични наставни материјали' (Similar teaching materials) with a score of 9, 'Посетени содржини' (Visited content) with a score of 10, 'Поставени тагови' (Assigned tags) with a score of 11, and 'Рангираны содржини' (Ranked content) with a score of 12.

Слика 29: Форма за приказ на наставна содржина

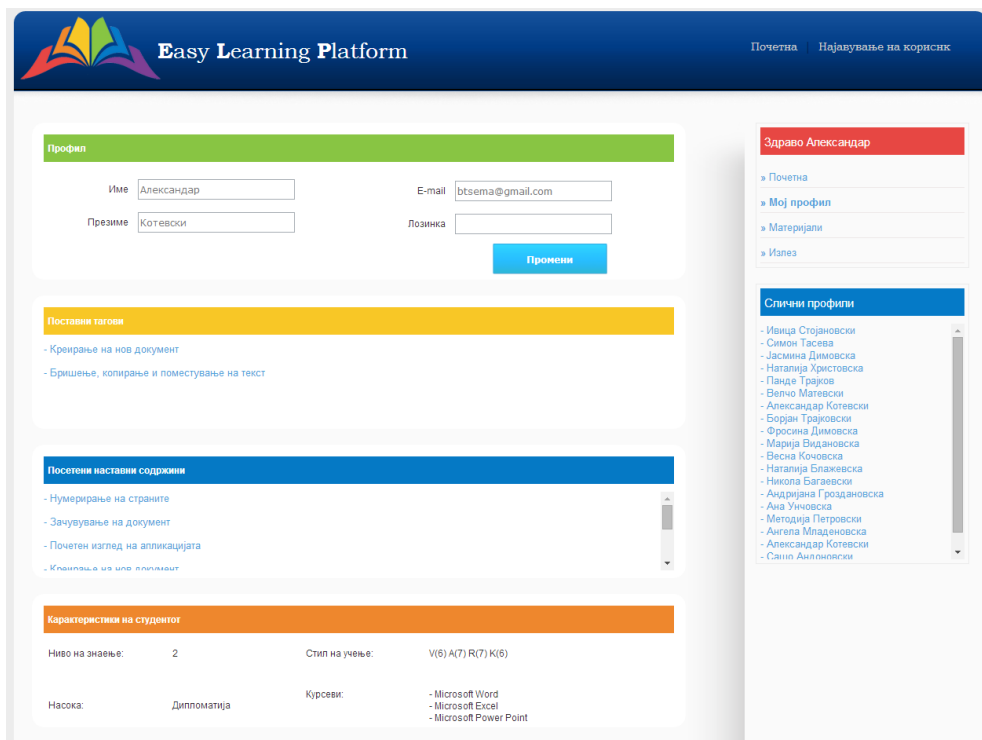
- Слика 19, област 2: Дел каде се прикажува моменталниот рејтинг на селектираната наставна содржина.
- Слика 19, област 3: Дел наменет за поставување на нови тагови, при што студентите може да внесуваат тагови преку едноставно текстуално поле, или преку селекција на некој од препорачаните тагови од листата. Во случај ако станува збор за видео или аудиоформат на наставната содржина, студентите може да поставуваат и временски ознаки кои ќе се однесуваат на тагот, односно временска инстанца за која се однесува тагот кој се внесува.



Слика 20: Приказ на наставна содржина врз основа на стилот на учење на студентот

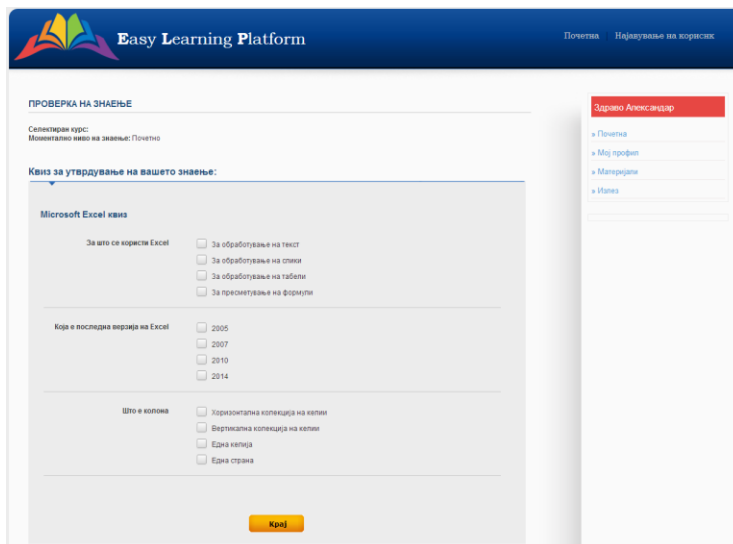
- Слика 19, област 4: Дел од каде студентот може да даде рејтинг на селектираната наставна содржина.
- Слика 19, област 5: Дел за препорачување на наставната содржина.
- Слика 19, област 6: Дел каде се прикажуваат таговите кои моментално се поставени за селектираната наставна содржина.
- Слика 19, област 7: Од овој дел може да се селектира друг формат на прикажување на наставната содржина.
- Слика 19, област 8: Прикажување на корисничкиот профил на најавениот студент.
- Слика 19, област 9: Дел каде се препорачуваат адекватни и корисни содржини, кои му се препорачуваат на студентот да ги посети.
- Слика 19, област 10: Во овој дел се прикажуваат сите наставни содржини кои најавениот студент ги има користено.
- Слика 19, област 11: Сите содржини за кои најавениот корисник има поставено еден или повеќе тагови се прикажани во овој дел.
- Слика 19, област 12: Сите содржини за кои најавениот корисник има поставено рејтинг се прикажани во овој дел.

Најавениот корисник има преглед на сопствениот профил и активностите кои ги има спроведено студентот (поставени тагови, поставени рејтинзи, користени и препорачани наставни содржини). Тоа е прикажано на слика бр.21.



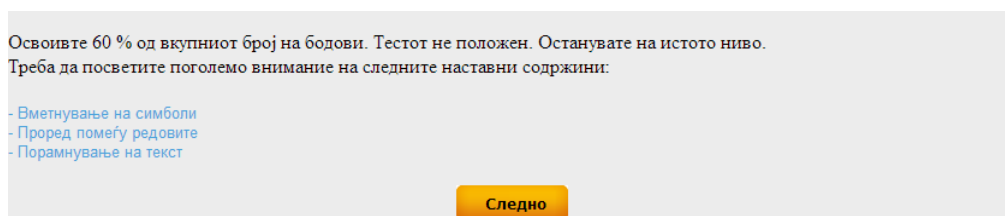
Слика 21: Приказ на профилот на најавениот студент

Покрај гореспоменатите функционалности достапни за најавените студенти, системот нуди и можност за преминување на студентите од пониско во повисоко ниво на знаење, и со тоа да добиваат и понапредни наставни содржини. Услов за напредок е успешно полагање на тест, кој е креиран од страна на професорот кој го поставил курсот. При додавање на тестот, професорот одлучува за тип на прашања и одговори (со еден точен одговор, со повеќе точни одговори, со или без негативни бодови) како и минимален број на потребни бодови за полагање на тестот. Пример на еден тест е прикажан на слика 22.



Слика 22: Тест за проверување на знаењето на најавениот студент

Доколку студентот го освои неопходниот број бодови, тогаш се ажурира неговиот кориснички профил односно се менува неговото ниво на познавање, и соодветно на тоа ниво во иднина студентот ќе добива наставни материјали кои се однесуваат на тоа ниво на знаење. Истовремено, студентот ќе биде категоризиран во друга виртуелна група за учење, соодветна на новото ниво. Во спротивно, доколку студентот не го освои потребниот број бодови, системот генерира извештај кој му дава јасни насоки на студентот кои наставни содржини треба да ги проучи подетално врз основа на погрешните одговори. Таа листа е прикажана на слика 23.



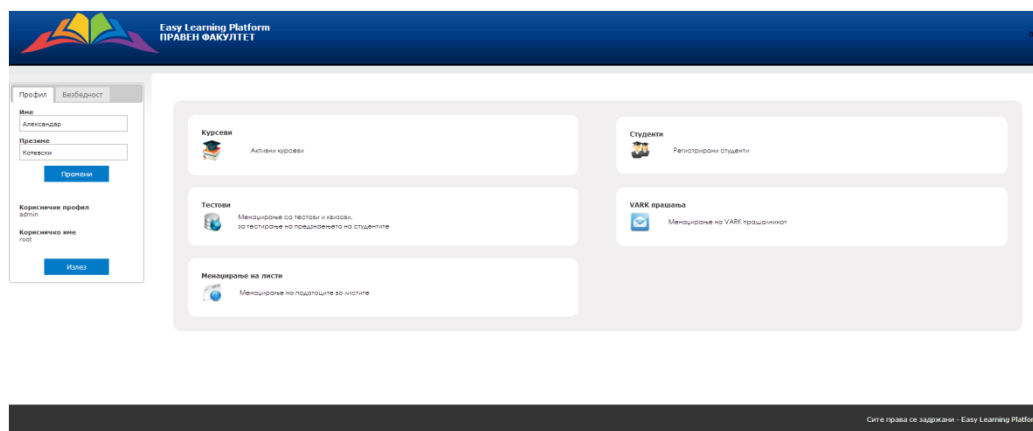
Слика 23: Листа на наставни содржини кои треба студентот да ги повтори

8.4.2. Наставен кадар

За разлика од студентите, наставниот кадар не се регистрира туку се внесува од страна на администраторот. По најавувањето на системот, професорот се пренасочува на почетната страна на делот наменет за професори, од каде може да селектира која било од понудените опции:

- Менаџирање на курсеви.
- Менаџирање на наставните содржини во рамките на креираните курсеви од нивна страна.
- Поставување на нови наставни содржини.
- Следење на активностите на студентите кои ги посетуваат курсевите кои тие ги имаат поставено.
- Менаџирање на листите со тагови, рејтинзи, препорачани содржини на нивните наставни содржини и студенти.
- Увид на релациите помеѓу студентите кои ги посетуваат курсевите кои тие ги имаат поставено.
- Увид во распоред и редослед на активности на студентите кои ги посетуваат курсевите кои тие ги имаат поставено.
- Увид во резултатите од тестовите на студентите и нивниот напредок за време на користењето на системот.

Изгледот на почетната страница е прикажан на слика 24.



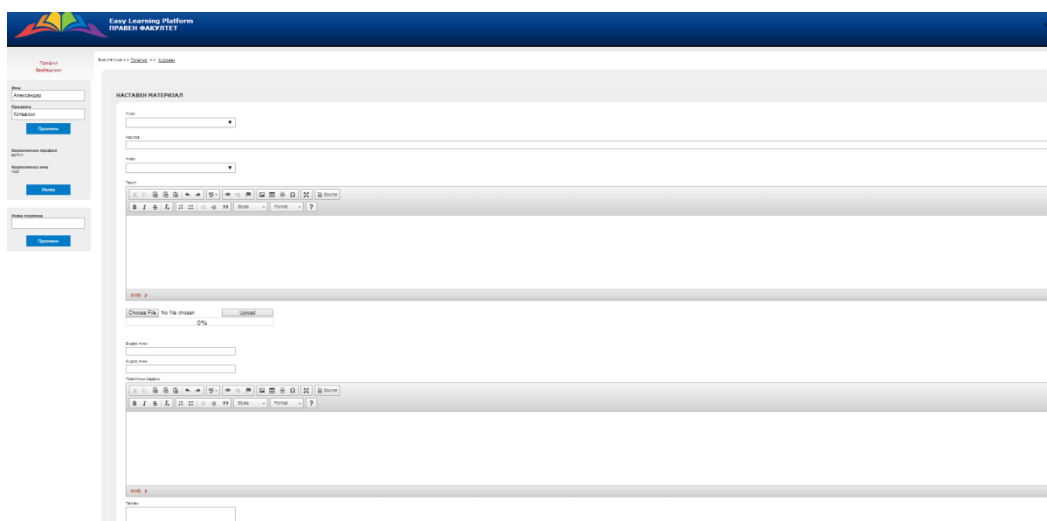
Слика 24: Почетна страница на делот наменет за наставниот кадар

Наставните содржини што ги користат студентите се поставуваат од страна на наставниот кадар. Секоја наставна содржина припаѓа во одреден курс, кој е отворен од страна на најавениот професор. Курсот може да се едитира и да се додаваат студенти кои може да го користат тој курс. Листата на сите курсеви креирани од најавениот наставен кадар е прикажана на слика 25.



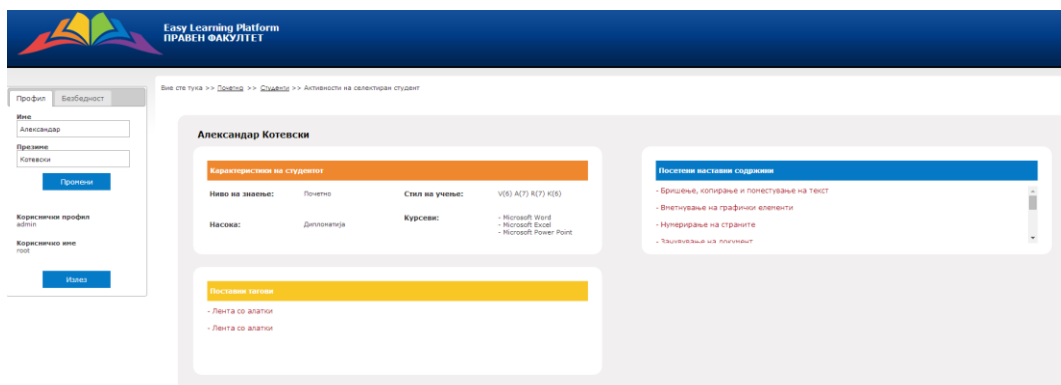
Слика 25: Прикажување на активни курсеви

При внесувањето, професорот треба да ги внесе сите компоненти на наставната содржина, односно истата да ја опише преку текст, видеоматеријал, аудиоматеријал и практични примери и задачи. Покрај тоа, професорот има можност за внесување на тагови кои подоцна ќе се користат при препорачување на наставната содржина.



Слика 26: Форма за внесување и едитирање на нова наставна содржина

Професорите имаат можност за следење на активностите на студентите, односно кои наставни содржини ги имаат посетено, за кои наставни содржини имаат поставено тагови или рејтинзи, резултати од полагањето на тестовите, нивното ниво на знаење и сл. Оваа форма е прикажана на сликата 27.



Слика 3: Преглед на активности на селектиран студент

8.5 Корисничко сценарио

Студентот мора да се регистрира на системот за да може истиот да го користи. Регистрацијата е процес поделен на неколку чекори:

- *Чекор 1:* Пополнување на форма со општи податоци за студентот, вклучувајќи и селектирање на научната област за која е заинтересиран студентот како и клучни зборови значајни за областа. Овие податоци студентот може да ги менува во текот на користењето на системот.
- *Чекор 2:* Детерминирање на најсоодветниот стил на учење на студентот. По направената анализа и споредба на неколку модели и алгоритми за детерминирање на стилот на учење, во склоп на ова истражување се користи VARK моделот. Во овој чекор, студентите треба да дадат одговор на прашања предвидени во VARK прашалникот. Во зависност од одговорите, VARK моделот го дефинира најсоодветниот стил на учење на студентот. Врз основа на овие податоци, системот ќе го одредува стилот и форматот на наставните материјали кои ќе ги испорачува до студентите.
- *Чекор 3:* Одредување на предзнаењата на студентот – ова е последен чекор во процесот на регистрација на нов студент и се користи за одредување на предзнаењата на студентот за научната област која ја избира во првиот чекор од регистрација. Целта на овој чекор е одредување на нивото на познавања на

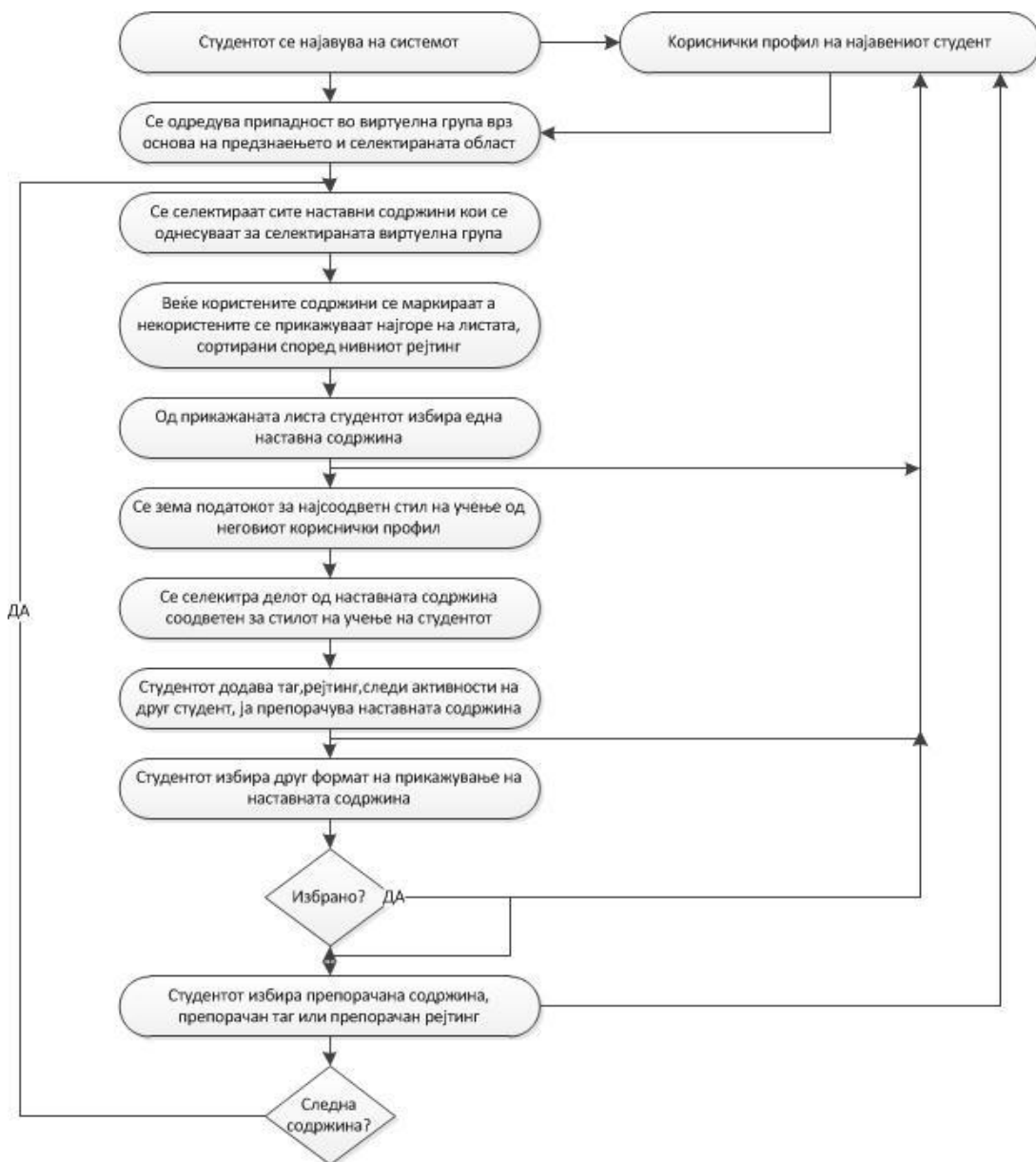
студентот за одбраната област. Резултатите од овој чекор се користат за одредување на тежината на наставните материјали кои треба да му се препорачуваат на студентот.

Откако студентот ќе се регистрира и најави на системот, тој добива листа на наставни содржини кои може да ги користи по препорачан редослед. Студентот може да го менува редоследот по кој ќе ги користи наставните содржини. Во секој момент студентот може да постави свој таг за селектираната наставна содржина. Тагот може да го избере од листата која системот ќе му ја препорача или да внесе сопствен таг. Истото тоа се однесува и за рејтингот на материјалот.

Во десната страна на прозорецот на најавениот студент се прикажува листата со наставни содржини кои му се препорачуваат на студентот да ги користи. Таа листа, како и предложената листа со тагови, е добиена со процесот на колаборативно филтрирање опишан претходно. Покрај тоа, на студентот му се препорачуваат и надворешни ресурси - публикации кои би му користеле на студентот, а се во тесна корелација со наставната содржина која моментално студентот ја има отворено.

Откако ќе избере наставна содржина, системот прави селекција на најсоодветните делови од наставната содржина, врз основа на стилот на учење на студентот, и му ги прикажува на студентот. На студентот не му се ограничени и останатите делови од наставните содржини. Паралелно со користењето на наставната содржина, студентите може да поставуваат свои тагови за наставната содржина.

Откако студентот ќе ги проучи сите наставни содржини предвидени за областа која ја има избрано, има можност да полага тест со цел утврдување на неговото знаење и стекнување услов за стекнување на повисоко ниво на знаење од селектираната област. Во случај на успешно полагање на тестот, се променуваат податоците во моделот на студентот, поточно делот за нивото на предзнаење од селектираната област. Доколку студентот не ги освои потребните поени за полагање на тестот, системот ги зачувува прашањата на кои студентот не одговорил (или одговорил погрешно), и му испраќа дополнителни наставните материјали од тие делови.



Слика 28: Корисничко сценарио

9. Резултати од испитувањето

За подобрување на квалитетот на дадените препораки сè почесто се користат мета-податоци како информации кои ја опишуваат содржината на наставните материјали. Со зголеменото користење на таговите, тие се препознаваат како корисни информации за подобрување и зголемување на ефикасноста на модулите за давање препораки во рамките на системите за електронско учење.

Системите за давање препораки, кои се базираат на користење на тагови, може да користат различни техники на давање препораки, како сугерирање на следни активности, препорачување на редослед на користење на наставните материјали и препорачување на дополнителни ресурси, а врз основа на карактеристиките на моделите на студентите, стилот на учење, нивото на предзнаења, степенот (тежината) на курсот што го посетува студентот, историјат и редослед на користење на наставните материјали на корисник кој има слични карактеристики со најавениот корисник и сл.

9.1 Споредба на предложениот систем со разгледаните системи за е-учење

Во склоп на ова истражување земени се предвид два типа на персонализација:

- Персонализација врз основа на најсоодветниот стил на учење на студентот.
- Техника за давање сугестии за најсоодветни наставни материјали, врз основа на нивното предзнаење, припадност во виртуелна група, таговите кои ги користат и рејтингот и забелешките за наставните материјали.

За разлика од погореспоменатите системи кои претежно имаат едноставна интерактивност и не многу голема ефикасност при давањето препораки, предложениот систем во ова истражување предвидува поголема интерактивност на корисниците со системот и поефикасни и попрецизни препораки за најсоодветните наставни содржини. Разгледаните системи кои немаат предвидено испитување на најсоодветниот стил на учење на студентите, наставните материјали ги дистрибуираат до студентите во ист стил и формат, што навистина има негативен ефект врз едукативниот процес.

Во развиениот систем во склоп на истражувањето, наставните содржини се составени од повеќе сегменти и во зависност од стилот на учење на студентот му се испорачуваат соодветни сегменти од наставната содржина.

Предложениот систем предвидува имплементирање на колаборативно филтрирање за препорачување на наставни содржини, тагови и рејтинзи, што не е случај во разгледаните системи. Кај нив се користат едноставни техники за податочно рударење. Во дел од нив се препорачуваат само наставни содржини, без притоа да се земат предвид поставените тагови од корисниците.

Мал дел од разгледаните системи му даваат акцент на предзнаењето кое го имаат студентите. Предложениот систем предвидува тестирање на студентите со цел детерминирање на нивните предзнаења. За разлика од неколку системи кои предзнаењето на студентот го користат само за адаптација на испорачување на наставните материјали, предложениот систем врши и групирање на студентите во виртуелни групи за учење врз основа на нивното предзнаење, што е позитивно од гледна точка на соработка и комуникација на студентите кои припаѓаат во иста виртуелна група.

Разгледаните системи не посветуваат големо внимание на генерирање на модел на корисниците. За разлика од нив, предложениот систем предвидува генерирање и менаџирање на модел за секој од корисниците. Податоците од кои е составен моделот се значајни за носење на одлуките за препорака на наставна содржина и нејзино испорачување во најсоодветен формат.

Бидејќи користењето на тагови, според направеното истражување, има позитивен ефект врз ефикасноста на системите за е-учење, предложениот систем посветува значително внимание врз користењето на истите. Во дел од разгледаните трудови таговите се користеа за опис на наставните содржини и како параметри при пребарување на содржини. Во предложениот систем, таговите ќе се користат во процесот на филтрирање на најсоодветната содржина која треба да му се препорача на студентот.

Разгледаните системи за давање препораки не препорачуваат дополнителни надворешни ресурси - публикации што не е случај и со нашиот систем.

9.2 Резултати од користењето на системот

Испитувањето беше реализирано во склоп на наставата по предметот информатика на Правен факултет - Кичево, дисперзирани студии Битола. Предметот информатика се изучува во зимскиот семестар, во прва година и во негов склоп се изучува дел од програмскиот пакет Microsoft Office (Word, Excel, PowerPoint). Испитувањето се

однесување на практичниот дел од испитот на предметот информатика, каде студентот треба да изработи три документи (по еден во Word, Excel и PowerPoint), да го освои неопходниот број поени за да може да го положи практичниот дел од испитот.

Испитувањето беше направено на 91 студент (од вкупно 174 кои го избраа предметот информатика), распоредени во три групи, кои го користеа системот за подготовка за практичниот дел од испитот. Од вкупно 91 студент, 29 студенти немаа воопшто искуство и познавање на материјалот кој се изучува, 46 студенти имаа почетно познавање додека 16 студенти имаа средно познавање на материјалот.

9.2.1. Одредување на предзнаење на студентите

Одредувањето на предзнаењето на студентите е предвидено во процесот на регистрирање на системот, со цел системот да ги филтрира наставните содржини според нивото на предзнаење на студентите. Одредувањето на предзнаењето се направи со спроведување на тест. Резултатите од тестот односно нивото на познавање на содржината која се изучува се запишуваат во корисничкиот профил на студентот. Според резултатите од тестот, 29.4 % од студентите од првата група се без познавање или со минимално познавање, 48.5 % се со почетно познавање додека 22.1 % од нив имаат просечно познавање на содржината. 22.4 % од студентите од втората група се без познавање или со минимално познавање, 53.9 % имаат почетно познавање додека 23.7 % имаат просечно познавање.

	Без познавање или со минимално познавање		Почетно познавање		Просечно познавање	
	Број	Процент	Број	Процент	Број	Процент
Група 1	9	29.4 %	15	48.5 %	4	22.1 %
Група 2	8	22.4 %	17	53.9 %	8	23.7 %
Група 3	12	27.2 %	14	51.6 %	4	21.2 %

Табела 21: Приказ на почетно познавање на испитаните студенти

Резултатите за третата група покажуваат дека 27.2% од студентите од третата група се без познавање или со минимално познавање, 51.6 % се со почетно познавање и 21.2 % со просечно познавање.

9.2.2. Одредување на најсоодветен стил на учење

Членовите на групите, во склоп на регистрањето на системот пополнуваа прашалник препорачан од VARK со цел одредување на најсоодветниот стил на учење. Прашалникот се состои од вкупно 16 прашања. Секое од прашањата имаше 4 понудени одговори, при што студентите имаа можност да селектираат и повеќе од еден одговор, како што е прикажано на сликата 21. Резултатот од анкетата ги категоризира студентите во една од следните четири групи: Visual, Aural, Reader или Kinetics. Целта на категоризацијата е детерминирање на форматот на содржината која треба да им се испорачува на студентите. Податокот за категоријата во која припаѓа студентот се зачувува во корисничкиот профил на студентот.

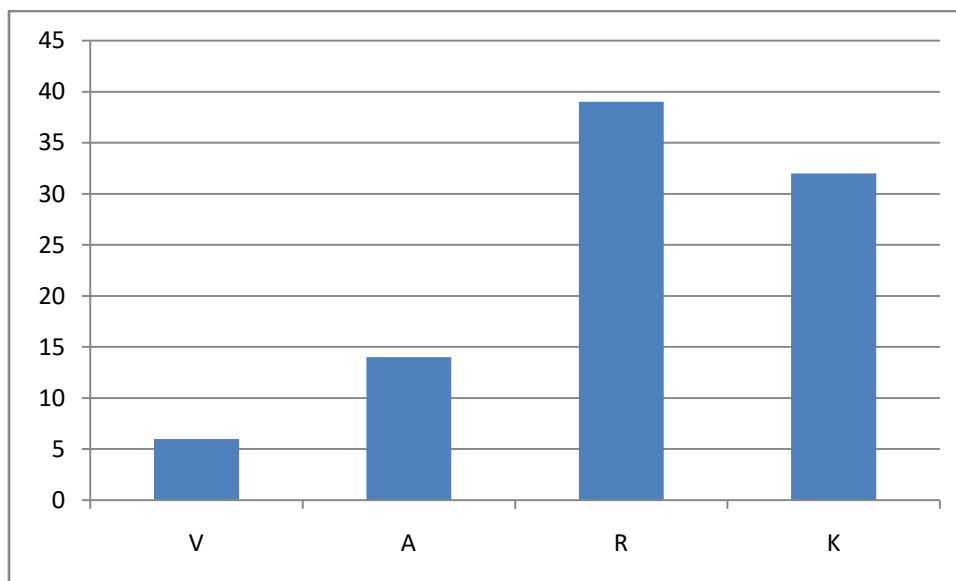
Слика 49: VARK анкетна форма

Според резултатите, 8.4 % се категоризирани во групата на Visual, 16.1 % во групата на Aural, 38.4 % во групата на Reading и останатите 37.1 % во групата на Kinetics.

На студентите од Visual групата ќе им се прикажува наставната содржина како видеоматеријал, на студентите од Aural групата наставната содржина ќе им се прикажува како аудиоматеријал. Студентите кои припаѓаат на Reading групата наставните материјали ќе им се прикажуваат во текстуална форма додека за студентите од Kinetics групата наставната содржина ќе им биде објаснувана преку видеоматеријали, примери и работни задачи.

	Број на студенти	Процент
Visual	6	8.4 %
Aural	14	16.1 %
Reading	39	38.4 %
Kinetics	32	37.1 %

Табела 52: Резултати од VARK прашалникот



Графикон 1: Резултати од VARK прашалникот

9.2.3 Податоци од користењето на системот

Бројот на наставни содржини достапни за користење во системот е 88. Студентите од првата група поставиле вкупно 1745 тагови или во просек од 62.32 тагови по студент. Студентите од втората група поставиле вкупно 1885 тагови, односно 57.12 тагови по

студент. Студентите од третата група поставиле 1804 тагови или во просек 60.13 тагови по студент.

	Група 1	Група 2	Група 3
Број на студенти	28	33	30
Број на наставни содржини	88	88	88
Број на тагови	1745	1885	1804
Просек на тагови на студент	62.32	57.12	60.13
Просек на тагови на наставна содржина	19.80	21.42	20.50
Просечен рејтинг на наставна содржина	4.17	4.26	4.30
Прифатени препорачани тагови	63.18 %	62.49 %	59.54 %
Прифатени препорачани наставни содржини	61.85 %	64.45 %	58.22 %
Прифатени препорачани рејтинзи	64.25 %	65.84 %	61.09 %
Прифатени дополнителни публикации	54.18 %	55.23 %	57.74 %

Табела 63: Резултати од користењето на системот

Студентите од првата група дале просечен рејтинг на наставната содржина од 4.17 (во опсег од 1 до 5), 4.26 е просечниот рејтинг кој го дале студентите од втората група. Рејтингот на студентите од третата група е 4.30. 27% од студентите поставиле таг на помалку од 20 наставни содржини, 45 % поставиле таг на 10 - 50 наставни содржини додека 28 % поставиле таг на повеќе од 50 наставни содржини.

Кога студентот ќе прегледува одреден наставен материјал, системот генерира листа на сродни содржини кои се соодветни на содржината на отворениот материјал и истата им ја препорачува на студенти. Притоа, студентот може да избере што било од препорачаните содржини. Според резултатите, студентите од првата група искористиле 61.58 % од препорачаните содржини, студентите од втората група 64.45 %, додека студентите од третата група искористиле 58.22 % од препорачаните содржини.

Студентите имаат можност да поставуваат тагови и рејтинг за користените содржини и со тоа активно да учествуваат во подобрување на ефикасноста на системот од една страна, но и персонализација на истиот од друга страна. Притоа, на студентите им се препорачува листа на тагови за соодветната содржина. Студентите може да изберат некој од

предложените тагови или да внесат нов таг. Според резултатите од користењето на системот, студентите од првата група прифатиле 63.18 % од препорачаните тагови и 64.25% од препорачаните рејтинзи, студентите од втората група прифатиле 62.49% од препорачаните тагови и 65.84% од препорачаните рејтинзи, додека студентите од третата група 59.54% од предложените тагови односно 61.09% од препорачаните рејтинзи.

Кога станува збор за користење на дополнителни ресурси - публикации, студентите од првата група прифатиле 54.18 % од предложените трудови, студентите од втората група 55.23 % додека студентите од третата група 57.74 %.

9.2.4 Семантичка анализа на таговите

Во склоп на истражувањето е направена и семантичка анализа на таговите кои ги поставија студентите. Притоа беше користена класификацијата според Sen et al. (2006) која е базирана на Golder and Humberman (2005):

- *Содржински тагови*: тагови кои се користат за идентификување на тип на објект (наставна содржина, задача, основи информации, дефиниции и сл.).
- *Предметни тагови*: кои се користат за означување на квалитетите и карактеристиките на содржините (корисно, интересно, лесно, разбирливо, нејасно, збунувачко).
- *Персонални тагови*: организациони тагови на активности, како на пример да се прочита, да се проба, да се промени, да се испрати, да се испечати).

Притоа, 15.27 % од таговите се содржински, 58.11 % од таговите се предметни, а остатокот односно 26.62 % се персонални. Врз основа на тоа, може да се воочи дека студентите имаат за цел да ги адаптираат и организираат наставните содржини со цел полесно учење.

9.2.5 Релевантност на резултатите од VARK прашалникот

Според податоците во табелата 2, можеме да заклучиме дека 71.4% од студентите од првата група не направиле избор за друг формат на прикажување на наставната содржина. Тој процент за втората група изнесува 67.7%, додека за третата група е 70.2%. |Процентот на студенти од првата група кои освен препорачаниот формат избрале и уште

еден друг начин на прикажување на содржината е 11.8%, 12.7% за втората група односно 12.3% за третата група. 3.2% од студентите од првата група селектирале дополнителни 2 формати за прикажување на содржината, додека тој процент е 2.8% за втората група односно 3.1% за третата група.

Според резултатите, има и студенти кои ги избрале сите предложени формати за наставната содржина. Таквиот процент од првата група е 13.6%, од втората група 16.8% и од третата група 14.4%.

	Само препорачаниот формат	Препорачаниот + 1 дополнителен	Препорачаниот + 2 дополнителни	Сите
Група 1	71.4 %	11.8 %	3.2 %	13.6 %
Група 2	67.7 %	12.7 %	2.8 %	16.8 %
Група 3	70.2 %	12.3 %	3.1 %	14.4 %

Табела 74: Релевантност на резултатите од VARK прашалникот

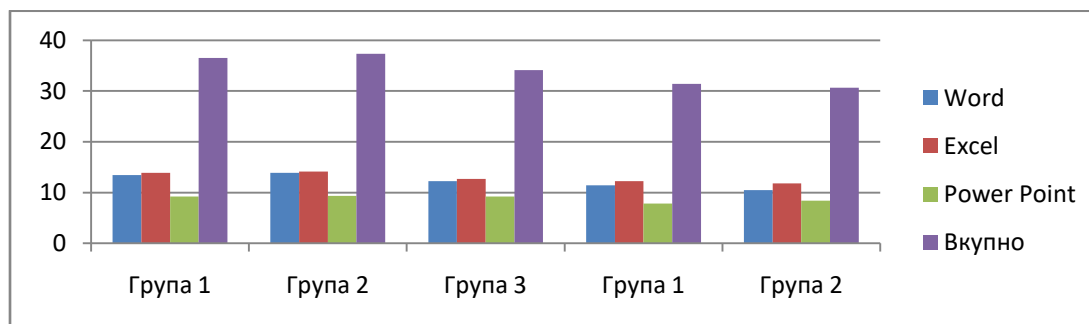
9.2.6 Споредување на резултатите од практичниот дел од испитот

По спроведувањето на практичниот дел од испитот по предметот онформатика, споредени се резултатите на студентите кои го користеле системот за да се подготват за испитот и на студентите кои не го користеле системот. Според резултатите, воочлива е ефикасноста на системот бидејќи студентите кои го користеле системот покажаа подобри резултати за разлика од студентите кои не го користеле системот. Истото тоа се однесува и на споредбата на резултатите на студентите кои го користеа системот и резултатите на студентите од минатата генерација (кои немаа можност да користат ваков систем). Така, студентите од првата група освоија просечни 13.22 бодови на првата вежба (Word), 13.85 бодови на втората вежба (Excel), 8.24 бодови за третата вежба (Power Point) или вкупно 35.31 бод (од вкупно 40). Студентите од втората група освоија просечни 13.55 бодови на првата вежба (Word), 14.32 бодови на втората вежба (Excel), 8.35 бодови за третата вежба (Power Point) или вкупно 36.22 бодови (од вкупно 40). Студентите од третата група освоија просечни 12.84 бодови на првата вежба (Word), 12.53 бодови на втората вежба (Excel) односно 8.18 бодови за третата вежба (Power Point) или вкупно 36.12 бод (од вкупно 40).

		Word (max 15 бодови)	Excel (max 15 бодови)	Power Point (max 10 бодови)	Вкупно
Студенти кои го користеа системот	Група 1	13.22	13.85	8.24	35.31
	Група 2	13.55	14.32	8.35	36.22
	Група 3	12.84	12.53	8.18	36.12
Студенти кои не го користеа системот	Група 4	11.80	11.15	8.14	31.09
	Група 5	11.25	11.40	7.98	30.63

Табела 85: Резултати од практичниот дел од испитот по предметот информатика

Студентите од четвртата и петтата група, кои не го користеа системот покажаа послаби резултати на практичниот дел од испитот.



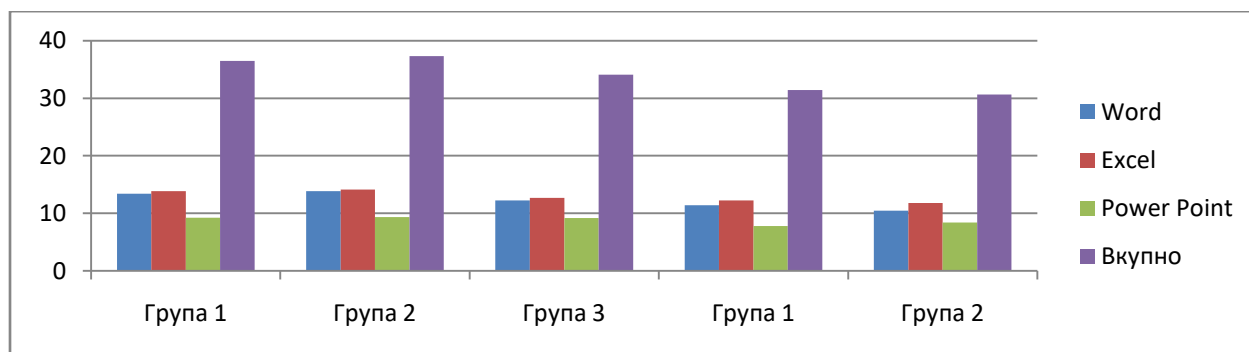
Графикон 2: Споредување на резултатите на студентите кои го користеле/не го користеле системот

Во табелата 25 е прикажана споредбата на резултатите на студентите кои го користеа системот и резултатите на студентите кои не го користеа системот (студенти од претходна генерација).

		Word (max 15 бодови)	Excel (max 15 бодови)	Power Point (max 10 бодови)	Вкупно
Студенти кои го користеа системот	Група 1	13.22	13.85	8.24	35.31
	Група 2	13.55	14.32	8.35	36.22
	Група 3	12.84	12.53	8.18	36.12
Студенти кои не го користеа системот (претходна генерација)	Група 1	11.34	12.05	7.95	31.34
	Група 2	10.85	11.45	8.78	31.08
	Група 3	11.23	12.42	8.04	31.69

Табела 9: Споредба на резултати од практичниот дел од испитот по предметот информатика на студентите од оваа и од минатата академска година

Споредбата на резултатите од практичниот дел од испитот по предметот информатика на студентите од оваа и од минатата академска година графички е прикажан на графиконот бр.3.



Графикон 3: Споредување на резултатите на студентите кои го користеле/не го користеле системот од оваа генерација и од минатата генерација

9.2.7 Евалуација на процесот на давање препораки

Со цел да се детерминира квалитетот на дадените препораки, во склоп на истражувањето беа користени следните метрики: recall, precision и F1. Притоа, precision е мерка за способноста на системот да ги отфрли ресурсите кои не се адекватни, и претставува сооднос помеѓу бројот на релевантните наставни содржини и бројот на препорачани наставни содржини. Recall е параметар кој ја прикажува способноста на системот да ги детерминира сите релевантни наставни содржини и се прикажува како сооднос помеѓу сите расположливи наставни содржини и бројот на релевантни/соодветни наставни содржини кои се издвоени и препорачани на студентот. F1 претставува комбинација на recall и precision, односно се пресметува според следната формула:

$$F1 = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

Исто така, во склоп на ова истражување беа земени предвид два дополнителни фактора кои имаат влијание врз процесот на препорачување на наставни содржини: рејтингот на наставните содржини и рејтингот на таговите.

Со цел да се детерминира ефектот што го имаат тие параметри врз процесот на донесување на одлуки за препорачување на соодветни наставни содржини, ги испитувавме и направивме споредба на активностите на 30 студенти (по 10 студенти од секоја група) во три временски периоди:

- 1) Препорачаните наставни содржини се подредени според рејтингот на наставните содржини и таговите.
- 2) Препорачаните наставни содржини се подредени според рејтингот на наставните содржини и таговите, но во обратен редослед.
- 3) Не се земени предвид рејтингот на таговите и наставните содржини.

		Без сортирање			Сортирање (највисок-најнизок)			Сортирање (најнизок - највисок)		
		Precision	Recall	F1	Precision	Recall	F1	Precision	Recall	F1
Група 1	Студент 1	0.67	0.59	0.63	0.7	0.71	0.7	0.54	0.56	0.55
	Студент 2	0.54	0.62	0.58	0.68	0.62	0.68	0.53	0.51	0.52
	Студент 3	0.61	0.64	0.62	0.72	0.7	0.72	0.49	0.47	0.48
	Студент 4	0.64	0.59	0.61	0.74	0.71	0.74	0.51	0.46	0.48
	Студент 5	0.63	0.57	0.6	0.71	0.62	0.71	0.52	0.49	0.5
	Студент 6	0.59	0.54	0.57	0.72	0.69	0.71	0.54	0.51	0.51
	Студент 7	0.60	0.59	0.60	0.69	0.72	0.72	0.60	0.49	0.52
	Студент 8	0.61	0.58	0.61	0.66	0.68	0.70	0.58	0.50	0.48
	Студент 9	0.62	0.57	0.59	0.67	0.66	0.69	0.57	0.52	0.48
	Студент 10	0.64	0.61	0.64	0.69	0.74	0.72	0.56	0.51	0.49
Група 2	Студент 1	0.62	0.57	0.59	0.63	0.64	0.64	0.54	0.49	0.51
	Студент 2	0.57	0.6	0.58	0.64	0.69	0.68	0.53	0.44	0.48
	Студент 3	0.53	0.59	0.56	0.62	0.64	0.65	0.51	0.46	0.48
	Студент 4	0.61	0.56	0.58	0.63	0.62	0.68	0.49	0.51	0.5
	Студент 5	0.51	0.56	0.53	0.64	0.67	0.66	0.48	0.49	0.48
	Студент 6	0.52	0.51	0.54	0.61	0.69	0.68	0.51	0.52	0.49
	Студент 7	0.53	0.50	0.52	0.63	0.65	0.67	0.49	0.51	0.51
	Студент 8	0.50	0.52	0.51	0.62	0.66	0.68	0.52	0.50	0.50
	Студент 9	0.49	0.51	0.52	0.61	0.63	0.69	0.51	0.51	0.53
	Студент 10	0.54	0.50	0.53	0.60	0.62	0.66	0.48	0.47	0.59
Група 3	Студент 1	0.55	0.69	0.67	0.71	0.69	0.71	0.49	0.53	0.51
	Студент 2	0.59	0.66	0.62	0.72	0.73	0.72	0.47	0.49	0.48

Студент 3	0.58	0.59	0.6	0.7	0.74	0.75	0.49	0.51	0.5
Студент 4	0.66	0.52	0.58	0.72	0.71	0.75	0.51	0.49	0.5
Студент 5	0.47	0.51	0.49	0.71	0.70	0.72	0.49	0.47	0.48
Студент 6	0.48	0.50	0.51	0.68	0.69	0.70	0.51	0.49	0.52
Студент 7	0.51	0.53	0.48	0.66	0.70	0.68	0.50	0.51	0.50
Студент 8	0.59	0.51	0.53	0.69	0.67	0.70	0.49	0.50	0.49
Студент 9	0.50	0.49	0.50	0.70	0.68	0.69	0.55	0.52	0.47
Студент 10	0.51	0.52	0.54	0.67	0.71	0.70	0.48	0.49	0.49
Средна вредност	0.567	0.561	0.568	0.672	0.679	0.697	0.516	0.497	0.500

Табела 107: Вредност на метриците за одредување на квалитет на процесот за давање препораки

Врз основа на добиените вредности на метриците во табелата 26, може да се заклучи дека факторите кои ги зедовме предвид имаат влијание врз препорачувањето на содржини. Односно, кога препорачаните наставни содржини се сортирани според нивниот рејтинг, истите се поадекватни и покорисни за студентите, во споредба со тоа кога тие не се сортирани или пак се сортирани според рејтингот, но по обратен редослед. Фактот што резултатите се подобри кога препорачаните содржини не се сортирани во споредба со сортирање во обратен редослед, дополнително укажува на влијанието на предложените параметри во процесот на давање препораки.

9.2.7 Анкетирање на студентите

Во склоп на истражувањето, студентите пополнуваа анкета со повеќе прашања

Број	Прашање	Одговори (1- не се согласувам 5 - целосно се согласувам)				
		1	2	3	4	5
1.	Наставните содржини ги добивам во формат прифатлив за мојот стил на учење.	2	8	13	19	49
2.	Ми се доѓања поделеноста на материјалите врз основа на нивото на знаење.	5	6	13	19	48
3.	Ми се допаѓа препораката за следна соодветна содржина.	1	4	11	24	51
4.	Препорачаните содржини се корисни за мене.	2	8	14	22	45

5.	Препорачаните надворешни ресурси - публикации се корисни и соодветни на селектираната наставна содржина.	4	11	12	25	39
6.	Користењето на системот е практичен начин за совладување на наставната содржина.	1	5	11	19	55
7.	Таговите кои ги додавам за содржината се вклопуваат со листата која системот ја препорачува.	5	8	14	17	47
8.	Системот беше едноставен за користење.	3	4	13	19	52
9.	Внесувањето на тагови беше интересно за мене.	1	3	18	19	50
10.	Рејтингот на наставните содржини е соодветен.	2	5	22	19	43
11.	Препорачувањето на следната содржина е адекватна и корисна при учењето.	3	8	18	13	49
12.	Сакам да го користам системот при изучување на другите предмети.	1	5	13	14	58
13.	Таговите препорачани од системот беа соодветни за селектираната наставна содржина.	3	4	15	18	51
14.	Тестовите за проверка на нивото на познавање се соодветни на тежината.	4	5	16	17	49
15.	Можноста за препологање на тестовите ми помага за подобро совладување на наставната содржина	2	3	15	14	57

Табела 28: Одговори од спроведената анкета

Според дадените одговори, студентите се задоволни од форматот во кој ги добиваат наставните содржини, поделеноста на материјалите врз основа на нивото на знаење, препораката за следна соодветна содржина како и препорачувањето на дополнителни публикации. Тие потврдно одговорија на тоа дека системот е корисен за совладување на наставната содржина, а притоа е едноставен за користење. Исто така позитивно се изјаснија и за користењето на таговите, можноста да бидат активни при подобрување на ефикасноста на системот, и притоа потврдно одговорија дека сакаат да го користат системот при изучување и на други предмети.

10. Заклучок

Како резултат на направеното истражување на публикациите кои се однесуваат на интелигентни системи за е-учење кои даваат препораки, користат методи за персонализација и адаптација кон потребите на корисниците, и откако ги констатиравме недостатоците и предностите на предложените системи, произлезе дизајн на систем за е-учење кој ќе биде имплементиран во склоп на образовниот процес на Правен факултет - Кичево. Главната цел на системот е препорачување на најсоодветни материјали, тагови и рејтинзи на студентите врз основа на нивните потреби и испорачување на истите во формат кој е адекватен на нивниот стил на учење, со цел зголемување на ефикасноста и ефективноста на образовниот процес.

Покрај наставните содржини кои се внесени од страна на професорите, системот препорачува и дополнителни ресурси односно публикации кои се поставени на надворешни сервери, а системот истите ги селектира врз основа на користените тагови на студентите и им ги препорачува како корисни содржини.

Исто така во склоп на процесот на препорачување на наставни содржини, предвид се земени неколку фактори кои имаат влијание врз процесот на донесување на одлуки, а врз основа на добиените резултати од користење на системот може да се забележи и нивниот ефект.

Воведени се неколку значајни аспекти како: одредување на најсоодветен стил на учење на студентите, нивните предзнаења и одредување на нивната припадност во виртуелни групи за учење, генерирање и обновување на моделот на студентите, како и давање препораки за следни корисни наставни содржини, екстерни публикации, листа на предложени тагови и рејтинзи со користење на колаборативно филтрирање.

Според резултатите добиени од испитувањето на студентите, според одговорите дадени на спроведената анкета, но и според споредувањето на резултатите од практичниот дел од испитот по предметот информатика, можеме да заклучиме дека користењето на системот во склоп на образовниот процес има позитивни ефекти. Со други зборови, адаптирањето на курсевите според стилот на учење на корисниците има позитивен ефект врз

едукативниот процес, зголемувајќи ја ефикасноста и ефективноста на процесот од една страна, и задоволството на студентите од друга страна.

Следни планирани чекори за продолжување на ова истражување се:

- Прилагодување на системот врз промените на стилот на учење на корисниците, односно системот да може да прави ревизија на стилот на учење кој е зачуван во моделот на студентот врз основа на неговото користење на системот.
- Подобрување на ефикасноста на колаборативното филтрирање врз основа на таговите, со воведување на листи со синоними на таговите.
- Истражување на дополнителни фактори кои имаат влијание врз процесот на давање препораки.
- Имплементирање на модул за автоматско препознавање на најсоодветен стил на учење, без притоа студентот да дава одговор на прашања. Стилот би се детектирал од самото однесување на студентот.
- Споредба на резултатите добиени со новите промени во системот.

11. Референци

- [1] T.Ya Tang, G.McCalla. 2005. Paper Annotation with Learner Models. AIED, pp 654-661
- [2] J.Eklund, P.Brusilovsky. 1998. Individualizing Interaction in Web-based Instructional Systems in Higher Education. Proceedings of The Apple University Consortium's Academic Conference, Melbourne, Australia, pp 27-30
- [3] P. Brusilovsky, T. Maybury. 2002. From adaptive hypermedia to adaptive Web. Communications of the ACM 45, Special Issue on the Adaptive Web
- [4] M. El-Bishouty, T.Wen Chang, S. Graf,N.Shing Chen. 2013. Smart e-Course Recommender Based on Learning Styles. Journal of Computers in Education
- [5] O. Sessink, R. Beeftink, J. Tramper, R. Hartog. 2004. Securing Web-Based Exams. Journal of Universal Computer Science, Volume 10, Issue 2
- [6] A.Carver, R.A.Howard, W.D.Lane. 1999. Addressing different learning styles through course hypermedia. IEEE Transactions on Education, 42(1), pp 33–38
- [7] H. Shi, H. Liu, Y. Shang, S. Chen. 2005. Student Modeling in E-Learning Environments. International Journal of Education and Information Technologies, 2(1):1-20
- [8] C.Pena, J.Marzo, J. Rosa. 2002. Intelligent agents in a teaching and learning environment on the Web. Proceedings of the international conference on advanced learning technologies pp 21-27
- [9] E.Trantafillou, A.Poportsis S.Demetriadisi. 2003. The design and the formative evaluation of an adaptive educational system based on cognitive. Computer and Education 41(1), pp 87-103
- [10] P.Brusilovsky. 1999. Adaptive and Intelligent Technologies for Web-based Education. Special Issue on Intelligent Systems and Teleteaching, Künstliche Intelligenz, 4, pp 19-25
- [11] P.Brusilovsky, J.Eklund, E. Schwarz. 1998. Web-based education for all: A tool for developing adaptive courseware. Computer Networks and ISDN Systems, 30 (1-7), pp 291-300
- [12] P. Tzouveli, Ph. Mylonas, S. Kollias. 2008. An intelligent e-learning system based on learner profiling and learning resources adaptation. Computers and Education, Elsevier, Volume 51, Issue 1, pp.224-238
- [13] M.Gong. 2008. Personalized E-learning System by Using Intelligent Algorithm. Workshop on Knowledge Discovery and Data Mining
- [14] F.Khan, S.Graf, E.R.Weippl, A.M.Tjoa. 2010. Implementation of Affective States and Learning Styles Tactics in Web-based Learning Management Systems. 10th IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies
- [15] D.Song, H.Lin, Z.Yang. 2007. Opinion Mining in e-Learning System. IFIP International Conference on Network and Parallel Computing – Workshops
- [16] Y.Kuo, J.Chen, Y.Jeng, Y.Huang. 2005. Real-time Learning Behavior Mining for e-Learning. IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence (WI)
- [17] M.Koutheai, M.Jemini, O.Nasraoui. 2008. Automatic Recommendations for E-Learning Personalization Based on Web Usage Mining Techniques and Information Retrieval. Eighth IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies
- [18] O.R.Zaiane. 2002. Building a Recommender Agent for e-Learning Systems. International Conference on Computers in Education (ICCE)
- [19] M.Y.Huang, T.C.Huang, K.T.Wang, W.Y.Hwang. 2009. A Markov-based Recommendation Model for Exploring the Transfer of Learning. Web Educational Technology & Society, 12 (2), pp 144–162

- [20] C.Cobos, M.Nino, M.Mendoza, R.Fabregat, L.Gomez. 2007. Learning Management System Based on SCORM, Agents and Mining . WISE 2007, LNCS 4831, pp. 298–309
- [21] K.Ghauth, N.Abdullah. 2009. Building an E-Learning Recommender System using Vector Space Model and Good Learners Average Rating. Ninth IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies
- [22] C.Romero, S.Ventura, J.A.Delgado, P.De Bra. 2007. Personalized Links Recommendation Based on Data Mining in Adaptive Educational Hypermedia Systems
- [23] R.Farzan, P.Brusilovsky. 2006. Social Navigation Support in a Course Recommendation System. 4th International Conference on Adaptive Hypermedia and Adaptive Web-based Systems. Dublin, pp 91-100
- [24] M.Deshpande, G.Karypis. 2004. Item-Based Top-N Recommendation Algorithms. University of Minnesota
- [25] Joseph A. Konstan, John Riedl. 2012. Recommender systems: from algorithms to user experience. User Model User-Adap Inter 22: pp 101–123
- [26] C.Romero, S.Ventura. 2006. Data Mining in e-learning. Advances in Management Information, Vol. 4. WIT Press. Wessex
- [27] N.Soonthornphisaj, E.Rojsattarat, S.Yimngam. 2006. Smart E-Learning Using Recommender System. ICIC '06, pp 518-523
- [28] F.Ghali, A.I.Cristea. 2009. A Case Study on the Usefulness of Social Modeling for Personalized E-Learning Systems. AIED '09, pp 333-340
- [29] D.Pierrakos, G.Paliouras, C.Papatheodorou, C.Spyropoulos . 2003. Web Usage Mining as a Tool for Personalization. Journal User Modeling and User-Adapted Interaction archive, Volume 13 Issue 4, pp 311 – 372
- [30] P. García, A.Amandi, S.Schiaffino, M.Campo. 2007. Evaluating Bayesian networks' precision for detecting students' learning styles. Computers & Education, 49 (3), pp 794-808
- [31] S.Graf, T.Kinshuk, T. Liu. 2009. Supporting Teachers in Identifying Students' Learning Styles in Learning Management Systems: An Automatic Student Modelling Approach. Educational Technology & Society, 12 (4), 3–14
- [32] E.Popescu, C.Badica, L.Moraret. 2010. Accommodating Learning Styles in an Adaptive Educational System. Informatica 34, pp 451–462
- [33] H.Karen, L.B.Marinho, L.Schmidt-Thieme. 2008. Tag-aware Recommender Systems by Fusion of Collaborative Filtering Algorithms. Information Systems and Machine Learning Lab (ISMLL), University of Hildesheim
- [34] S.Sen, K.Shyong, R.Al Mamunur, D.Cosley, D.Frankowski, J.Osterhouse, F. Maxwell Harper, J.Riedl. 2006. Tagging, communities, vocabulary, evolution,. GroupLens Research, University of Minnesota
- [35] O.R.Zaiane. 2002. Building a recommender agent for e-learning systems. Proceedings International Conference on Computers in Education, pp 55-59
- [36] G. Davidson-Shivers, K.Rasmussen. 2006. Web-based learning: Design, implementation, and evaluation. Upper Saddle River, NJ: Pearson Merrill Prentice Hall
- [37] N.Othman, M.Amiruddin. 2010. Different Perspectives of Learning Styles from VARK Model. International Conference on Learner Diversity
- [38] D. Byrne. 2002. A Study Of Individual Learning Styles And Educational Multimedia Preferences: An Experiment using Self-Directed Online Learning Resources. School of Computer Applications, Dublin City University, Ireland

- [39] A. F. Gregorc, H. B. Ward. 1977. A new definition for individual. NASSP Bulletin
- [40] J. W. Keefe. 1987. Theory and practice. Reston, VA: National Association of Secondary School Principals
- [41] R. Din, F. Kamarulzaman, M. Shah, S. Rahman, A. Karim, R. Omar, M. Lubis, S. Nordin, S. Zakaria, K. Mastor. 2011. Restructuring of the E-Learning Styles Factors for Technology Training. World Applied Sciences Journal 14 (Special Issue of Innovation and Pedagogy for Diverse Learners), pp 44-50
- [42] P. Dung, A. Florea. 2012. An approach for detecting learning styles in learning management systems based on learners' behaviours. International Conference on Education and Management Innovation IPEDR vol.30, IACSIT Press, Singapore
- [43] J. Mota. 2008. Using Learning Styles and Neural Networks as an Approach to eLearning Content and Layout Adaptation. DSIE'08
- [44] S. Parvez, G. Blank. 2008. Individualizing tutoring with learning style based feedback. Intelligent Tutoring Systems, 9th International Conference
- [45] C. Wang, Y. Li, Y. Chang. 2004. A web based tutoring system with styles matching strategy for learning spatial geometry. International Computer Symposium, Taipei, Taiwan, pp 226-233
- [46] C. Wolf. 2003. iWeaver: towards 'learning style'- based e-learning in computer science education. Australasian Computing Education Conference, Adelaide, Australia. vol. 20
- [47] D. Kelly, B. Tangney. 2004. Predicting learning characteristics in a multiple intelligence based tutoring system. Berlin, Springer-Verlag, pp 9-30
- [48] S. Schiaffino, P. Garcia, A. Amandi. 2008. eTeacher: Providing personalized assistance to e-learning students. Computers & Education 51, pp 1744-1754
- [49] A. Franzoni, S. Assar. 2009. Student Learning Styles Adaptation Method Based on Teaching Strategies and Electronic Media. Educational Technology & Society, pp 15-29
- [50] E. Triantafillou, A. Pomportsis, E. Georgiadou. 2002. AES-CS: Adaptive Educational System based on Cognitive Styles. Proceedings of the Second International Conference on Adaptive Hypermedia and Adaptive Web-Based Systems (AH2002), Malaga, Spain, 29-31 May 2002.
- [51] H. A. Witkin, D. R. Goodenough. 1981. Cognitive styles - essence and origins: Field dependence and field independence New York, International Universities.
- [52] C. Wolf. 2002. iWeaver: Towards an Interactive Web-Based Adaptive Learning Environment to Address Individual Learning Styles [] [online]. Available at <http://www3.cti.ac.at/icl/archive/presentation/wolf.pdf>
- [53] C. Wolf. 2003. iWeaver: towards 'learning style'-based e-learning in computer science education. Proceedings of the Fifth Australasian Computing Education Conference, Adelaide, Australia, 4-7 February 2003.
- [54] R. Dunn, K. Dunn. 1978. Teaching Students Through Their Individual Learning Styles: A Practical Approach. Virginia, Reston Publishing
- [55] N. Bajraktarevic, W. Hall, P. Fullick. 2003. ILASH: Incorporating Learning Strategies in Hypermedia. Proceedings of the Fourteenth ACM Conference on Hypertext and Hypermedia (HT03), Nottingham, UK, 26-30 August 2003.
- [56] N. Stash, A. Cristea, P. De Bra. 2004. Authoring of learning styles in adaptive hypermedia: problems and solutions. Proceedings of the 13th International World Wide Web Conference, New York, USA, 17-24 May 2004.

- [57] O.Conlan, D.Dagger,V.Wade. 2002. Towards a Standards-based Approach to e-Learning personalization using Reusable Learning Objects. Proceedings of the World Conference on E-Learning in Corporate, Government, Healthcare and Higher Education (E-Learn 2002), Montreal, Quebec, Canada, 15-19 October 2002.
- [58] D.A.Kolb. 1984 . Experiential learning: experience as the source of learning and development. New Jersey, Prentice Hall.
- [59] A.Cristea, 2004. Authoring of learning styles in adaptive hypermedia. Proceedings of the 13th International World Wide Web Conference, New York, USA, 17-24 May 2004.
- [60] [R60] P.Honey, A.Mumford. 1992 .The Manual of Learning Styles Maidenhead, Peter Honey Publications
- [61] M.Grigoriadou, K.Papanikolaou, H.Kornilakis, G.Magoulas. 2001. INSPIRE: An Intelligent System for Personalized Instruction in a Remote Environment. Proceedings of the Eight International Conference on User Modeling (UM2001), Sonthofen, Germany, 13-17 July 2001
- [62] C. Carver, R.Howard, W.D.Lane. 1999. Addressing different learning styles through course hypermedia. IEEE Transactions on Education 42 (1): 33-38
- [63] N.Bajraktarevic, W.Hall, P. Fullick. 2003. Incorporating learning styles in hypermedia environment: Empirical evaluation. Proceedings of the Fourteenth ACM Conference on Hypertext and Hypermedia (HT03), Nottingham, UK, 26-30 August 2003.
- [64] R.M.Felder, L.K.Silverman. 1988. Learning and teaching styles in engineering education. Engineering Education 78 (7): 674-681.
- [65] P.Paredes, P.Rodriguez. 2004. A mixed approach to modeling learning styles in adaptive educational hypermedia. Proceedings of the Third IASTED Conference on Web-Based Education (WBE2004), Innsbruck, Austria, 16-18 February 2004.
- [66] J.Gilbert, C.Han. 1999. Adapting instruction in search of a significant difference. Journal of Network and Computer applications, pp 22
- [67] M.Stern, P.Woolf. 2000. Adaptive content in an online lecture system. Proceedings of the International Conference on Adaptive Hypermedia and Adaptive Web-based systems, Trento, Italy, pp 291-300
- [68] S.E.Peter, E.Bacon, M.Dastbaz. 2010. Adaptable, personalised e-learning incorporating learning styles. Campus-Wide Information Systems, Vol. 27 Iss: 2, pp 91 – 100
- [69] M.Specht, R.Opperman. 1998 . ACE-Adaptive Courseware Environment. The New Review of Hypermedia and Multimedia 4, 1pp 41-161
- [70] C.Carmona, D.Bueno, E.Guzman,R.Conejo. 2002. SIGUE: Making Web Courses Adaptive. Proceedings of Second International Conference on Adaptive Hypermedia and Adaptive Web-Based Systems (AH'2002), Málaga, Spain, pp 376-379
- [71] Laroussi and Benahmed. 1998. Providing an Adaptive Learning Through the Web Case of CAMELEON: Computer Aided MEdium for LEarning on Networks". In Proc. Of CALISCE.4th International conference on Computer Aided Learning and Instruction in Science and engineering, Goteborg, Sweden, pp 411-416
- [72] O.Conlan,V.Wade. 2004. Evaluation of APeLS—An adaptive eLearning service based on the multi-model, metadata-driven approach. Proceedings of third international conference on adaptive hypermedia and adaptive web-based systems, pp. 291–295
- [73] AHA!. 2007. Retrieved 14 October, 2007, from <http://aha.win.tue.nl>

- [74] Y.Shang,H.Shi,S.Chen. 2001. An Intelligent Distributed Environment for Active Learning. DOI: 10.1145/384055.384059
- [75] H.Drachler, D.Pecceu, T.Arts, E.Hutten, L.Rutledge, P.Rosmalen, H.Hummel, R.Koper. 2009. ReMashed–recommendations for mash-up personal learning environments. Learning in the synergy of multiple disciplines, Springer Berlin Heidelberg, pp 788-793
- [76] MBalabanović, Y.Shoham. 1997. Fab: content-based, collaborative recommendation. Communications of the ACM, vol.40, issue 3, pp 66-72
- [77] P.Resnick, H.R.Varian. 1997. Recommender systems, Communications of the ACM, Vol.40 Issue 3, pp 56-58
- [78] M.Shen, D.Liu, Y.Huang. 2012. Extracting semantic relations to enrich domain ontologies. J. Intell. Inf. Syst. 39(3), pp 749-761
- [79] J.Lu. 2004 .A Personalized e-Learning Material Recommender System. Proceedings of the 2nd International Conference on Information Technology for Application (ICITA), pp 374-380
- [80] S.Luo, S.Sha, D.Shen, W.J.Jia. 2002 .Conceptual Network Based Courseware Navigation and Web Presentation Mechanisms, In Proceedings of Advanced in Web-Based Learning, pp 81-91
- [81] H.Drachler, H.Hummel,R.Koper. 2008. Personal recommender systems for learners in lifelong learning networks: the requirements, techniques and model. International Journal of Learning Technology 3 (4), pp 404-423
- [82] E.Gaudioso , O.Santos, A.Rodriguez, J.Boticario. 2003 . A Proposal for Modeling a Collaborative Task in a Web-Based Collaborative Learning Environment. 9th International Conference on User Modeling, USA
- [83] O.R.Zaiane. 2002. Building a Recommender Agent for e-Learning Systems, Proc. of the International Conference on Computer in Education, pp 55-59
- [84] C.Romero, S.Ventura, D.Bra, C.Castro. 2003 .Discovering prediction rules in AHA! Courses. 9th International User Modeling Conference (Vol. 2702), Berlin: Springer Verlag, pp 25-34
- [85] H.Tan, J.Guo,Y.Li. 2008. E-learning Recommendation System, International Conference on Computer Science and Software Engineering, CSSE, vol. 5, pp 430-433
- [86] R.Koper, B.Olivier. 2004 .Representing the learning design of units of learning. Education, technology and society, 7(3), pp 97-111
- [87] M.Recker, A.Walker. 2003. Supporting ‘word-of-mouth’ social networks via collaborative information filtering. Journal of Interactive Learning Research 14, pp 79–98
- [88] M.Recker, A.Walker, K.Lawless. 2003. What do you recommend? Implementation and analyses of collaborative filtering of Web resources for education. Instructional Science 31, pp 229–316
- [89] A.Walker, M.Recker, K.Lawless, D.Wiley. 2004. Collaborative informationfiltering: a review and an educational application. International Journal of Artificial Intelligence in Education 14, 1–26
- [90] E.Gehring. 2001. Electronic Peer-Review and Peer Grading in Computer-Science Courses. In Proceedings of the 32nd SIGCSE Technical Symposium on Computer Science Education, Charlotte, North Carolina, United States, pp 139-143
- [91] K.Cho, C.D.Schunn. 2007. Scaffolded writing and rewriting in the discipline: A web-based reciprocal peer review system. Computers and Education, 48(3), pp 409-426.
- [92] M.Anderson, M.Ball, H.Boley, S.Greene, N.Howse, D.Lemire, S.McGrath. 2003. RACOFI: a rule-applying collaborative filtering system. In Proc. IEEE/WIC COLA, pp 53-72

- [93] N.Manouselis, C.Costopoulou. 2007. Experimental analysis of design choices in a multi-attribute utility collaborative filtering system. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence* 21, pp 311–331
- [94] D.Billsus, M.Pazzani. 1998. Learning Collaborative Information Filters, *Proc. Int’l Conf. Machine Learning*, pp 46-54
- [95] S.Schmitt,R.Bergmann. 1999. Applying case-base reasoning technology for product selection and customization in electronic commerce environments, 12th Bled Electronic Commerce Conference. Bled, Slovenia
- [96] J.Heraud, L.France, A.Mille. 2004. Pixed: an ITS that Guides Students with the Help of Learners’ Interaction Log. *International Conference on Intelligent Tutoring Systems, Workshop Analyzing Student Tutor Interaction Logs to Improve Educational Outcomes*. Maceio, Brazil, pp 57-64
- [97] F.Sormo,A.Aamodt. 2002. Knowledge communication and CBR. *Workshop on Case-based Reasoning for Education and Training, ECCBR*, pp 47-61
- [98] P.Funk, O.Conlan. 2003. Using Case-Based Reasoning to Support Authors of Adaptive Hypermedia Systems. *Workshop on Adaptive Hypermedia and Adaptive Web-Based Systems*, pp 113-120
- [99] J.Elorriaga, I.Fernandez-Castro. 2000. Using Case-Based reasoning in Instructional Planning. Towards a Hybrid Self-improving Instructional Planner. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, vol. 11, pp 416-449
- [100] H.Drachslер, H.Hummel, R.Koper. 2007. Recommendations for learners are different: Applying memory-based recommender system techniques to lifelong learning. *Proceedings of Workshop on Social Information Retrieval for Technology-Enhanced Learning*, pp 18-26
- [101] R.Agrawal, R.Srikant. 1995. Mining sequential patterns. *Proceeding of 11th International Conference on Data Engineering*, pp 3–14
- [102] Arenas-García J., Meng A., Petersen B., Schiøler L., Hansen K., and Larsen J. (2007). Unveiling music structure via PLSA similarity fusion. In: arenas. IEEE Press, 419–424.
- [103] A.Ramli. 2005. Web usage mining using apriori algorithm: UUM learning care portal case. *Proc. of the Int. Conf. on Knowledge Management*, pp 1-19
- [104] B.Minaei-Bidgoli , P.Tan, W.Punch. 2004. Mining interesting contrast rules for a web-based educational system. *Proc. of the Int. Conf. on Machine Learning Applications*, pp 1-8
- [105] A.Merceron, K.Yacef. 2004. Mining student data captured from a web-based tutoring tool. *Journal of Interactive Learning Research*, pp 319–346
- [106] A.Silberschatz, A.Tuzhilin. 1996. What makes patterns interesting in Knowledge discovery systems, *IEEE Trans. on Knowledge and Data Engineering*, pp 970-974
- [107] D.Wang , Y.Bao, G.Yu, G.Wang. 2002. Using Page Classification and Association Rule Mining for Personalized Recommendation in Distance Learning. *International Conference on Web Based Learning, ICWL*, pp 363-374
- [108] B.Minaei-Bidgoli, P.Tan, W.Punch. 2004. Mining interesting contrast rules for a web-based educational system. *Int. Conf. on Machine Learning Applications*, pp 1-8
- [109] P.Markellou, I.Mousourouli, S.Spiros,A.Tsakalidis. 2005. Using Semantic Web Mining Technologies for Personalized e-Learning Experiences.*Int. Conference on Web-based Education*, pp 1-10

- [110] C.Romero, S.Ventura, D.Bra. 2004 .Knowledge discovery with genetic programming for providing feedback to courseware author. User Modeling and User-Adapted Interaction, The Journal of Personalization Research, pp 425–464
- [111] J.Freyberger, N.Heffernan, C.Ruiz. 2004. Using association rules to guide a search for best fitting transfer models of student learning. Analyzing Student-Tutor Interactions Logs to Improve Educational Outcomes at ITS Conference, pp 1-10
- [112] S.C. Sood, K.J. Hammond, S.H. Owsley, and L. Birnbaum. 2007. TagAssist: Automatic tag suggestion for blog posts. In Proc. the International Conference on Weblogs and Social Media
- [113] B.Sigurbjornsson, R.Zwol.2008. Flickr tag recommendation based on collective knowledge. Proc. the 17th international conference on World Wide Web, pp 327–336
- [114] S.Lee, A.Chun. 2007. Automatic tag recommendation for the web 2.0 blogosphere using collaborative tagging and hybrid ANN semantic structures. ACOS'07: Proc. the 6th Conf. on WSEAS Int. Conf. on Applied Computer Science, pp 88–93
- [115] Sen, S., S. Lam, A. Rashid, D. Cosley, D. Frankowski, J.Osterhouse, M. Harper, and J. Riedl., “Tagging, communities, vocabulary, evolution”, In Proc. of CSCW '06, 2006, pp. 181-190
- [119] Suchanek, F. M., Vojnovi'c, M., Gunawardena D., “Social tags: Meaning and Suggestions”, In Proc.of CIKM'08, 2008, pp. 223-232
- [117] Bischoff, K., Firan, C. S., Nejd, W., Paiu, R., “Can All Tags be Used for Search?”, In Proc. of CIKM'08, 2008, pp. 193-202
- [118] Heymann, P., Ramage, D., and Garcia-Molina, H., “Social tag prediction”, In Proc. of SIGIR'08, 2008, pp. 531–538.
- [119] What Is Web 2.0. <http://www.oreillynet.com/pub/a/oreilly/tim/news/2005/09/30/what-is-web-20.html>
- [120] Au Yeung, C. M., Gibbins, N. and Shadbolt, N., “Contextualizing Tags in Collaborative Tagging Systems”, In Proc. of the 20th ACM Conference on Hypertext and Hypermedia, 2009
- [121] Sarwar, B., Karypis, G., Konstan, J., Riedl, J.: Item-based Collaborative Filtering Recommendation Algorithms. In: Procs. of the 10th Int. Conf. on WWW, pp. 285–295 (2001)
- [123] Resnick, P., Iacovou, N., Suchak, M., Bergstrom, P., Riedl, J.: GroupLens: An Open Architecture for Collaborative Filtering of Netnews. In: Procs of ACM 1994 Conf. on Computer Supported Cooperative Work, pp. 175–186 (1994)
- [124] Herlocker, J.L, Konstan, J.A., Riedl, J.: Explaining Collaborative Filtering Recommendations. In: Procs of ACM 2000 Conf. on Computer Supported Cooperative Work, pp. 241–250 (2000)
- [125] Sarwar, B., Karypis, G., Konstan, J., Riedl, J.: Analysis of Recommendation Algorithms for E-Commerce. In: Procs of the 2nd ACM Conf. on E-Commerce, pp. 158–167 (2000)
- [126] Miller, B.N., Konstan, J.A., Riedl, J.: PocketLens: Toward a Personal Recommender System. ACM Transactions on Information Systems (TOIS) 22(3), 437–476 (2004)
- [127] Golder, S.A., Huberman, B.A.: Usage Patterns of Collaborative Tagging Systems. Journal of Information Science 32(2), 198–208 (2006)
- [128] Voss, J.: Collaborative Thesaurus Tagging the Wikipedia Way (2006), <http://arxiv.org/abs/cs/0604036>

- [129] A. Scott, A. Golder, A. Bernardo, A. Huberman. 2006. Usage patterns of collaborative tagging systems. *J. Inf. Sci.*, 32(2), pp198–208
- [130] H. Halpin, V. Robu, H. Shepherd. 2007. The complex dynamics of collaborative tagging. In *WWW '07: Proc. the 16th International Conference on World Wide Web*, pp 211–220. ACM
- [131] J. Gemmell, Th. Schimoler, M. Ramezani, L. Christiansen, and B. Mobasher. 2009. Improving folkRank with item-based collaborative filtering. In *ACM RecSys'09 Workshop on Recommender Systems and the Social Web*, pp 17–24
- [132] W. Cheng, E. Hullermeier. 2009. Combining instance-based learning and logistic regression for multilabel classification. *Machine Learning*, 76(2), pp 211–225
- [133] P. Symeonidis, A. Nanopoulos, Y. Manolopoulos. 2008. Tag recommendations based on tensor dimensionality reduction. *RecSys: Proc. the 2008 ACM Conference on Recommender Systems*, pp 43–50
- [134] S. Rendle, L. B. Marinho, A. Nanopoulos, L. Schmidt-Thieme. 2009. Learning optimal ranking with tensor factorization for tag recommendation. *KDD '09: Proc. the 15th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, pp 727–736
- [135] V. Batagelj and M. Zaversnik. 2002. Generalized cores, cite arxiv:cs.DS/0202039
- [136] R. Jaschke, L. Marinho, A. Hotho, L. Schmidt-Thieme, G. Stumme. 2007. Tag recommendations in folksonomies. *Knowledge Discovery in Databases: PKDD 2007*, pp 506–514
- [137] R. Krestel, P. Fankhauser, W. Nejdl. 2009. Latent Dirichlet Allocation for tag recommendation. In *RecSys '09: Proc. the Third ACM Conference on Recommender Systems*, pp 61–68
- [138] S. K. Lee, A. H. Chun. 2007. Automatic tag recommendation for the Web 2.0 blogosphere using collaborative tagging and hybrid ANN semantic structures. In *ACOS'07: Proc. the 6th Conf. on WSEAS Int. Conf. on Applied Computer Science*, pp 88–93
- [139] Y. Song, L. Zhang, C. L. Giles. 2008. A sparse Gaussian processes classification framework for fast tag suggestions. In *CIKM '08: Proc. the 17th ACM Conference on Information and Knowledge Management*, pp 93–102
- [140] J. Weston, S. Bengio, N. Usunier. 2008. Large scale image annotation: learning to rank with joint word-image embeddings. *Machine Learning*, pp 21–35
- [141] S. C. Sood, K. J. Hammond, S. H. Owsley, and L. Birnbaum. 2007. TagAssist: Automatic tag suggestion for blog posts. *International Conference on Weblogs and Social Media, ICWSM 2007*
- [142] R. Graham, J. Caverlee. 2008. Exploring feedback models in interactive tagging. In *WI-IAT '08: Proc. the 2008 IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology*, pp 141–147
- [143] P. A. Chirita, St. Costache, Wo. Nejdl, S. Handschuh. 2007. P-tag: large scale automatic generation of personalized annotation tags for the web. In *WWW '07: Proc. the 16th International Conference on World Wide Web*, pp 845–854
- [144] O. Medelyan, E. Frank, I. H. Witten. 2009. Human-competitive tagging using automatic keyphrase extraction. In *Internat. Conference of Empirical Methods in Natural Language Processing, EMNLP-2009*
- [145] E. Frank, G. W. Paynter, I. H. Witten, C. Gutwin, C. G. Nevill-Manning. 1999. Domain-specific keyphrase extraction. In *IJCAI '99: Proceedings of the Sixteenth International Joint Conference on Artificial Intelligence*, pp 668–673
- [146] M. Tatu, M. Srikanth, and T. D'Silva. 2008. Tag recommendations using bookmark content. In *Proc. the ECML/PKDD 2008 Discovery Challenge Workshop*, pp 96–107
- [147] S. Ju, K. Hwang. 2009. A weighting scheme for tag recommendation in social bookmarking systems. In *Proc. the ECML/PKDD 2009 Discovery Challenge Workshop*, pages 109–118

- [148] C.Musto, F.Narducci, M.Gemmis, P.Lops,G.Semeraro. STaR: a social tag recommender system. In Proc. the ECML/PKDD 2009 Discovery Challenge Workshop, pp 215–227
- [149] J.Gemmell, T.Schimoler, B.Mobasher, R.Burke. 2010. Hybrid tag recommendation for social annotation systems. In Proceedings of the 19th ACM International Conference on Information and Knowledge Management, CIKM '10, pp 829–838
- [150] C.Cattuto. 2006. Semiotic dynamics in online social communities. The European Physical Journal C - Particles and Fields, 46(0), pp 33–37
- [151] K.Dellschaft, S.Staab. 2008. An epistemic dynamic model for tagging systems. In HT '08: Proc. the 19th ACM conference on Hypertext and Hypermedia, pp 71–80
- [152] S.A.Golder, B.A. Huberman. 2006. Usage patterns of collaborative tagging systems. J. Inf. Sci., 32(2), pp 198–208
- [153] S.Sen, S.K. Lam, A.M.Rashid, D. Cosley, D. Frankowski, J. Osterhouse, F. M. Harper, J. Riedl. 2006. Tagging, communities, vocabulary, evolution. In CSCW '06: Proc. the 2006 20th Anniversary Conference on Computer Supported Cooperative Work, pp 181–190
- [154] M.Lipczak, Y.Hu, Y.Kollet, E.Milios. 2009. Tag sources for recommendation in collaborative tagging systems. In Proc. the ECML/PKDD 2009 Discovery Challenge Workshop, pp 157–172
- [155] E. Rader and R. Wash. 2008. Influences on tag choices in del.icio.us. In CSCW '08: Proc. the ACM 2008 Conference on Computer Supported Cooperative Work, pp 239–248
- [156] R. Wetzker, C. Zimmermann, C. Bauckhage, S. Albayrak. 2010. I tag, you tag: Translating tags for advanced user models. In WSDM '10: Proc. the Third ACM International Conference on Web Search and Data Mining, pp 71–80
- [157] C. Korner, R. Kern, H.P.Grahl, M.Strohmaier. 2010. Of categorizers and describers: an evaluation of quantitative measures for tagging motivation. In HT '10: Proc. 21st ACM Conference on Hypertext and Hypermedia, pp 157–166
- [158] P. Heymann, G. Koutrika, H.G.Molina. 2008. Can social bookmarking improve web search? In WSDM '08: Proc. the International Conference on Web Search and Web Data Mining, pp 195–206
- [159] M.Porter. 1980. „An algorithm for suffix stripping. Program, vol. 14, pp. 130-137
- [160] L.Breiman, J.Friedman, R.Olshen. 1984. Classification and regression trees,” Monterey: Wadsworth International Group
- [161] G. Salton, A. Wong and C. S. Yang. 1975 . A vector space model for automatic indexing. Communications of the ACM, vol. 18 pp 613-620
- [162] Hotho, A., Jäschke, R., Schmitz, C., Stumme, G. BibSonomy: A social bookmark and publication sharing system. In Proceedings of the Conceptual Structures Tool Interoperability Workshop at the 14th Int. Conf. on Conceptual Structures, 2006.
- [163] Zhdanova, A.V., Predoiu, L., Pellegrini,T., Fensel, D. A Social Networking Model of a Web Community. In Proceedings of the 10th International Symposium on Social Communication, 2007
- [164] Mika, P. 2007. Ontologies are us: A unified model of social networks and semantics. Web Semantics5, 1, pp. 5-15, 2007
- [165] G.Michael, M.Christoph. 2007. Web Search Personalization Via Social Bookmarking and Tagging. Lecture Notes in Computer Science Volume 4825, pp 367-380
- [166] Hill, W., Stead, L., Rosenstein, M., & Furnas, G. (1995). Recommending and evaluating choices in a virtual community of use. Proceedings of CHI '95. ACM. xx+598, 194-201

- [167] Michael J. Pazzani and Daniel Billsus, (2007).Content-based Recommendation Systems. In "The Adaptive Web: Methods and Strategies of Web Personalization" (Springer, LNCS #4321), February 1, 2007
- [168] Yu Wu, Wei Wu, Xiang Zhang, Zhoujun Li, Ming Zhou, Improving Recommendation of Tail Tags for Questions in Community Question Answering, Proceedings of the Thirtieth AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI 2016)
- [169] Jing Wang, Nianlong Luo, A New Hybrid Popular Model for Personalized Tag Recommendation, JCP 2016 Vol.11(2): 116-123 ISSN: 1796-203X, doi: 10.17706/jcp.11.2.116-123
- [170] Shulin Liu, An Improved Collaborative Filtering Recommendation Algorithm, International Journal of u- and e- Service, Science and Technology, Vol.9, No. 3 (2016), pp.169-178
- [171] Reshma U. Shinde, Dr. S.D.Raut, Typicality-Based Collaborative Filtering Recommendation System, International Journal of Innovative Research in Computer and Communication Engineering, Vol. 4, Issue 6, June 2016
- [172] Kaustubh Kulkarni, Keshav Wagh, Swapnil Badgajar, Jijnasa Patil, A Study Of Recommender Systems With Hybrid Collaborative Filtering, International Research Journal of Engineering and Technology (IRJET), Volume: 03 Issue: 04 | Apr-2016
- [173] Cheng W, Yin G, Dong Y, Dong H, Zhang W., Collaborative Filtering Recommendation on Users' Interest Sequences, PLoS One. 2016 May 19;11(5):e0155739. doi: 10.1371/journal.pone.0155739. eCollection, 2016
- [174] Yonatan Belinkov, Mitra Mohtarami, Scott Cyphers, and James Glass. 2015. VectorSLU: A continuous word vector approach to answer selection in community question answering systems. In Proceedings of the 9th International Workshop on Semantic Evaluation, SemEval '15, pages 282–287, Denver, Colorado, USA
- [175] D. Yin, S. Guo, B. Chidlovskii, B. Davison, C. Archambeau, and G. Bouchard. Connecting Comments and Tags: Improved Modeling of Social Tagging Systems. In Proc. of WSDM, pages 547–556, 2013.
- [176] Y. Fang and A. Godavarthy. Modeling the Dynamics of Personal Expertise. In Proc. of SIGIR, pages 1107–1110, 2014.
- [177] J. Rybak, K. Balog, and K. Norvag. Temporal Expertise Profiling. In Proc. of ECIR, pages 540–546. 2014.
- [178] F. Belem, R. Santos, M. Gonçalves, and J. Almeida. Topic Diversity in Tag Recommendation. In Proc. of RecSys, 2013
- [179] Z. D. Q. Z. X. Huang. Automatic hashtag recommendation for microblogs using topic-specific translation model. In 24th International Conference on Computational Linguistics, page 265. Citeseer, 2012
- [180] Belem, F. M., Martins, E. F., Almeida, J. M., & Gonçalves, M. A. (2014). Personalized and object-centered tag recommendation methods for Web 2.0 applications. Information Processing & Management, 50(4), 524-553.
- [181] Shaowu Zhang, Yanyan Ge, Personalized Tag Recommendation Based on Transfer Matrix and Collaborative Filtering Journal of Computer and Communications Vol.3 No.9, Pub. Date: September 7, 2015
- [182] Chunxu Chao, Shouning Qu, Tao Du, Research of Collaborative Filtering Recommendation Algorithm for Short Text Journal of Computer and Communications Vol.2 No.14, Pub. Date: December 23, 2014

- [183] Jia Lina, Mao Zhiyong, The Application of Book Intelligent Recommendation Based on the Association Rule Mining of Clementine Journal of Software Engineering and Applications Vol.6 No.7B, Pub. Date: October 23, 2013
- [184] Concetta La Rocca, Massimo Margottini, Rosa Capobianco, Collaborative Learning in Higher Education Open Journal of Social Sciences Vol.2 No.2, Pub. Date: January 9, 2014
- [185] Xueqing Tan, Pan Pan, A Contextual Item-Based Collaborative Filtering Technology Intelligent Information Management Vol.4 No.3, Pub. Date: May 25, 2012
- [186] Chunxu Chao, Shouning Qu, Tao Du, Research of Collaborative Filtering Recommendation Algorithm for Short Text Journal of Computer and Communications Vol.2 No.14, Pub. Date: December 23, 2014
- [187] Mohammad Yahya H. Al-Shamri, Nagi H. Al-Ashwal, Fuzzy-Weighted Similarity Measures for Memory-Based Collaborative Recommender Systems Journal of Intelligent Learning Systems and Applications Vol.6 No.1, Pub. Date: January 27, 2014

12. Листа на табели, графикони и слики

Слика 1: Циклус на учење предвиден со Kolb моделот

Слика 2. Моделот на Kolb

Слика 3. Моделот на Honey and Mumford

Слика 4: Таксономија на системите за давање на препораки

Слика 5: Концептуален модел на систем за колаборативно тагирање

Слика 6: Структурална презентација на фолксономии

Слика 7: Архитектура на системот

Слика 8: Составни компоненти на корисничкиот модел

Слика 9: Виртуелни групи за учење

Слика 10: Структурата на наставна содржина

Слика 11: Формат на прикажување на наставна содржина

Слика 12: Архитектура на системот

Слика 13: ER дијаграм

Слика 14: Прв чекор при регистрирање на студент

Слика 15: Втор чекор при регистрирање на студент

Слика 16: Трет чекор при регистрирање на студент

Слика 17: Почетна страна на делот за најавени студенти

Слика 18: Преглед на сите наставни содржини во селектираниот курс и листа на слични кориснички профили

Слика 19: Форма за приказ на наставна содржина

Слика 20: Приказ на наставна содржина врз основа на стилот на учење на студентот

Слика 21: Приказ на профилот на најавениот студент

Слика 22: Тест за проверување на знаењето на најавениот студент

Слика 23: Листа на наставни содржини кои треба студентот да ги повтори

Слика 23: Листа на наставни содржини кои треба студентот да ги повтори

Слика 24: Почетна страна на делот наменет за наставниот кадар

Слика 25: Прикажување на активни курсеви

Слика 26: Форма за внесување и едитирање на нова наставна содржина

Слика 27: Преглед на активности на селектиран студент

Слика 28: Корисничко сценарио

Слика 29: VARK анкетна форма

Табела 1. Споредба на стилови на учење

Табела 2. Постоечки едукациски АХС со имплементирани стилови на учење

Табела 3: Мемориско-базирани техники за давање на препораки, карактеристики, предности и недостатоци

Табела 4: Преглед на истражувања кои се однесуваат на системи за давање на препораки

Табела 5: Преглед на можни опции при дизајнирање на систем за тагирање

Табела 6: Системи кои користат тагирање

Табела 7: Табела Courses

Табела 8: Табела Learning_content

Табела 9: Табела student

Табела 10: Табела studenti_poseteni_nastavni_sodrzini

Табела 11: Табела studenti_preporacani_nastavni_sodrzini

Табела 12: Табела studenti_rejting

Табела 13: Табела studenti_tag

Табела 14: Табела student_follow_student

Табела 15: Табела student_testovi_odgovori

Табела 16: Табела student_vark

Табела 17: Табела testovi

Табела 18: Табела testovi_prasanja

Табела 19: Табела vark_prasanja

Табела 20: Табела vark_odgovori

Табела 21: Приказ на почетно познавање на испитаните студенти

Табела 22: Резултати од VARK прашалиникот

Табела 23: Резултати од користењето на системот

Табела 24: Релевантност на резултатите од VARK прашалникот

Табела 25: Резултати од практичниот дел од испитот по предметот Информатика

Табела 25: Споредба на резултати од практичниот дел од испитот по предметот Информатика на студентите од оваа и од минатата академска година

Табела 116: Вредност на метриците за одредување на квалитет на процесот за давање на препораки

Табела 27: Одговори од спроведената анкета

Графикон 1: Резултати од VARK прашалиникот

Графикон 2: Споредување на резултатите на студентите кои го користеле/не го користеле системот

Графикон 3: Споредување на резултатите на студентите кои го користеле/не го користеле системот од оваа генерација и од минатата генерација