

Alfa BK Univerzitet
Fakultet informacionih tehnologija - Beograd



Doktorska disertacija

**Tehnike veštačke inteligencije u
personalizovanim sistemima za e-učenje:
predikcija angažovanja studenata i dizajn sistema**

Mentor:
Prof. dr Boban Vesin

Kandidat:
Vladimir Mikić

Beograd, 2025.

Alfa BK University
Faculty of information technology - Belgrade



Doctoral Dissertation

Artificial Intelligence Techniques in Personalized E-Learning Systems: Student Engagement Prediction and System Design

Supervisor:
PhD Boban Vesin

Candidate:
Vladimir Mikić

Belgrade, 2025.

Komisija za ocenu i javnu odbranu doktorske disertacije

Članovi komisije:

.....
Prof. dr Negovan Stamenković, redovni profesor,
Prirodno-matematički fakultet, Univerzitet u
Prištini sa privremenim sedištem u Kosovskoj
Mitrovici, *predsednik komisije*.

.....
Prof. dr Boban Vesin, redovni profesor,
Fakultet informacionih tehnologija,
Alfa BK univerzitet, *mentor*.

.....
Prof. dr Aleksandar Đorđević, vanredni profesor,
Fakultet inženjerskih nauka, Univerzitet u
Kragujevcu, *član*.

.....
Prof. dr Vojkan Nikolić, vanredni profesor,
Departman za informatiku i računarstvo,
Kriminalističko-policijski univerzitet, *član*.

.....
Doc. dr Aleksandar Zakić, docent,
Fakultet informacionih tehnologija,
Alfa BK univerzitet, *član*.

*Svojim roditeljima, dobrim ljudima, čija bezrezervna ljubav i požrtvovanost predstavljaju
nepokolebljiv oslonac u mom životu.*

Zahvalnica

Zahvaljujem se svom mentoru, profesoru dr Bobanu Vesinu, na nesebičnoj podršci tokom celokupnog istraživačkog procesa, kao i na znanju i iskustvu koje je velikodušno delio. Njegovo izuzetno poznavanje oblasti, stručne sugestije, kritike i pohvale bile su od neprocenljivog značaja za realizaciju ove disertacije.

Posebnu zahvalnost dugujem dr Lazaru Kopanji, koji me je uveo u svet nauke i pružio mi priliku da napravim svoje prve profesionalne korake. Njegova stručnost, uz konstantnu podršku i prijateljstvo, bili su mi dragoceni oslonac tokom studija.

Zahvaljujem se dr Danilu Mikiću na dragocenim savetima i motivaciji koji su bili od velikog značaja u procesu izrade ovog rada.

Upućujem zahvalnost dr Katerini Mangaroskoj na konstruktivnim sugestijama i kreativnim idejama.

Izražavam duboku zahvalnost svojim roditeljima na безусловnoj ljubavi, beskrajnoj podršci i razumevanju, kao i svima koji su u bilo kojoj meri doprineli razvoju ove disertacije.

Rezime

Digitalna transformacija obrazovanja dovela je do toga da e-učenje postane dominantna obrazovna paradigma, koja omogućava personalizaciju konvencionalnog obrazovnog procesa u skladu sa individualnim karakteristikama učenika. Međutim, efektivnost ovakvih sistema ne zavisi samo od njihove tehnološke sofisticiranosti, već i od kvaliteta didaktičkog dizajna i sposobnosti da podrže angažovanje učenika. Iako se koncept angažovanja sve češće prepoznaje kao ključna determinanta uspeha u okruženjima za e-učenje, i dalje ostaje teorijski i praktično kompleksan pojam, naročito kada se pokušava meriti putem subjektivnih (samoprocena) i objektivnih (digitalni tragovi) pokazatelja. Poseban izazov predstavljaju nerazjašnjeni odnosi između angažovanja učenika i automatizovanih zapisa njihovih aktivnosti, što često otežava preciznu interpretaciju realne uključenosti u obrazovni proces.

Disertacija istražuje kako podaci o interakcijama učenika u personalizovanom okruženju za e-učenje, zajedno sa dizajnom sistema, utiču na njihovo angažovanje. Istraživanje je sprovedeno na studentima Univerziteta jugoistočne Norveške (eng. University of South-Eastern Norway), u kontekstu kursa programiranja u digitalnom okruženju. Korišćen je standardizovan instrument za merenje angažovanja, kao i detaljni zapisi o interakcijama učenika sa obrazovnim sadržajem. Na osnovu ovih podataka sprovedena je statistička analiza pomoću koje su identifikovani aspekti sistema koji utiču na angažovanje. Potom je razvijen prediktivni model zasnovan na veštačkim neuronskim mrežama, sposoban da klasifikuje učenike prema nivou angažovanja sa visokom tačnošću, čak i u uslovima kompleksnih i nelinearnih obrazaca ponašanja. U skladu sa identifikovanim obrascima angažovanja, definisane su smernice za dizajn obrazovnih iskustava usmerenih na podršku angažovanju, i na osnovu njih predložena konkretna arhitektura za razvoj personalizovanog sistema za e-učenje programiranja.

Rezultati ističu značaj elemenata dizajna e-učenja kao što su zadaci iz programiranja, tematski organizovane provere znanja i kontekstualna objašnjenja u vidu nagoveštaja rešenja, u podsticanju angažovanja učenika. Takođe rezultati pokazuju da je moguće predvideti nivo angažovanja na osnovu aktivnosti učenika, vremena provedenog u interakciji sa sistemom i ostvarenih rezultata u učenju.

Disertacija doprinosi boljem razumevanju angažovanja u digitalnom obrazovanju i nudi smernice za dizajn personalizovanih sistema za e-učenje koji ne samo da se prilagođavaju

individualnim potrebama učenika, već i aktivno oblikuju njihove obrasce učenja. Kroz integraciju analitike učenja i tehnika veštačke inteligencije, istraživanje otvara mogućnosti za razvoj adaptivnih sistema koji podstiču kontinuitet, motivaciju i uspeh u učenju, kao i za preciznije praćenje i unapređenje obrazovnog procesa.

Ključne reči: e-učenje, personalizacija, angažovanje učenika, veštačke neuronske mreže, dizajn sistema.

Naučna oblast: Informaciono-komunikacione tehnologije

Uža naučna oblast: Informacione tehnologije i informacioni sistemi

Artificial Intelligence Techniques in Personalized E-Learning Systems: Student Engagement Prediction and System Design

Abstract

The digital transformation of education has led to e-learning becoming the dominant educational paradigm, enabling the personalization of the conventional educational process according to the individual characteristics of learners. However, the effectiveness of such systems depends not only on their technological sophistication but also on the quality of didactic design and their ability to support student engagement. Although the concept of engagement has gained increasing recognition as a key determinant of success in e-learning environments, it remains a theoretically and practically complex notion, especially when attempting to measure it through subjective (self-reports) and objective (digital traces) indicators. A particular challenge lies in the unclear relationships between student engagement and the automated records of their activities, which often complicates the precise interpretation of genuine involvement in the educational process.

The dissertation investigates how data on student interactions within a personalized e-learning environment, combined with system design, affect their engagement. The research was conducted with students at the University of South-Eastern Norway, in the context of a programming course delivered in a digital setting. A standardized instrument for measuring engagement was used, along with detailed records of student interactions with educational content. Based on these data, statistical analyses were performed to identify system aspects influencing engagement. Subsequently, a predictive model based on artificial neural networks was developed, capable of classifying students according to their engagement level with high accuracy, even under conditions of complex and nonlinear behavioral patterns. Based on the identified engagement patterns, guidelines were formulated for designing educational experiences to support engagement, forming a basis for proposing a concrete architecture for developing a personalized e-learning system for programming.

The results highlight the importance of e-learning design elements such as programming tasks, thematically organized knowledge assessments, and contextual explanations in the form of solution hints in fostering student engagement. Furthermore, the findings demonstrate that it is

possible to predict the level of engagement based on students' activity, time spent interacting with the system, and achieved learning outcomes.

The dissertation contributes to a better understanding of engagement in digital education and offers guidelines for designing personalized e-learning systems that not only adapt to individual learner needs but also actively shape their learning patterns. Through the integration of learning analytics and artificial intelligence techniques, the research opens up possibilities for the development of adaptive systems that promote continuity, motivation, and success in learning, as well as for more precise monitoring and improvement of the educational process.

Keywords: e-learning, personalization, student engagement, artificial neural networks, system design.

Academic field: Information and communication technologies

Academic subfield: Information technology and information Systems

Sadržaj

1.	UVOD.....	1
2.	TEORIJSKI OKVIRI I PREGLED LITERATURE	7
2.1	E-učenje	7
2.1.1	Evolucija koncepta e-učenja	7
2.1.2	Popularnost e-učenja.....	10
2.1.3	Platforme za e-učenje.....	12
2.1.4	Izazovi e-učenja	15
2.2	E-učenje programiranja.....	17
2.2.1	Sistemi za e-učenje programiranja.....	18
2.2.2	Aspekti sistema za e-učenje programiranja.....	19
2.2.2.1	Kvizovi.....	20
2.2.2.2	Anotirani primeri.....	21
2.2.2.3	Animirani primeri	21
2.2.2.4	Semantička procena koda.....	22
2.2.2.5	Parsonov problem	22
2.2.2.6	Primeri konstrukcije koda	23
2.2.3	Metrike za oslikavanje obrazaca ponašanja učenika u sistemima za e-učenje.....	23
2.2.3.1	Klikovi na sadržaj	24
2.2.3.2	Trajanje aktivnosti.....	24
2.2.3.3	Ispunjavanje aktivnosti učenja	25
2.3	Personalizacija e-učenja.....	25
2.3.1	Tipovi i komponente personalizacije e-učenja.....	29
2.3.2	Uticaj personalizacije e-učenja na angažovanje i performanse učenika	31
2.3.3	Standardne tehnike personalizacije	32
2.3.3.1	Adaptivni hipermedijski sistemi	32
2.3.3.2	Sistemi za generisanje preporuka.....	35
2.3.3.3	Sekvenciranje resursa.....	41
2.3.3.4	Adaptacija prema modalitetima učenja.....	44
2.3.3.5	Adaptivne povratne informacije.....	46
2.3.3.6	Hibridne metode.....	49
2.3.4	Inteligentne metode za personalizaciju e-učenja.....	50
2.3.5	Klasifikacija sistema za personalizovano e-učenje	54
2.3.6	Glavni izazovi u implementaciji personalizacije	56
2.4	Veštačka inteligencija u kontekstu predikcije angažovanja u sistemima za e-učenje.....	58

2.4.1	Definicija koncepta angažovanja	58
2.4.2	Uticaj angažovanja na performanse i ishode učenja	60
2.4.3	Metode za merenje angažovanja	61
2.4.3.1	Mere samoprocene	61
2.4.3.2	Posmatračke metode	62
2.4.3.3	Upotreba log podataka u cilju merenja angažovanja	63
2.4.3.4	Automatska detekcija angažovanja	63
2.4.4	Razvoj oblasti veštačke inteligencije i primena u kontekstu e-učenja	64
2.4.5	Tehnike veštačke inteligencije	67
2.4.5.1	Metode mašinskog učenja	68
2.4.5.2	Veštačke neuronske mreže	71
2.4.6	Tehnike veštačke inteligencije u predikciji angažovanja učenika	72
3.	METODOLOGIJA	75
3.1	Dizajn istraživanja	76
3.2	Učesnici	76
3.3	Kurs	77
3.4	Platforma	77
3.5	Instrument za merenje angažovanja	82
3.6	Prikupljanje podataka	83
3.6.1	Prikupljanje podataka putem instrumenta za merenje angažovanja	84
3.6.2	Prikupljanje podataka iz sistema za personalizovano e-učenje	84
3.6.3	Strukturiranje i anonimizacija podataka	84
3.6.4	Varijable	85
3.7	Analiza podataka	85
3.8	Razvoj modela za predikciju nivoa angažovanja studenata	87
4.	REZULTATI	96
4.1	Analiza percepcija učenika o angažovanju u okruženju za e-učenje programiranja	96
4.2	Identifikacija aspekata sistema za e-učenje koji utiču na angažovanje učenika	109
4.3	Model za predikciju angažovanja u personalizovanim sistemima za e-učenje programiranja	110
5.	DISKUSIJA	113
5.1	Odnos između angažovanja učenika i aspekata dizajna sistema za e-učenje	113
5.2	Predikcija angažovanja učenika	116
5.3	Implikacije za dizajn okruženja za e-učenje sa podrškom za angažovanje učenika	118
5.3.1	Podsticanje kontinuiteta i organizacije	118
5.3.2	Aktivacija misaonih procesa u interakciji sa obrazovnim sadržajem	119
5.3.3	Osnajivanje motivacije kroz jasno definisane ciljeve i osećaj napretka	119

5.3.4	Podrška saradnji i razmeni iskustava među učenicima	120
5.3.5	Dinamičko mapiranje obrađenog gradiva	120
5.3.6	Uvažavanje vremena uloženog u učenje kao pokazatelja angažovanja	120
5.3.7	Afirmacija višestrukih pokušaja i uslovna tolerancija neuspeha	121
5.3.8	Prediktivna analitika kao osnova za proaktivnu podršku učenicima	121
5.4	Uticaj implikacija na dizajn arhitekture sistema	122
6.	DIZAJN ARHITEKTURE PERSONALIZOVANOG SISTEMA ZA E-UČENJE	123
6.1	Zahtevi	123
6.2	Iterativni razvoj arhitekture i podrška njenoj evoluciji	125
6.3	Arhitektura	126
6.3.1	Postavke i principi dizajna arhitekture	127
6.3.2	4+1 model prikaza	129
6.3.3	Konceptualni model sistema za e-učenje	131
6.4	Implementacija modela sistema za e-učenje	133
7.	IMPLIKACIJE ISTRAŽIVANJA	145
7.1	Ograničenja istraživanja	147
8.	NAUČNI DOPRINOS DISERTACIJE	148
9.	ZAKLJUČAK	150
10.	LITERATURA	152
11.	PRILOZI	178
11.1	Prilog 1	178
12.	BIOGRAFIJA	180

Lista slika

Slika 1. Kategorizacija tehnika personalizacije.....	27
Slika 2. Arhitektura AHS, prilagođeno prema	34
Slika 3. Mehanizam funkcionisanja filtriranja preporuka zasnovanog na sadržaju	39
Slika 4. Šematski prikaz modela nadgledanog učenja.....	69
Slika 5. Šematski prikaz modela nenadgledanog učenja.....	70
Slika 6. Struktura veštačkog neurona	71
Slika 7. Sadržaj za čitanje u okviru sistema ProTuS	78
Slika 8. Struktura interaktivnih primera u sistemu ProTuS.....	79
Slika 9. Izazovi kodiranja u sistemu ProTuS.....	80
Slika 10. Primer vežbe kodiranja u sistemu ProTuS	81
Slika 11. Prva etapa razvoja prediktivnog modela	88
Slika 12. Faza razvoja prediktivnog modela	90
Slika 13. Dijagram toka algoritama gradijentnog spusta i propagacije unazad	91
Slika 14. Faza evaluacije modela	93
Slika 15. Faza unapređenja iskustva učenja	94
Slika 16. Relativne frekvencije angažovanja učenika	108
Slika 17. Grafički prikaz rezultata simulacije mreže.....	111
Slika 18. Iterativni i inkrementalni model.....	125
Slika 19. Višeslojna arhitektura sistema za e-učenje.....	128
Slika 20. 4+1 model prikaza.....	130
Slika 21. Konceptualni model sistema za e-učenje	132
Slika 22. Dijagram glavnih komponenti.....	134
Slika 23. Dekompozicija komponente Upravljač kursa	135
Slika 24. Dekompozicija komponente Analiza podataka.....	136
Slika 25. Dekompozicija komponente Procesiranje podataka	137
Slika 26. Dekompozicija komponente Generator izveštaja.....	138
Slika 27. Dekompozicija komponente Korisnički interfejs.....	139
Slika 28. Dijagram implementacije	140
Slika 29. Konceptualni dijagram arhitekture.....	141
Slika 30. Dijagram stanja	141

Lista tabela

Tabela 1. Prikaz višedimenzionalne strukture platformi za e-učenje	13
Tabela 2. Dostupni pregledi literature.....	29
Tabela 3. Klasifikacija prisutnih sistema za e-učenje	54
Tabela 4. Varijable izdvojenih iz ProTuS sistema.....	85
Tabela 5. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 1	96
Tabela 6. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 2	97
Tabela 7. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 3	97
Tabela 8. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 4	97
Tabela 9. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 5	98
Tabela 10. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 6	98
Tabela 11. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 7	98
Tabela 12. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 8	99
Tabela 13. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 9	99
Tabela 14. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 10	100
Tabela 15. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 11	100
Tabela 16. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 12	101
Tabela 17. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 13	101
Tabela 18. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 14	101
Table 19. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 15	102
Tabela 20. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 16	102
Tabela 21. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 17	103
Tabela 22. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 18	103
Tabela 23. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 19	103
Tabela 24. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 20	104
Tabela 25. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 21	104
Tabela 26. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 22	105
Tabela 27. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 23	105
Tabela 28. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 24	106
Tabela 29. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 25	106
Tabela 30. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 26	106

Tabela 31. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 27	107
Tabela 32. Statistički značajne razlike u rezultatima angažovanja učenika.	110
Tabela 33. Važnost ulaznih karakteristika	112
Tabela 34. Struktura instrumenta za merenje angažovanja.....	178

1. UVOD

Tokom poslednjih decenija, oblast obrazovanja se suočila sa fundamentalnim promenama podstaknutim sveopštim tehnološkim razvojem, među kojima se posebno izdvaja pojava paradigme elektronskog učenja (e-učenje). E-učenje u načelnom smislu ne predstavlja samo oblik usmerenog prenošenja iskustava učenja putem tehnologije, već kompleksan i dinamičan obrazovni proces koji redefiniše temelje pedagoške prakse i uvodi nove oblike interakcija između učenika, nastavnika i obrazovnog sadržaja, prevazilazeći ograničenja koja su svojstvena tradicionalnim obrazovnim scenarijima [1]. Najčešće, u okviru konvencionalnih obrazovnih sistema dominira uniforman pristup učenju, gde se identični skupovi uputstava primenjuju na sve učenike bez obzira na razlike u njihovim interesovanjima, potrebama i preferencijama. Ovako koncipiran obrazovni proces zanemaruje činjenicu da učenici predstavljaju heterogenu populaciju koja poseduje različite nivoe predznanja i motivacije. Posmatrano sa aspekta savremene teorije, ove razlike predstavljaju izazov, ali i priliku da se uz adekvatnu integraciju i oslanjanje na tehnologiju doprinese kvalitetu obrazovanja. Upravo u tom kontekstu, personalizovano e-učenje - oblik učenja gde se obrazovno iskustvo prilagođava potrebama i sklonostima pojedinca, ima značajnu ulogu. Ono omogućava implementaciju personalizovanih strategija učenja kroz sveobuhvatan proces adaptacije dinamike isporuke informacija, načina navigacije kroz obrazovno okruženje i samog obrazovnog sadržaja, sve u skladu sa individualnim karakteristikama učenika i širim kontekstom u kojem se odvija sam proces učenja [2]. Prednost primene personalizovanog pristupa učenju se ogleda upravo u mogućnosti upotrebe višeslojnih adaptivnih mehanizama – od modula koje učenici mogu da savladavaju sopstvenim tempom, pa sve do sofisticiranih sistema koji prilagođavaju interfejs i tok učenja shodno potrebama svakog pojedinca.

Savremeni sistemi za e-učenje, iako tehnološki sofisticirani, moraju biti percipirani kao kompleksni pedagoški entitet čija je operacionalizacija direktno uslovljena pažljivo osmišljenom didaktičkom strukturom, te njihova implementacija ne može biti shvaćena kao puko prenošenje ustaljenih praksi iz učionice u digitalnu sferu. Naprotiv, ona podrazumeva temeljno preispitivanje i apstrakciju obrazovnih principa u svetlu novih modaliteta ponašanja učenika. Za razliku od fizičkih okruženja poput učionica, u okviru kojih je interakcija između nastavnika i učenika neposredna, humana, svrsishodna i oblikovana emocionalnom rezonancom, u digitalnim okruženjima za e-učenje, ova dinamika mora biti precizno modelovana kako bi se sačuvala njena

vrednost. U ovom kontekstu, angažovanje učenika se nameće kao nezaobilazna komponenta kvalitetnog obrazovnog procesa, i to ne samo kao indikator aktivnosti učenika, već kao suštinski pokazatelj njegove uključenosti u samom procesu sticanja znanja [3, 4]. Definisanje angažovanja učenika u kontekstu obrazovanja predstavlja izazovan poduhvat, što potvrđuju brojna istraživanja usmerena na razjašnjavanje njegove prirode, kao i na formulisanje teorijskih okvira za njegovo prepoznavanje i unapređenje tokom procesa učenja [5-7]. U novijoj literaturi, angažovanje se najčešće opisuje kao količina vremena i nivo truda koje učenici svesno ulažu u interakciju sa obrazovnim sadržajem i realizaciju zadataka koji su u skladu sa njihovim ličnim ciljevima učenja [8]. Uvažavanje značaja koncepta angažovanja u savremenim istraživanjima, ali i u realizaciji praktičnih tehnoloških rešenja omogućilo je integraciju tradicionalnih pedagoških načela sa savremenim alatima za e-učenje. Ovime je omogućen prelaz sa uniformnog na diferencirani pristup učenju, u kojem podaci o aktivnostima učenika više ne predstavljaju samo puke zapise, već dragoceni izvor uvida u njihove potrebe i obrasce ponašanja.

Razumevanje angažovanja učenika unutar savremenih okruženja za e-učenje predstavlja ključni preduslov za evaluaciju kvaliteta interakcije, praćenje napretka u učenju i identifikaciju nivoa subjektivne motivisanosti i zadovoljstva učenika. Istovremeno, sistematsko praćenje angažovanja omogućava nastavnicima i dizajnerima kurseva da razviju okruženja koja su personalizovana i koja mogu odgovoriti na raznolike potrebe učenika [9, 10]. Uprkos raznovrsnim prednostima koje e-učenje nudi savremenom obrazovanju, konceptualna i operativna integracija teorije angažovanja učenika još uvek nije standardizovana u dizajnu digitalnih obrazovnih sistema [11, 12]. Iako su brojni istraživački pristupi pokušali da osvetle ulogu angažovanja u unapređenju obrazovnog dizajna [13, 14], relacija između digitalnih tragova korisnika – notiranih ponašanja nastalih tokom interakcije sa sistemom – i angažovanja u kontekstu e-učenja ostaje nedovoljno istražena oblast [15, 16]. Detaljna analiza ove veze otvara prostor za preciznije modelovanje obrazovnih procesa i pruža osnov za razvoj inteligentnih sistema za podršku učenju, zasnovanih na analizi podataka o ponašanju učenika.

Jedan od ključnih izazova u istraživanju ove problematike ogleda se u izostanku konsenzusa o izboru validnih i pouzdanih metrika za merenje angažovanja – preovlađujuće metode, bilo da se oslanjaju na samoprocenu [12] ili napredne tehnološke pristupe [17, 18], često zanemaruju kompleksnost interakcije između učenika i sistema. Subjektivne procene su sklone pristrasnosti i reflektuju trenutna emocionalna stanja [19], dok objektivni pokazatelji, iako

kvantitativno precizniji, ne uspevaju uvek da obuhvate nijansirane aspekte uključenosti u procesu učenja [20, 21]. Odatle proizilazi potreba za sveobuhvatnim istraživačkim pristupima koji bi istovremeno obuhvatili introspektivne uvide učenika u sopstvenu motivaciju i iskustvo učenja, kao i empirijski utemeljene tragove njihove stvarne aktivnosti u digitalnim okruženjima [22, 23]. Takva triangulacija podataka omogućava dublje razumevanje i stvara uslove za pouzdaniju procenu i dalji razvoj obrazovnih praksi koje podstiču angažovanje. U tom kontekstu, integracija savremenih tehnoloških paradigmi – pre svega veštačke inteligencije i pristupa zasnovanih na analitici učenja, omogućava ne samo identifikaciju obrazaca angažovanja [24], već i njihovu predikciju [25], klasifikaciju [26] i temeljnu interpretaciju, čime se stvara potencijal za radikalno unapređenje efektivnosti digitalnog obrazovanja. Ove napredne mogućnosti stvaraju prostor za kontinuiranu optimizaciju sistema za e-učenje, omogućavajući njihovo stalno prilagođavanje potrebama učenika i obrazovnog procesa. Predikcija nivoa angažovanja učenika može nastavnicima obezbediti dragocene uvide u stepen njihove uključenosti, čime se unapređuje kvalitet podrške i celokupno iskustvo učenja [27]. U tom kontekstu, veštačka inteligencija se sve jasnije ističe kao ključni alat, a najnoviji nalazi ukazuju na njen veliki potencijal u predikciji angažovanja i dizajniranju personalizovanih okruženja za e-učenje [28-30]. Primenom algoritama mašinskog i dubokog učenja za analizu obrazaca ponašanja učenika, veštačka inteligencija omogućava generisanje personalizovanih preporuka, adaptivnu distribuciju sadržaja i proaktivne strategije interakcije sa učenikom. Ovi pristupi doprinose jačanju percipirane relevantnosti i subjektivne vrednosti obrazovnog iskustva, što, u krajnjoj liniji, rezultira višim i stabilnijim nivoima angažovanja u okviru digitalnih obrazovnih platformi.

Primarni cilj doktorske disertacije je da se ispita povezanost između podataka o interakcijama u okruženju za e-učenje i uloge dizajna sistema u oblikovanju angažovanja učenika, u svrhu unapređenja personalizovanog učenja. Realizacija postavljenog cilja odvija se kroz tri faze:

- 1) Prva faza fokusira se na razumevanje načina na koji različiti elementi obrazovnog dizajna utiču na obrasce angažovanja učenika, kao i na to kako se ti obrasci mogu detektovati i interpretirati na osnovu podataka koje učenici generišu tokom učenja.
- 2) Druga faza obuhvata razvoj modela za predikciju nivoa angažovanja učenika primenom tehnika veštačke inteligencije, sa ciljem da se formulišu smernice koje mogu doprineti unapređenju dizajna učenja.

- 3) Treća faza podrazumeva razvoj arhitekture sistema za e-učenje koja implementira dobijene smernice i omogućava personalizovano usmeravanje sadržaja i intervencija u skladu sa prepoznatim obrascima angažovanja.

Ovako definisan pristup ima potencijal da podrži primenu personalizovanog učenja, prilagođenog individualnim karakteristikama i potrebama učenika, i da doprinese optimizaciji e-učenja kroz inteligentno oblikovan dizajn sistema.

Cilj doktorske disertacije odgovara postojećem istraživačkom diskursu koji prepoznaje potrebu za sveobuhvatnim analizama koje uključuju kako subjektivna iskustva učenika, tako i objektivne indikatore poželjnog ponašanja u okviru tehnološki unapređenih scenarija učenja. Fokus se stavlja na projektovanje personalizovanih obrazovnih sistema koji, osim naprednih funkcionalnosti, u središte stavljaju doživljaj učenika, kao i njegovu interakciju sa različitim komponentama e-učenja. U tom kontekstu, u okviru doktorske disertacije, definisani su sledeći koraci ka ostvarivanju predstavljenog cilja istraživanja:

- Ispitivanje subjektivne percepcije učenika o sopstvenom angažovanju u okruženju za personalizovano e-učenje programiranja.
- Ispitivanje uticaja aspekata dizajna sistema za personalizovano e-učenje na angažovanje učenika, uz analizu načina na koji se ovi uticaji manifestuju kroz obrasce ponašanja i interakcije korisnika.
- Razvoj modela za predikciju nivoa angažovanja učenika upotrebom tehnika veštačke inteligencije, oslanjajući se na podatke o njihovim interakcijama sa elementima dizajna sistema za personalizovano e-učenje.
- Identifikacija dominantnih obrazovnih aktivnosti i obrazaca interakcija koji doprinose većem stepenu angažovanja učenika, putem analize digitalnih tragova u sistemu.
- Pružanje smernica za dizajn obrazovnih sistema koje imaju za cilj promociju angažovanja učenika.
- Dizajn arhitekture sistema za personalizovano e-učenje sa podrškom angažovanju učenika, sa jasnim definisanjem strukture, funkcionalnih komponenti i njihovih međusobnih odnosa.

Realizacija definisanih koraka omogućiće analitičko razlaganje i spoznaju odnosa između različitih elemenata instrukcionog dizajna, učenikovog angažovanja i razvoja inteligentnih modela

unutar okruženja za e-učenje programiranja. U svrhu sprovođenja navedenih koraka, primenjen je standardizovani instrument za merenje angažovanja učenika, validan za kontekst digitalnog učenja i adaptiran za specifičnosti kombinovanog obrazovnog okruženja (eng. *Blended learning environment*). Korišćenjem odgovarajućih statističkih metoda, ispitana je povezanost između angažovanja i objektivnih podataka o ponašanju učenika, prikupljenih iz sistema za e-učenje tokom realizacije kursa iz programiranja. Model, zasnovan na veštačkim neuronskim mrežama i analizi tragova ponašanja u okruženju za e-učenje programiranja, poslužio je kao osnova za definisanje smernica i dizajn novih obrazovnih tehnologija usmerenih ka unapređenju angažovanja učenika, prema kojima je razvijena nova arhitektura sistema za personalizovano e-učenje. Time je dat odgovor na savremene zahteve naučne zajednice u pogledu razvoja efektivnih i održivih digitalnih okruženja za učenje, koja integrišu prakse koje podstiču učenike i unapređuju tehničke funkcionalnosti sistema za podršku učenju [31-35].

Doktorska disertacija nastoji da pruži bolje razumevanje načina na koji učenici ostvaruju interakciju sa obrazovnim sadržajem i dizajnom sistema, kao i preciznu procenu stepena njihove uključenosti u proces razvoja znanja i veština u okviru okruženja za e-učenje. Za razliku od tradicionalnih disciplina koje se oslanjaju na teorijsko utemeljenje znanja, oblasti kao što je programiranje zahtevaju snažno oslanjanje na praktične aktivnosti učenja – vežbe, izazove i zadatke sa neposrednim povratnim informacijama. Ispitivanjem faktora koji utiču na angažovanje učenika u personalizovanim okruženjima, ovo istraživanje doprinosi razumevanju načina na koji dizajn sistema, strategije personalizacije i definisane obrazovne aktivnosti oblikuju kvalitet angažovanja učenika. Na taj način, otvaraju se mogućnosti za stratešku optimizaciju obrazovnog dizajna u cilju efikasnijeg razvoja praktičnih veština u digitalnom okruženju. Takođe, istraživanje angažovanja u ovom kontekstu doprinosi identifikaciji korisnih pedagoških pristupa koji se mogu implementirati za unapređenje ukupnog iskustva e-učenja i poboljšanje obrazovnih ishoda.

Struktura doktorske disertacije osmišljena je da sistematski prati tok istraživačkog procesa, od teorijskih postavki i identifikacije istraživačkog problema, preko metodološkog okvira i analize podataka, do interpretacije rezultata i formulacije zaključaka. U nastavku je dat pregled organizacije disertacije kroz poglavlja.

U drugom poglavlju postavljeni su teorijski okviri i prikazan je pregled literature, što predstavlja temelj za razumevanje konceptualnog okvira istraživanja. Kroz ovo poglavlje, sistematski su predstavljene ključne oblasti relevantne za sprovedeno istraživanje, pri čemu se

polazi od opštih koncepata e-učenja, preko specifičnosti učenja programiranja u digitalnom okruženju, do tehnika personalizacije i primene veštačke inteligencije u predikciji angažovanja učenika. Poglavlje je organizovano u četiri potpoglavlja.

Treće poglavlje donosi prikaz metodološkog okvira istraživanja, nudeći uvid u način njegove organizacije i realizacije. Kroz devet potpoglavlja, predstavljeni su svi relevantni aspekti istraživačkog procesa – od dizajna i uzorka, preko opisa okruženja i instrumenata, do načina prikupljanja i analize podataka, kao i razvoja modela za predikciju angažovanja.

Četvrto poglavlje prikazuje ključne rezultate dobijene sprovedenim istraživanjem, strukturirane kroz tri tematski definisana potpoglavlja vezana za percepcije učenika o angažovanju unutar sistema za e-učenje, aspekte dizajna koji utiču na angažovanje, i rezultate modela za predikciju nivoa angažovanja.

Peto poglavlje posvećeno je diskusiji rezultata i njihovom sagledavanju u širem teorijskom i praktičnom kontekstu.

Šesto poglavlje predstavlja dizajn arhitekture personalizovanog sistema za e-učenje kroz faze formulacije zahteva, odabir strategije razvoja, razvoja konceptualnog modela i njene implementacije.

Sedmo poglavlje predstavlja implikacije istraživanja, u kojima je opisana praktična primena dobijenih rezultata. U okviru ovog poglavlja opisana su i ograničenja istraživanja, ukazujući na faktore koji mogu uticati na generalizaciju nalaza i predstavljajući smernice za buduća istraživanja.

Osmo poglavlje predstavlja naučni doprinos disertacije, sumirajući ključne nalaze u vidu konkretnih doprinosa teoriji, metodologiji i praksi u oblasti personalizovanog e-učenja i predikcije angažovanja učenika.

Deveto zaključno poglavlje zaokružuje disertaciju sumiranjem najvažnijih nalaza i reflektovanjem o njihovom značaju u kontekstu savremenih pristupa personalizovanom e-učenju programiranja.

2. TEORIJSKI OKVIRI I PREGLED LITERATURE

Ovo poglavlje pruža teorijsku osnovu i pregled relevantne literature koja je poslužila kao temelj za istraživanje u ovoj disertaciji. Kroz sistematizovani prikaz ključnih koncepata, metodoloških pristupa i postojećih tehnoloških rešenja, poglavlje ima za cilj da prikaže aktuelna saznanja u oblasti e-učenja, personalizacije obrazovnih sistema, angažovanja učenika i primene veštačke inteligencije u obrazovanju. Kroz integraciju teorijskih uvida i empirijskih nalaza prethodnih istraživanja, poglavlje postavlja osnov za formulisanje istraživačkog problema i izgradnju metodološkog okvira disertacije.

2.1 E-učenje

E-učenje je jedan od najtransformativnijih fenomena u savremenom obrazovanju, koji kombinuje tehnološke inovacije sa savremenim pedagoškim pristupima. Njegov razvoj je oblikovao način na koji učenici stiču znanje, komuniciraju i sarađuju, a ujedno je otvorio nove mogućnosti za personalizaciju, fleksibilnost i pristupačnost obrazovanja.

U ovoj sekciji, biće razmotren koncept e-učenja iz više uglova – od njegovog istorijskog razvoja i evolucije, preko analize različitih platformi i tehnoloških rešenja, do sagledavanja izazova i prilika koje donosi njegov rastući značaj u savremenom društvu. Poseban akcenat stavlja se na njegovu sposobnost da odgovori na potrebe raznolike populacije učenika i da omogući pristup obrazovnim resursima nezavisno od vremena i mesta. Razumevanje ove oblasti je od suštinskog značaja za analizu personalizovanih sistema i angažovanja učenika u digitalnim okruženjima za učenje.

2.1.1 Evolucija koncepta e-učenja

Razvoj informacionih tehnologija i interneta je doprineo globalnom tehnološkom napretku, što se posledično odrazilo i na proces usmerenog prenošenja znanja na daljinu, koji je doživeo revolucionarne promene. Koncept e-učenja se može okarakterisati kao finalna forma evolucije učenja na daljinu, koje je uvek težilo korišćenju najsavremenijih tehnologija u cilju svog sprovođenja. Kako bi se pružila precizna definicija ovog koncepta, potrebno je obratiti pažnju na kontekst njegove upotrebe. Shodno tome da se e-učenje primarno zasniva na sinergiji tehnologije i pedagoških praksi, najmerodavnije je adekvatnu definiciju potražiti upravo u ovim kontekstima.

Posmatrano sa tehnološkog aspekta, e-učenje predstavlja kombinaciju tehnoloških procesa, sadržaja i infrastrukture u cilju poboljšanja iskustva učenja, sa osvrtnom na interaktivnost, uključujući elemente ocenjivanja i tutorstva, definišući jedinstveni kanal za pružanje instrukcija i ostvarivanje komunikacije [36]. Sagledano iz obrazovno-pedagoške perspektive, e-učenje se definiše kao pristup obrazovanju koji predstavlja deo, ili celokupan obrazovni model zasnovan na korišćenju elektronskih medija i uređaja kao alata za unapređenje pristupa obrazovanju, omogućavajući usvajanje novih načina razumevanja i razvoja procesa učenja [37]. Dakle, prihvatljiva forma opšte definicije bi glasila da e-učenje predstavlja paradigmu koja se odnosi na prakse upotrebe širokog spektra tehnologija, kako bi se obezbedilo iskustvo učenja koje nije ograničeno u kontekstima formulacije i organizacije [38].

Od svojih primitivnih početnih oblika, pa sve do modernih, sofisticiranih rešenja, e-učenje je potpuno transformisalo oblast obrazovanja, čineći koncept učenja pristupačnijim, fleksibilnijim i efikasnijim. Ono što je počelo kao nekada revolucionarna ideja, danas predstavlja integralni deo iskustva modernog učenja, omogućavajući učenicima da pristupaju obrazovnim resursima i da učestvuju u aktivnostima učenja na daljinu, na taj način prevazilazeći ograničenja tradicionalnog pristupa učenja, poput lokacije i vremena. Sam proces evolucije e-učenja se nije odvio preko noći, već je obeležen nizom značajnih inovacija koje su se dogodile tokom proteklih decenija. Analiziranjem najbitnijih trenutaka u istorijatu razvoja ove paradigme, moguće je spoznati kako su napredak tehnologije i razne promene u obrazovnim praksama konturisale digitalne obrazovne platforme koje danas sačinjavaju okosnicu savremenog obrazovanja. Počev od ranih korespondentskih kurseva, prvih mehaničkih uređaja, čija je primarna svrha bila podrška procesu učenja, preko pojave računarskih sistema i tehnologija koje su propratile razvoj interneta, pa sve do savremenih alata i platformi koji se baziraju na upotrebi veštačke inteligencije, e-učenje je doživelo potpuni preobražaj, i steklo status neizostavnog aspekta u kontekstu sprovođenja kvalitetnog i efektnog obrazovanja.

Kako se razvoj fenomena e-učenja u svom izvornom obliku vezuje za kontekst učenja na daljinu, smatra se da se začetak evolucije ove oblasti temelji na prvim pokušajima njegovog sprovođenja. Godine 1840. Ser Isak Pitman među prvima sprovodi metode učenja putem pošte, takozvane korespondentne kurseve [39]. Koristeći tehniku stenografije, navedeni kursevi su imali za cilj da poboljšaju brzinu pisanja, tako što su učenicima zadaci bili dostavljani putem pošte, gde bi ih po završetku učenici slali nazad na evaluaciju. Ovakav način odvijanja učenja na daljinu, se

ujedno i smatra prvim kursom učenja na daljinu. Tokom narednih decenija, ovakav koncept nastave je zavređivao pažnju, i podsticao osnivanje društava čije su namere bile ohrabrivanje školovanja od kuće, koje bi nudilo model obrazovanja gde su nastavnici i učenici fizički razdvojeni [40]. Koncept učenja na daljinu, zasnovan na korespondentnim školama, je naišao na kritike, jer je bilo dosta nedostataka po pitanju podrške procesu efikasnog odvijanja dvosmerne komunikacije, te se ustanovilo da se takve metode učenja ne mogu smatrati formalnim obrazovanjem na daljinu. Prpratno sa tehnološkim napretkom, došlo je do promene medija kroz koje se predstavljeni koncept daljinskog učenja odvijao.

Početkom 20. veka beleže se prvi pokušaji primene tehnologije u svrhu obrazovnog procesa. Profesor psihologije, Sidney Pressey, razvio je mehanički uređaj pod nazivom „automatski učitelj“, koji je bio dizajniran da potpomogne proces učenja kroz automatizovano postavljanje pitanja višestrukog izbora i pružanje povratne informacije [41]. Shodno tome da je i Pressey-ev izum naišao na kritike društva, koje u to vreme nije razumelo doprinose koje donosi automatizacija procesa nastave i učenja, i koje su karakterisale intelektualna inercija i konzervatizam, nije dostigao svoj pun potencijal, ali je poslužio kao osnova za kasnije tehnološke inovacije u obrazovanju. Zapravo, prava popularizacija i dalje unapređenje u domenu integrisanja tehnologije u obrazovne kontekste se dogodilo tokom 1950-ih godina, kada je psiholog B. F. Skinner razvio svoju mašinu za podučavanje [42]. Za razliku od „automatskog učitelja“, ova mašina se više fokusirala na proces podučavanja, nego na testiranje, i pružala je učenicima povratne informacije i pozitivne podsticaje za tačne odgovore, što je omogućilo dinamično prilagođavanje obrazovnog procesa smanjujući potrebu za neposrednim intervencijama nastavnika. Ova inovacija je u velikoj meri doprinela razvoju budućih računarski-potpomognutih obrazovnih sistema, ističući važnost integracije interaktivnih komponenti.

Početkom 1960-ih godina, dolazi do prve naširoko primenjene digitalne inovacije u obrazovanju, kada je uveden Programmed Logic for Automated Teaching Operation (PLATO) sistem, koji se smatra jednim od prvih računarskih sistema namenjenih pružanju interaktivnog obrazovnog sadržaja većem broju korisnika preko mreže terminala [43]. Sistem je obuhvatao interaktivne lekcije i testove, čime je značajno unapredio obrazovni proces, te je implementiran u različitim obrazovnim institucijama, na taj način demonstrirajući potencijal upotrebe računara u unapređenju obrazovanja.

Tokom 1980-ih godina, dešava se prekretnica koja je usmerila putanju razvoja e-učenja

kakvo danas poznajemo, jer je razvoj personalnih računara stvorio nove mogućnosti za širenje i popularizovanje ovog koncepta. Upotreba računara u svakodnevnom životu je u velikoj meri promenila način na koji se stvaraju, čuvaju, obrađuju i prenose informacije [44]. Prisutnost prvih personalnih računara poput Apple-ovih MAC uređaja u domovima i radnim okruženjima korisnika, omogućilo je razvijanje njihovih računarskih veština i konturisalo formu današnjeg e-učenja. Razni obrazovni softverski paketi su postali naširoko popularni u obrazovnim institucijama, jer su omogućili laku integraciju simulacija, tutorijala i igara u nastavni proces. Ovakvi softveri su bili instalirani direktno na lokalnim računarima u učionicama, i pružali su interaktivna, i nadasve vizuelno stimulativna iskustva učenja. Obrazovno kolaborativno umrežavanje koje je bilo praktikovano u ovom trenutku razvoja oblasti e-učenja, je upotrebljeno kao osnova za dalje unapređenje iskustva učenja na daljinu. Shodno inovaciji i tehnološkoj ekspanziji došlo je i do modifikacije pedagoških praksi. Obrazovne institucije su počele da uvršćuju bogatu ponudu kurseva na daljinu izvođenih preko platformi za e-učenje.

Ključni i revolucionarni momenat u razvoju e-učenja, donose devedesete godine dvadesetog veka, razvoj multimedijalnih tehnologija i pojava interneta. Informacije počinju da se masovno prenose u digitalnim formatima poput teksta, video zapisa, zvuka i animacija, a povezanost obrazovnih institucija i učenika putem interneta dramatično proširuje dostupnost obrazovnih resursa. Pojavom interneta razvijaju se i prvi sistemi za učenje na web-u, koji koriste pretraživače kako bi učenicima obezbedili pristup organizovanim materijalima za učenje [45].

2.1.2 Popularnost e-učenja

E-učenje, kao jedna od najistaknutijih inovacija u obrazovanju, beleži rapidan porast popularnosti u poslednjim decenijama [46]. Ovaj trend može biti pripisan višestrukim pogodnostima koje ono nudi širokom spektru korisnika. Drastične promene u obrazovnim paradigmama uslovljene globalnim izazovima poput pandemije COVID-19 virusa, predstavljaju prekretnicu u razvoju i primeni inovativnih pristupa učenju, pri čemu e-učenje i personalizovani pristupi stiču ključnu ulogu u oblikovanju savremenih obrazovnih okruženja. Sa zatvaranjem škola i univerziteta širom sveta tokom pandemije, ovakav pristup učenja postao je glavni oblik obrazovanja. Ova naprasna tranzicija dodatno je povećala svest o prednostima e-učenja, uključujući pristupačnost i mogućnost prilagođavanja individualnim potrebama učenika. Pored

toga, napredak informaciono-komunikacionih tehnologija omogućio je obrazovnim institucijama da prevaziđu prostorne i vremenske barijere kroz implementaciju platformi za e-učenje, čime je obrazovanje postalo dostupnije i fleksibilnije nego ikada. U nastavku je dat kratak osvrt na ključne razloge zbog kojih je e-učenje postalo dominantan model obrazovanja, ističući prednosti koje su ga učinile zastupljenim u obrazovnim sistemima širom sveta. Faktori koji doprinose popularnosti e-učenja obuhvataju širok spektar pedagoških, tehnoloških i društveno-ekonomskih elemenata, od kojih su najznačajniji [47-49]:

- Personalizacija e-učenja - Različiti učenici imaju različite preferencije i stilove učenja, te je stoga sposobnost sistema za e-učenje da personalizuju iskustvo učenja veoma cenjena u kontekstu dizajniranja efektivnih obrazovnih scenarija, i predstavlja jedan od vitalnih aspekata koji su doprineli popularnosti celokupnog koncepta. U okruženjima za personalizovano e-učenje, učenici mogu uspostaviti svoj tempo i fokusirati se na njima interesantne aspekte, što pospešuje njihovo angažovanje, a samim time i uspešnost u ostvarivanju zacrtanih ciljeva učenja. U savremenim okruženjima za e-učenje, dostupna je raznovrsna paleta obrazovnih sadržaja i resursa, pa je veoma bitno da individualni učenici konzumiraju adekvatan obrazovni sadržaj personalizovan shodno njihovim preferencijama i nivoima znanja.
- Saradnja - Komunikacija i saradnja između aktera obrazovnog procesa u sistemima za e-učenje je dosta olakšana bez obzira na njihovu fizičku udaljenost. Brojni alati za razmenu informacija, poput foruma za diskusiju pružaju učenicima priliku da iznose svoje mišljenje i komuniciraju sa svojim vršnjacima i nastavnicima, razmenjuju ideje, znanja i osnažuju aspekt rada u timovima. Primena e-učenja shodno svojoj prirodi nije ograničena samo na formalne obrazovne institucije, već je opažena i u drugim kontekstima poput profesionalnog korporativnog razvoja i treninga, i u kontekstima neformalnog obrazovanja što dodatno pospešuje njegovu popularnost.
- Integracija modernih tehnologija - Dostupnost tehnologija poput veštačke inteligencije i naprednih analitičkih alata u sistemima za e-učenje samo su još neke od stavki koje doprinose popularnosti celokupnog koncepta e-učenja. Upotreba ovih tehnologija u cilju asistencije obrazovnom procesu pruža mogućnosti preciznog praćenja napretka učenika kao i adaptaciju pedagoških strategija u realnom vremenu. Najčešće su podaci o ponašanju učenika analizirani kako bi se ponudili ciljani obrazovni sadržaji ili identifikovali

problematični segmenti u procesu učenja. Kroz analitičke funkcionalnosti instruktori kursa mogu da prate obrazovne trendove u okruženjima za e-učenje i donose odluke zasnovane na podacima kako bi pospešili kvalitet nastavnog procesa. Sama fleksibilnost u kontekstu primene aktuelnih tehnologija poput virtuelne i proširene stvarnosti, svedoči o robusnosti sistema za e-učenje, što doprinosi velikoj pažnji koja im je posvećena.

- Dostupnost - Dostupnost e-učenja je još jedan od faktora koji značajno doprinosi njegovoj popularnosti. Učenicima iz udaljenih oblasti ili sa ograničenim finansijskim sredstvima omogućeno je da komuniciraju sa nastavnicima i da pristupaju obrazovnim materijalima koji bi im u tradicionalnim obrazovnim kontekstima bili ograničeni. Još jedna potvrda o popularnosti e-učenja jeste da aspekt dostupnosti potpomaže globalne inicijative za smanjenje obrazovnih nejednakosti u cilju uopštenog unapređenja socijalne pravde.
- Krizne situacije - U slučajevima prirodnih katastrofa ili pandemija odvijanje nastavnog procesa tradicionalnim putem može da bude opstruirano. E-učenje se pokazalo kao veoma upotrebljivo u ovim kontekstima jer je omogućilo kontinuitet učenja kroz definisanje kanala za komunikaciju i odvijanje nastave, povezujući nastavnike i učenike uprkos brojnim izazovima. Hibridni model učenja se pokazao kao jedno od najpopularnijih rešenja, kombinujući prednosti klasičnog i e-učenja u cilju osiguravanja otpornosti globalnih obrazovnih sistema.

Oblast e-učenja je shodno svojoj višedecenijskoj prisutnosti zauzela ulogu nezaobilaznog segmenta savremenih obrazovnih sistema, uz potencijal da nastavi transformaciju mehanizama putem kojih učenici stiču znanje, i putem kojih se odvija obrazovni proces. Harmonizacija tehnoloških i pedagoških aspekata sa političkim inicijativama, podržana spremnošću obrazovnih institucija i aktera obrazovanja da se usklade sa potrebama savremenog društva odrediće pravac budućeg razvoja i popularnosti e-učenja.

2.1.3 Platforme za e-učenje

E-učenje predstavlja specifičan obrazovni proces koji se odvija u digitalnim okruženjima u kojem učestvuju dve strane: učenici koji nastoje da konzumiraju što više relevantnih informacija i razumeju predstavljeni obrazovni materijal, kao i profesori koji, u ulozi instruktora, koriste različite strategije kako bi obezbedili uspešan proces učenja. Tradicionalne metode nastave u

učionicama bile su dominantne decenijama, pre svega zbog mogućnosti neposredne interakcije, kolaboracije i dokazane efikasnosti. Međutim, dostupnost novih tehnologija donela je brojne prednosti, poput veće fleksibilnosti i smanjenja troškova obrazovanja, omogućivši primenu platformi za e-učenje zasnovanih na optimizaciji vremensko-prostornih aspekata. Platforma za e-učenje predstavlja softver koji podržava sprovođenje učenja na daljinu, objedinjavajući neophodne alate u okviru uređaja koji omogućava udaljeni pristup obrazovnim sadržajima [50]. U Tabeli 1 prikazane su dimenzije putem kojih se može definisati struktura platformi za e-učenje.

Tabela 1. Prikaz višedimenzionalne strukture platformi za e-učenje, prilagođeno prema [51]

Dimenzija	Opis
Tehnički aspekti	Ovi aspekti se odnose na računarsku opremu i softver, uključujući hardver i operativni sistem, ali i serversku infrastrukturu, multimedijalne alate, internet konekciju i alate za razmenu poruka.
Pedagoški aspekti	Obuhvataju specifičnosti učenja na daljinu, uključujući fizičku udaljenost nastavnika i ulogu obrazovnog okruženja kao i individualizaciju obuke. U sklopu ovih aspekata definišu se pedagoški sadržaji i kursevi kako bi platforma podsticala angažovanje. U ovoj dimenziji određuju se moduli, lekcije i planirani kursevi.
Administrativni aspekti	Odnose se na upravljanje obrazovanjem učenika, upravljanje predavačima, dodeljivanje učenika grupama, raspoređivanje nastavnika, itd.
Aspekti modelovanja	Ovi aspekti se odnose na inženjering sistema za e-učenje. U ovoj dimenziji biraju se modeli za akviziciju i reprezentaciju znanja, kao i dizajn interfejsa koji omogućava interoperabilnost sa drugim sistemima, ponovnu upotrebu modula i prilagođavanje promenama u okruženju platforme.

U samom sastavu platformi za e-učenje inkorporiran je niz funkcionalnosti koje omogućavaju kreiranje, organizaciju i upravljanje obrazovnim procesom. Ove funkcionalnosti su dizajnirane sa namerom da se podrži prethodno navedena struktura u kontekstu tehničkih, pedagoških i administrativnih aspekata. Među ključnim funkcionalnostima izdvajaju se sledeće [51]:

- Mogućnost kreiranja kurseva i testova.
- Upravljanje podacima o učenicima.
- Praćenje učenja i evaluacija učenika.
- Upravljanje obrazovnim procesom.
- Obezbeđivanje neophodnih alata za sprovođenje učenja.
- Obezbeđivanje komunikacionih kanala.

Koherentna celina sačinjena od strategija, resursa i aktera koji svoje interakcije vrše u smeru određenog konteksta formirana je pojavom platformi za upravljanje učenjem (eng. *Learning Management Systems*), od kojih su najpoznatije Moodle i Blackboard [52, 53]. Ovakva vrsta sistema je omogućila organizaciju i distribuciju obrazovnih sadržaja putem interneta, pružajući fleksibilnost u učenju. U ovom periodu, sistemu za upravljanje učenjem su dobili proširene funkcionalnosti poput mogućnosti ocenjivanja, upotrebe gamifikacionih komponenti i foruma, koje su dodatno unapredile efektivnost i dotadašnje celokupno iskustvo učenja.

Sledeći stadijumu u razvoju okruženja za e-učenje, obeležila je pojava platformi za masovne otvorene onlajn kurseve (eng. *Massive Open Online Course*) [54], koje su omogućile ljudima širom sveta da pristupe visokokvalitetnim obrazovnim sadržajima iz različitih oblasti, po vrlo pristupačnim cenama, ili čak i potpuno besplatno, nezavisno od geografskih, ekonomskih ili socijalnih barijera, pružajući priliku za kontinuirano obrazovanje i profesionalni razvoj. U ovom trenutku evolucije, e-učenje postaje sveprisutno, i doživljava svoj dotadašnji vrhunac. Paralelno sa razvojem MOOC platformi, pojavili su se i napredni alati za e-učenje koji su omogućili personalizaciju obrazovnog procesa. Moderni personalizovani sistemi za e-učenje su postali sposobni da analiziraju podatke o učenicima i prilagođavaju obrazovne sadržaje njihovim preferencijama, potrebama i nivoima znanja [55, 56]. Upotreba ove tehnologije je omogućila efikasno i efektno učenje, pospešujući angažovanje učenika kroz prilagođena, interaktivna i relevantna obrazovna iskustva.

U poslednjoj deceniji, kao i kroz svoj čitav razvojni ciklus, okruženja za e-učenje su konstantno bivala unapređena inkorporacijom najsavremenijih tehnologija, poput veštačke inteligencije, putem koje je omogućeno kreiranje imerzivnih i interaktivnih platformi za e-učenje, koje u velikoj meri unapređuju i nadilaze prisutne tradicionalne metode učenja [57]. Funkcionalnosti poput optimizacije obrazovnih procesa, napredne analitike učenja, automatizovanog ocenjivanja, predikcije ponašanja učenika i pružanje podrške učenicima u realnom vremenu, su postale svakodnevica, dok se rad na unapređenju dostupnih sistema i dalje nastavlja [58].

Dosadašnji razvoj i prisutnost platformi za e-učenje, jasno ukazuje da su tehnološke inovacije, socijalna komponenta i pedagoški pristupi kontinuirano oblikovali obrazovni proces tokom proteklih decenija. Sa daljim napretkom tehnologije i sve većim fokusom na personalizaciju i interaktivnost, očekuje se da će okruženja za e-učenje nastaviti da evoluiraju i pružaju inovativna

rešenja za obrazovne izazove budućnosti.

2.1.4 Izazovi e-učenja

Pored toga što e-učenje nije nova pojava, i uprkos širokoj popularnosti koju je ovaj koncept stekao tokom svoje evolucije, tranzicija ka ovom modelu obrazovanja donela je brojne izazove na globalnom nivou. Iako pažljivo razmatrana i pravovremeno sprovedena, implementacija e-učenja u praksi nije naišla na adekvatne uslove u kontekstu pripremljenosti obrazovnih institucija, nastavnika i učenika za odstupanje od tradicionalnih metoda učenja i odvijanja nastave. Prisutno je dosta izazova koji su primarno vezani za digitalnu transformaciju obrazovnog procesa, među kojima se izdvajaju nedovoljno razvijena tehnološka infrastruktura, digitalne kompetencije, poteškoće u proceni nivoa znanja i praćenja rada učenika kao i primena daljinskog obrazovnog procesa u specifičnim oblastima [59].

Inhibirani infrastrukturno-tehnološki resursi predstavljaju jedan od glavnih problema u uspešnom sprovođenju procesa e-učenja. Ovaj faktor je posebno izražen u regionima koji su ograničeni finansijskim resursima. Slaba opremljenost obrazovnih institucija adekvatnim tehnologijama poput odgovarajuće računarske opreme i stabilne internet konekcije, kao i nedostatak pristupa platformama i alatima za e-učenje znatno može ograničiti efikasnost obrazovnog procesa. Navedeni nedostaci ne samo da ograničavaju pristup kvalitetnim obrazovnim sadržajima, već i utiču na obrazovnu nejednakost, i sposobnost svih aktera učenja da odgovore na zahteve savremenog obrazovanja na daljinu.

Digitalne kompetencije učesnika obrazovnog procesa direktno uslovljavaju njihove sposobnosti da efikasno upotrebljavaju savremene tehnologije. Često neadekvatna, ili neretko nepostojeća obuka, kao i manjak iskustva u radu sa platformama i alatima za e-učenje, upareni sa nerazvijenom sposobnošću kritičke procene verodostojnosti izvora informacija, mogu negativno delovati na samo na iskustvo već i na kvalitet e-učenja. Bez kontinuiranog i planskog razvoja veština digitalne pismenost i efikasnog upravljanja digitalnim resursima postoji opasnost da tehnologija ostane neiskorišćena u svom punom kapacitetu ili da njena primena čak dodatno produbi postojeće probleme upotrebljivosti.

Evaluacija nivoa znanja i praćenje opšteg napretka učenika u okruženjima e-učenja predstavlja veliki izazov, pogotovo u kontekstu pouzdanosti ocenjivanja. U tradicionalnim

učionicama proces ocenjivanja znanja se zasniva na neposrednim interakcijama i nadzoru, što je veoma teško sprovesti u elektronskim obrazovnim kontekstima. Ocenjivanje sposobnosti učenika je ograničeno bez neposrednog uvida i praćenja procesa ispitivanja ili praktičnog rešavanja zadataka, dok se ujedno rizik od akademske nečestitosti proporcionalno uvećava. Takođe, nedostatak standardizacije prisutnih alata i adaptivnih metoda evaluacije otežava posao instruktorima kurseva e-učenja.

Specifične oblasti poput disciplina koje zahtevaju razvoj praktičnih veština mogu ograničiti upotrebljivost e-učenja, te odvijanje elektronskog obrazovnog procesa u ovim kontekstima predstavlja značajan izazov. Mnoge branše poput inženjerstva i učenja programiranja zahtevaju specifičan dizajn učenja gde se akcenat stavlja na praktične primere, simulacije i manuelnu praksu, što može biti kompleksno za sprovođenje na platformama za e-učenje bez gubitka na kvalitetu nastave. Savremeni sistemi za e-učenje nastoje da nadoknade nedostatak fizičke interakcije, ali ne uspevaju potpuno u svojoj nameri da pruže iskustvo učenja koje je prisutno u tradicionalnom obrazovanju.

Jedan od glavnih faktora koji negativno utiču na angažovanje i uspeh učenika, kao i na celokupan kvalitet e-učenja jeste nedostatak direktnih interakcija između nastavnika i učenika [60]. U tradicionalnim obrazovnim kontekstima, nastavnici mogu vrlo efikasno u realnom vremenu da analiziraju ponašanje učenika, prilagode primenu pedagoških praksi shodno individualnim potrebama učenika, prepoznaju segmente gradiva koji mogu biti problematični i pruže adekvatnu podršku. Veoma je izazovno, ali i ključno pospešiti angažovanje i ohrabriti učenike da vrše interakcije na platforma za e-učenje kako bi se obezbedilo efektivno iskustvo učenja.

Izazovi vezani za privatnost i bezbednost informacija su veoma aktuelni sa obzirom na to da upotreba sistema za e-učenje generiše veliku količinu podataka o učenicima, među kojima se mogu pronaći i lični detalji o njima i njihovim preferencijama [61]. Privatnost učenika može biti znatno ugrožena ukoliko dođe do neovlašćenih pristupa tim podacima. Ažuriranje postojećih politika privatnosti kao i razmatranje novih regulativa o zaštiti ovih podataka je neophodno za bezbedno sprovođenje e-učenja.

Razne potrebe učenika i različiti konteksti učenja iziskuju formulaciju fleksibilnih obrazovnih modela ključnih za prevazilaženje predstavljenih izazova e-učenja. Savremene tehnologije u kombinaciji sa personalizovanim pristupima predstavljaju glavni preduslov za razvoj

dinamičnih okruženja e-učenja koja se odlikuju kvalitetnim interakcijama učenika kako sa obrazovnim sadržajem, tako i sa nastavnicima, kao i njihovom aktivnom ulogom u samom procesu učenja ispoljenom kroz angažovanje sa dizajnom učenja. Kao odgovor na ključne izazove u oblasti e-učenja, ova disertacija je formulisana u skladu sa aktuelnom problematikom. Stoga, biće pružen sistematski pregled najzastupljenijih tehnika personalizacije, istražen koncept angažovanja u personalizovanom sistemu i otkrivene nove mogućnosti primene savremenih tehnologija, poput veštačke inteligencije. Na osnovu dobijenih uvida, biće predložene smernice za dizajn efektivnog i angažujućeg iskustva učenja.

2.2 E-učenje programiranja

Upotreba računarskog softvera prožima gotovo sve aspekte savremenog života, obuhvatajući širok spektar od poslovnih do ličnih primena. Razvoj i održavanje softverskih sistema od suštinskog su značaja, i zahtevaju temeljno razumevanje programskih koncepata i paradigmi. Na tržištu rada prisutna je osetna potreba za zapošljavanjem adekvatnog kadra koji poseduje potrebne kompetencije, što rezultira izrazito visokim novčanim naknadama za obavljanje ovih delatnosti. Dakle, programiranje predstavlja bitnu veštinu u današnjem društvu i veoma atraktivnu opciju za pronalaženje zaposlenja, gde su glavni razlozi tome:

1. **Pristupačnost** - Za početak učenja i obavljanje delatnosti programiranja najčešće su samo potrebni adekvatan uređaj i internet konekcija, putem kojih se može pristupiti mnogobrojnim resursima za učenje, kao i raznim razvojnim okruženjima.
2. **Trenutna satisfakcija** - Instant spoznaja rezultata programiranja. Neposredna povratna informacija u obliku obaveštenja o ispravnosti izlaza ili vizuelnih efekta pruža osećaj trenutnog dostignuća i čini sam proces dinamičnijim.
3. **Potencijal za zaradu** - Obavljanje ove delatnosti je povezano sa visokim zaradama, kao i sa radnim mestima u kompanijama sa progresivnom korporativnom kulturom koja uključuje mnogobrojne pogodnosti među kojima se ističe rad na daljinu.

Međutim, naširoko je prihvaćeno da učenje programiranja predstavlja izazovan proces, posebno za početnike koji dolaze iz drugih oblasti i sa različitim nivoima iskustva [62]. U obrazovnim sistemima, početnici se najčešće susreću sa raznim poteškoćama tokom učenja programiranja, što prouzrokuje visoke stope neuspeha u savladavanju gradiva, koje su tokom

godina doprinele formiranju negativnog mišljenja i bojazni od pohađanja kurseva programiranja. Početnici najčešće imaju problema sa bazičnim zadacima poput predviđanja izlaza, prepoznavanja funkcionalnosti naredbi i samostalne izrade kodova koji rešavaju praktične probleme [63]. Značaj opisane problematike u kombinaciji sa deficitom adekvatnog kadra u odnosu na potrebe tržišta rada, ukazuje na jasnu potrebu za analizom i unapređenjem načina koji se koriste za učenje programiranja u cilju određivanja najboljih praksi za rešavanje aktuelnih izazova u obrazovanju.

Mnoštvo aspekata utiče na uspeh učenja programiranja, među kojima se kao neki od najbitnijih ističu personalizacija kurseva i angažovanje učenika u obrazovnom procesu. Istraživanje ukazuje na to da učenici preferiraju učenje programiranja putem interaktivnih primera i zadataka, u skladu sa svojim sklonostima i nivoima znanja [64]. Međutim određivanje adekvatnih pristupa učenju, prilagođenih individualnim potrebama učenika u tradicionalnim obrazovnim kontekstima može biti izazovno, i zahtevati velike vremenske, ljudske i materijalne resurse. Uzimajući ovo u obzir, ključnu ulogu preuzimaju funkcionalnosti koje pružaju okruženja za e-učenje, u sklopu kojih mogu pored standardnih prednosti pristupa učenja na daljinu biti ponuđeni i obrazovni sadržaji skrojeni po meri individualnih učenika. Na taj način, učenici mogu učiti sopstvenim tempom i ciljano unapređivati svoje programerske veštine. S obzirom da angažovanje direktno utiče na performanse i uspehe učenika, teorijski okviri koji su koncipirani na postulatima konstruktivizma i bihevizma trebaju biti konsultovani pri dizajniranju kurseva za e-učenje programiranja, jer je veoma bitno usmeriti učenike na putanje učenja u kojima su aktivno uključeni u proces učenja.

2.2.1 Sistemi za e-učenje programiranja

Različita okruženja za e-učenje programiranja su razvijena tokom godina. Većina dostupnih sistema je profilisana ka upotrebi u visokom obrazovanju, i dizajnirana za učenje uvodnih koncepta programiranja, sa manjim udelom sistema koji obrađuju specifične aspekte programiranja. Ovi sistemi su se pokazali kao veoma korisni za prevazilaženje izazova povezanih sa učenjem programiranja, i variraju u kontekstu svog dizajna, sa širokim opsegom razvijenih funkcionalnosti. Jedna od distinktivnih karakteristika dizajna sistema za e-učenje programiranja uključuje neku formu interaktivnog sadržaja, najčešće u vidu interaktivnih vežbi, primera i zadataka, neretko praćenu primenom dodatnih funkcionalnosti poput kvizova, planera

aktivnosti i statističkih komponenti za praćenje napretka učenja [65]. Sve ove funkcionalnosti su uvedene sa jasnim ciljem, da se prenesu poželjne prakse iz tradicionalnih obrazovnih modela, i omogućiti personalizovano iskustvo učenja prilagođeno potrebama svakog učenika.

Kako učenje programiranja zahteva specifične uslove koji nisu prisutni u mnogim oblastima, pre svega odnoseći se na konkretan praktični rad, većina okruženja za e-učenje programiranja zahteva specifične segmente u sklopu svog dizajna, u kojima je moguće pokrenuti kod, ili pružiti smernice za rad sa sintaksom i semantikom zadate problematike. Razvoj tehničkih aspekata poput ovih, predstavlja unikatan izazov u e-učenju [66]. Takođe, postoje razlike i u kontekstu koje instrukcije se personalizuju, poput adaptivnih povratnih informacija, smernica za rešavanje vežbi programiranja, ili personalizovanog predlaganja zadataka. Postoji mali broj generičkih arhitektura sistema koji se mogu primeniti u različitim obrazovnim scenarijima. Neka od najefektivnijih okruženja za e-učenje današnjice razvijena su planski, imajući u vidu specifične kontekste upotrebe, što važi i za sisteme za e-učenje programiranja. Ovi sistemi najčešće imaju modularnu strukturu, pri čemu su njihove komponente grupisane u module koji, zajedno sa generičkim modulom za komunikaciju, omogućavaju njihovu primenu u učenju različitih programskih jezika, kao i integraciju u različite platforme. U poslednje vreme beleži se značajan porast upotrebe veštačke inteligencije u sistemima za e-učenje programiranja, pri čemu se podrška najčešće fokusira na različite aspekte, kao što su primeri, simulacije, dijalozi, analiza programa, povratne informacije i alateke za kolaboraciju [67]. Ovi aspekti su ključni i u kontekstu personalizacije, gde se posebna pažnja posvećuje elementima kao što su pitanja, interaktivni materijal i alateke za planiranje. Sve navedene karakteristike su prisutne u obrazovanju programiranja i implementirane su u različitim sistemima za e-učenje.

2.2.2 Aspekti sistema za e-učenje programiranja

Razvojem obrazovnih tehnologija, posebno e-učenja, dizajneri kurseva i nastavnici suočavaju se sa prilikom, ali i izazovom, da kreiraju okruženja za e-učenje koja su istovremeno zanimljiva i efikasna. Budući da angažovanje učenika predstavlja ključni faktor u ostvarivanju uspešnih ishoda učenja, neophodno je istražiti različite aspekte okruženja za e-učenje koji na njega utiču. U okviru ovih okruženja, koja su prepoznatljiva po svojoj interaktivnosti i fleksibilnosti, prisutni su brojni aspekti koji mogu imati uticaj na angažovanje učenika.

Na primer, većina učenika koji koriste sisteme za e-učenje programskih jezika aktivno je uključena u različite vrste sadržaja za vežbanje koji su im dostupni [68]. U okviru kurseva, ponuđeni sadržaji obično obuhvataju elemente poput anotiranih [69] i animiranih primera [70], vežbi za semantičku procenu ispravnosti koda [71], Parsonov problem [72] i/ili vežbe za konstrukciju koda [73]. Ovi elementi dizajna najčešće su prisutni u interaktivnim okruženjima za učenje, posebno u kontekstu obrazovanja budućih programera, gde podstiču angažovanje učenika kroz odgovore na postavljena pitanja, interaktivne zadatke ili mogućnost dinamične izmene ulaznih podataka u primerima. Takođe, razni interaktivni primeri vezani za funkcionalnosti i strukturu programa mogu pozitivno uticati na celokupno obrazovno iskustvo [73]. U sledećim potpoglavljima dat je prikaz nekih od najčešće inkorporiranih aspekata dizajna okruženja za e-učenje programiranja.

2.2.2.1 Kvizovi

Jedan od ključnih aspekata e-učenja jeste evaluacija nivoa znanja učenika stečenog tokom kursa, koje usmerava njihov dalji razvoj u kontekstu unapređenja njihovih veština. Kvizovi predstavljaju veoma efikasan alat za evaluaciju znanja učenika, ali i celokupne efektivnosti dizajna kursa, jer mogu da ukažu na oblasti i segmente u kojima su učenici uspešni, ali i na segmente gde im je potrebna dodatna podrška [74]. Neke od bitnih stavki u kreiranju i distribuciji kvizova zahtevaju posebnu pažnju, kao na primer razmatranja u kom trenutku testirati učenike, kao i kako dizajnirati sama pitanja da efektno ocene učenikovo znanje programiranja. Mnogi kursevi za e-učenje programiranja se završavaju sa kvizom kao finalnom formom ocenjivanja, što najčešće predstavlja meru uspešnosti u savladavanju gradiva kursa. Prisutne su takođe i forme propitivanja u vidu pred testova kako bi se utvrdilo trenutno znanje učenika i shodno tome personalizovao sadržaj kursa.

Kvizovi se mogu sastojati od nekoliko pitanja, ili nekih kratkih aktivnosti koje služe da pomognu učenicima i nastavnicima da utvrde da li je neki programski koncept jasan, i pružaju priliku učenicima koji imaju poteškoće u savladavanju gradiva da se vrate na problematične segmente i posvete im dodatnu pažnju [75]. Aspekti dizajna platformi za e-učenje programiranja poput ovog se najčešće upotrebljavaju kako bi se kroz propitivanje provukli teoretski koncepti specifičnih paradigmi programiranja podeljeni u celine ili teme.

2.2.2.2 Anotirani primeri

Inkorporacija primera koji su koncipirani na rešavanju konkretnih problema programiranja predstavlja veoma bitan aspekt u procesu e-učenja ove oblasti. Primeri u formi segmenata koda su od velike pomoći učenicima jer olakšavaju proces savladavanja sintakse, semantike i paradigmi programskih jezika. Kako bi učenici detaljno pregledali navedene primere, i kako bi im oni služili kao osnova za rešavanje zadataka, najčešće se u dizajnu okruženja za e-učenje potencira upotreba anotiranih primera. Anotirani primeri predstavljaju primere koda koji su dopunjeni sadržajima poput dodatnih objašnjenja, koja detaljnije predstavljaju funkcionalnosti segmenata ili celog koda [69]. Obično se dizajn ovog aspekta svodi na uključivanje komentara unutar, ili izvan samog primera. Upotreba ovakvih primera uglavnom ima za cilj da pruži obrazovni materijal koji olakšava učenje programskih koncepata. Dodavanje dinamičnih informacija, poput informacija o obrađenim temama vezanih za rešavanje problema kodiranja iz realnog života može unaprediti iskustva učenja, kao i samo angažovanje i uspeh učenika.

2.2.2.3 Animirani primeri

Često dizajneri kurseva upotrebljavaju isti način prezentovanja obrazovnog sadržaja kada imaju intencije da predstavljaju neki koncept učenicima, i često to biva sadržaj poput slika i teksta. Kada cilj postane stvaranje sadržaja koji podstiče angažovanje i performanse učenika, jedna od najčešćih solucija su animacije, jer njihova efektivna upotreba može povezati učenike sa sadržajem učenja kroz unapređeno obrazovno iskustvo [76]. Animirani primeri u e-učenju programiranja predstavljaju unapređene verzije postojećih statičkih primera. Najčešće, ovi primeri su fokusirani na intuitivno predstavljanje programskih koncepata kroz vizualizaciju izvršenja koda. Međutim, interaktivne animacije postupka programiranja su postale atraktivna tema za eksperimentisanje u kontekstu dizajniranja dodatnih alata za e-učenje programiranja. Funkcionalnosti poput mogućnosti da učenici u sklopu animiranih primera menjaju ulazne podatke, predviđaju izlaz preduzetog koraka pre nego što se prikaže stvarni ishod, kao i postavljanja specifičnih pitanja u vezi sa vizualizacijom procesa izvršavanja, pokazale su se kao bitne stavke u kontekstu podsticanja njihovog angažovanja [70, 77].

2.2.2.4 Semantička procena koda

Učenje programiranja se ne odvija uvek samo kroz rešavanje klasičnih zadataka samostalne izrade kodova, već i kroz semantičku analizu postojećih implementacija. Kroz rešavanje zadataka ovog tipa vežbaju se aspekti formalne logike programiranja kao i detekcije i otklanjanja sintaksnih grešaka [78]. Kao primer, učenicima koji koriste platforme za e-učenje programiranja se može predstaviti više različitih implementacija jedne funkcionalnosti kako bi analizirali da li su predloženi kodovi ispravni ili ne. Osim što pospešuje razumevanje koncepata, ovaj aspekt platforme zahteva direktno angažovanje učenika u nastavnom procesu.

2.2.2.5 Parsonov problem

Parsonov zadatak ili Parsonov-a slagalica predstavlja jedan od objektivnih načina procene znanja studenata u domenu učenja programiranja. Ovi zadaci zahtevaju od učenika da u korektnoj sekvenci poređaju izmešane blokove koda, na taj način angažujući ih da se fokusiraju na tok koda bez brige o korektnosti sintakse [79]. Dizajn ovog aspekta platformi za e-učenje programiranja je osmišljen da bude dovoljno kompleksan kako bi bio izazovan za napredne učenike, ali i pristupačan učenicima koji imaju probleme u savladavanju nastavnog materijala. Parsonovi zadaci nude povratnu informaciju kada učenici uspešno reše ono što je pred njih stavljeno, ali i kada naprave grešku, označavajući problematične segmente, koje oni mogu pokušati da koriguju. Kao jedna od dodatnih primena ovog aspekta, ovi zadaci mogu biti upotrebljeni za ocenjivanje sposobnosti učenika da provere ispravnost koda, zadavanjem primera koji sadrže sintaksne greške koje oni moraju da detektuju ili dodavanjem blokova koda koji imaju za cilj da ih zbune [80].

Naspram tradicionalnih zadataka vezanih za ocenu znanja učenika iz oblasti programiranja, ovaj tip ocenjivanja ima nekoliko prednosti poput toga da ocenjuje njihove sposobnosti da razumeju kako kod funkcioniše, a ne samo njihove sposobnosti da napišu isti. To znači da učenicima nije dovoljno da kopiraju kod iz nekog drugog izvora, jer moraju da razumeju kako sam koncept funkcioniše kako bi rešili Parsonov problem, i sastavili celokupan kod.

2.2.2.6 Primeri konstrukcije koda

U učenju programiranja, primeri koda imaju značajnu ulogu, i upotrebljavani su od strane dizajnera kurseva i nastavnika kako bi se demonstrirala semantika programskih jezika koji se izučavaju i kako bi se predstavili obrasci konstrukcije koda. Na primer, često se upotrebljavaju kao bi se učenicima objasnilo šta se dešava u nekom programu ili algoritmu kada se izvrši. Primeri konstruisanja koda imaju za cilj da prenesu znanje vezano za bitne programerske prakse demonstracijom procesa konstrukcije programa u kontekstu realizacije zadate svrhe [81]. Ovi aspekti okruženja za e-učenje pružaju učenicima podršku u procesu ovladavanja veština programiranja obezbeđujući dublje razumevanje izgradnje i produkcije koda. Nasuprot primerima gde studenti proučavaju samo delove koda, u ovom slučaju oni aktivno učestvuju u njegovoj izradi.

2.2.3 Metrike za oslikavanje obrazaca ponašanja učenika u sistemima za e-učenje

U okruženjima za e-učenje učenici vrše različite interakcije, poput međusobnih, interakcija sa nastavnicima kao i interakcija sa obrazovnim sadržajem. Njihovo ponašanje u ovim sistemima predstavlja segment koji je od fundamentalnog značaja za unapređenje opšteg obrazovnog iskustva. Ispitivanje ponašanja učenika može doprineti razumevanju kako oni uče, i pomoći pri kreaciji optimalnih scenarija učenja [82]. Takođe, analiziranje ponašanja može pomoći pri identifikaciji faktora koji mogu unaprediti angažovanje i ishode učenja i usmeriti dizajn učenja ka personalizovanom pristupu, pružajući adekvatne individualne pedagoške intervencije. Savremene platforme za e-učenje programiranja pružaju funkcionalnosti praćenja i čuvanja aktivnosti učenika, na taj način omogućavajući analizu generisanih logova upotrebe sistema. Razvoj oblasti analitike učenja doprineo je detaljnijim uvidima u ponašanje učenika unutar sistema kroz generisanje tragova podataka, koji oslikavaju njihove intuitivne putanje učenja unutar kursa. Ove putanje se mogu definisati kao sekvence tranzicija između različitih stanja interakcija sa aspektima dizajna platformi poput kvizova, primera kodiranja, zadataka, itd [83, 84].

Tragovi podataka takođe mogu omogućiti i dublju analizu ponašanja. Interakcija učenika sa aspektima sistema često se ogleda u njihovim obrascima ponašanja, koji se mogu analizirati pomoću različitih metrika, poput broja klikova na sadržaj [28], vremena provedenog u izvršavanju zadataka i celokupnom procesu učenja [85], pokrivenosti tema [68], itd. U kontekstu merenja i predikcije angažovanja studenata, ovi aspekti imaju potencijal da budu analizirani i iskorišćeni

kako bi se dobio širi uvid u faktore okruženja za e-učenje koji doprinose angažovanju učenika.

2.2.3.1 Klikovi na sadržaj

Interakcije sa aspektima dizajna učenja predstavljaju veoma koristan način da učenici dobiju priliku da na svoju ruku istražuju sadržaj sistema za e-učenje. One ih ohrabruju da budu radoznali i konzumiraju obrazovni sadržaj sopstveni tempom. Često, jedan od načina da se učenici usmere na interakcije jeste fizički, stimulišući ih da klikću, listaju ili povlače po korisničkom interfejsu [86].

Ovo predstavlja dobar uvod, i prvi korak u njihovoj konverziji u aktivne korisnike, jer nije moguće vršiti interakcije u sistemima za e-učenje samo fizički, bez mentalnog angažovanja. Kako bi interaktivnosti imala neki značajan uticaj na performanse i ishode učenja, puko kliktanje na sadržaj nije dovoljno. Kroz kolekcije klikova na različite aspekte sistema za e-učenje, može se utvrditi njegovo ponašanje unutar same platforme, što može biti veoma korisno u rekonstrukciji korisničkog iskustva učenja i adaptaciji strategija za maksimizaciju uspeha učenja [87]. Broj klikova omogućava analizu svega što je neki učenik uradio tokom pohađanja kursa. Ovo razotkriva razne aspekte poput toga da li je bio aktivan, koje blokove koda je koristio u rešavanju zadataka, da li je primenio naučene koncepte, itd. Raspolaganjem informacija poput ovih mogu se skrojiti različite strategije za podučavanje programiranja, i dizajniranje efektivnih platformi za e-učenje.

Takođe, kolekcije klikova mogu razotkriti dublje aspekte ponašanja poput stila programiranja učenika prema visokoj koncentraciji klikova u određenim zonama. Analiza interakcija zasnovana na klikovima učenika ima za cilj da pruži uvid u njihovo stvarno ponašanje u okruženju za e-učenje programiranja - gde su kliknuli, kojim aspektima sistema su pristupali, kako su se klikovi raspoređivali, gde su prevlačili blokove prilikom rešavanja vežbi i koje su zone najveće koncentracije klikova u dizajnu sistema.

2.2.3.2 Trajanje aktivnosti

Provedeno vreme u učenju, preciznije kvalitet provedenog vremena učenja ima uticaj na same performanse i ishode učenja. Da li je vreme kvalitetno provedeno direktno zavisi od dostupnost vremenskih resursa kojima raspolažu učenici, kao i njihove motivacije da se kognitivno angažuju u aktivnostima učenja. Razni faktori utiču na količinu vremena koje učenici provode u

okruženjima za e-učenje, poput ličnih razloga, dizajna platforme, motivacije, itd. Uzimajući u obzir obrasce provođenja vremena na platformama za e-učenje, definitivno se koncept fleksibilnosti pojavljuje kao jedan od bitnih aspekata u njihovom dizajnu, omogućavajući učenicima da svoje dostupno vreme prilagode i usmere na sticanje znanja. Kada govorimo o analiziranju kvaliteta provedenog vremena učenja u okruženjima za e-učenje, pojavljuju se konteksti poput ukupnog provedenog vremena, ritma i izbora učenja kada su u pitanju personalizovani scenariji učenja. U kontekstu e-učenja programiranja, vreme posvećeno ispunjavanju aktivnosti učenja poput interakcija sa primerima i radu na zadacima često se dovodi u vezu sa uspešnim ishodima učenja [88]. Kada učenici izdvoje dovoljno vremena, i angažuju se u procesu učenja, to može pozitivno uticati na njihove rezultate. Međutim, uticaj vremena provedenog u učenju nije uvek povoljan, jer različiti pristupi i tempo rada mogu dovesti do različitih ishoda.

2.2.3.3 Ispunjavanje aktivnosti učenja

Kroz analiziranje ponašanja učenika na platformama za e-učenje programiranja moguće je objektivnije sagledati i razumeti sam proces učenja. Podaci o ponašanju učenika u kontekstu ispunjavanja aktivnosti učenja mogu dalje biti korisni za prikladne intervencije koje imaju za cilj da unaprede iskustvo učenja. Oni predstavljaju dokaze o interakciji čoveka sa aspektima okruženja za e-učenje koji su dizajnirani na način da vode digitalnu evidenciju o logovima događaja.

Aktivnosti učenja predstavljaju ključne faktore za razumevanje načina i razloga zbog kojih učenici učestvuju u procesu učenja. One obuhvataju interakcije sa različitim aspektima dizajna učenja, koje se manifestuju kroz prikupljanje i analiziranje informacija, kritičku procenu, povezivanje elemenata u celovito razumevanje i njihovu primenu u različitim kontekstima [89].

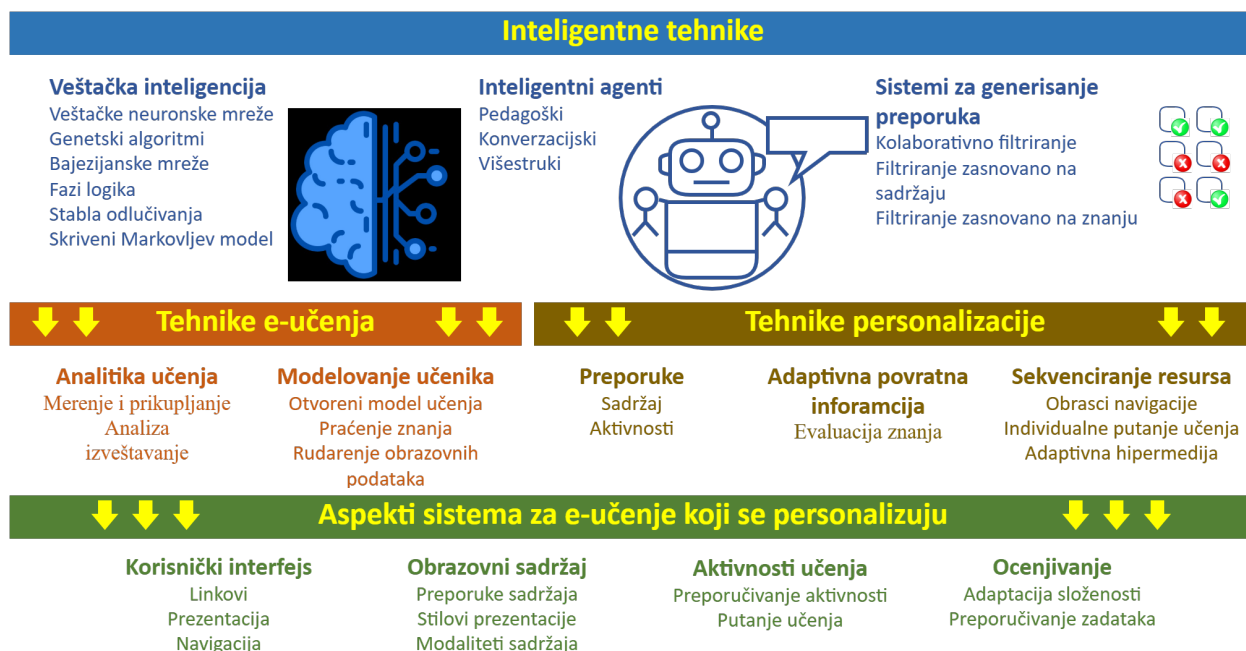
2.3 Personalizacija e-učenja

Godinama je u tradicionalnim obrazovnim sistemima nastava bila zasnovana na univerzalnom pristupu, pri čemu su isti skupovi instrukcija primenjivani na sve učenike u učionici, bez obzira na razlike u njihovim sposobnostima ili interesovanjima [90]. Međutim, postoje evidentne razlike među učenicima u načinu na koji oni najlakše usvajaju gradivo. Dok jedni

najbolje pamte vizuelne sadržaje, poput slika, dijagrama i tokova procesa, drugima više odgovaraju pisane ili izgovorene instrukcije [91]. Neki postižu najbolje rezultate kada su aktivno uključeni u proces učenja kroz diskusije i praktičnu primenu znanja, dok drugi preferiraju da prvo sistematično prikupe i analiziraju podatke pre nego što ih primene [92]. Takođe, dok pojedini učenici lakše razumeju apstraktne koncepte i matematičke formulacije, drugi se oslanjaju na ustaljene metode pri rešavanju problema [93]. Dok jedni pokazuju visoku samostalnost i motivaciju, drugima je potrebno jasno vođstvo i strukturiran pristup kako bi napredovali u učenju [90]. Koncept personalizacije e-učenja uzima u obzir ove individualne razlike i prilagođava nastavne kurseve i obrazovne scenarije u skladu sa potrebama učenika [94].

Jedan od ključnih faktora zbog kojih personalizovano e-učenje nije u potpunosti prihvaćeno jeste to što zahteva znatno veći napor za razvoj sadržaja prilagođenog pojedinačnim studentima. Mnogo je jednostavnije kreirati sadržaj koji, u teoriji, odgovara svim studentima. Angažovanje učenika predstavlja jedan od ključnih izazova u implementaciji personalizacije u e-učenju, pri čemu ga istraživači prepoznaju kao suštinski faktor koji oblikuje ishode učenja, utičući na uspeh ili neuspeh učenika u digitalnim obrazovnim okruženjima [95, 96]. Savremene generacije učenika više nisu dovoljno motivisane standardnim obrazovnim pristupima, što je dovelo do sve veće primene personalizovanih tehnika kao oblika e-učenja. Ovaj trend je doprineo povezivanju različitih aspekata obrazovanja. Personalizacija e-učenja i odgovarajuće tehnike postale su perspektivne nastavne strategije koje ne samo da mogu uticati na angažovanje učenika, već i potencijalno poboljšati kvalitet učenja [97]. Postizanje boljih rezultata kroz personalizovane inicijative za e-učenje može se poistovetiti sa obezbeđivanjem najkvalitetnijeg personalizovanog sadržaja. Neophodno je pažljivo osmisliti sadržaj koji će biti predstavljen učenicima, kako bi im se omogućio kvalitetno iskustvo učenja i povećalo njihovo angažovanje [98].

U okviru sistema e-učenja, proces personalizacije može obuhvatati prilagođavanje strategija učenja, nastavnog sadržaja, povratnih informacija, navigacije kroz materijal ili metoda procene, kako bi se osiguralo da obrazovno iskustvo odgovara potrebama svakog pojedinca. Ova prilagođavanja se sprovode na osnovu informacija prikupljenih o učeniku i njegovom kontekstu. Na slici 1 prikazane su glavne grupe tehnika koje se koriste za unapređenje iskustva e-učenja kroz personalizaciju.



Slika 1. Kategorizacija tehnika personalizacije, prilagođeno prema [2]

Prva kategorija obuhvata tipične tehnike e-učenja, uključujući analitiku učenja (eng. *Learning Analytics*) i modelovanje učenika (eng. *Learner modeling*), koje omogućavaju prikupljanje, analizu i interpretaciju podataka o učenicima. Druga kategorija obuhvata tehnike personalizacije usmerene na prilagođavanje procesa učenja individualnim potrebama, veštinama i interesovanjima učenika, koristeći preporuke, sekvenciranje resursa i adaptivnu povratnu informaciju. Ova kategorija je dopunjena i intelligentnim pristupima zasnovanim na veštačkoj inteligenciji koji omogućavaju dinamičku adaptaciju procesa učenja prema individualnim karakteristikama učenika. Pomenute intelligentne tehnike koriste algoritme mašinskog učenja i veštačkih neuronskih mreža, kao i intelligentne agente kako bi prepoznale obrasce u učenikovom ponašanju, prilagodile nastavne resurse i optimizovale nastavne strategije. Njihova primena omogućava preciznije modelovanje učenika, personalizovane preporuke i automatizovanu povratnu informaciju u realnom vremenu, čime se poboljšava angažovanje učenika i efikasnost učenja.

Dakle, postoji širok spektar metoda i tehnika koje se mogu koristiti za personalizaciju e-učenja – od modula koji omogućavaju učenicima da napreduju sopstvenim tempom, do računarskih programa dizajniranih tako da način prezentacije sadržaja odgovara učenikovom stilu učenja. Ova prilagođavanja mogu se primeniti na:

- Interfejs – Navigacija učenika kroz putanje učenja postala je otežana zbog konstantne inkorporacije interaktivnih sadržaja u interfejsu modernih okruženja za e-učenje. Primena pristupa personalizovanog e-učenja na ovaj segment ima cilj da pomogne individualnim učenicima da lociraju za njih relevantne obrazovne resurse [99]. Ukoliko postoji nedostatak personalizovanih smernica, učenici mogu pristupiti previše kompleksnim ili pak previše jednostavnim obrazovnim sadržajima, u odnosu na njihov nivo znanja, što može dovesti do gubitka interesovanja, smanjenog angažovanja i nepoželjnih ishoda učenja [100].
- Sadržaj učenja – Personalizacija sadržaja e-učenja ima za cilj da pruži sveobuhvatno razumevanje njegove strukture, kao i uspešnu distribuciju istog učenicima shodno njihovim potrebama i preferencijama [101]. Različiti formati obrazovnog sadržaja u okruženjima za e-učenje su prisutni, zasnovani na kombinaciji tehnika personalizacije sa inteligentnim tehnikama. Ponašanje učenika, predstavlja bitan faktor u procesu pružanja personalizovanih preporuka vezanih za obrazovni sadržaj koji je relevantan i koristan individualnim učenicima.
- Ocenjivanje – Brojne tehnike personalizacije pružaju podršku u procesu personalizovane procene znanja. Odlika ovakve vrste procenjivanja jeste sposobnost da se filtrira i prilagodi materijal koji je namenjen za ocenjivanje nivoa znanja učenika, što pomaže u preciznijem identifikovanju daljih koraka u učenju, čime se podstiče efikasnije savladavanje gradiva. Trendovi ukazuju da je ovaj aspekt e-učenja popularan jer angažovanje učenika zauzima centralnu ulogu u modernim obrazovnim scenarijima
- Aktivnosti učenja – Personalizacija aktivnosti učenja se zasniva na preporučivanju aktivnosti koje učenici treba da ispune u sklopu predodređene najprikladnije putanje učenja [102]. Učenicima se tako može preporučiti rešavanje specifičnih zadataka, dodatno istraživanje tematike kroz pripremljene primere ili komunikacija sa vršnjacima i nastavnicima. Fokusiranje pažnje ka aktivnostima učenja, a ne samo ka obrazovnom sadržaju može doprineti razvoju personalizovanih okvira koji podstiču njihovo angažovanje. Raznovrsnost aktivnosti predstavlja ključni segment u unapređenju celokupnog obrazovnog iskustva, te je od velike važnosti kreirati široku paletu personalizovanih obrazovnih resursa.

U ovom poglavlju biće predstavljeni tipovi personalizacije, najzastupljenije standardne i inteligentne tehnike za personalizaciju e-učenja, sistemi za personalizovano e-učenje, kao i izazovi

u njenoj implementaciji.

2.3.1 Tipovi i komponente personalizacije e-učenja

Personalizacija se definiše kao individualizovano prilagođavanje proizvoda, usluga ili resursa, omogućavajući korisnicima diferencirano iskustvo u skladu s njihovim ličnim profilom [103]. Istraživanja ističu značaj i potencijal savremenih tehnologija u implementaciji efektivne personalizacije unutar e-učenja [104]. Inicijalni pristupi sprovođenja personalizovanog učenja primarno su se oslanjali na varijacije u metodama prezentacije ili prilagođavanje vizuelnog prikaza veb veza putem adaptivne hipermedije [105]. Međutim, istraživanja i pedagoške prakse ukazuju na sve veću diversifikaciju u pogledu ciljanja učenika, individualnih strategija učenja i obrazovnih ishoda [106]. Ova evolucija zahteva integraciju naprednih tehnologija, uključujući analitiku učenja, rudarenje podataka i veštačku inteligenciju, kako bi se omogućila dublja personalizacija i optimizacija obrazovnih iskustava.

Naučna literatura o personalizovanom e-učenju se primarno bavila značajem adaptivnih karakteristika korišćenih u sistemu e-učenja kao i funkcijama prilagođavanja za učenike kako bi preuzeli kontrolu nad procesom učenja [107-109]. Prvobitno, pregledi literature su bili fokusirani na adaptivne kriterijume, individualne razlike među korisnicima, identifikaciju različitih metoda učenja i efektivnost različitih načina za postizanje personalizovanog učenja [101, 110-112]. U protekloj deceniji istraživači su uglavnom ispitivali širi spektar pitanja vezanih za praktičnu implementaciju, prihvatanje učenika, prilagodljivost i izazove [106]. Tabela 2 prikazuje preglede literature koji mogu biti grubo podeljeni u tri kategorije u pogledu fokusa na studije koje predstavljaju.

Tabela 2. Dostupni pregledi literature, prilagođeno prema [2]

Kategorija	Tema	Izvor
Metode personalizacije	Generalna personalizacija	[98, 103, 106, 113, 114]
	Preporučivački sistemi	[115-121]
	Sekvenciranje resursa	[122]
	Adaptacija prema modalitetima	[111]
Aspekti adaptacije	Navigacija/putevi učenja	[122]
	Personalizovana povratna informacija	[123, 124]
	Procena	[125]
	Stilovi prezentacije	[126]
Prednosti	Motivacija i angažovanje	[113, 127, 128]
	Efektivnost	[129]

Socijalni aspekti	[128]
Identifikacija učenika u riziku	[127]
Pedagoški aspekti	[31]

Prva kategorija odnosi se na obuhvaćene metode personalizacije. U tom smislu, imamo preglede koje se fokusiraju na implementaciju sistema preporuka u e-učenju (eng. *Recommender systems*) [130], modeliranje učenika [131], otvorenog modela učenika (eng. *Open learner model*) [132], analitike učenja [133], implementaciju analitičkih tabli učenja (eng. *Learner analytic dashboard*) [134] i preglede literature o raznim vrstama inteligentnih tehnika koje se koriste u e-učenju [34, 135-137]. Druga kategorija je vezana za one preglede literature koji su fokusirani na konkretne aspekte adaptacije. Ovoj kategoriji pripadaju i pregledi o adaptaciji sadržaja [138], putanjama učenja [139], povratnim informacijama [140] i izazovima u savremenim sistemima e-učenja [141]. Treća kategorija sadrži preglede koji izveštavaju o potencijalnim prednostima primene tehnološki-unapređene personalizacije u cilju poboljšanja učenja. Ova kategorija obuhvata preglede koji ističu angažovanje [142], efektnosti učenja i tutorstva [143], pozitivne socijalne i pedagoške efekte [144] i identifikuju učenike u riziku [145].

Prikazani pregledi literature se uglavnom fokusiraju na specifične periode ili specifične oblasti personalizovanog e-učenja bez šireg pristupa. Sveobuhvatnija slika trendova i izazova u personalizovanom učenju još uvek nije dostupna. Pored toga, još nije procenjeno da li su predstavljene praktične implikacije primenjive [146]. Iako su ostvareni značajni rezultati u personalizovanim učenju, postoji neslaganje između obećanja i isporuke. Mnogi aspekti su još uvek neistraženi, a nekoliko studija je nedavno izrazilo potrebe istraživanja u ovoj oblasti i navelo budućnost istraživačke aktivnosti. Na primer, postoji potreba za razumevanjem i tumačenjem povezanost između tehnološki-podržanog procesa učenja, angažovanja učenika i samih ishoda učenja [147, 148]. Takođe prisutna je i potreba za razvojem i testiranjem opšteg okvira za personalizovano učenje koji će obezbediti bolje razumevanje personalizovanog učenja pre nego kolekcije slabo povezanih sistema [113].

Dok bi ideja personalizacije mogla biti privlačna, često se svodi na predstavljanje istog sadržaj u različitom redosledu za različite učenike. Ovaj odeljak doktorske disertacije pojašnjuje podobnost okruženja za e-učenje usmerenih na samog učenika u cilju uspešne primene u praksi, u pogledu unapređenja njihovog angažovanja i efektivnosti učenja.

2.3.2 Uticaj personalizacije e-učenja na angažovanje i performanse učenika

Jedan od ključnih faktora koji se dovode u vezu sa uspehom učenja u scenarijima digitalnog obrazovanja jeste angažovanje učenika [96]. Klasična distribucija obrazovnih materijala u okruženjima e-učenja više nije dovoljna kako bi se obezbedilo angažovanje savremenih generacija učenika koji iskazuju ravnodušnost ka standardnim obrazovnim praksama. Stoga je uvođenje personalizovanog pristupa e-učenju postalo trend koji je konsolidovao sve fundamentalne aspekte obrazovanja. Tehnike personalizacije e-učenja nametnule su se kao veoma praktične strategije za unapređenje angažovanja i dostignuća učenika [97].

Identifikacija tehnika personalizacije predstavlja korak napred ka pronalaženju konkretnih rešenja za poboljšanje performansi učenika. Ipak, rezultati svakako moraju biti podvrgnuti striktnim kriterijumima eksperimentalnog testiranja dizajna rešenja - u ovom slučaju sistema za e-učenje koji koriste tehnike personalizacije, kako bi se precizno utvrdio njihov uticaj na angažovanje i uspeh učenika. Neretko se u praksi dešava da očekivanja učenika vezana za kurs koji pohađaju nisu usklađena sa njihovom motivacijom, što može imati jak negativan uticaj na nivo iste. Ukoliko na početku kursa postavite previsoka očekivanja vezana za svoje performanse i ishode učenja, može doći do pada angažovanja i motivacije ukoliko ne ostvare predviđene rezultate. Prema tome, u cilju postavljanja realističnih očekivanja, neophodno je odrediti nivo znanja učenika i upoznati ih sa ciljevima kursa.

Iako je povoljan uticaj na angažovanje učenika prikazan u mnogim istraživanjima u različitim oblastima obrazovanja, kao i sistemima, konkretna efikasnost tehnika personalizacije u nastavnom procesu nije dovoljno istražena što se ogleda i kroz nedostatak sistema za personalizovano e-učenje koji podržavaju više strategija personalizacije [149]. Pažljivo odabrane pedagoške strategije u kombinaciji sa semantičkom upotrebom principa instrukcionog dizajna predstavljaju preduslov za uspešnu primenu tehnika personalizacije u nastavnom procesu [150]. Nazire se potreba za analizom i poređenjem tehnika personalizacije, njihovom primenom u kontekstu pojedinačnih kurseva, kao i za eksploracijom uticaja dizajna personalizovanih sistema za e-učenje na angažovanje učenika [49, 151]. Od vitalnog je značaja ispitati kako učenici doživljavaju dizajn sistema zasnovanih na tehnikama personalizacije i šta od njih očekuju.

2.3.3 Standardne tehnike personalizacije

Sistemi za personalizovano e-učenje su koncipirani na širokom spektru različitih tehnika za personalizaciju sadržaja učenja, strukture i formata prezentacije obrazovnog materijala, navigacije kroz resurse, redosleda aktivnosti učenja, sugestija i objašnjenja, uzimajući u obzir individualne potrebe učenika [2]. Svrha primene ovih tehnika jeste da se učenicima omogući kvalitetno i efikasno obrazovno iskustvo koje odgovara njihovom preferiranom tempu učenja i nivou znanja. Dostupni pristupi se mogu primenjivati samostalno ili u kombinaciji, zavisno od postavljenih obrazovnih ciljeva. Integracijom više tehnika se može postići sveobuhvatnija personalizacija uzimajući u obzir eksplicitne potrebe učenika, ali i implicitne obrasce njihovog ponašanja. Istraživanja ukazuju da su u literaturi prisutni nedostaci i ograničenja u razumevanju načina na koji se personalizacija primenjuje u e-učenju i kako može doprineti obrazovnom procesu [152]. Naredne sekcije će pružiti detaljni pregled postojećih tipičnih tehnika, sistema i metoda personalizacije koji se koriste u e-učenju, i koji omogućavaju unapređenje procesa učenja i angažovanja učenika.

2.3.3.1 Adaptivni hipermedijski sistemi

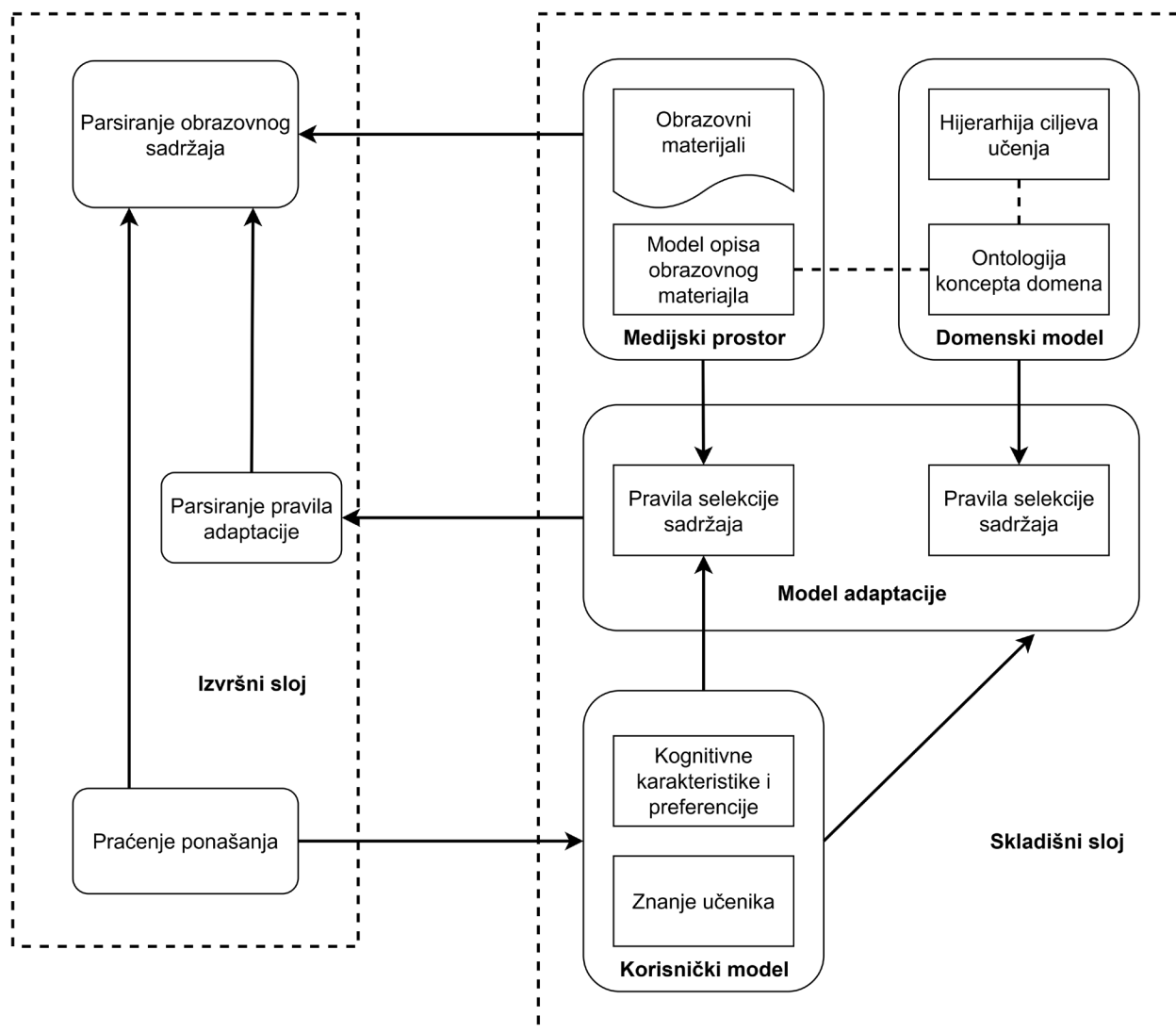
U savremenim obrazovnim okruženjima sve veći značaj pridaje se pristupima koji uvažavaju individualne razlike među učenicima. U tom kontekstu, personalizacija e-učenja izdvaja se kao ključni faktor za unapređenje iskustva učenja i postizanje boljih ishoda učenja [153]. Prvi koraci razvoja personalizovanog e-učenja usko su povezani sa progresivnim napretkom tehnologije, koji je obezbedio pogodne uslove za implementaciju sistema e-učenja kao dopune tradicionalnom obrazovnom procesu [154]. Vremenom, broj dostupnih alata za e-učenje je doživeo eksponencijalni porast, te se nakon godina njihovog neprekidnog usavršavanja i unapređenja primarni fokus u e-učenju preusmerio sa poboljšanja njihove funkcionalnosti ka potrebama samog učenika. Pokazalo se da faktori poput prilagođavanja obrazovnog sadržaja interesovanjima, nivoima znanja i specifičnim karakteristikama individualnih učenika, mogu značajno uticati na sam uspeh učenja. Među prvim konkretnim pokušajima prilagođavanja obrazovnog sadržaja učenicima ističu se adaptivni hipermedijski sistemi (eng. *Adaptive Hypermedia Systems - AHS*), čija je svrha bila da, uzimajući u obzir interesovanja, preferencije i ciljeve učenika, usmeravaju proces učenja, preporučujući najrelevantnije informacije i omogućavajući personalizovano

obrazovno iskustvo [155]. Ovi sistemi omogućili su učenicima slobodu da istražuju informacijski prostor, pretražujući složenu mrežu međusobno povezanih sadržaja, gde se njihova posebna vrednost ogledala u oblastima primene u kojima ih koriste učenici sa različitim ciljevima i nivoima razumevanja, kao i u situacijama kada je hipermedijski prostor razumno obiman. Potrebno je takođe imati na umu da učenici sa različitim preferencijama i shvatanjima mogu biti zainteresovani za različite sekcije podataka predstavljene na hipermedijskim stranicama i mogu koristiti različite veze za navigaciju [156]. Kako bi odgovorili na navedeni izazov, AHS koriste informacije sačuvane u modelu učenika (eng. *Learner model*) za prilagođavanje sadržaja i preporučenih veza u skladu sa potrebama svakog učenika. Suštinski, obrazovni AHS adaptivno sortiraju, marginalizuju ili sakrivaju veze na veb stranicama kako bi se učenicima olakšala navigacija kroz sadržaj sistema na osnovu njihovih ciljeva, preferencija i nivoa znanja [157].

Na slici 2 je prikazana arhitektura AHS koja se sastoji od dva sloja. Izvršni sloj služi za prezentaciju adaptiranog obrazovnog materijala učenicima, ali i za nadzor njihovog ponašanja u cilju ažuriranja modela učenika. Skladišni sloj ima ulogu glavne komponente koja vrši kontrolu procesa adaptacije i obavlja zadatke poput ažuriranja modela učenika, skladištenja obrazovnih resursa i ontologija domenskog koncepta primenjujući specificirana pravila. Ovaj sloj sadrži četiri modela [158] :

1. medijski model – sadrži metapodatke i obrazovne resurse,
2. domenski model – predstavlja strukturu znanja određenog domena,
3. model adaptacije – sadrži pravila selekcije, i glavna je komponenta zaslužna za adaptaciju,
4. korisnički model – sadrži podatke o korisniku.

Jedna od veoma bitnih funkcionalnosti koje je pružila primena ovih sistema jeste informisanje učenika o odabranim putanjama učenja, u ovom slučaju interakcijama sa vezama koje vode ka obrazovnom sadržaju koji nije prikladan za njih, preporukama za posećivanje stranica i pružanje dodatnih objašnjenja vezanih za praćenje učenikovog napretka [159, 160].



Slika 2. Arhitektura AHS, prilagođeno prema [158]

Dakle, može se zaključiti da su primarni razlozi za upotrebu adaptivne hipermedije povezani sa izbegavanjem problema pri konzumiranju neadekvatnog obrazovnog sadržaja u nepravilnom redosledu i boljem opsluživanju individualnih razlika između učenika. Nekoliko ranih AHS se pominje u literaturi, uključujući MetaDoc [161], AHA! [162], PUSH [163], INSPIRE [164], ELM-ART [165], DCG [166] i MetaLinks [167]. Različite verzije adaptivnih veza se i dalje koriste u savremenim sistemima za e-učenje. Što se tiče nekih novijih primera, sledeći sistemi još uvek primenjuju koncept adaptivne hipermedije: E-school [168] predstavlja adaptivni hipermedijski obrazovni sistem za učenike srednjih škola, CleverUniversity [169] i EVODU [170] koji su individualizovani adaptivni obrazovni hipermedijski sistemi razvijeni za studente univerziteta, i Self-Regulated E-Learning System [171] u kojem se iskustva učenja isporučuju

pomoću veb stranica i dostupna su svim studentima istovremeno preko interneta.

U poređenju sa savremenim personalizovanim sistemima za e-učenje, adaptivni hipermedijski sistemi imaju ograničenja u pogledu efikasnosti i upotrebljivosti [172]. Uslovi u kojima su eksperimentalno ispitivani AHS nisu ni približno bili napredni uslovima za testiranje modernih sistema današnjice. Takođe, adaptivnost sistema ne poboljšava njegovu upotrebljivost u svim slučajevima, čak suprotno, može postati veliko ograničenje ukoliko korisnik ne razume šta se dešava u njegovom korisničkom iskustvu, i izgubi kontrolu nad obrazovnim procesom. Uprkos ovim nedostacima, AHS predstavljaju inicijalni korak ka razvoju pristupa za prilagođavanje korisničkog interfejsa. Napredne tehnike personalizacije e-učenja nastale su kao odgovor na potrebu da se unapredi proces učenja, i da se pruže naprednije metode zasnovane na dubljoj analizi učenikovih potreba i preferencija.

2.3.3.2 Sistemi za generisanje preporuka

Termin sistemi za generisanje preporuka svojom definicijom obuhvata softverske alate i tehnike koji korisnicima pružaju sugestije shodno njihovim interesovanjima [118]. Primena ovih tehnika u kontekstima okruženja e-učenja uvodi nove funkcionalnosti u standardne aplikacije. Jedan od načina za adekvatno sprovođenje efektnog personalizovanog e-učenja jeste preporučivanje niza stavki učenicima, među kojima se predlažu najefikasniji obrazovni resursi, a sve u cilju ostvarivanja specificiranih ishoda učenja. Sistemi za generisanje preporuka potpomažu učenike da ne zavise od svojih vršnjaka i profesora kroz generisanje preporuka vezanih za izbore učenja koji su najkompatibilniji sa njihovim realnim potrebama. Razmatranje profila učenika koji sadrže podatke o njegovoj ličnosti, preferencijama i nivoima znanja od suštinskog je značaja za sprovođenje efikasnog i uspešnog procesa učenja [173]. U najpovoljnijem slučaju, sistemi za generisanje preporuka koji se koriste u e-učenju treba da pomognu učenicima u otkrivanju relevantnih radnji koje odgovaraju njihovom profilu [174]. U nekim sistemima za generisanje preporuka, korisnici daju preporuke kao ulazne podatke, koje sistem zatim prikuplja i šalje odgovarajućim primaocima. U nekim slučajevima, primarna transformacija je u agregaciji, u drugim, vrednost sistema leži u njegovoj sposobnosti da napravi odgovarajuća poklapanja između preporuka i onih koji traže preporuke [175]. U narednim delovima disertacije dat je pregled tehnika za generisanje preporuka usvojenih u domenu e-učenja poslednjih godina, kako bi se istakao

njihov potencijal i značaj u daljem razvoju personalizovanog e-učenja i angažovanja učenika. Ove tehnike mogu biti podeljene u tri glavne kategorije filtriranja preporuka: kolaborativno filtriranje, filtriranje zasnovano na sadržaju i filtriranje zasnovano na znanju.

Kolaborativno filtriranje

Kolaborativno filtriranje (KF) predstavlja tehniku za generisanje preporuka koja prati pređašnje aktivnosti grupe učenika kako bi pružila preporuke za pojedinačne članove grupe [176]. Bazirano na tome da učenici sa identičnim ponašanjem u prošlosti imaju slične preferencije, sistemi zasnovani na KF preporučuju sadržaje za učenje koje su slični učenici favorizovali. Ovakav vid generisanja preporuka se zasniva na relevantnosti povratnih informacija sličnih korisnika [177]. KF se može podeliti na dve veće kategorije metoda [178]:

- Metode zasnovane na memoriji (eng. *Memory-based collaborative filtering*) – Izračunava se sličnost preferencija između svakog para učenika, te se potom predviđa ocena aktivnog učenika za ciljanu stavku tako što se agregiraju ocene sličnih učenika za navedenu stavku.
- Metode zasnovane na modelu (eng. *Model-based collaborative filtering*) – Za svakog učenika, metode koriste kodiranje kao ulaz i pretpostavljaju funkciju projektovanja specifičnu za njega, koja mapira njegov indeks u latentni faktor. Ovi latentni faktori mogu predstavljati učenikove preferencije omogućavajući predikciju stavki na osnovu uočenih obrazaca u podacima.

Metode zasnovane na memoriji se dalje mogu podeliti na dve vrste algoritama filtriranja:

1. Algoritmi kolaborativnog filtriranja zasnovani na sličnosti (eng. *Similarity-based collaborative filtering*) – Uzimaju u razmatranje preferencije učenika kako bi otkrili komšije sličnih učenika ili stavki kroz primenu funkcija sličnosti na opaženim izborima [179]. Ovi algoritmi takođe služe i za predviđanje preferencija korisnika za određene stavke zasnovano na rangiranju postojećih preferencija sličnih korisničkih grupa i primeni odgovarajućih predikcionih funkcija. Predviđene preferencije se kasnije obično koriste za generisanje preporuka, obično rangiranjem dostupnih opcija i izdvajanjem najboljih među njima.
2. Algoritmi kolaborativnog filtriranja zasnovani na strukturi (eng. *Structure-based*

collaborative filtering) – Ovi algoritmi modeluju problem u formu grafa i analiziraju ga kako bi predvideli preferencije učenika [180]. Neki od ovih pristupa direktno koriste graf kao osnovu za generisanje preporuka, dok drugi prvo transformišu problem u zadatak rangiranja, a zatim primenjuju strukturu grafa kako bi odredili redosled čvorova.

Postoji dosta metoda zasnovanih na modelu, pod koje spadaju neki od najpoznatijih i naširoko primenjenih algoritama:

- Veštačke neuronske mreže – Ovi algoritmi predstavljaju robusno rešenje za velike količine podataka koje su prisutne u radu sistema za generisanje preporuka, i služe kao solidna opcija za otklanjanje problema hladnog starta [181]. Nekoliko implementacija veštačkih neuronskih mreža je primenjeno na postojeće sisteme za generisanje preporuka.
- Bajezijanski klasifikatori – Predstavljaju probabilistički pristup za rešavanje problema klasifikacije koji se bazira na uslovnoj zavisnosti, koji je dovoljno robustan da izoluje nevažne attribute i rukuje sa vrednostima koje nedostaju [182].
- Rudarenje asocijativnih pravila – Predstavlja tehniku za razotkrivanje skrivenih obrazaca i asocijacija između varijabli kroz pronalaženje pravila koja predviđaju pojavu određene stavke na osnovu prisustva drugih stavki [183].
- Genetski algoritmi - Ova metoda optimizacije oponaša prirodnu selekciju kako bi kroz iterativni proces poboljšavanja populacije učenika pronašla najbolje moguće rešenje [184]. U kontekstu kolaborativnog filtriranja, koristi se za optimizaciju preporuka prilagođavanjem modela na osnovu korisničkih interakcija i obrazaca ponašanja.

Istraživanja u domenu upotrebe KF u obrazovnim scenarijima su primerno usmerena ka pružanju podrške učenicima u cilju unapređenja njihovih veština i znanja kroz pregled i evaluaciju rada njihovih vršnjaka/kolega. Neki od primera sistema za e-učenje prisutnih u literaturi, a koji su koncipirani u svrhu navedene namene i koriste kolaborativnu filtraciju su PeerGrader [185] i LAMS [186]. Prisutni su i sistemi koji uzimaju u obzir ocenu obrazovnog materijala koju su dali drugi učenici CYCLADES [187] i SWORD [188]. U literaturi je prisutno još mnoštvo sistema baziranih na KF poput sistema ALTERD VISTA [189], RACOFI [190] i LARGO [191]. Analiza funkcionalnosti i uspešnosti primene navedenih sistema ukazuje na to da su isti imali poteškoće u identifikaciji korisnih obrazovnih resursa koji bi bili relevantni, interesantni ali i razumljivi učenicima. U cilju poboljšanja efikasnosti generisanih preporuka, moderni sistemi koji koriste KF

ujedno integrišu i tehnike dubokog učenja [192], veštačke inteligencije [193] i hibridne pristupe [194] kako bi unapredili proces predlaganja obrazovnih resursa.

Uzimanje u obzir ponašanja učenika [195], kao i njihove aktivnosti i performanse [196], ali i njihovih međusobnih sličnosti [197] pomaže u formiranju preciznijih preporuka. Dok su prethodno pomenuti sistemi primarno usmereni na generisanje preporuka najpogodnijeg sadržaja [198], određeni sistemi su se fokusirali na preporučivanje relevantnih kurseva učenicima [199], što je imalo za cilj definisanje najoptimalnijeg načina na koji učenik treba da uči i da preporuči kurseve koji po njemu najbolje odgovaraju profilu učenika i društvenim aspektima [200]. Svakako, sistemi zasnovani na kolaborativnom filtriranju sadržaja učenja imaju dosta ograničenja i mana koji ograničavaju njihovu efikasnu implementaciju. Aktuelni izazovi su pretežno vezani za probleme hladnog starta, deficitom podataka i skalabilnošću. Takođe prisutne su i pretnje vezane za privatnost i bezbednost sistema. Istraživači su generalno privučeni idejom unapređivanja efikasnosti kolaborativnog filtriranja u e-učenju pretežno zbog njegove upotrebljivosti, što vodi ka još personalizovanijim sistemima za generisanje preporuka i širim primenama u budućnosti.

Filtriranje zasnovano na sadržaju

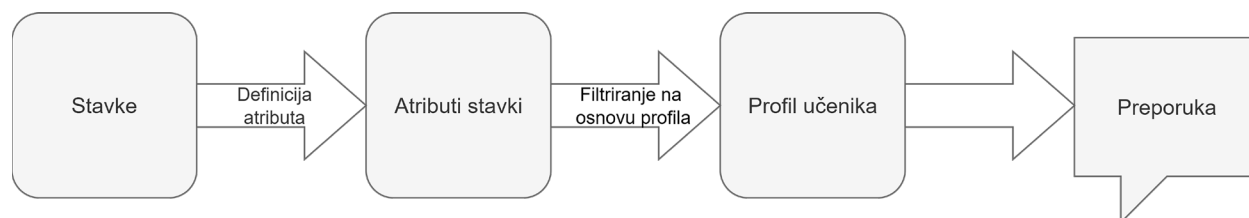
Filtriranje zasnovano na sadržaju (eng. *Content-based filtering*) predlaže stavke na osnovu usklađenosti njihovog sadržaja sa preferencijama učenika [201]. Navedeni pristup predstavlja najprirodniji vid generisanja preporuka jer se ne oslanja na povratne informacije od korisnika [202]. Ovo znači da je ponekad dovoljno da učenik ima jedan izražen prioritet ili interesovanje, pa da mu se na osnovu toga preporuči veliki broj relevantnih stavki. Prednosti koje karakterišu pristup filtriranja preporuka zasnovanog na sadržaju su [203]:

- Oslanjaju se na analizu obrazovnog sadržaja omogućavajući korisnicima da dobiju personalizovane preporuke na osnovu sopstvenih preferencija, bez oslanjanja na tuđa mišljenja.
- Pružaju uvid korisnicima u logiku preporuka, nudeći objašnjenja zasnovana na karakteristikama sadržaja koji korisnik preferira.
- Rešavaju problem početne faze tako što mogu preporučiti nove stavke koje još niko nije ocenio, što ih čini pogodnim za korisnike koji tek počinju da koriste sistem.

Informacije o interesovanjima učenika se čuvaju u profilu učenika, koji se kreira kako bi se preporučio obrazovni sadržaj na osnovu poređenja karakteristika profila sa karakteristikama sadržaja resursa učenja [204]. Ono što rezultira ovom poređenju je simbolizacija nivoa privlačnosti učenika ka tom sadržaju iskazana kroz ocenu relevantnosti. Efikasnost procesa preporučivanja direktno zavisi od toga da li profil precizno pokazuje preferencije učenika [205]. U cilju ažuriranja profila za aktivne učenike - učenike kojima su potrebne preporuke, prikupljaju se i čuvaju recenzije.

Aktivno učešće učenika nije potrebno u sistemima filtriranja preporuka zasnovanog na sadržaju zbog toga što se povratne informacije pribavljaju analizom i detaljnom procenom aktivnosti učenika, putem čega se i procenjuje relevantnost sadržaja [206]. U literaturi se može naći dosta sistema za e-učenje koji implementiraju ovu tehniku za generisanje preporuka u različite namene poput preporučivanja naučno-istraživačkih članaka [207], zanimljivog sadržaja učenicima [208, 209] ili onlajn kurseva [210, 211].

Većina ovih sistema za generisanje preporuka koristi korisničke preferencije i logove njihovih interakcija kako bi oformili profil učenika, koji se kasnije koristi za rangiranje stavki. Na slici 3 je prikazan mehanizam funkcionisanja sistema za filtriranje preporuka zasnovanih na sadržaju koji prvo izdvaja atribute stavki koje su podložne preporučivanju, zatim poredi te atribute sa preferencijama aktivnih učenika, i na kraju preporučuje stavke čije karakteristike se poklapaju sa korisnikovim interesovanjima.



Slika 3. Mehanizam funkcionisanja filtriranja preporuka zasnovanog na sadržaju, prilagođeno prema [203]

U scenariju kada su atributi stavki i profili učenika poznati, uloga sistema za generisanje preporuka zasnovanih na ovom pristupu filtriranja jeste evaluacija i odlučivanje da li će se specifična stavka dopasti učeniku, gde se u tu svrhu najčešće upotrebljavaju algoritmi za klasifikaciju [212]. Sistemi za generisanje preporuka zasnovani na ovom pristupu, slično kao i sistemi zasnovani na kolaborativnom filtriranju, takođe imaju tendenciju da pate od sličnih

problema. Ovi sistemi često preporučuju slične tipove stavki, što može dovesti do problema preterane specijalizacije i manjka raznovrsnosti u preporukama. Takođe, prikupljanje povratnih informacija od korisnika u ovakvim sistemima može biti otežano, jer korisnici ne ocenjuju sadržaj na način koji omogućava jasan uvid u tačnost preporuka, za razliku od kolaborativnih sistema. Istraživanje ukazuje da rešavanje problema previše specifičnih i generalizovanih modela leži u predfiltriranju modela, istraživanjem upotrebe latentnih komponenti ili tehnika redukcije dimenzionalnosti [205]. Pregled literature o ovoj tehnici sugerise da budući programeri koji rade na ovakvim sistemima za e-učenje treba da istraže mogućnost kombinovanja karakteristika pristupa filtriranja zasnovanog na sadržaju sa mehanizmima veštačke inteligencije i neuronskih mreža, sve u cilju rešavanja srodnih problema.

Filtriranje zasnovano na znanju

Filtriranje generisanih preporuka zasnovano na znanju se oslanja na znanje o tome kako se preporučene stavke uklapaju sa korisničkim preferencijama [121, 213]. Kada se govori o primeni navedenog pristupa u kontekstu e-učenja, ova tehnika filtriranja integriše znanje o učenicima sa znanjem o obrazovnim materijalima kako bi se uspešno sproveo proces generisanja preporuka [121]. Nasuprot pristupima kolaborativnog filtriranja i filtriranja zasnovanog na sadržaju, čiji je glavni fokus na istoriji ponašanja i aktivnosti učenika, filtriranje zasnovano na znanju se neposredno oslanja na opis preferencija učenika, te je jedna od ključnih karakteristika ovog pristupa visok nivo prilagodljivosti specifičnim oblastima. Sistemi filtriranja zasnovanog na znanju se na osnovu metodologije prema kojoj su koncipirani mogu podeliti na dve vrste [214]:

- Sistemi zasnovani na ograničenjima - Ova kategorija sistema za generisanje preporuka koristi unapred definisanu bazu znanja u kojoj se kroz jasno formulisana pravila uspostavljaju veze između potreba učenika i atributa dostupnih stavki [215].
- U ovim sistemima, preporuke se generišu oslanjanjem na prethodno zabeležene probleme i njihova rešenja, koja se prilagođavaju novim situacijama. Učenik formuliše konkretan slučaj u vidu cilja ili zahteva, koji zatim služi kao osnova za poređenje. Korišćenjem mera sličnosti definisanih nad atributima stavki, sistem identifikuje one koje najviše odgovaraju postavljenim zahtevima [214].

Za ispravno funkcionisanje mehanizama sistema zasnovanih na znanju nisu potrebni postojeći podaci o preferencijama učenika, već se upotrebljava znanje o specifičnoj oblasti kako bi se ponudilo najbolje rešenje učenicima [216]. Ovi sistemi najčešće samo zahtevaju neophodnu količinu podataka o učenicima i njihovim zahtevima, te stoga predstavljaju korektno rešenje za prevazilaženje problema hladnog starta [217]. Pored toga, generisanje preporuka putem ove tehnike može pomoći u prevazilaženju problema nedostatka podataka i povoljno uticati na kvalitet i tačnost celokupnih preporuka [214]. Među glavnim nedostacima ovog pristupa nameće se potreba za posedovanjem predodređenih znanja iz oblasti inženjerstva kako bi se obezbedila uspešna implementacija [174].

Sistemi za generisanje preporuka zasnovani na znanju funkcionišu na osnovu detaljnog razumevanja kako karakteristika učenika, tako i obrazovnih sadržaja. Ključna uloga ovih sistema je u prikupljanju i analizi informacija koje omogućavaju usklađivanje potreba učenika sa odgovarajućim materijalima za učenje [121]. Neki od ranijih primera sistema zasnovanih na znanju bili su pretežno primenjivani u kontekstu programerskog obrazovanja, sa fokusom na jezike kao što su Java [218], C++ [219] i oblasti poput linearnog programiranja [220]. Ovi sistemi se oslanjaju na precizno usklađivanje korisničkih potreba i preferencija sa dostupnim obrazovnim sadržajima, bez zavisnosti od istorijskih podataka drugih korisnika. Time se uspešno izbegavaju izazovi kao što su nedostatak podataka ili problem tzv. prevelike specijalizacije. Noviji primeri sistema su CSS-Tutor [221], Ado-Tutor [222] i MDB [223], koji koriste modelovanje zasnovano na znanju kako bi predstavili specifičnosti domena i generisali personalizovane preporuke učenicima. Podaci o ponašanju i aktivnosti učenika u sesijama učenja su postali oslonac za dizajn modernih tehnika personalizacije, te dalja istraživanja u okviru ove tematike orijentišu svoj fokus i teže ka hibridizaciji sa pristupom generisanja poruka zasnovanom na znanju kako bi unapredila efikasnost i kvalitet preporuka. Takođe, brojni sistemi zasnovani na ovom pristupu generisanja preporuka svedoče da je njegova implementacija popularna u kontekstima obrazovanja programera.

2.3.3.3 Sekvenciranje resursa

Obezbeđivanje optimalne putanje učenja shodno potrebama učenika predstavlja jednu od ključnih stavki koju je potrebno razmotriti kada je u pitanju proces personalizacije e-učenja. Optimalna putanja učenja direktno utiče na efikasnost personalizacije e-učenja kroz rešavanje

problema kognitivne preopterećenosti i dezorijentacije učenika u kontekstu konzumacije obrazovnog iskustva [224]. Sistemi za generisanje preporuka u okruženjima e-učenja se pretežno fokusiraju na isporuku resursa prilagođenih potrebama i preferencijama korisnika. Kako bi učenici bili angažovani, najčešće nije dovoljno oslanjati se samo na puke preporuke, već je potrebno obratiti pažnju i na redosled i tajming isporuke resursa. Sekvenciranje resursa (eng. *Resource sequencing*) poseduje potrebiti potencijal za pozitivno uticanje na interesovanja i angažovanje učenika [225].

Ono se može definisati kao zamena univerzalne putanje učenja definisane od strane instruktora i dizajnera kurseva fleksibilnom, personalizovanom putanjom koja uzima u obzir lične preferencije individualnih učenika [226]. Razmatranjem ciljeva učenja i karakteristika pojedinačnih učenika moguće je dizajnirati optimalne instrukcije koje vode ka unapređenju kvaliteta učenja [227]. Mnoštvo tehnika za sekvenciranje resursa i personalizaciju puteva učenja su pomenute u literaturi, i okvirno se mogu podeliti na dva glavna pristupa [228]:

- Pojedinačno sekvenciranje (eng. *Individual sequencing*) – Ovaj pristup je primarno zasnovan na karakteristikama individualnih učenika u koje se najčešće ubrajaju podaci vezani za njihove nivoe znanja, ciljeve, performanse i tempo učenja. Primer ovog pristupa jeste sistem za e-učenje u kojem je napredni obrazovni materijal ponuđen učeniku koji je bez poteškoća savladao osnove, a u suprotnom slučaju pruža sveobuhvatniju osnovu u vidu dodatnih pojašnjenja.
- Društveno sekvenciranje (eng. *Social sequencing*) – U ovom pristupu selekcija optimalne putanje učenja zavisi od socijalne dinamike skupa učenika – učenici su grupisani na osnovu svog ponašanja, najpopularnijih putanja učenja, kolektivnog napretka i učinka. Ukoliko većina učenika prati određene sekvence, ili prepoznaje određene segmente sistema za e-učenje korisnim, ostali učenici će takođe biti ohrabreni i upućeni na iste resurse i sadržaje koji formiraju identične putanje učenja.

Shodno tome da je sekvenciranje obrazovnih resursa okarakterisano kao jedan od ključnih aspekata personalizacije e-učenja, razvijeni su razni algoritmi za analizu podataka o učenicima, njihovim obrazovnim ciljevima i interakcijama u sklopu okruženja e-učenja, kako bi se identifikovale optimalne sekvence prezentovanja obrazovnih resursa. Pored povoljnog uticaja na samu efikasnost sprovođenja e-učenja, upotreba ovih algoritama omogućava i automatizaciju

preporuka u kompleksnim obrazovnim scenarijima. U nastavku su navedeni neki od najčešće upotrebljavanih pristupa u kontekstu sekvenciranja resursa i određivanja optimalne putanje učenja:

- Genetski algoritam (eng. *Genetic algorithm*) - Predstavlja tehniku optimizacije zasnovanu na principima evolucije gena u svrhu rešavanja kompleksnih problema [229]. Ovaj algoritam je jedan od najpopularnijih za konstruisanje putanje učenja za individualne učenike [230].
- Memetički algoritam (eng. *Memetic algorithm*) – Kao deo šire grupe algoritama zasnovanih na Genetskom algoritmu, ovaj algoritam se primenjuje na posebne procese lokalne pretrage za individualne učenike [228]. Pronalaženje najboljeg podudaranja između dostupnih puteva učenja i obrazovnih aktivnosti vrši se pomoću linearne formule koja uzima u obzir faktore poput nivoa znanja i preferencija učenika. Na osnovu toga sistem za e-učenje donosi najbolju moguću odluku za personalizaciju obrazovnog iskustva individualnog učenika [231].
- Mravlji algoritam (eng. *Ant Colony Optimization algorithm*) – Ovaj algoritam je inspirisan ponašanjem kolonije mrava u potrazi za hranom, i upotrebljava se za rešavanje optimizacionih problema [232]. Sistemi za e-učenje zasnovani na ovom algoritmu imaju distinktivnu karakteristiku da se samoorganizuju, time ispoljavajući ponašanje u kojem individualni učenici imaju koristi od zajedničkog iskustva koje se konstantno modeluje, putem kojeg mogu napredovati oslanjajući se na informacije dobijene iz uspeha i grešaka ostalih učenika u grupi [233].
- Optimizacija rojem čestica (eng. *Particle Swarm optimization*) - Označava tehniku optimizacije zasnovanu na kolektivnom ponašanju određenih vrsta životinja koje kroz saradnju tragaju za hranom [234]. Svaka čestica u roju predstavlja potencijalno rešenje i prilagođava svoje kretanje na osnovu sopstvenog iskustva i iskustava drugih članova roja, čime se postiže efikasna pretraga prostora rešenja [235]. Sekvenciranje resursa sprovedeno pomoću ovog algoritma pomaže učenicima u identifikaciji nivoa složenosti kursa i veze između kurseva, kako bi se osigurao najpogodniji personalizovani obrazac učenja zasnovan na nastavnom planu, a sve u cilju poboljšanja performansi učenika [229].
- Algoritam kolonije pčela (eng. *Artificial Bee Colony algorithm*) – Predstavlja tehniku optimizacije inspirisanu ponašanjem pčela u procesu traganja za hranom [236]. Ovde se potencijalna rešenja problema (u ovom slučaju sekvenciranje obrazovnih resursa)

predstavljaju kao različite kombinacije obrazovnih resursa. Veštački agenti imaju tri glavne uloge, da pretražuju konkretne sekvence sadržaja i procenjuju njihov kvalitet na osnovu nivoa znanja i preferencija učenika, da analiziraju informacije i biraju najbolje putanje učenja za individualne korisnike, i da nasumično generišu nove sekvence kada postojeća rešenja ne prave progres. Dakle, ovaj mehanizam pruža balans između eksperimentisanja sa novim putanjama učenja i usavršavanja postojećih, te svoju upotrebu pronalazi u personalizovanom e-učenju [237].

- Grafovi putanje učenja (eng. *Learning path graphs*) - Ovaj pristup se koristi za pronalaženje putanje učenja gde se putem acikličnog grafa definišu struktura znanja iz domena i povezani ciljevi učenja [238]. Nakon toga se personalizuje putanja učenja određena na osnovu grafa koji sadrži sve dostupne putanje učenja, uzimajući u obzir attribute učenika.

Zbog širokog spektra dostupnih obrazovnih resursa i neujednačene strukture tradicionalnih sistema za generisanje preporuka u e-učenju, od velikog je značaja učenicima obezbediti personalizovane putanje učenja koje sekvenciraju resurse na način prikladan za ispunjavanje njihovih ciljeva učenja. Prisutne su razne inicijative koje imaju za cilj unapređenje dizajna sistema za e-učenje i koje dizajnerima istih pružaju konstruktivne sugestije vezano za fazu projektovanja. Uprkos tome, i dalje postoje razne poteškoće i izazovi vezani za njihovu celokupnu efikasnost, te se da zaključiti da malo istraživanja prisutnih u literaturi vrši komparaciju efikasnosti i efektivnosti prisutnih algoritama, što dalje ukazuje da bi buduća istraživanja trebala da dodele pažnju identifikaciji najefikasnijeg algoritma optimizacije po navedenim parametrima.

2.3.3.4 Adaptacija prema modalitetima učenja

Nasuprot tome što je ponuda diverzifikovanih modaliteta učenja bila ekstremno zastupljena u ranijim pokušajima personalizacije e-učenja putem adaptivnih sistema, naišla je na negativne kritike poslednjih godina [239]. Pristup adaptacije prema modalitetima učenja je koncipiran na razlikama u načinu/stilu na koji učenici savladavaju gradivo, i koji se opisuje putem njihovih stavova i ponašanja [240]. Dakle, definicija stilova učenja obuhvata kognitivne, afektivne i psihološke osobine koje predstavljaju relativno stabilni pokazatelj na to kako učenici percipiraju, komuniciraju i reaguju na okruženje za e-učenje [241]. U domenu e-učenja razvijeni su različiti

sistemi zasnovani na mogućnosti personalizacije u skladu sa stilovima učenja, pri čemu se izdvajaju sledeći modeli [242]:

- Felder i Silverman model (eng. *Felder & Silverman model*) - Ovaj model je pronašao široku primenu u kontekstima e-učenja i personalizacije kurseva. Za razliku od drugih modela koji sprovode kategorizaciju učenika u predodređene grupe, ovaj model opisuje učenike kroz prizmu od četiri dimenzije: aktivni-refleksivni, senzorni-intuitivni, vizuelni-verbalni i sekvencijalni-globalni [243]. Svaki od individualnih učenika u određenoj meri pokazuje sklonosti ka svakoj od dimenzija što omogućava precizniju personalizaciju. Model je dakle više orijentisan ka naglašavanju preferencija nego ka strogim klasifikacijama, imajući u vidu da ponašanje učenika može varirati u različitim kontekstima, što ga čini pogodnim za primene u personalizovanim sistemima za e-učenje koji imaju za cilj da prilagođavaju obrazovne resurse prema potrebama individualnih učenika [244].
- Kolb-ov model - Kod ovog modela za određivanje stilova učenja je karakteristično da ukazuje na to da učenici imaju različite preferencije u procesu učenja, koje mogu biti upotrebljene za dizajniranje efektivnih iskustava učenja i poboljšanje angažovanja. Ovaj model je zasnovan na ideji da učenje predstavlja proces u kojem se znanje formira kroz transformaciju iskustva. Kolb-ov model sadrži četiri faze u ciklusu učenja: konkretno iskustvo, reflektivno posmatranje, apstraktno konceptualizovanje i aktivno eksperimentisanje [245]. Na osnovu preferencija u okviru ovih faza, ističu se sledeći stilovi učenja: divergirajući, asimilatorski, konvergentni i akomodatorski. U okruženjima za e-učenje, Kolb-ov model može da doprinese razvoju dizajna personalizovanih aktivnosti učenja, usklađivajući obrazovni sadržaj sa preferiranim načinima procesiranja i primene znanja [246].
- VAK model (eng. *Visual, auditory, kinesthetic - VAK*) - U sklopu ovog modela, stilovi učenja se klasifikuju po dominantnim modalitetima čula - vida (vizuelni), sluha (auditivni) i dodira/pokreta (kinestetički), gde je cilj kombinacija ove tri komponente u kontekstu razvoja veština učenika putem aktivnosti učenja [247]. Ovaj pristup, poznat kao VAK model, polazi od pretpostavke da učenici efikasnije usvajaju znanje kada su obrazovne aktivnosti usklađene sa njihovim dominantnim stilom učenja. Cilj je da se kroz kombinaciju vizuelnih, auditivnih i kinestetičkih elemenata podstakne razvoj veština učenika, uz angažovanje više čulnih kanala tokom procesa učenja.

Prisutan je veliki broj sistema za e-učenje koji koriste pristup adaptacije stilova učenja u procesu personalizacije obrazovnih iskustava poput POLCA [248], ProTuS [91], Plors [249] i AeLS [250]. Ovi sistemi klasifikuju učenike u predefinisane kategorije (zavisno od upotrebljenog modela) i na bazi toga personalizuju obrazovne materijale i kurseve. Pretežno se ovako implementirana personalizacija svodi na prilagođavanje korisničkog interfejsa ili generisanje preporuka shodno identifikovanom stilu učenja [111, 249]. U literaturi se takođe ističe potreba ka unifikaciji modela za identifikaciju stilova učenja, kako bi se dobilo standardizovano, opšteprihvaćeno rešenje [251]. Razne kritike su poslednjih godina upućivane na identifikaciju stilova učenja percipiranu kao tehniku personalizacije e-učenja, gde su neke od kritika istakle neefikasnost stilova učenja u obrazovanju i način na koji se oni koriste [252]. Ograničenja stilova učenja su vezana za nedostatak preciznosti i jasnoće u definisanju samog koncepta [253], ograničavanje potencijala učenika kroz pogrešno označavanje [254], pouzdanost načina identifikacije stila [255] i skepticizam vezan za naučnu zasnovanost uopštenog određivanja optimalne putanje učenja [239].

2.3.3.5 Adaptivne povratne informacije

Od velikog značaja za sprovođenje kvalitetnog obrazovnog iskustva u okruženjima e-učenja jeste obezbeđivanje povratnih informacija i adekvatne asistencije učenicima. Sama suština koncepta personalizovanog pristupa učenju leži u pružanju ovih informacija, te se stoga postavlja pitanje kako efikasne i sveobuhvatne povratne informacije mogu unaprediti sam proces personalizacije. Povratne informacije se mogu definisati kao poruka poslata od strane jedne komponente sistema ka drugoj uzimajući u obzir pretpostavku da će komponenta koja prima poruku iskoristiti njen sadržaj da unapredi svoju efikasnost [256]. Personalizacija preporuka shodno preferencijama individualnih korisnika zna da oduzme mnogo vremena, te primena aspekta automatizacije od strane sistema za e-učenje predstavlja pravu tačku proboja u ekspanziji ovog domena.

Prisutan je širok spektar načina za pružanje adaptivnih povratnih informacija. Jedan od najzastupljenijih pristupa je upotreba generičkih povratnih informacija u tekstualnom obliku koje su zasnovane na performansama i kognitivnim nivoima učenika [257]. Relativno ograničen broj studija opisuje sofisticiranije pristupe poput video zapisa sa povratnim informacijama [258],

predviđanja gramatičkih grešaka tokom konstrukcije rečenica [259] i upotreba agenta za učenje [260]. Adaptivna povratna informacija se generiše na osnovu četiri glavne karakteristike [123]:

- Značaj - Informacije o učeniku koje se koriste za prilagođavanje sistema obuhvataju različite aspekte njegovog profila i obrazovnog konteksta. To uključuje nivo prethodno stečenog znanja, kognitivni stil, preferirani način usvajanja znanja, pol, trenutno angažovanje i aktivnost u učenju, kao i prethodna postignuća. Ove informacije čine osnovu za donošenje odluka o tome kako, kada i šta treba prilagoditi kako bi se unapredilo učenje i povećala efikasnost obrazovnog procesa.
- Meta - U kontekstu adaptivnih povratnih informacija, prilagođavanje se vrši na nivou sadržaja, oblika i načina isporuke povratne informacije.
- Cilj - Pedagoški razlog za adaptaciju ogleda se u težnji da se unapredi efikasnost procesa učenja kroz usklađivanje instrukcionih metoda sa karakteristikama učenika. Na osnovu modela učenika, sistem može da podržava različite pristupe učenju i može dinamički prilagođavati obrazovne strategije kako bi podstakao dublje razumevanje i postizanje obrazovnih ciljeva.
- Strategija - Prilagođavanje sistema modelu učenika ostvaruje se primenom raznih tehnika, koje omogućavaju sistemu da odgovori na specifične potrebe učenika. U tom procesu, i sistem i učenik mogu pokazivati različite nivoe aktivnosti - sistem može biti reaktivan, odgovarajući na učenikove postupke ili proaktivan, unapred predviđajući njegove potrebe, dok učenici mogu imati pasivnu ili aktivnu ulogu u oblikovanju sopstvenog obrazovnog iskustva.

Shodno tome, adaptivna povratna informacija se može posmatrati kao adaptivni odgovor na postupke učenika. Efikasnost različitih načina generisanja povratnih informacija je atraktivna tema u literaturi, gde je mahom istraživano kako učenici reaguju na predstavljene povratne informacije, kao i da li je pružena povratna informacija dovoljna za unapređenje kvaliteta učenja [124]. Integracija modula za generisanje povratnih informacija u sisteme za e-učenje može imati uticaj na angažovanje učenika i podstaći ih na interakcije sa aspektima sistema [261], poboljšati njihove performanse [262], pomoći da postignu ciljne ishode učenja [263] i da realno sagledaju svoj trenutni nivo kompetencija iz domena [264]. Adaptivne povratne informacije takođe mogu biti od pomoći i u snabdevanju individualnih učenika relevantnim obrazovnim sadržajima shodno

njihovim nivoima znanja [265]. Mnoga istraživanja ističu angažovanje i motivaciju učenika kao rezultat pružanja adekvatnih povratnih informacija, kao i njihov uticaj na učešće u dobrovoljnim aktivnostima učenja [266]. Istraživanja takođe sugerišu da se dosta sistema fokusira na pružanje identičnih povratnih informacija svim učenicima koje su vezane za njihov učinak, a da se ne fokusiraju na pružanje adaptivnih povratnih informacija [259]. Prisutna su i istraživanja koja su ispitala kako se dostavljene povratne informacije povezuju sa ishodima učenja i ponašanjem učenika [263]. Nekoliko tipičnih primera uspešne primene prilagodljivih povratnih informacija uključuju sisteme kao što su Live Interactive Feedback system [267], COMPASS3 [259], SQL Quizbot [257], Pgtracer [264] i ASSET [268]. Ovi sistemi ilustruju različite pristupe u implementaciji adaptivnih mehanizama povratnih informacija, koji su se pokazali efektivnim u unapređenju angažovanja i učenja učenika.

Dosadašnja istraživanja ukazuju na to da učenici imaju sklonosti ka učenju u kojem su instrukcije usklađene sa njihovim preferencijama, i ukazuju da generisane povratne informacije zapravo moraju posedovati instrukcioni karakter i podsticati angažovanje učenika u celokupnom procesu učenja. Povratne informacije se najčešće generišu kroz ocenjivanje nivoa znanja učenika, te ukoliko ova praksa omogućava formiranje kvalitetne, konstruktivne i personalizovane povratne informacije umesto pukog ocenjivanja koje bi ih uputilo na specifične obrazovne resurse, to bi takođe imalo povoljan uticaj na njihovo angažovanje. Dizajn načina dostavljanja kao i sadržaj ovih informacija moraju biti fokusirani na suštinska pitanja obrazovanja i pružiti nove izazove učenicima sa već stečenim osnovnim znanjem. Učenike koji imaju poteškoće u praćenju i savladavanju gradiva u okruženjima za e-učenje je bolje usmeravati da obrate pažnju na segmente koji su potrebni kako bi ojačali svoje znanje kroz setove za njih prikladnih instrukcija, umesto ih negativno ocenjivati. Dakle, učenici nedvosmisleno žele personalizovane i konstruktivne povratne informacije kako bi doprineli sopstvenim iskustvima učenja. Jedna od briga koja je prisutna jeste da raznovrsne strukture i stilovi pružanja povratnih informacija učenicima mogu rezultirati različitim, povoljnim, ali i lošim uticajima na njihovo učenje i interakcije u okviru sistema za e-učenje [269]. Uticaj demografskih faktora, kao i potencijalnih ograničenja u procesu pružanja povratnih informacija učenicima predstavljaju atraktivne teme za buduća istraživanja. Inkorporacija veštačke inteligencije je od suštinskog značaja kako bi se u ponudi pronašli inteligentni personalizovani sistemi za e-učenje u kojima ova tehnologija ima važnu ulogu, a koja iziskuje preciznu identifikaciju preferencija i analizu ponašanja učenika.

2.3.3.6 Hibridne metode

Hibridne tehnike u kontekstu personalizacije e-učenja mogu biti definisane kao kombinacija dve ili više tehnika u cilju prevazilaženja njihovih pojedinačnih nedostataka i kapitalizacije nad njihovim prednostima, gde se u većini slučajeva upotrebljavaju tehnike za generisanje personalizovanih preporuka i dodaju karakteristike dugih tehnika, pretežno veštačke inteligencije kako bi se poboljšale performanse i efikasnost. Hibridni sistemi za generisanje preporuka konsoliduju dve ili više konvencionalnih tehnika za generisanje personalizovanih preporuka kako bi imali koristi od prednosti pojedinačnih pristupa i postigli bolje performanse sa manje nedostataka [174]. Pristupi poput kolaborativnog filtriranja, filtriranja zasnovanog na sadržaju i filtriranja zasnovanog na znanju imaju različite prednosti i nedostatke. Konkretno, pristup kolaborativnog filtriranja pati od nedostatka podataka i problema hladnog starta, dok ostale tehnike filtriranja zasnovanog na sadržaju i znanju imaju druga ograničenja.

Distinktivna karakteristika sistema za e-učenje zasnovanih na hibridnom pristupu jeste njihova robusnost, budući da jedan metod može biti primenjen tamo gde drugi nije izvodljiv [270]. Najčešće se pristup kolaborativnog filtriranja kombinuje sa ostalim pristupima kako bi se izbegle poteškoće sa povećanjem kapaciteta rada. Razni sistemi za e-učenje koji koriste hibridne tehnike su prisutni u literaturi. Mnogi kombinuju kolaborativno i filtriranje zasnovano na sadržaju, klasterovanje i kolaborativno filtriranje [271], kolaborativno filtriranje i sekvencijalno rudarenje obrazaca [194], genetske algoritme i rezonovanje zasnovano na slučajevima [272] ili kombinaciju metoda za generisanje preporuka i drugih inteligentnih metoda [273-278]. Najčešća upotreba ovakvih hibridnih pristupa je za kategorizaciju učenika prema interesovanjima i ciljevima [279], preporučivanje resursa za učenje [280], predlaganje klasifikovane liste podataka o preporukama [274], adaptivne sugestije za optimizaciju sposobnosti rešavanja problema [281], ponude adaptivne povratne informacije [282] ili generisanje personalizovanog puta učenja [283, 284].

Hibridizacija predstavlja efektivan način za ublažavanje ograničenja pojedinačnih tehnika za generisanje preporuka, uključujući izazove specifične za kolaborativno filtriranje i pristupe zasnovane na sadržaju. Iako sadržajno-kolaborativni hibridi, bez obzira na konkretnu implementaciju, ostaju podložni problemima skalabilnosti usled zavisnosti od prethodno prikupljenih podataka, njihova široka upotreba opravdana je činjenicom da u većini okruženja e-učenja relevantni podaci već postoje ili se mogu integrisati iz eksternih izvora. Pored toga, primena

hibridnih modela u identifikaciji stilova učenja omogućava preciznije prepoznavanje individualnih preferencija učenika kombinovanjem različitih analitičkih tehnika, čime se prevazilaze ograničenja pojedinačnih pristupa. Oblikovanje hibridnih putanja učenja, koje istovremeno uzimaju u obzir karakteristike korisnika, pedagoške ciljeve i adaptivne preporuke, doprinosi razvoju personalizovanih i efikasnijih obrazovnih iskustava. Na taj način, hibridizacija ne samo da povećava robusnost sistema za generisanje preporuka već i značajno unapređuje preciznost i relevantnost prilagođenih obrazovnih intervencija.

2.3.4 Inteligentne metode za personalizaciju e-učenja

Iako su u prethodnoj sekciji razmatrane različite tehnike personalizacije, važno je istaći i da inteligentne tehnike igraju značajnu ulogu u kontekstu e-učenja. Umesto da se neposredno tretiraju kao strategije personalizacije, ove tehnike se pre mogu razumeti kao ključni mehanizmi koji omogućavaju implementaciju i unapređenje adaptivnih kapaciteta sistema za e-učenje. Među inteligentnim pristupima koji preovladavaju, nameću se tehnike veštačke inteligencije poput mašinskog učenja, veštačkih neuronskih mreža, genetskih algoritama, fazi logike i skrivenih Markovljevih modela [285]. Takođe, u okviru ovih pristupa upotrebljavaju se i razni agenti - softverski entiteti sposobni da autonomno deluju u određenom okruženju kako bi ostvarili ciljeve koji su im definisani, poput pedagoških, razgovornih i višestrukih [286]. Najčešće oblasti primene inteligentnih tehnika u e-učenju obuhvataju sofisticirane pristupe prikupljanja i interpretacije podataka o učenicima, uključujući njihove kognitivne sposobnosti, obrasce aktivnosti i individualne potrebe, pri čemu se koriste metode kao što su rudarenje obrazovnih podataka i modelovanje učenika. Osim toga, ove tehnike omogućavaju sveobuhvatno merenje i analizu obrazovnih procesa kroz alate za analitiku učenja, čime se generišu uvidi u realnom vremenu koji podržavaju donošenje pedagoških odluka. Poseban značaj ima njihova primena u kontekstu adaptivnog ocenjivanja, gde se kroz personalizovane evaluacione strategije precizno procenjuju sposobnosti pojedinačnih učenika. U nastavku je prikazan detaljan pregled najzastupljenijih inteligentnih metoda koje se primenjuju u savremenim sistemima za e-učenje.

Modelovanje učenika

U okviru okruženja za e-učenje, metode za modelovanje učenika služe u cilju formalnog predstavljanja njihovih kognitivnih kapaciteta i interesovanja, i primenjuju se radi dinamičkog prilagođavanja obrazovnih sadržaja i interakcija shodno njihovim individualnim karakteristikama [287]. Profil učenika se definiše kao skup pojedinačnih informacija prikupljenih o njemu bez dodatnog deskriptivnog konteksta, koji se formira na osnovu modela učenika shodno njegovim potrebama, interesovanjima i izborima koji zajedno omogućavaju strukturisano predstavljanje relevantnih podataka o svakom učeniku [288]. U personalizovanim sistemima za e-učenje, profil učenika predstavlja ključni element u procesu personalizacije obrazovnog sadržaja u cilju opsluživanja potreba svakog od učenika na individualnoj osnovi [131]. Za uspešnu implementaciju modelovanja učenika upotrebljavaju se dva distinktivna pristupa modeliranja, zasnovana na različitim teorijskim osnovama, i to [289]:

- Pristup zasnovan na znanju - Sadrži kombinaciju strukturiranih i nestrukturiranih informacija o učeniku, pri čemu se ključni uvidi dobijaju analizom njegovih odgovora, izraženih preferencija i obrazaca učenja.
- Pristup zasnovan na ponašanju - Omogućava modelovanje informacija kroz praćenje i analizu interakcija učenika sa obrazovnim sistemom.

Otvoreni model učenika

Otvoreni model učenika (eng. *Open learner model*) se upotrebljava u kontekstu sistema za e-učenje kako bi se učenicima prikazao sadržaj korisničkog profila kroz njihov model učenja [290]. Ova tehnika predstavlja dragocen alat u okviru okruženja e-učenja, jer doprinosi razvoju učenikove samosvesti [291]. U slučaju otvorenog modela učenja, nivoi znanja individualnih učenika najčešće se vizualizuju putem različitih formata, kao što su veštine prikazane kroz takozvane skilometre [292], konceptualne mape [293], hijerarhijske strukture znanja [294] i drugi prikazi. Integracija otvorenih modela u okruženja e-učenja od suštinske je važnosti za unapređenje procesa učenja i efikasno praćenje njihovog napretka.

Analitika učenja

U svrhe optimizacije i razumevanja procesa učenja primenjuje se analitika učenja koja predstavlja tehniku za prikupljanje, analizu i izveštavanje podataka o učenicima i njihovom ponašanju [295]. Ova tehnika prikuplja i analizira podatke iz interakcija učenika sa aspektima okruženja za e-učenje, gde joj je primarna uloga da nadgleda njihove performanse i pravovremeno otkrije obrasce koji mogu biti indikator određenih poteškoća u učenju, gde se nakon toga mogu načiniti pedagoške intervencije i ponuditi pomoć učenicima koji su u riziku [145, 296]. Putem analitike učenja moguće je objasniti netipično ponašanje učenika, identifikovati obrasce učenja, prepoznati strategije koje vode ka uspehu, identifikovati neefikasne pokušaje i povećati učenikovu svest o njegovom angažovanju i napretku [108]. Kod ove tehnike, prisutni su razni pristupi iz domena rudarenja obrazovnih podataka poput predikcije, grupisanja, definicije kauzalnosti i destilacije za ljudsko rasuđivanje, obogaćeni dodatnom primenom statističkih analiza [297-299].

Table analitike učenja

Uobičajena primena tabli analitike učenja jeste u domenu vizualizacije obrazovnih podataka. Reč je o scenarijima implementacije koji prikupljaju i prikazuju digitalne tragove aktivnosti učenika unutar okruženja za e-učenje, sa ciljem podsticanja samorefleksije, podrške u postavljanju ciljeva i praćenju napretka ka njihovom ostvarivanju [300]. Ovaj vid podrške funkcioniše putem praćenja aktivnosti učenja i analiziranja velikih skupova podataka radi otkrivanja obrazaca i njihove vizualne prezentacije u obliku koji je lak za interpretaciju [301]. Iz ugla nastavnika, primarna svrha tabli analitike učenja jeste da se omoguće uvidi u bitne informacije o učenicima tokom nastavnog procesa ili nakon njega, čime se stvara prostor za prilagođavanje pedagoških pristupa [300].

Adaptivno ocenjivanje

Adaptivno ocenjivanje (eng. *Adaptive assessment*) predstavlja niz metoda i pristupa usmerenih na prikupljanje informacija od pojedinaca ili grupa, pri čemu se dobijeni podaci mogu kvantifikovati ili evaluirati [302]. Adaptivno ocenjivanje omogućava personalizovano okruženje

koje je prilagođeno svakom učeniku, sa ciljem praćenja njegovog uspeha i procene stečenih znanja i veština [303]. U okviru okruženja e-učenja, uvedeni su različiti oblici adaptivnog ocenjivanja sa ciljem da se automatizovano proceni uspešnost učenika u savladavanju veština, utvrde oblasti koje zahtevaju dodatnu pažnju, prate ostvareni rezultati, omogući donošenje odluka zasnovanih na podacima kao i da se učenici usmere ka najprikladnijim obrazovnim programima [304]. Među najzastupljenijim modelima za evaluaciju i rangiranje učenika nalaze se probabilistička teorija testiranja (eng. *Item Response Theory*) [305], Elo algoritam [306] i TrueSkill sistem rangiranja [307].

Rudarenje obrazovnih podataka

Usmerena transmisija znanja ka učenicima iz smera personalizovanih sistema za e-učenje se zasniva na kvalitetu i prikladnosti ponuđenih obrazovnih resursa. Semantička upotreba i dostupnost generisanih podataka iz okruženja e-učenja može biti izazovna usled pojednostavljenih procesa putem kojih učenici dele i pristupaju znanju, što može dovesti do gubitka konteksta, nepreciznih interpretacija i ograničene primenljivosti tih podataka za dalje analize i personalizaciju kurseva [308]. Rudarenje obrazovnih podataka (eng. *Educational data mining*) predstavlja korišćenje naprednih metoda za obradu i organizaciju podataka u cilju pružanja podrške učenicima u navigaciji i razumevanju velikih količina informacija.

Tehnike poput stabala odlučivanja, neuronskih mreža, metode k-najbližih suseda i brojnih drugih pristupa koriste se za efikasnu primenu metoda rudarenja podataka [309]. Rudarenje obrazovnih podataka nalazi široku primenu u analizi ponašanja učenika, podršci dizajnerima obrazovnih sadržaja, unapređenju kvaliteta nastave kao i u evaluaciji i optimizaciji sistema za e-učenje [310]. Ova oblast takođe omogućava analizu informacija generisanih u okviru sistema za e-učenje, sa fokusom na različite aspekte – kako individualne i kolektivne, tako i administrativne i motivacione – koji uključuju višeslojne kontekste i istorijske podatke o učenicima. U literaturi se ističe nekoliko često primenjivanih tehnika rudarenja podataka poput prediktivnog modelovanja [311], klasterovanja [312], otkrivanja relacija među podacima [313] i pristupa za otkrivanje skrivenih obrazaca [314].

2.3.5 Klasifikacija sistema za personalizovano e-učenje

U cilju dodatne analize tehnika personalizacije predstavljenih u prethodnim potpoglavljima disertacije, i sistema za e-učenje koji su zasnovani na njima, oformljena je tabela 3 koja prikazuje klasifikaciju u kategorije i potkategorije aktuelnih tehnika koje se koriste za prilagođavanje obrazovnog iskustva potrebama pojedinačnih učenika. U tabeli 3 su detaljno prikazani implementirani personalizovani sistemi za e-učenje i konkretni elementi obrazovnog procesa koji se personalizuju što omogućava sveobuhvatan uvid u raznovrsnost tehnika koje se primenjuju, pružajući osnovu za dalji razvoj pregleda postojećih rešenja, identifikaciju dominantnih pristupa i razumevanje širine njihove primene u oblasti personalizovanog e-učenja.

Tabela 3. Klasifikacija prisutnih sistema za e-učenje, prilagođeno prema [2]

Kategorija	Potkategorija	Sistem za e-učenje	Personalizovani elementi
Sistemi za generisanje preporuka	Kolaborativno filtriranje	PeerGrade [185], CYCLADES [187], Moodle [315], SWoRD [186, 188], LAMS [21], Altered Vista [189], RACOFI [190], LARGO [316], LogCF [192]	• Povratna informacija • Interfejs • Organizacija rada učenika • Nadzor nastavnika
	Filtriranje zasnovano na sadržaju	Quickstep [207], ActiveMath [211], CBNR [209]	• Sadržaj učenja • Profil učenika
	Filtriranje zasnovano na znanju	PSDLR [317], MDB [223], JEE Tutor [218], CPP-Tutor [219], LP-ITS [220], ADO-Tutor [222], CSS-Tutor [221], ScholarLite [318]	• Interfejs • Ocenjivanje • Preferencije učenika
Sekvenciranje resursa	Genetski algoritam	PLS-ML [272], QUESTOURnament [229]	• Putanja učenja • Struktura kursa
	Memetički algoritam	TPG [319]	• Putanja učenja • Proces pretraživanja • Preferencije učenika
	Mravlji algoritam	ACSEL [320], AACS [321], LPR [322]	• Putanja učenja • Obrazovni objekat • Sadržaj • Povratna informacija
	Optimizacija rojem čestica	IDRCCS [234], ITEDIII [323]	• Putanja učenja • Sadržaj
	Algoritam kolonije pčela	PBREL [324]	• Putanja učenja • Sadržaj • Struktura kursa

	Graf putanje učenja	CogLearn [325]	• Putanja učenja • Model učenika
Adaptacija prema različitim modalitetima učenju	Felder i Silverman (FSLSM)	CS388 [326], TANGOW/WOTAN [327], PLORS [249], POLCA [248], ProTuS [91], ULEARN [328], AeLS [250]	• Stil učenja • Sadržaj • Preferencije učenika • Zadaci
	VARK	[329]	• Stil učenja, • Sadržaj • Klasifikacija učenika
Rana personalizacija	AHS	MetaDoc [161], ISIS Tutor system [172], PUSH [163], AHA! [162], INSPIRE [164], ELM-ART [165], DCG [166], MetaLinks [167], E school [168], CleverUniversity [169], EVODU [170], SRES [171]	• Sadržaj • Interfejs • Struktura kursa • Model učenika • Stavke učenja
Adaptivna povratna informacija		OFES [330], LIF [267], COMPASS3 [259], SQL Quizbot [257], SCORE [331], Pgtracer [264], MCQ [332], ASSET [268], UCOM [333]	• Obrazovno okruženje • Povratna informacija • Zadaci • Sadržaj • Način isporuke sadržaja • Iskustvo učenja
Hibridne metode	Hibridi za generisanje preporuka	CodERS [280], RSPP [271], MoodleRec [274]	• Sadržaj • Povratna informacija • Dizajn kursa • Profil učenika • Preferencije učenika
	Hibridi putanje učenja	ALPRS [283], myPTutor [334]	• Putanja učenja • Sadržaj • Struktura kursa
	Hibridi identifikacije stila učenja	AdaptLEarn [282], TBHR [273]	• Sadržaj • Dizajn kursa • Stil učenja

Iz predstavljene klasifikacije uočljivo je da su sistemi za generisanje preporuka i tehnike sekvenciranja resursa među najčešće implementiranim strategijama, dok su pojedine oblasti, poput adaptacije na stilove učenja, manje zastupljene. U narednoj potsekciji biće detaljnije analizirani glavni izazovi u procesu personalizacije.

2.3.6 Glavni izazovi u implementaciji personalizacije

U cilju sticanja pogodnih uslova za potpunu integraciju personalizovanog e-učenja u moderne obrazovne sisteme, potrebno je uložiti dosta truda, pogotovo u razvoj sadržaja koji su prilagođeni potrebama individualnih učenika. Većina dostupnih obrazovnih sadržaja je zasnovana na univerzalnom pristupu koji je osmišljen da odgovara svim učenicima, time pojednostavljujući sam proces produkcije resursa za učenje. Prema tome, angažovanje individualnih učenika kao i sama efikasnost učenja se nameću kao glavni izazovi u implementaciji personalizacije u okruženjima za e-učenje [96, 334]. Obezbeđivanje unapređenih performansi učenika se direktno oslanja na obezbeđivanje visokokvalitetnog personalizovanog sadržaja, gde je neophodno biti obazriv u procesu dizajniranja resursa koji će biti ponuđeni učenicima, jer se upravo na njima zasniva suština kvalitetnog obrazovnog iskustva koje ima povoljan uticaj na njihovo angažovanje [22]. Proces implementacije personalizacije često može biti izazovniji nego što se očekuje, i promeniti početne namere u nekoliko aspekata. Učenici se često uključuju u diskusije sa svojim vršnjacima u okviru kojih vrše poređenja svojih putanja učenja i diskutuju o zajedničkim putanjama, umesto da slede personalizovane putanje koje je generisao njihov model učenja. Na osnovu ovoga, može se istaći da učenicima, ali i nastavnicima teško pada da se udalje od univerzalnog pristupa koji je pogodan za sve, ali nije personalizovan u skladu sa individualnim potrebama i preferencijama.

Još jedna poteškoća koja može imati značajan uticaj na personalizovano e-učenje jeste aspekt privatnosti i bezbednosti podataka o učenicima i njihovom ponašanju u sklopu kurseva [335]. Zloupotreba navedenih podataka koji su krucijalni za sprovođenje personalizovanog iskustva učenja predstavlja potencijalan problem koji se definiše u sklopi oblasti etike, i uzima u obzir stavke poput vlasništva nad podacima i njihove komercijalne vrednosti. Različite globalne zakonske inicijative su u procesu razmatranja kako bi se ograničio pristup podacima o učenicima, gde bi njihova realizacija imala jak uticaj na istraživanja u oblasti personalizacije e-učenja i angažovanja učenika, jer bi se pojavio deficit validnih podataka. Ovo bi moglo potencijalno da ugrozi dalji razvoj same oblasti, kao i konkretnu implementaciju tehnika personalizacije u kontekstima sistema za e-učenje.

Analiza različitih percepcija personalizacije u literaturi dovodi u najmanju ruku do karakterizacije ovog koncepta kao kontroverznog termina. Uočljive su naznake da

personalizovano e-učenje izaziva preterano oslanjanje i zavisnost od tehnologije, gde postoji zabrinutost o očuvanju zdravih i smislenih interakcija između učenika i nastavnika. Međutim, nema dovoljno elemenata koji bi pojam personalizacije poistovetili sa sveopštom izolacijom učenika, jer je ovaj način odvijanja procesa učenja često zasnovan na kolaborativnim aspektima i održava povezanost učenika u okviru manjih lokalnih zajednica [336]. Skepticizam prema nepoznatom, koji je duboko usađen u ljudskoj prirodi, doprinosi brojnim diskusijama vezanim za proces tranzicije sa tradicionalnog modela učenja kao potpuno digitalnom, personalizovanom obliku izvođenja nastave, gde se najviše komentariše aspekt ocenjivanja uspešnosti učenja.

U skladu sa ogromnom ekspanzijom koju su doživele platforme za e-učenje poslednjih godina, u sklopu koje su uspele da se nametnu kao ključni medijum za realizaciju obrazovnih aktivnost, okruženja za personalizovano e-učenje su se posebno istakla kao korisna u ovom kontekstu [337]. Zahvaljujući primeni ovog pristupa, učenicima je omogućeno da razvijaju svoje veštine u skladu sa svojim preferencijama i sarađuju sa nastavnicima uz sve pogodnosti koje donosi obrazovanje na daljinu. Učenici takođe više ne moraju da se oslanjaju na subjektivnu evaluaciju od strane nastavnika, već mogu pratiti svoj progres u realnom vremenu koristeći tehnologiju, donoseći odluke o dinamici i navikama u svom obrazovnom procesu [338].

Primenom personalizacije u e-učenju, dizajneri kurseva su dobili šansu za primenom novih funkcionalnosti. Umesto da se resursi usmeravaju kao izradi univerzalnih kurikuluma, mogu se usmeriti ka generisanju personalizovanog sadržaja koji će u obzir uzimati slabosti i snage učenika. Svakodnevni razvoj obrazovnih trendova i primena personalizacije uticali su na smanjenje veličine grupa učenika [339]. U sklopu tradicionalnih obrazovnih pristupa, učenici su grupisani u velike obrazovne grupe prema parametrima nižih prioriteta, dok su u kontekstima personalizovanog e-učenja grupisani prema svojim sposobnostima i veštinama.

Pored brojnih prednosti koje nude personalizovane platforme za e-učenje, prisutni su i brojni izazovi poput upravo precizne isporuke odgovarajućih sadržaja u skladu sa preferencijama i potrebama učenika [340]. Prethodno istaknuti problemi iskazuju potrebu za sistemima koji sadrže personalizovane komponente, koje pomažu kreatorima kurseva kao i samim učenicima da uspešnije doprinose kreiranju kvalitetnih obrazovnih iskustava [341]. Još jedan od problema jeste što je većina obrazovnih institucija limitirana u pogledu finansijskih resursa i tehnološke infrastrukture, kao i kadra koji poseduje adekvatne kompetencije i veštine za korišćenje i razumevanje napredne obrazovne tehnologije kao što su sistemi za personalizovano e-učenje. Zato

je veoma bitno sprovesti kvalitetnu obuku, i alocirati dovoljno vremena u ovu svrhu, kako bi se na kraju savladao ceo modernizovan obrazovni proces.

Potrebno je još vremena kao bi se videli efekti postignuti personalizacijom e-učenja. Ono što se može zaključiti jeste da uspešna implementacija ovog vida učenja predstavlja izazovan proces. Literatura ukazuje na povoljan uticaj personalizacije na uspehe učenja, međutim, i dalje se vode rasprave u istraživačkoj zajednici vezano za tačan način realizacije ove tvrdnje. Upotreba veštačke inteligencije u bilo kom kontekstu stvara bojazan o uklanjanju ljudskog faktora iz procesa realizacije istog. Međutim, sve ukazuje na to da su dizajneri kurseva i nastavnici ključni element za uspešnu implementaciju personalizacije. Umesto potpunog izopštavanja iz procesa učenja i njihove zamene tehnologijom, njihovo dodatno znanje i angažovanje su neophodni za kreiranje efikasnih okruženja za e-učenje [125]. Inteligentne tehnike za personalizaciju još uvek nisu dovoljno razvijene da bi zamenile ljudski faktor. Trenutno one služe kao kvalitetna podrška dizajnerima i administratorima kurseva u upravljanju procesom učenja i održavanju sistema. Njihov dalji razvoj i unapređenje ukazuju na potencijal za poboljšanje ključnih faktora, poput angažovanja, u kontekstu ostvarivanja ultimativnog cilja – stvaranja efektnog obrazovnog iskustva.

2.4 Veštačka inteligencija u kontekstu predikcije angažovanja u sistemima za e-učenje

Shodno tome što angažovanje učenika predstavlja ključni faktor u ostvarivanju uspeha u okruženjima za e-učenje, prirodno se nameće težnja savremenih obrazovnih tehnologija ka integraciji naprednih rešenja, poput veštačke inteligencije. U ovom poglavlju biće približen koncept angažovanja, sa osvrtom na njegove definicije i uticaj na uspeh e-učenja, predstavljene metrike koje se koriste za njegovo merenje, kao i pristupi zasnovani na veštačkoj inteligenciji namenjeni predikciji angažovanja učenika.

2.4.1 Definicija koncepta angažovanja

Kada je reč o angažovanju učenika, tokom proteklih godina, ovaj koncept je okarakterisan kao fundamentalni konstrukt koji korelira sa uspešnim ishodima učenja [4]. Angažovanje učenika predstavlja vreme i trud koji učenici investiraju u proces učenja, a koji se ispoljava kroz interakcije

sa obrazovnim sadržajem, učešćem u ispunjavanju aktivnosti učenja i rešavanju zadataka, a sve u svrhu postizanja obrazovnih ciljeva [8]. Uprkos značaju ovog koncepta u modernom obrazovanju, angažovanje se još uvek doživljava kao kompleksan konstrukt koji obuhvata široku paletu različitih aspekata obrazovnog iskustva. Već neko vreme se među istraživačima vode diskusije o preciznosti definicije angažovanja, a sve zbog приметnih neusklađenosti i višedimenzionalne prirode ovog konstrukta [342]. Kao rezultat, u literaturi su prisutna različita tumačenja ovog koncepta, gde neki istraživači ističu da se angažovanje isključivo može posmatrati kao višedimenzionalni konstrukt, iako ne postoji konsenzus oko tačnog broja dimenzija [5, 343]. Drugi istraživači ohrabruju tumačenje angažovanja kroz analizu ponašanja učenika, što kao ishod rezultira definicijama koje angažovanje poistovećuju sa nivoima njihovog učešća u interakcijama sa obrazovni aktivnostima [6].

Vlada opšteprihvaćeno mišljenje da tip okruženja u kojem se odvija obrazovna aktivnost ima značajan uticaj na obrasce angažovanja. U tradicionalnim obrazovnim scenarijima, angažovanje se najčešće zasniva na interakcijama licem u lice, učešću u procesu odvijanja nastave kao i kolaborativnim aktivnostima oblikovanim i zasnovanim na fizičkom prisustvu i na neposrednoj, instant razmeni informacija [344]. Iako je pojam angažovanja detaljno istražen u navedenim scenarijima, postoje značajne razlike kada su u pitanju okruženja e-učenja, gde ono zavisi od stavki poput interaktivnosti platforme, autonomije samog učenika i elemenata dizajna učenja [345, 346]. Stoga, u ovom scenariju učenja, angažovanje se može posmatrati kao stanje usmerene i aktivne interakcije sa aspektima obrazovne tehnologije koje je zasnovano na želji za ostvarivanjem definisanih obrazovnih ciljeva [347]. Ovo implicira da angažovanje nije inherentna karakteristika individue, već da je zasnovano na interakcijama između učenika i elemenata dizajna e-učenja, poput obrađivanja tematskih celina, rešavanja zadataka, ali i investicije vremena u obrazovni proces [68].

U literaturi postoje okviri koji potvrđuju ovo i koji se zasnivaju na integraciji komponenti vremena i kontekstualnog uticaja angažovanja [348]. U ovim okvirima, angažovanje se konceptualizuje kroz kontinuum na čijem je jednom kraju pozicionirana perspektiva usmerena ka osobi, a na drugom perspektiva usmerena ka kontekstu. Negde između stacionirana je i perspektiva same osobe u kontekstu. Perspektive usmerene ka osobi odnose se na stanja učenika u sklopu procesa učenja i mere se njegovim obrascima ponašanja. Perspektiva usmerena ka kontekstu posmatra okruženje učenja kao analitičku jedinicu, gde je najveći fokus usmeren ka institucijama,

nastavnicima i zajednicama. Na kraju, perspektiva osobe u kontekstu usmerena je na interakcije između učenika i konteksta, na primer kakve interakcije oni ostvaruju u kontaktu sa tehnologijom. Prethodno izneseno usmerava istraživanja u pravcu eksploracije učenikovih aktivnosti i ponašanja u sklopu okruženja za e-učenje i njihovog uticaja na angažovanje. Varijabilnost koju nameću različiti konteksti dodatno ističe potrebu da se prouče specifični aspekti ovog kompleksnog konstrukta, umesto da se teži ka sveobuhvatnoj, ali previše generičkoj definiciji [349].

2.4.2 Uticaj angažovanja na performanse i ishode učenja

Angažovanje učenika ima značajan uticaj na različite faktore obrazovnog procesa, primarno akademska dostignuća, uspeh učenja i ishode učenja. Ovo se zasniva na istraživanjima koja su identifikovala pozitivnu korelaciju između nivoa angažovanja učenika i uspešnosti učenja u kontekstima okruženja za e-učenje i kontinuiranog obrazovanja [3, 89, 350].

Istraživanja takođe ističu i to da visoki nivoi angažovanja učenika mogu pozitivno uticati na zadovoljstvo učenika u okruženjima za e-učenje [351]. Izučavanje uticaja angažovanja na uspeh učenika često može biti izazovan proces, te se kao jedan od ključnih aspekata sprovođenja istraživanja u ovoj oblasti nameće razumevanje načina na koji učenici koriste obrazovne tehnologije. Ishodi sprovođenja ovakve vrste istraživanja mogu pružiti bitne informacije koje su od velikog značaja za dizajniranje budućih okruženja za e-učenje koja dodatno podstiču angažovanje učenika. Iako je uveliko istaknut pozitivan uticaj angažovanja na uspeh učenika i na ishode učenja, uočava se potreba za ispitivanjem načina na koji te veze utiču na obrazovni dizajn, sa posebnim naglaskom na faktore koji posreduju u procesu odabira strategija učenja [352].

Još jedna od stavki koje su bitne za razmatranje jeste pitanje tipova i validnosti metrika koje se upotrebljavaju u procesu merenja angažovanja [21]. Ovo se ispostavilo kao veoma izazovno, budući da se direktno zasniva na pristupima koje istraživači biraju prilikom primene različitih metoda za merenje angažovanja. Prevelika raznolikost otežava identifikaciju i merenje konkretnih instanci angažovanja, te samim tim onemogućava dublja istraživanja faktora koji ga stimulišu, ili pak potiskuju [19].

2.4.3 Metode za merenje angažovanja

Merenje angažovanja predstavlja veoma izazovan proces, pogotovo u obrazovnom kontekstu, gde je razumevanje nivoa uključenosti učenika u procesu učenja od suštinskog značaja za unapređenje nastavne prakse. Takođe, efikasnost pristupa za povećanje angažovanja direktno zavisi od validnosti i pouzdanosti mernih instrumenata, kao i od preciznosti metrika koje se koriste za njegovo kvantifikovanje. Tradicionalne metode merenja angažovanja igraju važnu ulogu, naročito u kontekstu pružanju uvida u subjektivne percepcije učenika. Međutim, vrtoglavi napredak i primena obrazovne tehnologije omogućili su razvoj tehnološki unapređenih metoda koje omogućavaju objektivnije i preciznije merenje angažovanja. Kombinovanjem ovih pristupa sa tradicionalnim stiće se sveobuhvatniji uvid u dinamiku angažovanja, što otvara mogućnosti za personalizovanu i efikasniju podršku učenicima u procesu učenja. U nastavku je dat osvrt na osnovne metode za merenje angažovanja.

2.4.3.1 Mere samoprocene

Jedna od fundamentalnih i najčešće primenjivanih tehnika za merenje angažovanja učenika kako u tradicionalnim, tako i u okruženjima za e-učenje jeste samoprocena [12, 347]. Dostupno je nekoliko standardizovanih anketa za samoprocenu čija je primena merenje angažovanja u različitim obrazovnim domenima. Među najpoznatijim anketama su:

- Nacionalna Anketa Angažovanja Studenata (eng. *National Survey of Student Engagement* - *NSSE*) [353] - U okviru instrumenta, od učesnika se zahteva da navedu koliko često učestvuju u aktivnostima koje se smatraju primerima dobre obrazovne prakse, kao i na koji način generalno raspoređuju svoje vreme tokom pohađanja kursa.
- Anketa Angažovanja Studenata u Učionici (eng. *Classroom Survey of Student Engagement* - *CLASSE*) [354] - Sadržao je odabrane stavke sa ciljem da od ispitanika pribavi podatke o njihovoj percepciji sopstvenog ponašanja tokom i van trajanja kursa.
- Upitnik Angažovanja Studenata na Kursu (eng. *Student Course Engagement Questionnaire* - *SCEQ*) [355] - Predstavlja još jedno dobro poznato merno sredstvo čiji je primarni cilj bio merenje angažovanja studenata u učionici na osnovu definisanih faktora. Faktori koji su uzimani u obzir odnosili su se na emocionalno angažovanje studenata, njihove veštine,

interakciju i postignuće.

- Skala Angažovanja Studenata Online (eng. *Online Student Engagement - OSE*) [17] – Autori su modifikovali SCEQ upitnik i time kreirali skalu za merenje angažovanja u onlajn okruženju – Online Student Engagement (OSE) skalu. Ovaj instrument za merenje angažovanja pokazao je pozitivnu korelaciju sa aktivnostima u okviru e-učenja, kao što su interakcija sa materijalima na kursu i čitanje objava u diskusionim forumima.
- Rubrika za Procenu Interaktivnosti Kurseva na Daljinu (eng. *Rubric for Assessing Interactive Qualities of Distance Courses - RAIQDC*) [18] – Predstavlja instrument čija je primena u okruženjima e-učenja i obrazovanja na daljinu, sa ciljem unapređenja kvaliteta kurseva.

Ovu metodu za merenje angažovanja učenika karakterišu pozitivni aspekti poput jednostavne distribucije i administracije, pouzdanosti i niskih troškova. Međutim, ove metode poseduju i inherentna ograničenja u smislu varijacija u interpretaciji instrumenta od strane ispitanika [356]. Na primer pri odgovaranju na predstavljene stavke instrumenta, ispitanici moraju da porede i ocenjuju sebe prema nekom standardu koji može varirati među njima. Stoga, može se desiti pristrasnost koja može ugroziti validnost instrumenta. Još jedno od ograničenja jeste podređenost društvenoj poželjnosti koja se ispoljava kada ispitanici žele da ostave bolji utisak o sebi u očima drugih, te neiskreno reaguju na prezentovane stavke, kroz davanje odgovora koji su preceñeni u odnosu na njihovo stvarno ponašanje ili stavove [357]. Takođe, metode samoprocene često mogu biti vremenski zahtevne i pružiti netačnu, ili pak, nejasnu reprezentaciju angažovanja učenika [19, 358].

2.4.3.2 Posmatračke metode

Posmatračke metode (eng. *Observational methods*) se upotrebljavaju za merenje angažovanja na nivoima pojedinaca ili grupa učenika kroz procene njihovog ponašanja tokom ili van neke specifične instance učenja [359]. Ova metoda je zasnovana na momentalnom vremenskom uzorkovanju gde posmatrač beleži da li je predefinisana kategorija ponašanja prisutna kod učenika u određenom vremenskom intervalu [360]. Primarna prednost primene posmatračkog metoda merenja angažovanja leži u tome što je u stanju da pruži detaljne, deskriptivne prikaze kontekstualnih faktora koji su karakteristični za niske ili visoke instance angažovanja učenika. Ovi

opisi dalje doprinose sveobuhvatnijem razumevanju obrazovnih procesa unutar okruženja za učenje, što može biti od koristi za verifikaciju podataka o angažovanju prikupljenih drugim metodama.

Posmatračke metode omogućavaju istraživačima da pravovremeno mere angažovanje učenika u izvornom obliku, bez ometanja procesa učenja, ili merenja nakon završetka procesa poput anketa. Ovaj pristup se fokusira na detekciju angažovanja na nivoima aktivnosti učenja, što pruža opažanja bitna za izučavanje angažovanja u specifičnom vremenskom intervalu. Glavni nedostaci ove metode jeste njihova zahtevnost u pogledu vremenskih i drugih resursa, kao i obezbeđivanje adekvatne veličine uzorka radi generalizacije u smislu šireg obrazovnog konteksta. Sam kvalitet opažanja je utemeljen na veštinama posmatrača i njihovim sposobnostima u pogledu precizne detekcije i interpretacije posmatranoga. Nije strana praksa kombinovanja ovih metoda sa efikasnim, objektivnim indikatorima angažovanja pribavljenih kroz upotrebu tehnologije.

2.4.3.3 Upotreba log podataka u cilju merenja angažovanja

U eri savremenog obrazovanja, napredne metode za merenje angažovanja koje se temelje na rudarenju i analizi podataka nude prilike za bolje razumevanja angažovanja učenika, i predstavljaju unapređenu, objektivniju formu tradicionalnih tehnika merenja [310]. U okruženjima za e-učenje poput inteligentnih tutorskih sistema, prikupljanje podataka o akcijama učenika se pokazalo plodonosnim, jer ovi podaci mogu poslužiti kao indikatori za objektivnu procenu obrazaca ponašanja i doprineti razvoju dizajna savremenih okruženja za e-učenje [361, 362]. Ovaj pristup omogućava unapređenje sistematskog razumevanja angažovanja kroz pouzdane, validne i efikasne metrike koje se mogu prikupljati iz više izvora i analizirati od strane obučanih istraživača, što može učiniti evoluciju obrazovne tehnologije čiji je centralni fokus učenik značajno delotvornijom.

2.4.3.4 Automatska detekcija angažovanja

Automatska detekcija angažovanja zasniva se na automatskom izdvajanju karakteristika angažovanja bez ometanja učenika tokom procesa učenja. Širok spektar metoda za automatsku detekciju angažovanja oslanja se na različite tipove tehnologije. Očitavanja podataka sa senzora često se koriste za procenu angažovanja učenika, a brojna istraživanja su sprovedena kako bi se

angažovanje merilo korišćenjem fizioloških signala, kao što su podaci o otkucajima srca [363], elektroencefalografski signali (EEG) [364] i elektrodermalna aktivnost u kombinaciji sa samoprocenom [365]. Neka od ovih merenja putem senzora mogu biti nepraktična za širu primenu u obrazovnim okruženjima, jer zahtevaju specijalizovanu tehnologiju, poput različitih uređaja sa senzorima.

Druga grupa tehnika uključuje prikupljanje podataka vezanih za izraze lica učenika, pokrete glave i poglede [366], gestove u obliku interakcije mišem [367] ili analiza video-materijala sa predavanja [368], što se takođe može koristiti za merenje angažovanja učenika. Metode zasnovane na računarskoj viziji nude određene prednosti za merenje angažovanja učenika, poput niske cene i dostupnosti različitih senzora integrisanih u obrazovu tehnologiju, ali je za njihovu širu primenu u raznovrsnim obrazovnim okruženjima potrebno dodatno usavršavanje. Ove metode se često fokusiraju na površinske metrike ponašanja učenika, potencijalno zanemarujući emocionalne aspekte angažovanja. Ipak, one mogu poslužiti kao dodatni indikatori za objektivnu procenu obrazaca ponašanja i doprineti razvoju savremenog dizajna učenja [362].

2.4.4 Razvoj oblasti veštačke inteligencije i primena u kontekstu e-učenja

Tokom decenija intenzivnog tehnološkog napretka u oblastima računarskih nauka i psihologije, istraživači su pokazivali izraženo interesovanje za proučavanje mogućnosti oponašanja ljudske inteligencije radi rešavanja složenih problema kroz upotrebu tehnološke infrastrukture. Ovaj koncept, poznat kao veštačka inteligencija, predstavlja jedan od najviših dometa do kojih seže savremena tehnologija, i jedna je od najčešće pominjanih termina u skorije vreme. Danas, označava branšu računarskih nauka koja je vezana za razvoj i dizajn inteligentnih kompjuterskih sistema koji oponašaju ljudsko rezonovanje i ponašanje u kontekstu procesa poput učenja, planiranja, rešavanja problema, percepcije, donošenja odluka i kreativnosti [369]. Bitno je naznačiti da veštačka inteligencija ne predstavlja singularnu tehnologiju, već kolekciju komputacionih modela i algoritama koji omogućavaju mašinama da obavljaju zadatke koji bi inače zahtevali prisustvo ljudske inteligencije. Povoljan uticaj primene ove tehnologije je vidljiv u raznim aspektima svakodnevnog života i ogleda se u njenoj kontinualnoj primeni u različitim disciplinama. U oblasti obrazovanja, veštačka inteligencija je pružila brojne mogućnosti kao nijedna tehnologija do sada, obezbeđujući visok stepen fleksibilnosti i personalizacije, reformišući

obrazovne institucije i olakšavajući posao edukatora.

Mnogi savremeni obrazovni sistemi koji koriste veštačku inteligenciju, poznati još i kao inteligentni tutorski sistemi usmereni su na pružanje automatizovane, adaptivne i individualizovane nastave. Bliska povezanost veštačke inteligencije i kognitivne nauke dovela je do toga da su sistemi za e-učenje zasnovani na kognitivnim arhitekturama, koje polaze od pretpostavke da je ljudski mozak sistem za obradu informacija [370]. U tom kontekstu, veštačka inteligencija se posmatra pre svega kao razvoj sposobnosti za rešavanje problema, koja zavisi od postojanja efikasnih struktura znanja u ljudskom umu [371]. Ona se najčešće upotrebljava u formi algoritama za analizu podataka o učenju, kao i identifikaciju obrazaca i predikciju stanja učenika. Mogućnosti koje upotreba veštačke inteligencije u obrazovanju donosi su [372]:

- Personalizovano e-učenje – Veštačka inteligencija može pomoći proces personalizacije e-učenja, omogućavajući učenicima da uče svojim tempom shodno svojim preferencijama i potrebama, što može dovesti do povoljnih ishoda učenja i angažovanja učenika.
- Povećavanje efikasnosti – Veštačka inteligencija može automatizovati procese poput ocenjivanja, analiza podataka, administrativnih obaveza, rasterećujući nastavnike i kreatore kurseva kako bi se mogli posvetiti značajnijim zadacima bližih unapređenju celokupnog obrazovnog iskustva.
- Unapređenje angažovanja učenika – Veštačka inteligencija može doprineti unapređenju angažovanja učenika kroz pružanje interaktivnih i personalizovanih iskustava učenja. Takođe, sistemi veštačke inteligencije mogu pravovremeno identifikovati učenike koji su u riziku od slabijeg uspeha ili odustajanja, analizom obrazaca ponašanja i napredovanja. Na osnovu dobijenih uvida, moguće je preporučiti odgovarajuće pedagoške strategije prilagođene individualnim potrebama, čime se podstiče motivacija i poboljšava kvalitet obrazovnog procesa.
- Ocenjivanje - Korišćenje tehnika veštačke inteligencije u izradi instrumenata za procenu može doneti preciznije i korisnije rezultate u poređenju sa tradicionalnim testovima. Veštačka inteligencija može pomoći nastavnicima u proceni znanja učenika i ubrzati proces ocenjivanja, uz dodatnu prednost brze analize prikupljenih podataka. Na taj način se štedi vreme koje se može posvetiti direktnijoj interakciji sa učenicima u učionici. Procena motivacije, pažnje i angažovanja učenika može dodatno unaprediti kvalitet učenja.
- Analiza podataka o učenju – Veštačka inteligencija nudi značajnu pomoć u analizi velikih

količina podataka koji se generišu tokom učenja u digitalnim okruženjima. Kroz obradu informacija o učenikovom ponašanju, interakcijama sa sadržajem, učestalosti aktivnosti i ostvarenim rezultatima, veštačka inteligencija može da obezbedi korisne uvide o učenikovim navikama, nivoima angažovanja i oblastima u kojima postoje poteškoće. Na osnovu takvih analiza, nastavnici dobijaju jasniju sliku o individualnim potrebama svakog učenika, što im omogućava da pravovremeno intervenišu i prilagode nastavne strategije, kako bi unapredili efikasnost procesa učenja i obezbedili podršku tamo gde je najpotrebnija.

Nasuprot prednostima i mogućnostima koje pruža primena veštačke inteligencije u obrazovanju, postoje neke karakteristike koje su svojstvene za ljudski faktor, a koje ona još uvek ne može potpuno da replikuje. Ove karakteristike se odnose na ljudske sposobnosti da percipiraju, osećaju emocije i različite kognitivne faktore. Iako veoma interesantna i perspektivna oblast, primena veštačke inteligencije u obrazovanju još uvek ima određena ograničenja koja ometaju njenu potpunu integraciju u obrazovne sisteme, a koja obuhvataju [373, 374]:

- Privatnost i bezbednost - Prikupljanje i analiza ličnih podataka o učenicima podleže riziku od neovlašćenog pristupa i primene. Učenici većinski ne žele da drugi imaju uvid u njihove privatne informacije poput stila učenja, njihove sposobnosti i ishoda učenja. Obrazovne institucije moraju preduzeti adekvatne mere da zaštite privatnost svojih učenika, čije poverenje u integritet nastavnog procesa ne sme biti poljuljano.
- Poverenje u tehnologiju - Učenici, roditelji ali i administracija obrazovnih ustanova mogu imati poteškoće u polaganju poverenja u sisteme za e-učenje koji koriste veštačku inteligenciju, zbog svojih inherentnih preferencija i sklonosti ka tome da ljudski faktor vrši unose i evaluacije. Nepoverenje u ovakvu tehnologiju se najčešće ogleda kada ona asistira ili potpuno autonomno donosi odluke o putanjama učenja koje učenici treba da slede, ili vrši evaluaciju njihovih nivoa znanja.
- Troškovi - Sistemi za e-učenje koji koriste veštačku inteligenciju mogu biti skupi za implementaciju i održavanje, što može ispostaviti kao izazovno za obrazovne institucije koje raspolažu sa ograničenim novčanim sredstvima. Stoga, mnoge institucije su neodlučne u smislu donošenja odluke o finansiranju poduhvata vezanih za ovu tehnologiju, najčešće jer je neophodno da pažljivo analiziraju odnos troškova i pogodnosti implementacije ovih

sistema. Ipak, postoji nada da ukoliko ova tehnologija nastavi da se razvija trenutnim tempom cene padnu.

- Svest i pismenost u kontekstu veštačke inteligencije – Učenici najčešće imaju poteškoće u razumevanju veštačke inteligencije usled nedovoljnog ili neadekvatnog obrazovanja. Ovaj koncept se često ne uvodi dovoljno rano u obrazovnom ciklusu individue, gde je potrebno steći određena znanja iz matematike i programiranja kako bi se razumela njena implementacija. Neophodno je promovisati veštačku inteligenciju kako bi nadolazeće generacije bile opremljene adekvatnim veštinama za rad u ovoj oblasti.
- Pristrasnost - Sistemi koji koriste tehnike veštačke inteligencije mogu biti pristrasni ukoliko su konstruisani na pristrasnim podacima, što može rezultirati nekorektnim tretmanom učenika i podstaći nejednakost. Potrebo je obezbediti kvalitetne podatke na osnovu kojih je moguće izraditi modele koji će unaprediti celokupno obrazovno iskustvo.
- Etička razmatranja i pristupačnost - Iako dizajnirani da budu pristupačni, obrazovni sistemi koji koriste veštačku inteligenciju moraju pružiti bolju podršku svim učenicima, posebno sa onima sa posebnim potrebama, kako bi imali pristup i kvalitetno iskustvo korišćenja tehnologije. Takođe, transparentnost rada sistema za e-učenje koji koriste ove tehnologije mora biti na većem nivou, sa jasnim obrazloženjima za donete odluke. Ovi sistemi moraju osigurati isti tretman za sve bez obzira na karakteristike poput pola, rase itd.

Pred nama je era u kojoj će veštačka inteligencija igrati ključnu ulogu u revoluciji obrazovanja. Umesto tradicionalnog pristupa nastavi, nove tehnologije poput veštačke inteligencije omogućavaju kreiranje dinamičnih, personalizovanih okruženja za e-učenje koja se prilagođavaju individualnim potrebama svakog učenika. U narednim godinama možemo očekivati još naprednije sisteme koji neće samo analizirati performanse učenika, već će biti sposobni da prepoznaju njihova emocionalna stanja i na njih adekvatno reaguju. Takvi sistemi mogu pružiti podršku u realnom vremenu, detektovati znake frustracije ili nesigurnosti učenika i predložiti odgovarajuće obrazovne intervencije. Time se otvara prostor za razvoj inkluzivnijih i humanijih digitalnih rešenja koja doprinose poboljšanju kvaliteta samog obrazovanja.

2.4.5 Tehnike veštačke inteligencije

Veštačka inteligencija postaje sveprisutna i primenjiva u skoro svim aspektima naših

života. Kao što je već pomenuto, ona ne predstavlja pojedinačnu tehnologiju već kolekciju komputacioni modela i algoritama. Stoga, metode veštačke se u najgrubljem smislu mogu podeliti na metode mašinskog učenja i metode veštačke inteligencije i dubokog učenja.

2.4.5.1 Metode mašinskog učenja

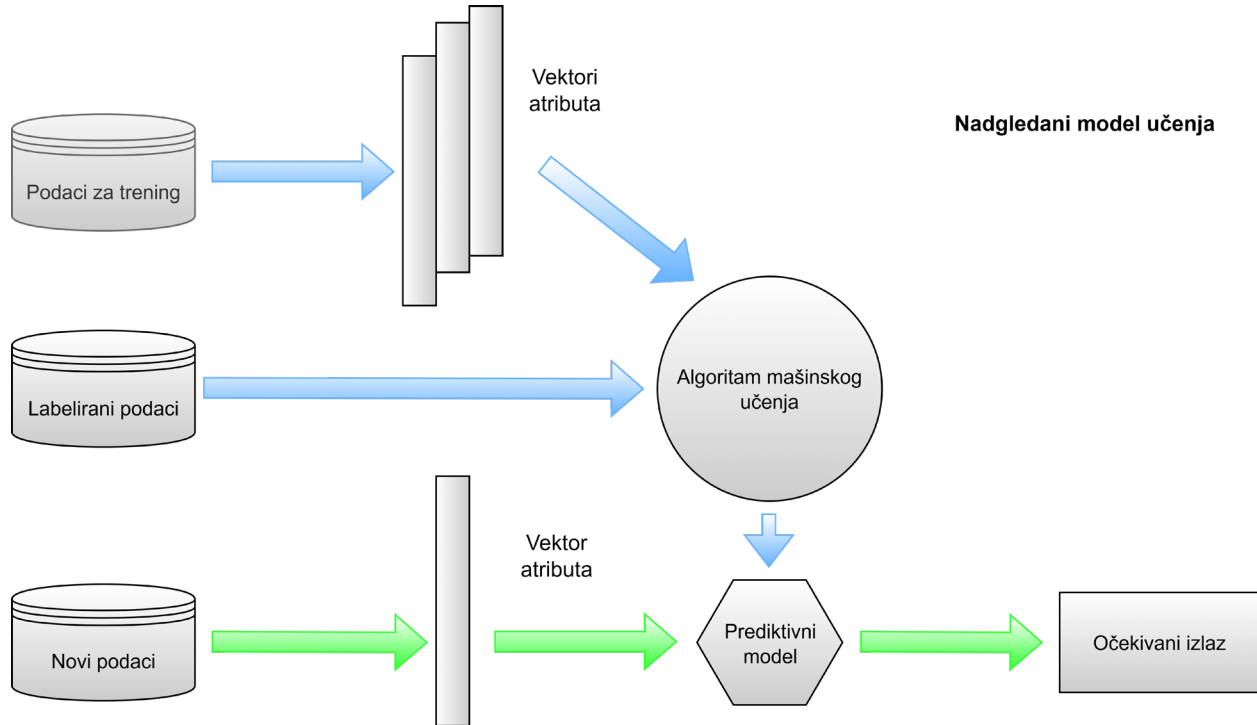
Algoritmi mašinskog učenja predstavljaju posebnu vrstu metoda veštačke inteligencije. Ove metode se fokusiraju na primenu računarskih algoritama koji se iterativno unapređuju kroz iskustvo učenja iz podataka. U ove metode spada širok opseg algoritama i statističkih modela koji pružaju mogućnosti identifikacije obrazaca u podacima i uče da obavljaju zadatke bez specifičnih instrukcija [375]. Funkcionisanje ovih algoritama se svodi na to da će pretpostavke koje su bile tačne u prošlosti verovatno biti tačne i u budućnosti. Upotreba tehnika mašinskog učenja se pokazala kao efektan način za kreaciju analitičkih modela, uštedu vremena i pružanje nepristrasnih rezultata sklonih generalizaciji [376]. Održivost funkcionalnosti inteligentnih sistema je direktno zavisna od znanja koje nudi mašinsko učenje, koje vrši izdvajanje informacija iz tokova podataka i prosleđuje ih sistemu kako bi se obezbedilo adekvatno upravljanje procesima.

Generalna metodologija sa koracima u procesu razvoja modela mašinskog učenja se svodi na etape prikupljanja podataka koji će biti upotrebljeni u svrhe treniranja, testiranja i validacije modela, čišćenje i otklanjanje netipičnih vrednosti iz istih, iscrpne analize kolekcije podataka, izbor jednog ili više algoritama mašinskog učenja, zatim konfiguraciju, treniranje i validaciju dobijenog modela. Moderne implementacije veštačke inteligencije se u većini slučajeva upravo svode na primeni ovih tehnika. Postoje dva osnovna oblika mašinskog učenja [377]: nadgledano i nenadgledano učenje.

Nadgledano učenje

Nadgledano (eng. *Supervised learning*) učenje se primarno koristi za pravljenje modela mašinskog učenja u cilju rešavanja problema klasifikacije i predikcije. Ovaj oblik učenja koncipiran je na razvoju statističkih modela za predikciju ishoda zasnovanih na ulaznim podacima. Kod ovakve vrste učenja algoritmima se dopremaju podaci za treniranje modela, i za njih je svojstveno da se koriste kada ne postoji teorijsko pokriće ili poznato rešenje za problem, ali su

dostupni podaci pomoću kojih je moguće konstruisati empirijsko rešenje [378].



Slika 4. Šematski prikaz modela nadgledanog učenja, prilagođeno prema [379]

Kao što je prikazano na slici 4, algoritam pravi razliku između podataka za trening, koji su u većini slučajeva strukturirani i dodeljuju se modelu tokom faze treniranja. Tokom ovog procesa, algoritam nadgledanog učenja gradi model koji se koristi za predikciju najverovatnijih labela za novi test skup podataka. Na primer, u kontekstu nadgledanog učenja, trening skup formalno možemo predstaviti kao:

$$\mathcal{D} = \{ (x_i, y_i) \mid i = 1, 2, \dots, m \}$$

gde:

$$x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}) \in R^n$$

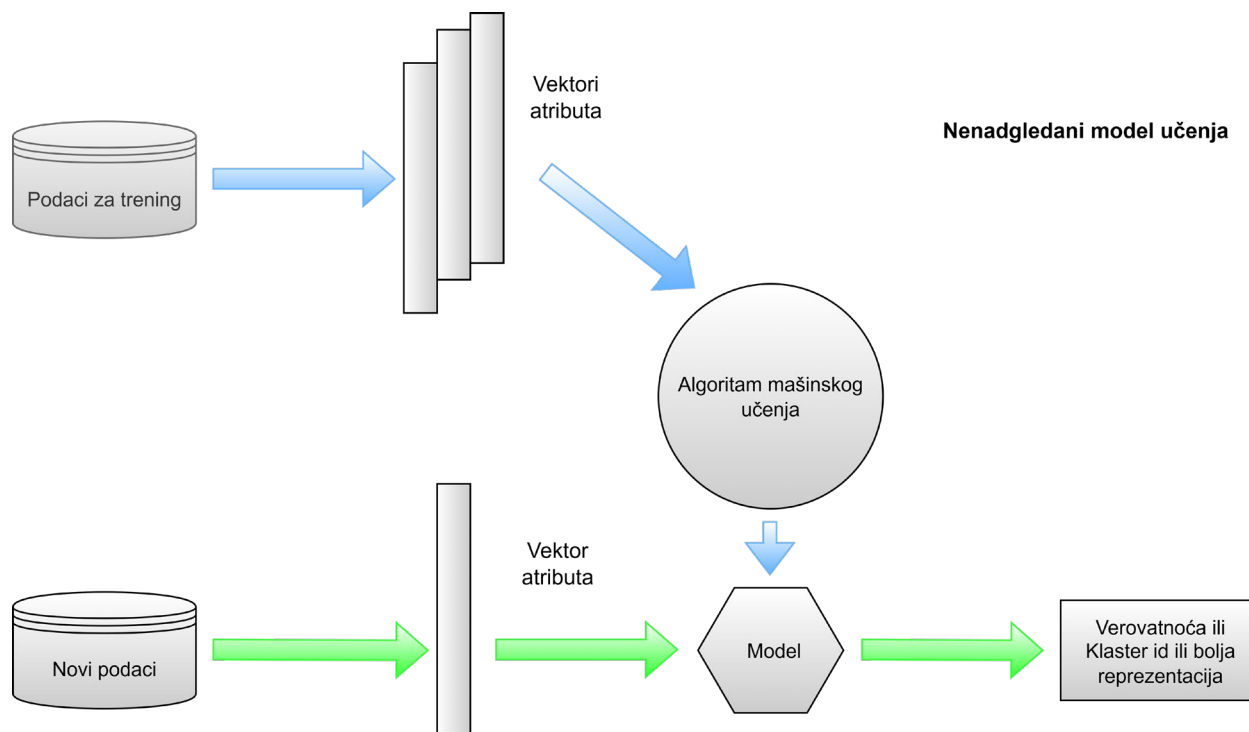
označava prediktore,

$$y_i \in \mathcal{Y}$$

odgovarajuću targetiranu vrednost (npr. klasu ili numerički rezultat), gde m označava broj primera u skupu za trening, a n broj ulaznih karakteristika po primeru. Krajni cilj ovakvih modela je da nauče da za nepoznati skup ulaznih podataka aproksimiraju ciljane izlaze. Primena nadgledanog oblika učenja u kontekstu obrazovanja se vezuje za produkciju modela za predikciju ponašanja učenika, njihovog angažovanja ali i ishoda učenja u okruženjima za e-učenje.

Nenadgledano učenje

Nenadgledano (eng. *Unsupervised learning*) učenje se svodi na pronalaženje obrazaca koji se prirodno pojavljuju u podacima. Ono predstavlja grupu algoritama koji imaju za cilj da razotkriju inherentne strukture u podacima bez bilo kakvog oblika spoljašnjeg nadgledanja samog procesa [380]. Distinktivna karakteristika ovog oblika mašinskog učenja u poređenju sa nadgledanim učenjem jeste da ne postoji predviđeni ishod učenja. Algoritmi nenadgledanog učenja se fokusiraju na pronalaženje sličnosti u podacima i grupišu ih po nekom kriterijumu, što se naziva još i klasterovanjem. Ovaj pristup je dosta subjektivan, jer isprva nema precizno definisanog cilja analize poput očekivanih ishoda. Može biti dosta izazovno interpretirati rezultate dobijene kroz upotrebu nenadgledanog učenja jer ne postoji univerzalno prihvaćen i standardizovan mehanizam za njihovu validaciju na nezavisnom skupu podataka [381]. Na slici 5 je prikazana šema nenadgledanog model učenja.



Slika 5. Šematski prikaz modela nenadgledanog učenja, prilagođeno prema [382]

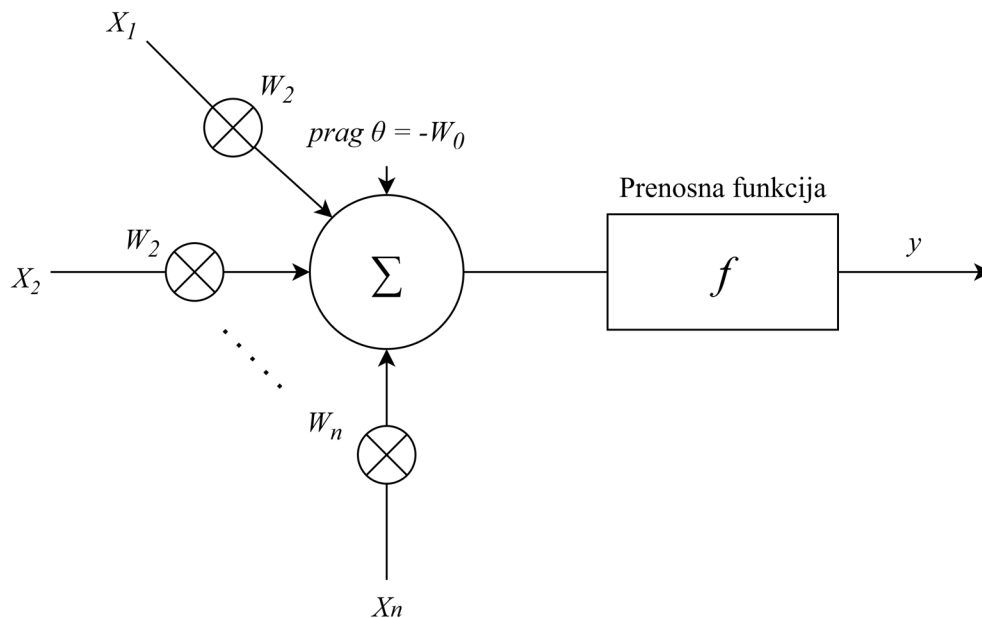
Ovde model bez unapred zadatih izlaza analizira podatke kako bi otkrio skrivene obrasce ili strukture. Podaci se prvo pretvaraju u karakteristike, zatim se prosleđuju algoritmu koji na osnovu njih gradi model. Kada se novi podaci unesu, model ih obrađuje i daje izlaz u vidu klastera,

verovatnoća ili bolje reprezentacije, čime omogućava dublje razumevanje podataka bez potrebe za ručnim označavanjem. Algoritmi za nenadgledano učenje se primenjuju u raznim oblastima, gde je jedna od korisnih primena u kontekstu e-učenja pronalaženje obrazaca učenja koji vode do povoljnih ishoda i angažovanja učenika.

2.4.5.2 Veštačke neuronske mreže

Veštačke neuronske mreže su specifičan tip metoda veštačke inteligencije i predstavljaju pristup za procesiranje informacija zasnovan na oponašanju načina rada ljudskog mozga.

U pogledu komputacionih modela, veštački neuron je inspirisan prirodnim neuronima koji primaju signale kroz sinapse pozicionirane na dendritima ili membranama [383]. Onoga trenutka kada signal koji primaju bude dovoljno osetan i prevaziđe određeni prag, neuroni se aktiviraju i emituju signal kroz akson. Ovakvi signali mogu dalje biti poslati drugim sinapsama i aktivirati druge neurone. Veštački neuroni funkcionišu na identičan način, primaju i procesiraju signale preko međusobnih veza, čije su vrednosti obično realni brojevi, a čiji su izlazi predstavljeni kroz izračunavanje neke nelinearne funkcije [384]. Na slici 6 je prikazana struktura veštačkog neurona u opštem slučaju.



Slika 6. Struktura veštačkog neurona, prilagođeno prema [385]

Ulazne signale označavamo kao $x_1, x_2, \dots, x_n$, dok odgovarajuće težine označavamo sa

$w_1, w_2, \dots, w_n$, te se težinska suma net izračunava kako sledi [385]:

$$net = w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_nx_n - \theta$$

Zbog jednostavnosti zapisa, često se prag izražava kao negativna težina, odnosno $\theta = -w_0$, dok se istovremeno uvodi dodatni ulaz $x_0 = 1$. Na taj način dobijamo kraći zapis:

$$net = w_0x_0 + w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_nx_n = \sum_{i=0}^n w_ix_i$$

Na kraju, izlaz y sistema se dobija primenom prenosne funkcije f na net ulaz:

$$y = f(net) = f\left(\sum_{i=0}^n \omega_ix_i\right)$$

Pojedinačno, veštački neuroni predstavljaju singularni element procesiranja i njihova primena nije naročito korisna jer oni generišu skalarni izlaz za pojedinačnu numeričku vrednost koja je jednostavna nelinearna funkcija ulaza [386]. Prava moć ovih metoda leži u adekvatnoj kombinaciji velikog broja ovih jedinica i njihovih organizacija u slojeve, što sačinjava srž koncepcije veštačkih neuronskih mreža. Ovi pristupi ne rešavaju probleme striktno u matematičkom smislu, već demonstriraju karakteristike procesiranja informacija koje aproksimiraju rešenje za zadat problem [387]. Veštačke neuronske mreže se pretežno primenjuju u mapiranju kompleksnih nelinearnih funkcija, rešavanju problema klasifikacije, prepoznavanja obrazaca, itd. Ove mreže na kojima je zasnovano duboko učenje – podskup metoda mašinskog učenja, čija je najčešća forma u obliku višeslojne neuronske mreže, su u stanju izdvajaju kompleksne atribute iz višedimenzionalnih podataka i upotrebe ih u razvoju modela koji na osnovu zadatih ulaza povezuju izlaze [388]. Ova vrsta učenja ima prednosti u odnosu na druge metode pre svega zbog mogućnosti procesiranja velikog broja podataka. U domenu e-učenja, ovakvi modeli se koriste primarno za modelovanje aktivnosti učenika zasnovanih na podacima iz okruženja za e-učenje u vidu log podataka.

2.4.6 Tehnike veštačke inteligencije u predikciji angažovanja učenika

Razmatranje koncepta angažovanja učenika u okruženjima za e-učenje se često povezuje sa detaljima vezanim za njihovu realizaciju aktivnosti učenja. Upravo neki od najbitnijih prediktora za detekciju i merenje angažovanja se zasnivaju na podacima o obrascima interakcija učenika sa različitim obrazovnim aktivnostima. U poslednjih nekoliko godina, modeli za

predikciju angažovanja učenika postali su veoma aktuelna tema kako u literaturi, tako i u praksi. Ovome je doprinela sveopšta primena veštačke inteligencije u raznim obrazovnim kontekstima [30]. Integracija veštačke inteligencije je značajno unapredila razvoj oblasti e-učenja, zahvaljujući širokoj paleti raznovrsnih tehnika koje su u ponudi, a koje su se pokazale korisnim u kontekstima poput razvoja inteligentnih tutorskih sistema, analitike učenja, personalizacije učenja i prediktivnog modelovanja [94, 389-391]. Modeli za predikciju angažovanja učenika mogu biti od koristi nastavnicima ili instruktorima kurseva da pravovremeno detektuju učenike kojima je potencijalno potrebna pomoć i podrška [299]. Primena ovih modela kao alata koji pruža nastavnicima mogućnost da vode učenike kroz celokupan sadržaj kurseva može biti od pomoći pri identifikaciji prioriternih obrazovnih aktivnosti, poput interakcija sa primerima i objašnjenjima, rešavanja izazova i zadataka, kao i odgovaranja na pitanja iz određenih tematskih celina. Razni probabilistički pristupi i algoritmi iz oblasti mašinskog učenja i veštačkih neuronskih mreža se najčešće upotrebljavaju u predikciji angažovanja učenika u okruženjima za e-učenje [27-29, 34, 392, 393]. Kao posebno efikasan pristup u ovoj oblasti pokazale su se veštačke neuronske mreže, zahvaljujući svojoj sposobnosti da modeluju složene, nelinearne obrasce u raznovrsnim skupovima podataka. Na primer, u okviru istraživanja [27] razvijen je inteligentni sistem za predikciju nivoa angažovanja učenika koji je zasnovan na zabeleženim aktivnostima učenja i pružanju povratnih motivacionih informacija. Poređenjem algoritama mašinskog učenja i veštačkih neuronskih mreža, pokazalo se da veštačke neuronske mreže postižu najbolju tačnost i performanse u predikciji angažovanja. Autori rada [56], predložili su model baziran na veštačkim neuronskim mrežama za predikciju angažovanja u onlajn kursevima, u okviru kojeg su izdvajane karakteristike lica učenika, koji su klasifikovani u četiri precizno definisana stanja angažovanja. Rezultati sprovedenog istraživanja sugerišu da ovaj model prevazilazi mnoge postojeće metode upotrebljene za predikciju angažovanja. U istraživanju [394], autori su razvili model za predikciju nivoa angažovanja učenika u okruženjima za e-učenje, upotrebom konvolucionalnih neuronskih mreža. U ovom istraživanju je za potrebe predikcije uvedena eksperimentalna funkcija gubitka, za koju su rezultati pokazali da je efikasnija u poređenju sa tradicionalnim funkcijama gubitka.

Kako bi se identifikovale precizne metrike za uspešnu predikciju angažovanja učenika, potrebno je razmotriti indikatore koji omogućavaju uvid u ponašanje i interakcije učenika sa dizajnom učenja u okruženjima za e-učenje. Ovo je ključni korak u mapiranju njihovog profila angažovanja i uparivanju sa odgovarajućim nivoima angažovanja. Kategorizacija angažovanja po

nivoima je fundamentalan korak koji obezbeđuje precizno predstavljanje intenziteta angažovanja koje ispoljava učenik. U literaturi je najčešće angažovanje podeljeno na tri ili četiri nivoa, međutim klasifikacija u većem broju nivoa može pružiti precizniji prikaz angažovanja učenika. Dakle može se zaključiti da su neke od najzastupljenijih metoda za predikciju angažovanja prisutnih u literaturi algoritmi mašinskog učenja i veštačke neuronske mreže, što je objašnjivo njihovom širokom primenom u različitim kontekstima i njihovom mogućnošću rada sa više različitih vrsta prediktora [395]. Pored veoma korisne uloge u kontekstu proširenja funkcionalnosti sistema za e-učenje, kao i za monitoring i detekciju angažovanja učenika u obrazovnom procesu, sprovođenje ovih pristupa može biti izazovno. Problematično je obezbediti kvalitetne podatke i odabrati pouzdane prediktore koji se mogu smatrati preciznim indikatorima angažovanja.

Literatura dakle ističe angažovanje učenika kao bitan faktor koji utiče na uspeh i ishode u okruženjima za e-učenje i generalno ga opisuje kao aktivno stanje koje se ispoljava kroz interakcije učenika sa obrazovnim sadržajem i aktivnostima učenja. Tradicionalni pristupi merenju angažovanja poput samoprocene putem upitnika, iako isplative i pogodne za laku distribuciju, često ne uspevaju da sasvim obuhvate sve aspekte ovog kompleksnog fenomena zbog ograničenja vezanih za subjektivnost, koja predstavlja njihovu glavnu prednost ali i manu. Moderni pristupi koriste egzaktno podatke o ponašanju učenika, te pružaju objektivniji prikaz angažovanja učenika. Međutim, ove metode često zanemaruju učenikove percepcije o svom angažovanju u kontekstu interakcija sa obrazovnim dizajnom. Prema tome, odnos između podataka o ponašanju učenika u okviru okruženja za e-učenje i njihovog angažovanja sa aspektima dizajna učenja i dalje ostaje nedovoljno istražen. Evidentna je potreba za sveobuhvatnim istraživanjima koja inkorporiraju subjektivne percepcije učenika o svom angažovanju i objektivne pokazatelje njihovog ponašanja.

U skladu sa popularnošću primene ovih pristupa u obrazovnim kontekstima, pogotovo u oblasti e-učenja, modeli za predikciju postali su bitna komponenta u procesu identifikacije i reakcije na obrasce angažovanja učenika, omogućavajući personalizovano iskustvo učenja i efektivniju primenu reaktivnih i proaktivnih obrazovnih strategija. Formulacija ciljeva istraživanja u okviru doktorske disertacije zasnovana je na nameri da se unapredi razumevanje angažovanja učenika u okruženjima za e-učenje, kroz identifikaciju ključnih aspekata dizajna koji najviše utiču na ovo stanje i razvije model za predikciju angažovanja učenika zasnovan na njihovim interakcijama, sa ciljem unapređenja obrazovnog dizajna.

3. METODOLOGIJA

Odabir metodoloških okvira u doktorskoj disertaciji uslovljen je prirodom postavljenih ciljeva istraživanja koji se svode na ispitivanje uticaja različitih aspekata dizajna personalizovanog sistema za e-učenje na angažovanje učenika, razvoj modela za predikciju angažovanja upotrebom metoda veštačke inteligencije, pružanje smernica za unapređenja dizajna učenja i predlog nove arhitekture sistema za e-učenje. Izbor metoda se takođe temelji na savremenim naučnim praksama i standardima koji su ustaljeni u oblasti obrazovne tehnologije. Shodno tome, primenjeni metodološki pristup osmišljen je sa ciljem da obezbedi pouzdane i validne uvide koji mogu doprineti razumevanju angažovanja učenika u okruženjima za e-učenje, što predstavlja ključni korak u dizajniranju efektnih obrazovnih iskustava. Metode koje su primenjene sistematski se mogu podeliti na faze istraživanja, koje zajedno čine sveobuhvatan okvir za prikupljanje, analizu i tumačenje podataka u funkciji realizacije ciljeva istraživanja. U okviru sprovedene metodologije izdvajaju se tri komplementarne faze.

Prva konceptualno-teoretska faza obuhvatala je planiranje istraživanja kroz precizno određivanje njegovog cilja, potrebe i opravdanosti. U okviru ove faze definisani su koraci razvoja eksperimenta, odabran je odgovarajući dizajn istraživanja i izvršena je selekcija instrumenta za merenje angažovanja u okruženjima za e-učenje.

Potom je usledila druga tehnička faza u kojoj je sproveden eksperiment kroz prikupljanje i analizu podataka iz ankete i sistema za personalizovano e-učenje programiranja. Primenjene su statističke analize u vidu deskriptivne analize, neparametarskih i post-hoc testova, koje su imale za cilj da identifikuju veze između subjektivnih percepcija i objektivnih indikatora angažovanja studenata. Sve ovo je postavilo temelje za razvoj modela za predikciju nivoa angažovanja učenika upotrebom veštačkih neuronskih mreža, koji se takođe odvio u okviru ove faze.

Treća faza se odnosila na proces sinteze nalaza sa ciljem formulisanja konkretnih smernica za dizajn personalizovanih okruženja za e-učenje. U ovoj fazi, razmotreni su uvidi dobijeni kroz statističke analize, kao i rezultati prediktivnog modelovanja. Na osnovu identifikovanih obrazaca, i utvrđenih faktora koji doprinose višem nivou angažovanja učenika, predložene su smernice koje su operacionalizovane putem razvoja arhitekture personalizovanog sistema za e-učenje programiranja sa podrškom angažovanju učenika. U narednim sekcijama biće predstavljeni detaljni koraci sprovedenog istraživanja

3.1 Dizajn istraživanja

Sprovedeno istraživanje pripada kategoriji mešovito istraživačkog dizajna (eng. *Mixed-methods research design*), pri čemu se kvantitativna analiza fokusirala na odnos angažovanja studenata i njihovih interakcija u okviru sistema za e-učenje, kao i na primenu pristupa veštačke inteligencije za predikciju nivoa angažovanja, kako bi se odgovorilo na postavljene ciljeve istraživanja. Kvalitativni podaci bili su usmereni na fokus grupu koja je bila formirana isključivo radi pregledanja i unapređivanja stavki instrumenta. Uloga fokus grupe bila je da proceni jasnoću, relevantnost i primerenost stavki u kontekstu e-učenja programiranja, pri čemu su povratne informacije korišćene iterativno za poboljšanje validnosti upitnika pre njegove primene.

Primenjen je metodološki utemeljen pristup zasnovan na smernicama i preporučenim istraživačkim praksama u oblasti obrazovne tehnologije [396]. Imajući u vidu da je fokus doktorske disertacije usmeren na ispitivanje karakteristika koje utiču na angažovanje studenata u okruženjima za e-učenje, istraživanje je usklađeno sa konceptualnim okvirom predstavljenim u [397] koji tehnologiju percipira kao značajan faktor koji utiče na angažovanje. Ovo je konkretno realizovano kroz razmatranje implikacija koje se odnose na podsticanje angažovanja studenata putem obrazovne tehnologije, uz praktično ispitivanje aspekta interakcije između studenata i personalizovanog sistema za e-učenje. Pored toga, kako se istraživanje bavi predikcijom nivoa angažovanja studenata, osnovni metodološki okviri dopunjeni su savremenim istraživačkim pristupima iz oblasti modelovanja veštačkih neuronskih mreža [35]. To je postignuto sistematskom praćenjem preporučenih procedura u ovoj oblasti [398], čime je unapređena pouzdanost i efikasnost istraživačkih aktivnosti u okviru disertacije.

3.2 Učesnici

Populacija učesnika istraživanja obuhvata sve studente prve godine osnovnog nivoa studija informacionih tehnologija na Univerzitetu jugoistočne Norveške (eng. *University of South-Eastern Norway*) koji su bili upisani na kurs objektno-orijentisanog programiranja tokom perioda jesenjeg semestra 2022. godine. Učešće je bilo zasnovano na upisu na kurs, jer je cilj bio da se uključi celokupan uzorak populacije kako bi se obezbedila primenjivost rezultata u širem kontekstu. Nisu korišćeni dodatni kriterijumi selekcije. U eksperimentu je učestvovalo ukupno 45 studenata starosti između 20 i 27 godina, gde je zastupljenost polova u uzorku bila raspoređena prema odnosu

71,11% muškarci – 28,89% žene. Svi učesnici su prethodno bili detaljno informisani o ciljevima i prirodi procedura, nakon čega su dali saglasnost za učešće u istraživanju.

3.3 Kurs

U okviru ovog jednosemestralnog kursa, koji se fokusirao na podučavanje programskog jezika Java studentima prve godine, pored regularnog odvijanja nastave - predavanja i laboratorijskih vežbi, uveden je sistem za e-učenje programiranja kako bi dopunio pisane materijale i tradicionalne aktivnosti učenja. Studenti su bili podstaknuti da koriste ovaj sistem kako tokom laboratorijskih vežbi, tako i kod kuće, kako bi unapredili svoje obrazovno iskustvo.

Shodno tome da je sistem u okviru kursa korišćen kao dopuna tradicionalnoj nastavi putem digitalnog asinhronog obrazovnog sadržaja, celokupan dizajn kursa imao je karakteristike kombinovanog učenja (eng. *Blended learning*), koje objedinjuje prednosti nastave uživo i fleksibilnosti učenja na daljinu. Tokom eksperimentalnog perioda, odgovornosti instruktora kursa uključivale su motivisanje studenata da koriste sistem za personalizovano e-učenje programiranja i obezbeđivanje njegove efikasne integracije u okvire kursa kako bi se kod studenata poboljšalo razumevanje koncepata objektno-orijentisanog programiranja.

Ovaj kurs izabran je zbog svoje interaktivne prirode usmerene ka rešavanju problema, koja je svojstvena učenju oblasti poput programiranja. Takvi kursevi obično obiluju tragovima učenja koji se mogu pratiti i zahtevaju kontinuiran trud i učestalu interakciju sa nastavnim sadržajem, što ih čini pogodnim okruženjem za proučavanje obrazaca angažovanja u scenarijima e-učenja. Ove karakteristike su u skladu sa distinktivnim odlikama Science, Technology, Engineering, and Mathematics (STEM) obrazovanja, koje naglašava rešavanje problema i praktične pristupe, a što je naročito pogodno za generisanje podataka o učenicima potrebnih za razvoj efikasnih prediktivnih modela.

3.4 Platforma

Sistem za personalizovano e-učenje programiranja pod nazivom ProTuS¹ primenjen je kao suplementarno sredstvo u cilju poboljšanja iskustva učenja u okviru sprovedenog kursa. Ovaj

¹ <https://protus.idi.ntnu.no/protusapplication/>

sistem za e-učenje koristio je asinhroni format učenja, omogućavajući studentima da pristupe personalizovanom sadržaju, kako tokom laboratorijskih vežbi, tako i samostalno, u vreme koje im najviše odgovara.

ProTuS sistem nudi strukturisan skup aktivnosti učenja osmišljenih da unaprede razumevanje osnovnih objektno-orijentisanih pojmova u programskom jeziku Java. Njegov sadržaj je organizovan u 20 različitih tematskih celina usklađenih sa kurikulumom kursa, od kojih svaka obuhvata tri tipa aktivnosti učenja: interaktivne primere, izazove u kodiranju i zadatke. Studentima je bilo omogućeno da slobodno istražuju tematske celine i da se angažuju sa sadržajem po sopstvenom izboru.

Java functions

Pre-test Post-test Guidelines

Explanation Examples Challenges Coding exercises

Function calls are used to utilize a block of code that has already been written. The word *method* is used for functions in object-oriented languages. Functions are often created to perform specific calculations or tasks, and do not necessarily need to see the calculation in a larger context.

Parameters/Arguments (used interchangeably)
A function can accept 0 or more parameters. Parameters are values that the function "requires" in order to be executed. The function treats these values as variables that can/must be used throughout the execution of the code.
- If you want to use the sine function within mathematics, it requires a parameter (e.g. *pi* or *0*) in order to be able to give an answer. (*Pi* or *0* will then be the specific value the sine function uses in the calculation(s))

Return value
When a function is executed, it can return a value, which often tells something about the execution of the function.
- If you want to use the sine function in mathematics, the answer you get after giving the function an argument is called *the return value* of the function.

Note! In object-oriented programming, methods can also return object references

Declaration
Functions can be declared in different ways, and vary from language to language.

Function declaration in python

```
## Function that checks if a given value is less than twenty
def isLessThanTwenty(num):
    if (num < 20):
        return true
    ## Return defines that the function is finished
    ## Remaining code is not executed
    return false
```

In Python, it is worth noting that we neither declare the return type of the function, nor the data type of the parameters.

Function declaration in java

```
// Function that checks if a given integer is less than twenty
boolean isLessThanTwenty(int num) {
    if(num < 20) {
        return true;
        // Return defines that the function is finished
        // The remaining code is therefore not executed
    }
    return false;
}
```

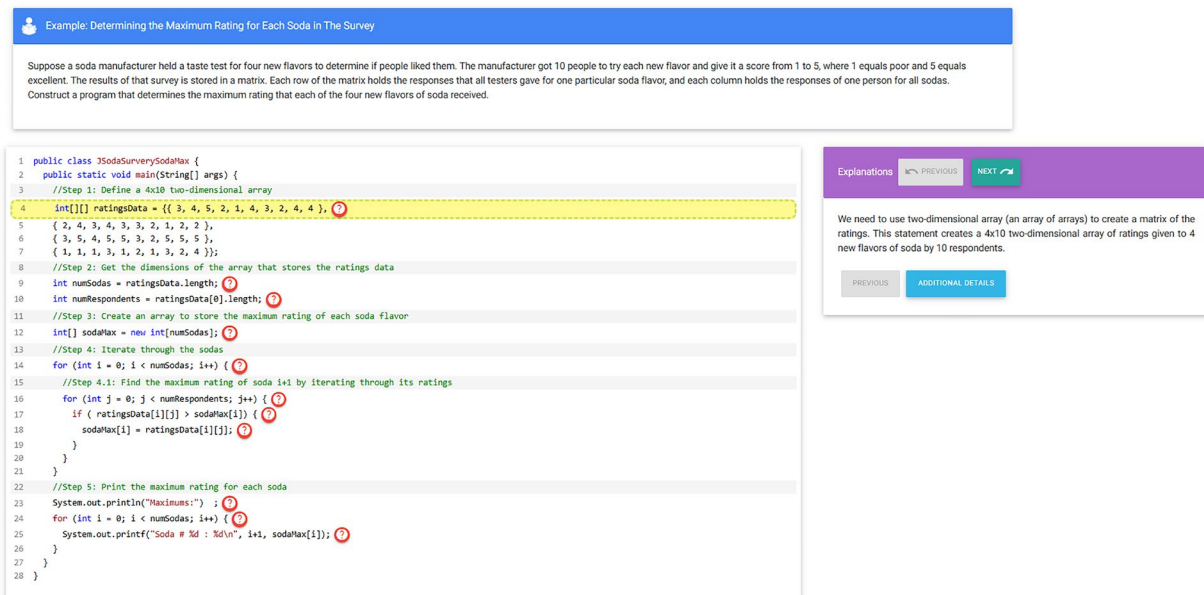
In java, we must declare both the return type, which here is boolean, and the data type of the parameters.

Slika 7. Sadržaj za čitanje u okviru sistema ProTuS

Na slici 7 prikazan je interfejs sekcije sa materijalima za učenje u navedenoj tematskoj celini. Sadržaj za čitanje, koji je osmišljen da bude inicijalni korak u kontekstu interakcije sa aktivnostima učenja, imao je za cilj da unapredi znanje studenata iz oblasti objektno-orijentisane paradigme u Java programskom jeziku. U okviru ovih materijala sadržana su fundamentalna teoretska razmatranja odabranog koncepta, kao i detaljni prikazi i poređenja sintakse, uključujući način pisanja naredbi, strukturu izraza i razlike u primeni pojedinih konstrukcija u zavisnosti od konteksta.

Primeri su sadržali interaktivna objašnjenja osnovnih Java konceptata i odnosili su se na

konstrukciju koda (eng. *Program Construction Examples – PCEX*), a imali su za cilj da podrže studente u procesu sticanja veština programiranja. Sadržaj ove aktivnosti učenja započinjao je primerom u kojem je korak po korak objašnjeno rešenje određenog problema, uz dodatne opise za svaku liniju koda, koji su bili skriveni dok student ne odluči da ih prikaže klikom. Slika 8 demonstrira strukturu interaktivnih primera.



Slika 8. Struktura interaktivnih primera u sistemu ProTuS

U odabranoj sekvenci resursa, izazovi kodiranja su predstavljeni nakon primera, kako bi studenti odmah primenili stečeno znanje u rešavanju konkretnog programerskog problema. Svaki izazov predstavljao je problem identične tematike kao primer koji je student prethodno pregledao, pri čemu se dizajn aktivnosti sastojao od prevlačenja i postavljanja ponuđenih fragmenata koda na praznine u odgovarajućim linijama koda. Za svaki izazov studentima su bile dostupne neposredne povratne informacije i nagoveštaji u vidu preciznih smernica koje su im pomagale da razumeju greške, koriguju rešenja i usmere svoje razmišljanje ka tačnom odgovoru. Slika 9 prikazuje dizajn izazova kodiranja.

Challenge: Determining the Average Rating for Each Soda in The Survey

Suppose a soda manufacturer held a taste test for four new flavors to determine if people liked them. The manufacturer got 10 people to try each new flavor and give it a score from 1 to 5, where 1 equals poor and 5 equals excellent. The results of that survey is stored in a matrix. Each row of the matrix holds the responses that all testers gave for one particular soda flavor, and each column holds the responses of one person for all sodas. Construct a program that determines the average ratings that respondents provided to four new flavors of soda.

Drag a tile to each missing field to construct this program.

```

1 public class JSodaSurveySodaAvg {
2     public static void main(String[] args) {
3         //Step 1: Define a 4x10 two-dimensional array
4         int[][] ratingsData = {{ 3, 4, 5, 2, 1, 4, 3, 2, 4, 4 },
5                                { 2, 4, 3, 4, 3, 3, 2, 1, 2, 2 },
6                                { 3, 5, 4, 5, 5, 3, 2, 5, 5, 5 },
7                                { 1, 1, 1, 3, 1, 2, 1, 3, 2, 4 }};
8         //Step 2: Get the dimensions of the array that stores the ratings data
9         int numSodas = ratingsData.length;
10        int numRespondents = ratingsData[0].length;
11        //Step 3: Create an array to store the sum of rating of each soda flavor
12
13        //Step 4: Iterate through the sodas
14
15        //Step 4.1: Calculate the sum of the ratings for the soda i+1
16
17
18    }
19 }
20 //Step 5: Calculate and print the average rating for each soda
21 System.out.println("Averages:");
22 for (int i = 0; i < numSodas; i++) {
23     System.out.printf("Soda # %d : %.2f\n", (i+1), (double) sodaSum[i]/numRespondents);
24 }
25 }
26 }

```

Drag a tile from here

CHECK

```

for (int j = 0; j < numSodas; j++) {
    sodaSum[i] = ratingsData[i][j];
    sodaSum[i] += ratingsData[i][j];
}
int[] sodaSum = new int[numSodas];
for (int i = 0; i < numRespondents; i++) {
    int[] sodaSum = new int[numSodas-1];
    sodaSum[j] = ratingsData[i][j];
}
for (int i = 0; i < numSodas; i++) {

```

Slika 9. Izazovi kodiranja u sistemu ProTuS

Na kraju, vežbe kodiranja zahtevale su od studenata da napišu potpuno novi kod ili da dopune postojeći kako bi ostvario jasno definisan cilj iz opisa zadatka. Onog trenutka kada su studenti predali kod na ocenjivanje, on je bio evaluiran pomoću testova posebno osmišljenih za dati problem, nakon čega im je pružena automatizovana povratna informacija o tačnosti rešenja, kao i o eventualnim sintaksnim i izvršnim greškama, uz precizno navođenje linija koda na kojima su se te greške pojavile. Na slici 10 je prikazan primer vežba kodiranja. Sistem je pratio celokupan proces rešavanja vežbi kodiranja uključujući specifične aspekte poput ocene predatih kodova i potrebnog vremena za rešavanje ove aktivnosti učenja.

Studentima su bile preporučivane vežbe kodiranja za koje je sistem procenio da su prikladne, na osnovu njihove demonstrirane veštine programiranja i obrasca interakcije u okviru kojeg su bili angažovani, u odnosu na stepen složenosti same vežbe. Nakon toga, studenti su mogli da biraju između preporučene vežbe i drugih vežbi koje u tom trenutku nisu bile preporučene, ali su bile dostupne u okviru sistema. Ukoliko bi studenti rešili kompleksniju vežbu, mogli su da osvoje više poena za bolje rangiranje, dok su za izbor lakše vežbe dobijali manji broj poena. Tema se smatrala završenom kada bi student uspešno rešio bar jednu takvu vežbu kodiranja. Celokupni dizajn sistema bio je usmeren ka učenju zasnovanom na primerima i interaktivnim aktivnostima, kako bi se podstaklo aktivno angažovanje i ovladavanje ključnim konceptima.

Objects and Classes 4



Assume that we have a class called `Box` that contains instance data that represents the height, width, and depth of the box. The `Box` constructor accepts and initializes the height, width, and depth of the box. Complete the following `Box` class by writing a `toString` method that returns a one-line description of the box.

E.g. 1: if the height is 1, width is 3, and depth is 5, the `toString` method returns "[1.0,3.0,5.0]".

E.g. 2: if the height is 4.4, width is 5.4, and depth is 1.2, the `toString` method returns "[4.4,5.4,1.2]".

```
1 public class Box {  
2     private double height;  
3     private double width;  
4     private double depth;  
5  
6     public Box(double height, double width, double depth) {  
7         this.height = height;  
8         this.width = width;  
9         this.depth = depth;  
10    }  
11    // TODO: add the toString method here  
12  
13  
14  
15  
16  
17 }
```

[Submit](#)

Slika 10. Primer vežbe kodiranja u sistemu ProTuS

Mehanizam za preporučivanje sadržaja koji ovaj personalizovani sistem za e-učenje programiranja koristi se temelji na Elo algoritmu, preciznije na Elo-rejting metodi za procenjivanje znanja studenta i preporučivanje vežbi kodiranja shodno njihovom nivou stručnosti iz navedene oblasti [399]. Ova metoda uzima u obzir da se ishodi učenja u određenim scenarijima ne mogu vrednovati isključivo binarnim vrednostima, poput tačnog ili netačnog rešenja vežbe kodiranja, jer je kompleksne i nijansirane etape učenja teško pojednostaviti na takav način. Svako rešenje može biti evaluirano iz različitih aspekata, kao što su efikasnost koda, broj pokušaja i vreme potrebno za rešavanje zadatka, što uvodi dodatnu složenost u sam proces ocenjivanja [399]. U ovom kontekstu, Elo-rejting metoda je korisna jer ne pravi nikakve pretpostavke i može da modelira veštine koje se menjaju tokom vremena i procesa učenja [400].

3.5 Instrument za merenje angažovanja

Instrumenti poput mera samoprocene predstavljaju jedan od fundamentalnih pristupa za identifikaciju subjektivne percepcije učenika o procesu učenja, dizajnu kursa, interakciji sa obrazovnim sadržajem i celokupnom napretku u učenju [401]. U okviru doktorske disertacije, proces odabira odgovarajućeg standardizovanog instrumenta za merenje angažovanja učenika u okruženjima za e-učenje odvijao se kroz nekoliko faza, počevši od pregleda literature na ovu temu, preko pribavljanja stručnog mišljenja o prikladnosti izjava, do evaluacije pouzdanosti instrumenta. Kako bi se odabrao adekvatan instrument, prvo je izabrana definicija koja odgovara kontekstu istraživanja i definiše angažovanje učenika kao napor koji učenici ulažu kako bi stimulisali svoju posvećenost učenju, podstaknuti aktivnom interakcijom sa obrazovnim sadržajem i ispunjavanjem zadataka usklađenih sa njihovim ciljevima učenja [8]. Iako predstavlja tradicionalnu metodu merenja angažovanja, instrument je morao biti posebno prilagođen za upotrebu u okruženjima za e-učenje, preciznije za kontekst tutorskog sistema za učenje programiranja, kako bi se osiguralo da specifični aspekti povezani sa učenjem programiranja budu adekvatno obuhvaćeni.

Važno je ispitati kako studenti vrše interakcije sa sadržajem sistema i koliko su angažovani u procesu usavršavanja svojih programerskih veština u ovom kontekstu [402]. Takođe, za razliku od nekih drugih šire definisanih disciplina, učenje programiranja zahteva primenu praktičnog pristupa, najčešće u obliku konkretnih zadataka, poput kodiranja i rešavanja izazova. Merenje angažovanja učenika u ovakvim specifičnim aspektima može biti zanemareno od strane generičkih standardizovanih instrumenata za merenje angažovanja [403]. Fokusiranjem na učenje programiranja u okruženju za e-učenje možemo ispitati kako ponašanje studenata utiče na njihovo angažovanje, kao i kako optimizovati dizajn učenja i proces razvoja strateških veština. Pored toga, istraživanje angažovanja u ovom kontekstu pomaže u identifikaciji korisnih pedagoških intervencija i pristupa koji mogu poboljšati celokupno iskustvo učenja u kontekstima digitalnog obrazovanja. Prema saznanjima zasnovanim na sveobuhvatnom pregledu literature, ne postoji standardizovani instrument za merenje angažovanja u okruženjima za e-učenje fokusiranim na učenje programiranja, zbog čega je postojeći validirani upitnik ažuriran kako bi se adresirali specifični izazovi u merenju nivoa angažovanja učenika sa interaktivnim aspektima tih okruženja [404]. Nakon detaljnog pregleda relevantne literature [17, 355, 405, 406] i na osnovu dobijenih uvida, doneta je odluka da se prilagodi instrument Online Engagement Scale (OSE) prema

specifičnom kontekstu sprovedenog istraživanja [17]. Ovaj upitnik je izabran jer pouzdano pruža korisne uvide u angažovanje, ali i u perspektive studenata u vezi sa interakcijom sa različitim aspektima scenarija e-učenja. Određene modifikacije bile su neophodne kako bi se instrument prilagodio, i omogućilo otkrivanje aspekata dizajna koji utiču na angažovanje studenata pri korišćenju okruženja za e-učenje programiranja. Kontekst određenih stavki iz originalne ankete morao je biti prilagođen, dok su pojedine stavke morale biti dodate kako bi se obuhvatile aktivnosti vezane za programiranje, kao što su pokrivanje tema, interakcija sa primerima, rešavanje izazova kodiranja i reagovanje na povratne informacije sistema. Ove modifikacije su izvršene u skladu sa opravdanom praksom i zasnovane na sveobuhvatnom pregledu literature, mišljenjima stručnjaka iz oblasti i testiranju upitnika [406].

Fokus grupa koju su činila dva eksperta za obrazovnu tehnologiju i tri onlajn instruktora evaluirala je i prilagodila stavke kako bi se osigurala jasnoća, relevantnost i preciznost formulacija. U fazi preliminarnog testiranja, radna verzija upitnika je data uzorku potencijalnih učesnika, a prikupljene povratne informacije bile su ključne za identifikaciju nejasnoća i potencijalno zbunjujućih stavki. Ove povratne informacije omogućile su autorima da razumeju moguća tumačenja stavki i identifikuju one koje zahtevaju dodatna pojašnjenja, pružajući dragocene uvide za dalju doradu ankete [406]. Finalni upitnik sadržao je 27 izjava, pri čemu su odgovori učesnika prikupljeni putem Likertove skale od 5 stepeni. U tabeli 34 je prikazana finalna forma instrumenta za merenje angažovanja distribuiranog studentima.

Kako bi se dodatno evaluirala prikladnost i pouzdanost instrumenta, sprovedena je deskriptivna analiza u okviru koje su proverene vrednosti aritmetičke sredine, standardne devijacije, koeficijenta asimetrije i koeficijenta zaobljenosti. Pored toga, ispitana je vrednost Kronbah alfa koeficijenta. Radi bolje preglednosti, stavke skale su kodirane sekvencijalnim numerisanjem na osnovu njihovog redosleda u anketi.

3.6 Prikupljanje podataka

U svrhe istraživanja sprovedenog u okviru doktorske disertacije podaci su prikupljeni iz dva izvora. Ovi izvori su obuhvatili podatke studenata prikupljene putem instrumenta za merenje angažovanja i log podatke iz sistema za personalizovano e-učenje programiranja - ProTuS-a. Kombinovanjem ovih kolekcija podataka omogućeno je dublje razumevanje angažovanja učenika

u okruženjima za e-učenje i povezivanje subjektivnih i objektivnih indikatora angažovanja.

3.6.1 Prikupljanje podataka putem instrumenta za merenje angažovanja

Prvi izvor podataka činili su podaci samoprocene studenata o sopstvenom angažovanju prikupljeni pomoću validnog upitnika za merenje angažovanja u scenariju e-učenja. Upitnik je distribuiran putem mejla na kraju semestra i uključivao je podatke o nivou angažovanja studenata u personalizovanom sistemu za e-učenje programiranja, kao i osnovne demografske informacije ispitanika (uzrast, pol).

Upitnik je korišćen za procenu različitih aspekata angažovanja, uključujući interakcije sa nastavnim sadržajem, učestalost i intenzitet aktivnosti u okviru kursa, kao i subjektivnu percepciju upotrebljivosti sistema za e-učenje. Podaci prikupljeni ovim putem omogućili su da se stekne uvid u to kako studenti sami ocenjuju svoje angažovanje i kako ga doživljavaju u kontekstu e-učenja.

3.6.2 Prikupljanja podataka iz sistema za personalizovano e-učenje

Drugi izvor podataka obuhvatao je objektivne tragove o interakcijama studenata sa ProTuS sistemom. Sistem je beležio različite parametre angažovanja učenika, uključujući vreme provedeno u radu sa sistemom, broj pokušaja rešavanja zadataka, učestalost pristupa materijalima i nivo uspešnosti u rešavanju programerskih izazova.

Sistem je bio dostupan tokom celog semestra, omogućavajući studentima da samostalno vežbaju kodiranje u bilo kom trenutku. Ovi podaci su služili kao ključni pokazatelji angažovanja, pružajući objektivne informacije o načinu i intenzitetu korišćenja sistema. Log podaci su dopunili rezultate ankete, omogućavajući sveobuhvatniju analizu angažovanja učenika, posebno u vezi sa njihovim stvarnim ponašanjem u interaktivnom okruženju za e-učenje.

3.6.3 Strukturiranje i anonimizacija podataka

Kako bi se očuvala privatnost učesnika, svi prikupljeni podaci su anonimizovani pre analize. Svakom učesniku dodeljen je institucionalni identifikacioni broj, koji je zatim zamenjen sekvencijalnim brojevima, čime je obezbeđeno da podaci ostanu anonimni. Podaci iz ankete i log podaci iz sistema su povezani na osnovu ovih anonimnih identifikatora, što je omogućilo analizu

odnosa između subjektivnih i objektivnih mera angažovanja. Ova kombinacija podataka formirala je osnovu za dalju analizu, omogućavajući dublje razumevanje faktora koji utiču na angažovanje učenika u e-učenju i identifikaciju potencijalnih poboljšanja u dizajnu nastavnih aktivnosti i tehnoloških rešenja.

3.6.4 Varijable

Sve promenljive osim `student_engagement_score` dobijene su iz sistema ProTuS i predstavljaju objektivne mere ponašanja studenata u okruženju za e-učenje. Sve promenljive su *ratio* (eng. *Ratio*) tipa, osim `final_grade`, koja je ordinalna. Tabela 4 prikazuje sve varijable dostupne u ovom istraživanju i opis aktivnosti učenja na koje se odnose.

Tabela 4. Varijable izdvojenih iz ProTuS sistema

Ime varijable	Opis aktivnosti učenja
<code>topics_covered</code>	Broj tema iz kursa koje je student obradio. Tema se smatra obrađenom ako je bar jedna vežba kodiranja rešena u okviru te teme.
<code>pcex_topics_covered</code>	Bar jedan izazov je rešen u okviru određene teme.
<code>question_attempts_success</code>	Broj uspešnih pokušaja na pitanjima.
<code>question_success_rate</code>	Procenat uspešnosti - odnos tačno odgovorenih prema ukupno pokušanim pitanjima.
<code>example_lines_actions</code>	Ukupan broj interakcija u okviru primera.
<code>activity_cell_clicks</code>	Klikovi na sadržaje unutar sistema.
<code>total_durationseconds</code>	Ukupno vreme provedeno u sistemu tokom jedne sesije.
<code>final_grade</code>	Konačna ocena na kursu, u rasponu od 1 do 5 (1 – E, 2 – D, 3 – C, 4 – B, 5 – A).

Promenljiva `student_engagement_score` potiče iz ankete o angažovanju studenata i takođe je ordinalna, jer meri angažovanje na skali sa uzastopnim vrednostima.

3.7 Analiza podataka

Analiza podataka u okviru doktorske disertacije može se podeliti na tri segmenta, pri čemu se svaki segment fokusirao na različite aspekte podataka, osiguravajući sveobuhvatno razumevanje odnosa između angažovanja studenata i njihovih aktivnosti u sistemu za učenje. Prvi segment analize bavio se obradom podataka prikupljenih putem ankete, koja je korišćena za merenje angažovanja studenata. Za analizu ovih podataka korišćen je softver IBM SPSS Statistics 27, koji

omogućava širok spektar statističkih analiza, uključujući deskriptivne statistike i testove pouzdanosti. U prvom koraku analizirane su deskriptivne karakteristike podataka za svaku stavku upitnika. Posebna pažnja posvećena je vrednostima standardne devijacije kako bi se utvrdilo u kojoj meri odgovori ispitanika variraju. Pored toga, ispitane su ključne mere centralne tendencije – srednja vrednost, medijana, asimetričnost i zaobljenost – kako bi se sagledala distribucija odgovora i identifikovali eventualni obrasci koji mogu ukazivati na asimetričnost podataka. Ove analize su bile ključne za procenu osetljivosti stavki upitnika u prepoznavanju različitih nivoa angažovanja i za proaktivno smanjenje uticaja eksternih vrednosti (eng. *Outliers*), čime se dodatno osigurala validnost celokupnog instrumenta [142, 407].

Kako bi se kvantifikovali nivoi angažovanja studenata na osnovu upitnika, korišćena je medijalna vrednost odgovora studenata. Medijana je odabrana kao centralna mera jer omogućava stabilnije definisanje nivoa angažovanja u situacijama kada distribucija odgovora nije savršeno normalna. U ovom istraživanju definisano je pet nivoa angažovanja: vrlo nizak nivo angažovanja ($md = 1$), nizak nivo angažovanja ($md = 2$), umeren nivo angažovanja ($md = 3$), visok nivo angažovanja ($md = 4$) i potpun nivo angažovanja ($md = 5$) [408]. Ovakav pristup je opravdan jer se oslanja na pretpostavku da su psihometrijske razlike između tačaka na skali jednake, dok medijana omogućava ravnomernu raspodelu vrednosti u okviru zadatih intervala [408].

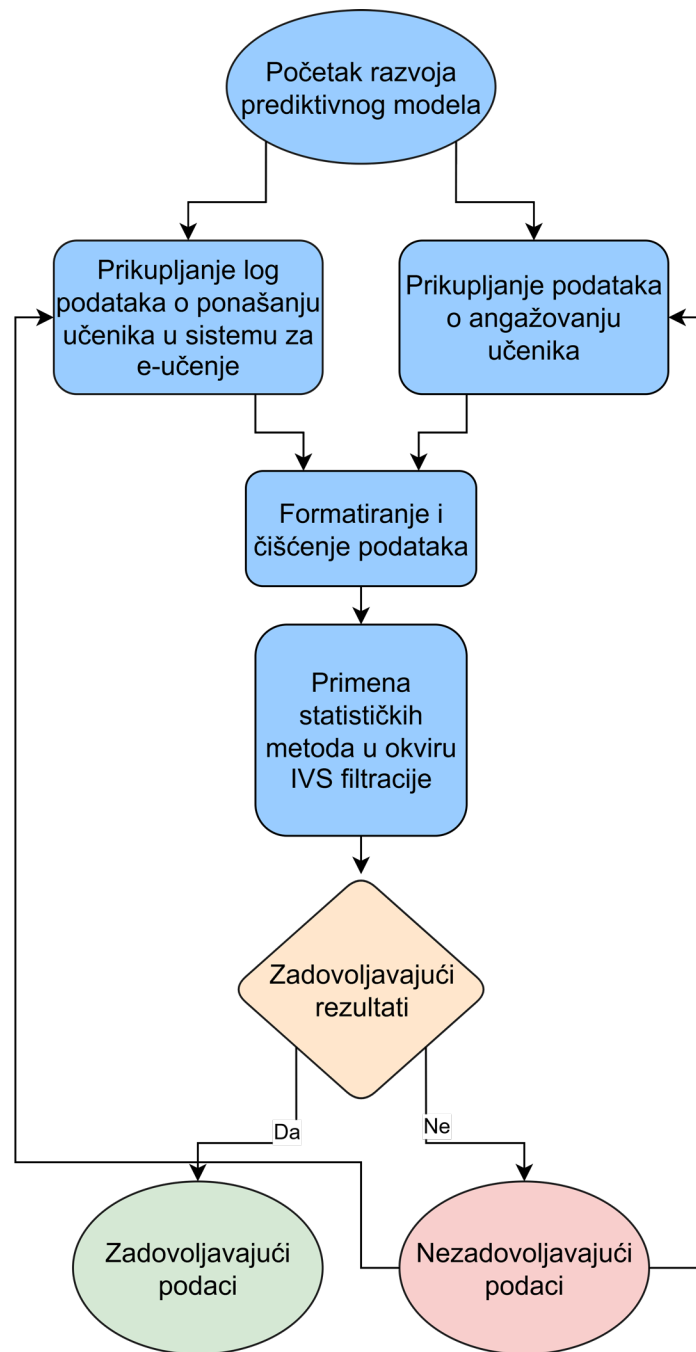
Prilikom interpretacije rezultata primenjena je klasična interpretacija petostepene Likertove skale, koja je široko prihvaćena u istraživanjima koncepta angažovanja. Pouzdanost instrumenta dodatno je proverena primenom Kronbah alfa koeficijenta, čime se osiguralo da upitnik dosledno meri angažovanje studenata i da su stavke dovoljno međusobno povezane kako bi formirale validan instrument za merenje angažovanja.

Drugi segment analize fokusirao se na podatke prikupljene iz sistema ProTuS. Ovaj deo analize imao je za cilj da ispita na koji način različite aktivnosti u sistemu koreliraju sa nivoima angažovanja studenata, izmerenih pomoću upitnika. Prvi korak u analizi podataka iz sistema bio je testiranje normalnosti distribucije ključnih promenljivih korišćenjem Kolmogorov-Smirnov testa [409]. Ovaj test omogućava precizno određivanje da li podaci prate normalnu raspodelu, što je ključno za odabir odgovarajućih statističkih testova i metoda analize. U zavisnosti od rezultata testa, dalje analize su mogle biti parametarske ili neparametarske, čime je osigurano da se izabrane metode precizno prilagode prirodi podataka. Glavni cilj ovih analiza bio je identifikovanje kvalitativnih odnosa između promenljivih i njihova povezanost sa angažovanjem studenata.

Shodno tome da je ciljna promenljiva angažovanje studenata, koja ima više kategorija, bilo je neophodno sprovesti dodatne post-hoc analize. Ove analize omogućile su detaljnije ispitivanje razlika između grupa studenata, u zavisnosti od njihovog nivoa angažovanja. Sve statističke analize sprovedene su na standardnom nivou značajnosti od 5% ($\alpha = 0.05$), što znači da je verovatnoća greške tipa 1 ograničena na 5%. Drugim rečima, postoji 95% verovatnoće da će rezultati testova ostati validni čak i u slučaju proširenja uzorka. Ovo je posebno važno s obzirom na činjenicu da je uzorak ovog istraživanja obuhvatio 45 studenata, što znači da su analize morale biti pažljivo sprovedene kako bi se obezbedila pouzdanost zaključaka. Rezultati analiza podataka iz sistema omogućili su procenu značaja i uticaja log podataka na validnost merenja angažovanja studenata putem ankete. Identifikovanje značajnih korelacija između aktivnosti studenata u sistemu i njihovih rezultata na skali angažovanja predstavljalo je ključni korak za dalju interpretaciju podataka.

3.8 Razvoj modela za predikciju nivoa angažovanja studenata

Postavljajući istraživanje na način opisan u prethodnim potsekcijama, stvoreni su pogodni uslovi za sledeću fazu, koja se odnosila na predikciju nivoa angažovanja studenata. Ovaj deo istraživanja se sastojao od četiri etape koje su obuhvatile čitav razvojni ciklus prediktivnog modela zasnovanog na veštačkim neuronskim mrežama. Slika 11 predstavlja sprovedene korake u prvoj etapi ovog procesa. Kao jedan od početnih koraka u okviru ove etape je prikupljanje objektivnih podataka iz personalizovanog sistema za e-učenje i subjektivnih percepcija učenika o svom angažovanju u okviru sistema tokom eksperimentalnog perioda. Potom, neophodno je bilo izvršiti detaljno čišćenje i filtriranje prikupljenih podataka kako bi se uklonili nedostajući podaci i eventualne ekstremne vrednosti. Svi prethodno sprovedeni statistički testovi, imali su i širu primenu u pripremi podataka za predikcione metode u oblasti klasifikacije. Ovaj proces, poznat kao filtracija promenljivih unutar selekcije ulaznih varijabli (eng. *Input Variable Selection – IVS*), omogućava poboljšanje performansi algoritama veštačke inteligencije. Posebna pažnja posvećena je integraciji metoda IVS sa predikcionim modelima kako bi se omogućila preciznija klasifikacija studenata prema njihovim nivoima angažovanja. Primena automatizovanih IVS tehnika, poput algoritma STEHY-VAS [410], omogućava efikasniju analizu i obradu podataka, smanjujući vreme potrebno za pripremu modela i pojednostavljujući analitičke procese.

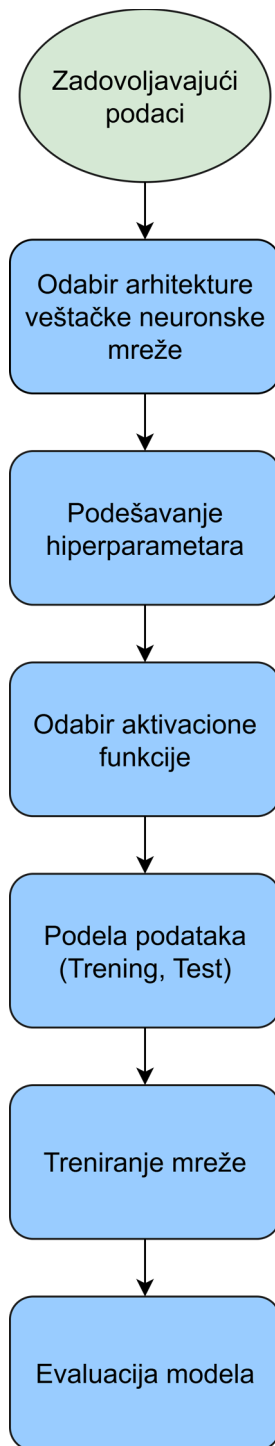


Slika 11. Prva etapa razvoja prediktivnog modela

Međutim, jedan od izazova ovakvog pristupa jeste što različite metode filtracije mogu dovesti do različitih zaključaka, što može uticati na tačnost krajnjih rezultata u zavisnosti od prirode podataka. Ovaj aspekt predstavlja ključnu stavku istraživanja u oblastima analitike učenja i personalizovanog e-učenja, posebno u kontekstu razvoja adaptivnih sistema za podršku učenju zasnovanih na veštačkoj inteligenciji.

Deduktivnim pristupom analizi opserviranih rezultata dobijenih primenom IVS metoda, izvedeni su zaključci koji omogućavaju razumevanje kvaliteta raspoloživih podataka. Kroz pažljivu interpretaciju izlaza svake faze IVS metode, formirana su mišljenja o pouzdanosti, tačnosti i reprezentativnosti podataka, kao i o njihovoj relevantnosti za dalji razvoj prediktivnog modela. Ovo je omogućilo donošenje odluka o tome koji skupovi podataka se mogu smatrati pogodnim za treniranje modela, a koji zahtevaju dodatnu obradu ili isključenje. Ovi nalazi su predstavljaju temelj za izbor optimalnih ulaza i algoritama u narednim fazama modeliranja.

Druga etapa razvoja je bila usmerena na izbor najadekvatnijeg pristupa zasnovanog na tehnikama veštačke inteligencije. Fokus ove faze bio je na eksperimentalnoj evaluaciji različitih algoritama mašinskog učenja sa ciljem identifikacije onih koji su najefikasniji u kontekstu konkretne strukture i karakteristika dostupnih podataka. U okviru ovih eksperimenata, testirane su različite klase algoritama uključujući Naivne Bajesove klasifikatore (eng. *Naive Bayese*), stabla odlučivanja (eng. *Decision tree*) i metode potpornih vektora (eng. *Support Vector Machines*). Iako su ove metode široko primenjivane u različitim domenima, pokazale su ograničene performanse u okviru ovog istraživanja, pre svega zbog složenih i nelinearnih odnosa među varijablama, kao i specifične distribucije podataka. Zbog toga je pažnja usmerena na veštačke neuronske mreže koje su poznate po svojoj sposobnosti da efikasno modeluju kompleksne obrasce u podacima. Implementacija je uključivala arhitekturu veštačke neuronske mreže zasnovanu na algoritmima za optimizaciju na bazi gradijentnog spusta (eng. *Gradient descent algorithm*), uz mehanizme propagacije greške unazad (eng. *Backpropagation algorithm*). Ovo je omogućilo postizanje značajno boljih rezultata u pogledu preciznosti klasifikacije. Na slici 12 prikazani su detaljni koraci razvoja modela u okviru druge etape. Razlog za implementaciju veštačkih neuronskih mreža i pomenutih algoritama zasniva se u njihovoj sposobnosti efikasne optimizacije parametara, smanjenja prenaučivosti, kao i u postizanju dobrih performansi modela u klasifikacionim zadacima, uprkos mogućim ograničenjima podataka, obezbeđujući jednako dobro izbalansirane performanse kako u kontekstu velikih skupova podataka, tako i u scenarijima sa ograničenim uzorcima [35]. Veštačke neuronske mreže predstavljaju moćnu metodu za analizu složenih obrazaca u podacima, čineći ih posebno efikasnim u identifikaciji suptilnih obrazaca angažovanja u okruženjima za e-učenje, koji bi inače mogli ostati neprimećeni.

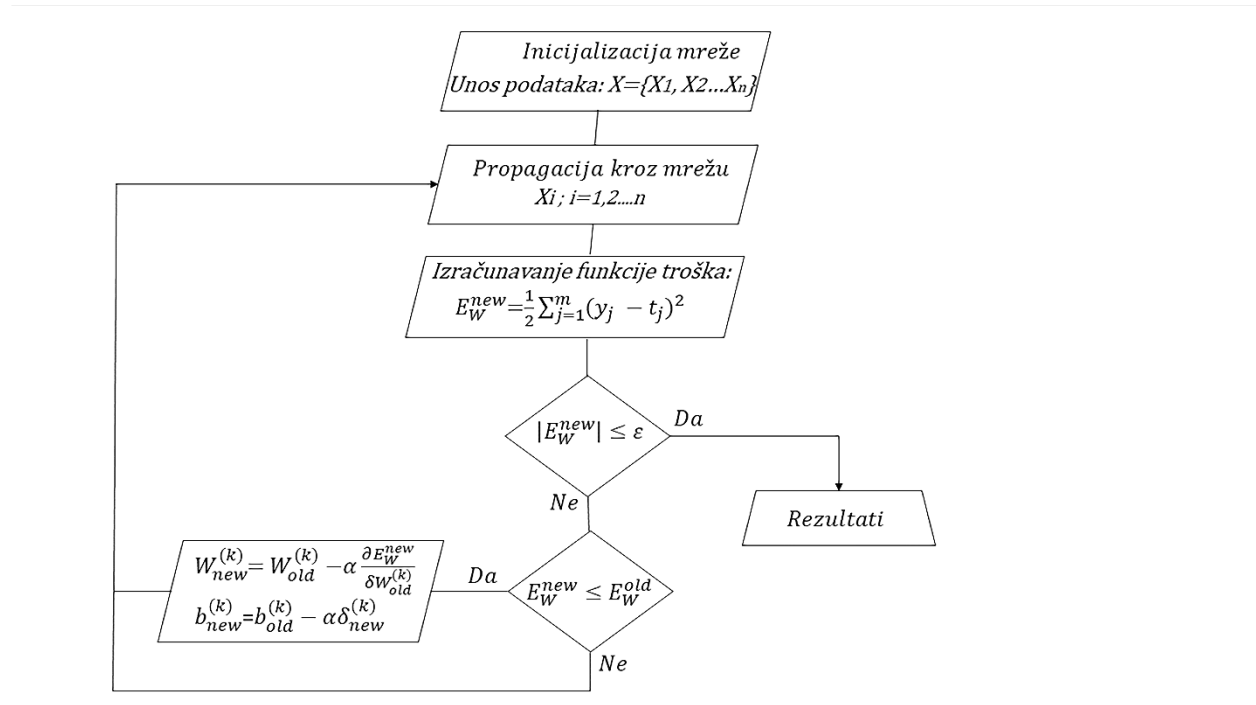


Slika 12. Faza razvoja prediktivnog modela

Takođe, jedan od glavnih razloga za primenu ovog pristupa ogleda se u izuzetnoj fleksibilnosti u odnosu na druge metode veštačke inteligencije, naročito kada je reč o obradi raznovrsnih struktura ulaznih podataka. Dodatno, veštačke neuronske mreže se generalno

prepoznaju kao najefikasniji pristup u klasifikacionim zadacima, u poređenju sa regresionim analizama i predikcijom vremenskih serija. Iz tih razloga, one su izabrane za ovu analizu zbog svoje dokazane sposobnosti da otkriju složene, nelinearne odnose u podacima o angažovanju učenika, koji su često teško uočljivi, čime se dodatno produbljuje analiza.

Algoritmi gradijentnog spusta i propagacije unazad predstavljaju osnovu ovog pristupa, kako istorijski tako i konceptualno, jer su svi savremeni algoritmi veštačkih neuronskih mreža zapravo varijacije ovih metoda. Slika 13 prikazuje detaljnu arhitekturu i tok simulacije primenjene mreže.



Slika 13. Dijagram toka algoritama gradijentnog spusta i propagacije unazad

Ciklus počinje inicijalizacijom neuronske mreže, odnosno generisanjem matrica težina neurona $W^{(k)}$ i praga (bajas) $b^{(k)}$ za svaki k-ti sloj neurona prethodno definisane strukture veštačke neuronske mreže. Početne vrednosti elemenata matrica težina i praga su nasumični brojevi:

$$0 \leq w_{ij}^{(k)} \leq 1, 0 \leq b_i^{(k)} \leq 1$$

Struktura neuronske mreže definisana je njenim neuronskim slojevima i hiperparametrima (konstanta učenja α , broj neurona po sloju, broj epoha itd.) koji su određeni empirijski i numeričkim eksperimentima. Model se sastojao od jednog ulaznog sloja, jednog skrivenog sloja sa 20 neurona i jednog izlaznog sloja sa 5 neurona, dok je konstanta učenja postavljena na $\alpha =$

0.01. Dalje, u opisu algoritma prikazanom na slici 13, komponente vektora X_i predstavljaju ulazne promenljive (podatke za jednog učenika) dobijene iz sistema za e-učenje. Simulacija modela započinje propagacijom ulaznog vektora kroz neuronske slojeve, što rezultira izlaznim vektorom y_i ($i = 1, 2, \dots, m$, gde m predstavlja nivo angažovanja učenika), koji aproksimira stvarnu vrednost y_t dobijenu iz ankete. Dobijene vrednosti izlaznog vektora koriste se za izračunavanje funkcije troška. Težine neurona $W^{(k)}$ i bajasi $b^{(k)}$ za k -ti sloj ažurirani su putem algoritama gradijentnog spusta i propagacije unazad samo u slučaju kada je postignut napredak ka globalnom minimumu hiperpovršine definisane funkcijom troška E_w . Praktično, to znači da se u svakom koraku nove iteracije izračunava funkcija troška:

$$E_w^{new}$$

gde t_j i y_j predstavljaju vrednosti angažovanja učenika dobijene anketom, odnosno nakon propagacije kroz mrežu. Ako važi:

$$E_w^{new} < E_w^{old}$$

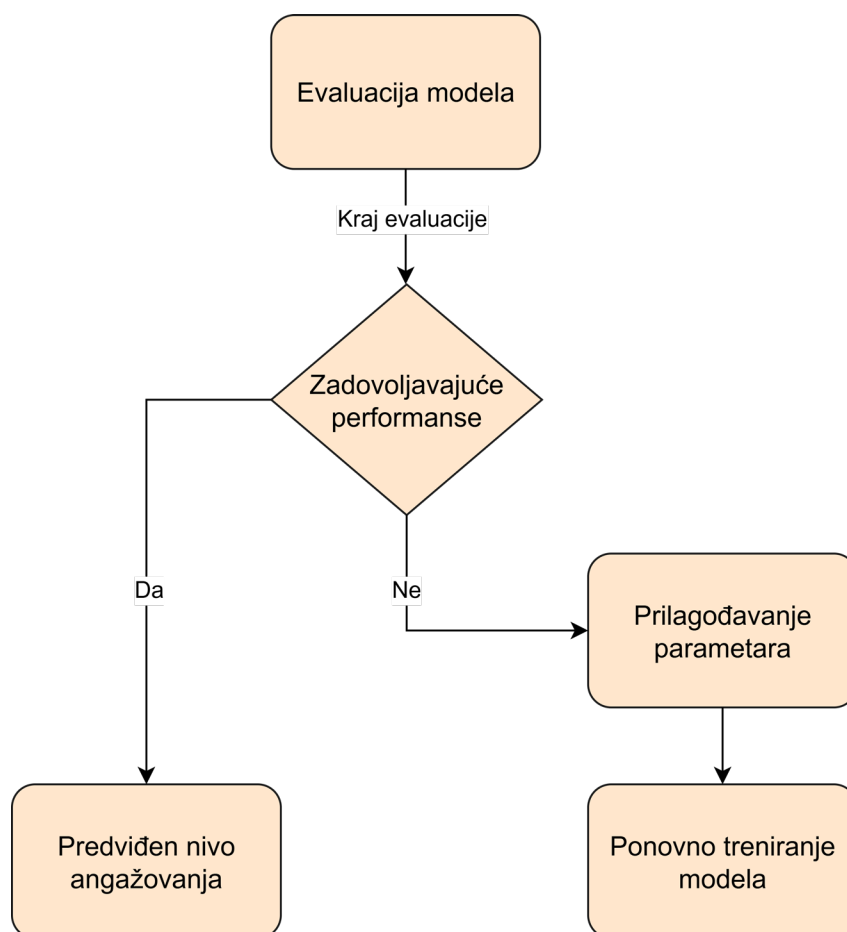
težine neurona i bajasi se ažuriraju. Time se završava jedna iteracija, odnosno epoha i sve se ponavlja sa narednim vektorom, koji se potom propagira kroz mrežu. Algoritam se zaustavlja u dva slučaja: ili kada je ispunjen uslov:

$$E_w^{new} < \varepsilon (\varepsilon \leq 10^{-5})$$

ili nakon 1000 epoha.

Veštačka neuronska mreža je radila u onlajn režimu, koji je tipičan za ovu vrstu algoritama. Ovaj režim rada algoritma je precizniji u odnosu na grupni režim, koji je karakterističan za većinu drugih algoritama i prikladan je za veličinu uzorka korišćenu u ovom istraživanju. Takođe, treba napomenuti da su problemi algoritma propagacije unazad (lokalni minimum i spora konvergencija) rešeni odgovarajućim izborom parametara neuronske mreže. Simulacioni program napisan je u MATLAB-u (verzija 2023b). Za ispitivanje i rangiranje uticaja pojedinačnih prediktora korišćen je algoritam Minimum redundancy maximum relevance (MRMR), koji je pogodan za identifikaciju važnih prediktora u kontekstu klasifikacionih problema.

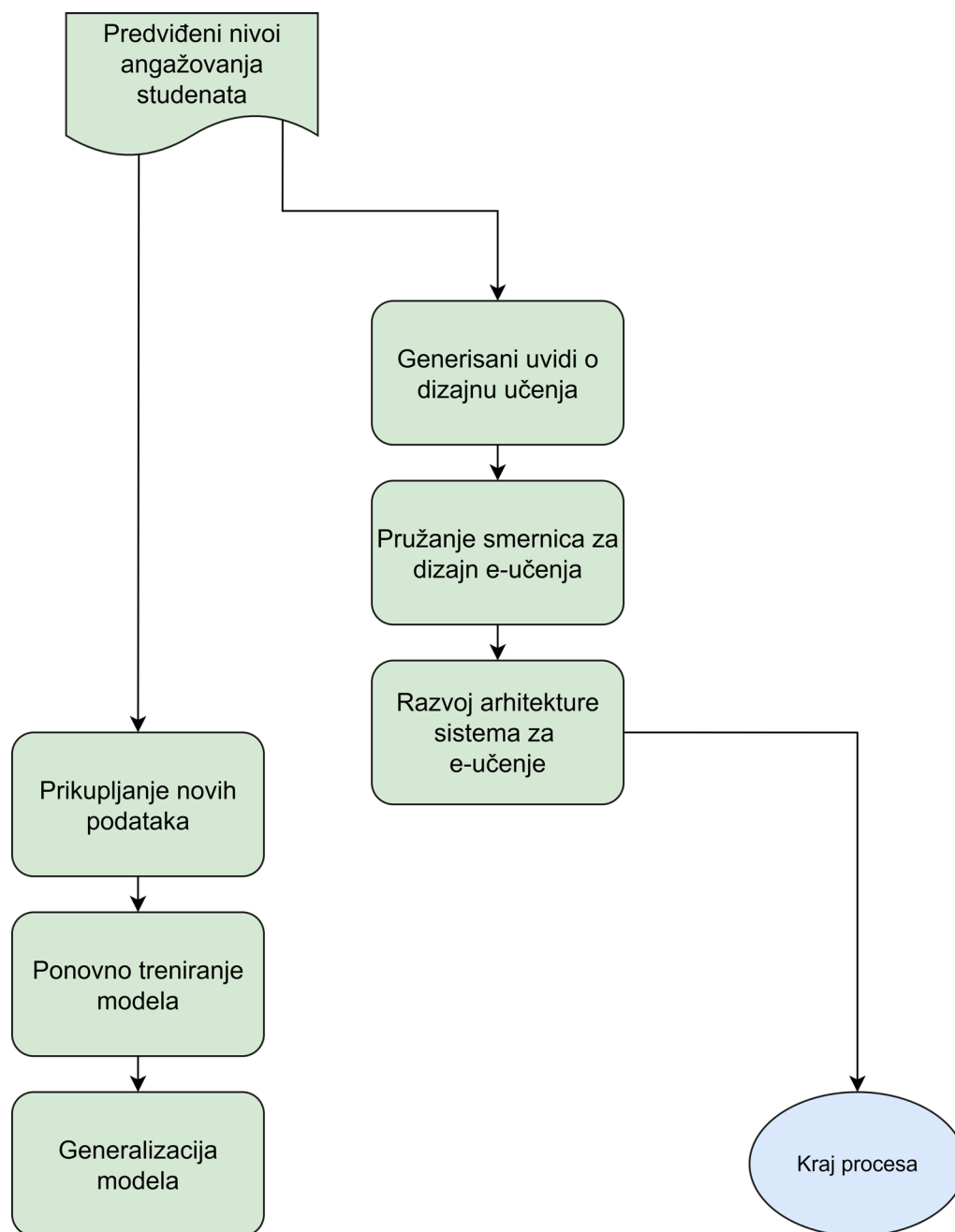
Treća faza razvoja prediktivnog modela obuhvatila je evaluaciju njegovih performansi, sa posebnim fokusom na preciznost u klasifikaciji učenika prema njihovom ponašanju u okviru sistema za e-učenje. Na slici 14 prikazan je tok aktivnosti koji obuhvata sve korake realizovane u okviru ove faze.



Slika 14. Faza evaluacije modela

Evaluacija modela vršena je iterativno, pri čemu je ključni kriterijum za prihvatanje modela bio postizanje zadovoljavajuće tačnosti klasifikacije. Prag za zadovoljavajuću preciznost određen je na osnovu uporedive tačnosti modela iz relevantne literature koja se bavi istom ili sličnom problematikom. Onog trenutka kada je vrednost te metrike dostigla ili premašila referentnu vrednost, model se smatrao dovoljno uspešnim i stabilnim za dalje korišćenje ili analizu.

Završna faza razvoja modela za predikciju angažovanja učenika bila je usmerena na obezbeđivanje neposrednih i dubljih uvida u cilju unapređenja dizajna okruženja za e-učenje, s krajnjom namerom povećanja njegove efikasnosti, kao i poboljšanja ukupnog kvaliteta obrazovnog procesa. Na slici 15 prikazana je poslednja etapa razvojnog ciklusa modela predstavljenog u okviru sprovedenog istraživanja.



Slika 15. Faza unapređenja iskustva učenja

U ovoj fazi sprovedena je kvalitativna analiza obrazaca angažovanja učenika, zasnovana na interpretaciji njihovog ponašanja i načina interakcije sa komponentama personalizovanog sistema za e-učenje programiranja. Ova analiza omogućila je identifikaciju karakterističnih obrazaca koji ukazuju na različite nivoe angažovanja, kao i razumevanje faktora koji doprinose većoj motivaciji, istrajnosti i efektivnijem učenju u digitalnom obrazovnom okruženju. Na osnovu dobijenih uvida obezbeđena je osnova za prilagođavanje pedagoških praksi, sa ciljem bolje

personalizacije pristupa učenju u skladu sa individualnim potrebama. Takođe, nalazi koji će biti predstavljeni u narednom poglavlju predstavljaju temelj za generalizaciju predloženog modela i njegovu primenu u širem obrazovnom kontekstu, čime se otvara prostor za dalje unapređenje personalizovanih sistema za e-učenje.

4. REZULTATI

U ovom poglavlju doktorske disertacije sistematski su prikazani rezultati proizašli iz sprovedenog istraživanja, usmerenog ka ostvarivanju postavljenih ciljeva. Rezultati su organizovani u skladu sa strukturom istraživačkog dizajna, pri čemu je naglasak stavljen na relevantnost svakog nalaza u odnosu na ispitivani fenomen angažovanja učenika u okruženjima za e-učenje. Semantički primerena, sveobuhvatna i iscrpna analiza prikupljenih podataka, kao i razvoj predloženog prediktivnog modela, doprineli su generisanju uvida i zapažanja od posebnog značaja za razotkrivanje i dublje razumevanje složenih odnosa između podataka o angažovanju učenika i njihovom ponašanju u okviru sistema za e-učenje, kao i za precizniju klasifikaciju nivoa angažovanja u okruženjima za e-učenje. Interpretacija rezultata vođena je principima naučne utemeljenosti, validnosti i pouzdanosti, a nalazi su predstavljeni na način koji omogućava jasno izvođenje zaključaka i usmerava diskusiju ka identifikaciji obrazaca, uočenih odstupanja i potencijalnih implikacija u teorijskom i praktičnom okviru istraživanja.

4.1 Analiza percepcija učenika o angažovanju u okruženju za e-učenje programiranja

Analize koje su se odnosile na podatke prikupljene putem instrumenta za merenje angažovanja bile su usmerene na ispitivanje deskriptivnih karakteristika svake njegove pojedinačne stavke. Ovaj korak predstavljao je osnovu za razumevanje raspodele odgovora i inicijalno prepoznavanje obrazaca u percepcijama i stavovima ispitanika. Kompletna interpretacija značenja i sadržaja pojedinačnih stavki data je u nastavku. Svaka tabela pruža uvid u osnovne deskriptivne karakteristike odgovora na nivou cele uzorkovane populacije za navedenu stavku.

Tabela 5. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 1

Broj izjave		Sadržaj izjave				
1		„Trudio/la sam se da redovno koristim sistem.“				
<i>N</i>	<i>M</i>	<i>Me</i>	<i>SD</i>	<i>Sk</i>	<i>Ku</i>	
45	2.98	3.00	1.097	0.046	-0.537	

Komentar: Rezultati ukazuju da su studenti u proseku ispoljavali umeren nivo posvećenosti u pogledu redovnog korišćenja sistema. Srednja vrednost ($M = 2.98$) i medijana ($Me = 3.00$) ukazuju na koncentraciju odgovora oko sredine skale, što implicira da redovna upotreba

sistema nije bila univerzalno karakteristična, ali ni zanemarena. Vrednost koeficijenta asimetrije ($Sk = 0.046$) pokazuje da distribucija odgovora nije značajno odstupila od simetrične forme, dok blago negativna vrednost koeficijenta zaobljenosti ($Ku = -0.537$) sugerise na ravnomerniju raspodelu odgovora. Predstavljeni nalazi indikuju ograničenost u navikama redovnog korišćenja sistema među studentima.

Tabela 6. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 2

Broj izjave	Sadržaj izjave				
2	<i>„Redovno sam pratio/la obrađene nastavne teme u okviru sistema.“</i>				
<i>N</i>	<i>M</i>	<i>Me</i>	<i>SD</i>	<i>Sk</i>	<i>Ku</i>
45	3.11	3.00	1.027	-.100	-.187

Komentar: Rezultati ukazuju na blago izraženiju tendenciju studenata da pravovremeno prate obrađene nastavne teme. Srednja vrednost ($M = 3.11$) i medijana ($Me = 3.10$) pozicioniraju odgovore između neutralnog i pozitivnog odnosa prema blagovremenom praćenju sadržaja. Blaga negativna asimetrija ($Sk = -0.100$) sugerise da je manji broj studenata izabrao više vrednosti na skali, dok koeficijent zaobljenosti ($Ku = -0.187$) ukazuje na nešto ravniju distribuciju odgovora u odnosu na normalnu. Ovi nalazi ukazuju da je kod većine studenata prisutna umerena navika praćenja nastavnog sadržaja na vreme, bez jasnog naginjanja ka visokoj ili niskoj učestalosti takvog ponašanja, što može reflektovati fleksibilne strategije učenja u okviru sistema.

Tabela 7. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 3

Broj izjave	Sadržaj izjave				
3	<i>„Bio/la sam organizovan/a u pristupanju sistemu i praćenju nastavnih tema.“</i>				
<i>N</i>	<i>M</i>	<i>Me</i>	<i>SD</i>	<i>Sk</i>	<i>Ku</i>
45	3.29	3.00	1.014	-.212	-.241

Komentar: Srednja vrednost ($M = 3.29$) ukazuje na umeren nivo organizovanosti, sa blagim pomakom ka višim ocenama, što potvrđuje i medijana ($Me = 3.00$). Standardna devijacija ($SD = 1.01$) pokazuje umerenu varijabilnost među studentima. Blaga negativna asimetrija ($Sk = -0.212$) i niža zaobljenost ($Ku = -0.241$) ukazuju na raznovrsnost odgovora, sa tendencijom ka višim ocenama. Studenti su u proseku pokazivali umeren, ali ne i dosledan stepen organizovanosti, što može uticati na kontinuitet u učenju i ukazuje na potrebu za dodatnom podrškom u razvoju organizacionih veština.

Tabela 8. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 4

Broj izjave		Sadržaj izjave			
4		„Vodio/la sam beleške o obrađenim temama.“			
<i>N</i>	<i>M</i>	<i>Me</i>	<i>SD</i>	<i>Sk</i>	<i>Ku</i>
45	2.87	3.00	1.358	.025	-1.176

Komentar: Rezultati ukazuju da studenti nisu dosledni u pravljenju beležaka. Srednja vrednost ($M = 2.87$) i medijana ($Me = 3.00$) ukazuju na stavove bliske neutralnoj tački, dok blaga pozitivna asimetrija ($Sk = 0.025$) i izraženija negativna zaobljenost ($Ku = -1.176$) upućuju na širok raspon odgovora sa blagom tendencijom ka nižim ocenama. Ovi nalazi sugerišu da pravljenje beležaka nije ustaljena praksa, što otvara prostor za uvođenje strategija koje bi podstakle aktivnije beleženje i time doprinele kvalitetnijem učenju.

Tabela 9. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 5

Broj izjave		Sadržaj izjave			
5		„Pažljivo sam tumačio/la sadržaj tema.“			
<i>N</i>	<i>M</i>	<i>Me</i>	<i>SD</i>	<i>Sk</i>	<i>Ku</i>
45	3.20	3.00	.919	-.602	.638

Komentar: Rezultati pokazuju da studenti uglavnom pažljivo pristupaju tumačenju nastavnog sadržaja. Srednja vrednost ($M = 3.20$) i medijana ($Me = 3.00$) ukazuju na blago pozitivan stav, dok negativna asimetrija ($Sk = -0.602$) pokazuje veću učestalost visokih ocena. Pozitivan koeficijent zaobljenosti ($Ku = 0.638$) sugerise koncentraciju odgovora oko srednjih i viših vrednosti. Uočena pažnja studenata prema sadržaju tema ukazuje na delimično aktivno učešće.

Tabela 10. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 6

Broj izjave		Sadržaj izjave			
6		„Koristio/la sam sistem sa ciljem da ostvarim dobru ocenu.“			
<i>N</i>	<i>M</i>	<i>Me</i>	<i>SD</i>	<i>Sk</i>	<i>Ku</i>
45	3.87	4.00	1.100	-.905	.371

Komentar: Rezultati za ovu izjavu ukazuju na izražen motivacioni faktor koji je povezan sa postizanjem uspeha. Srednja vrednost ($M = 3.87$) i medijana ($Me = 4.00$) pokazuju da većina studenata vidi dobru ocenu kao važan podsticaj za korišćenje sistema. Negativna asimetrija ($Sk = -0.905$) potvrđuje dominantan pozitivan stav. Ovo ističe značaj akademskog uspeha za angažovanje, ali ukazuje i na potrebu jačanja unutrašnje motivacije za učenje radi znanja.

Tabela 11. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 7

Broj izjave	Sadržaj izjave				
7	„Cilj mi je bio da postignem što bolje rezultate na zadacima kodiranja.“				
<i>N</i>	<i>M</i>	<i>Me</i>	<i>SD</i>	<i>Sk</i>	<i>Ku</i>
45	3.71	4.00	1.141	-.550	-0.378

Komentar: Rezultati pokazuju da većina studenata ima izraženu motivaciju za postizanje visokih performansi u kodiranju ($M=3.71$, $Me=4.00$). Standardna devijacija ($SD=1.141$) ukazuje na umerenu varijabilnost, dok negativna asimetrija ($Sk = -0.550$) pokazuje veću učestalost viših ocena. Blagi negativni koeficijent zaobljenosti ($Ku = -0.378$) sugerše ravnomerniju raspodelu. Nalazi potvrđuju posvećenost i ambiciju studenata u rešavanju zadataka kodiranja.

Tabela 12. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 8

Broj izjave	Sadržaj izjave				
8	„Nisam površno čitao/la primere.“				
<i>N</i>	<i>M</i>	<i>Me</i>	<i>SD</i>	<i>Sk</i>	<i>Ku</i>
45	2.76	3.00	1.151	.038	-.987

Komentar: Rezultati ($M = 2.76$, $Me = 3.00$) sugeršu da studenti u proseku nisu temeljno pristupali primerima, već su ostali na neutralnom ili blago negativnom stavu. Drugim rečima, prosečan student nije ubedljivo iskazao stav da je primerima pristupao temeljno. Standardna devijacija ($SD = 1.151$) ukazuje na izražene razlike u odgovorima, dok gotovo simetrična raspodela ($Sk = 0.038$) i zaobljenost ($Ku = -0.987$) potvrđuju raznolikost stavova. Ovakav odnos prema primerima može značiti površnji pristup učenju, što otežava razumevanje ključnih programerskih koncepata.

Tabela 13. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 9

Broj izjave	Sadržaj izjave				
9	„Trudio/la sam se da rešim zadatke kodiranja uz što manji broj pokušaja.“				
<i>N</i>	<i>M</i>	<i>Me</i>	<i>SD</i>	<i>Sk</i>	<i>Ku</i>
45	3.07	3.00	1.304	-.064	-1.137

Komentar: Rezultati ukazuju na tendenciju studenata ka ekonomičnom rešavanju zadataka. Srednja vrednost ($M = 3.07$) i medijana ($Me = 3.00$) ukazuju na odsustvo jasno dominantnog obrasca ponašanja. Standardna devijacija ($SD = 1.304$) ukazuje na relativno visoku disperziju odgovora, što sugerše razlike u pristupima rešavanju zadataka među studentima. Koeficijent asimetrije ($Sk = -0.064$) implicira gotovo simetričnu distribuciju, dok negativna

vrednost koeficijenta zaobljenosti ($Ku = -1.137$) ukazuje na raznovrsnost odgovora i manju koncentraciju oko srednje vrednosti. Među studentima ne postoji jedinstvena strategija u pogledu broja pokušaja pri rešavanju zadataka kodiranja. Takva raspodela može ukazivati na razlike u samopouzdanju, nivou pripremljenosti ili motivaciji. U kontekstu angažovanja, oni koji nastoje da minimizuju broj pokušaja mogli bi imati više uspeha u razumevanju problema, dok oni sa više pokušaja možda primenjuju iterativni pristup učenju.

Tabela 14. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 10

Broj izjave		Sadržaj izjave			
10		„Uvek sam se trudio/la da dam svoj maksimum.“			
<i>N</i>	<i>M</i>	<i>Me</i>	<i>SD</i>	<i>Sk</i>	<i>Ku</i>
45	3.76	4.00	1.090	-.807	.195

Komentar: Srednja vrednost ($M = 3.76$) i medijana ($Me = 4.00$) ukazuju na pozitivan stav većine studenata prema ulaganju truda u učenju programiranja. Standardna devijacija ($SD = 1.090$) pokazuje umerene razlike u odgovorima, dok negativna asimetrija ($Sk = -0.807$) i blago pozitivna zaobljenost ($Ku = 0.195$) sugerišu dominaciju viših ocena i veću koncentraciju odgovora oko proseka. Ovi nalazi ukazuju na izraženu spremnost studenata da ulože maksimalan napor u zadacima učenja programiranja.

Tabela 15. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 11

Broj izjave		Sadržaj izjave			
11		„Pregledao/la sam dodatne resurse (primere i izazove) pre rešavanja zadataka kodiranja kako bih bio/la siguran/na da razumem predstavljeni sadržaj.“			
<i>N</i>	<i>M</i>	<i>Me</i>	<i>SD</i>	<i>Sk</i>	<i>Ku</i>
45	3.44	4.00	1.198	-.444	-.728

Komentar: Srednja vrednost ($M = 3.44$) i medijana ($Me = 4.00$) ukazuju na pretežno pozitivan stav studenata prema reflektivnom pristupu učenju. Standardna devijacija ($SD = 1.198$) pokazuje umerenu raznolikost odgovora, dok blaga negativna asimetrija ($Sk = -0.444$) i niža zaobljenost ($Ku = -0.728$) sugerišu ravnomernu distribuciju sa tendencijom ka višim ocenama. Nalazi pokazuju da su studenti u većini slučajeva svesno ulagali dodatni napor u razumevanje sadržaja pre nego što su pristupili rešavanju zadataka kodiranja, što se može tumačiti kao pokazatelj kognitivne posvećenosti i spremnosti da se ne ostane na površnom nivou razumevanja.

Tabela 16. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 12

Broj izjave		Sadržaj izjave			
12		<i>„Razmišljao/la sam o kursu i sistemu između časova.“</i>			
<i>N</i>	<i>M</i>	<i>Me</i>	<i>SD</i>	<i>Sk</i>	<i>Ku</i>
45	2.80	3.00	1.120	.008	-.501

Komentar: Srednja vrednost ($M = 2.80$) i medijana ($Me = 3.00$) ukazuju na neutralan do blago negativan stav studenata prema razmišljanju o kursu van formalnog okruženja. Standardna devijacija ($SD = 1.120$) pokazuje umerenu raznolikost u odgovorima, dok skoro neutralna asimetrija ($Sk = 0.008$) i negativna zaobljenost ($Ku = -0.501$) upućuju na ravnomernu distribuciju. Ovi rezultati ukazuju da studenti generalno nisu pokazivali visok stepen spontanog razmišljanja o kursu između sesija učenja, što može značiti niži nivo motivacije.

Tabela 17. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 13

Broj izjave		Sadržaj izjave			
13		<i>„Pokušavao/la sam da pronađem načine za primenu stečenog znanja u stvarnim situacijama.“</i>			
<i>N</i>	<i>M</i>	<i>Me</i>	<i>SD</i>	<i>Sk</i>	<i>Ku</i>
45	2.51	3.00	1.014	.174	-.470

Komentar: Rezultati ukazuju na slabiju orijentaciju studenata ka prenošenju znanja u praktične kontekste. Srednja vrednost ($M = 2.51$) i medijana ($Me = 3.00$) govore o neutralnim ili blago negativnim odgovorima, dok standardna devijacija ($SD = 1.014$) pokazuje umerenu varijabilnost. Blago pozitivna asimetrija ($Sk = 0.174$) i ravniya raspodela ($Ku = -0.470$) sugerišu da studenti retko povezuju naučeno sa stvarnim situacijama. U kontekstu učenja programiranja to je zabrinjavajuće, jer povezivanje znanja sa realnim problemima doprinosi dubljem razumevanju gradiva.

Tabela 18. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 14

Broj izjave		Sadržaj izjave			
14		<i>„Nastojao/la sam da rad u sistemu učinim zanimljivijim.“</i>			
<i>N</i>	<i>M</i>	<i>Me</i>	<i>SD</i>	<i>Sk</i>	<i>Ku</i>
45	2.64	3.00	1.048	.156	-.291

Komentar: Rezultati odgovora za izjavu ukazuju na nešto niže zadovoljstvo i motivaciju studenata da unaprede svoje angažovanje tokom rada u sistemu. Srednja vrednost ($M = 2.64$) i medijana ($Me = 3.00$) pozicioniraju odgovore blizu neutralnog stava, sa tendencijom ka nižoj

saglasnosti. Standardna devijacija ($SD = 1.048$) ukazuje na umerenu disperziju, dok blaga pozitivna asimetrija ($Sk = 0.156$) i ravniya raspodela ($Ku = -0.291$) sugerišu nešto više nižih ocena bez izraženih ekstremnih stavova. Većina studenata nije pokazala izražen trud da učini rad u sistemu zanimljivijim, što može ukazivati na pasivniji pristup učenju. U učenju programiranja, gde su angažovanje, kreativnost i osećaj radoznalost ključni, ovakav obrazac može ograničiti razumevanje tematike.

Table 19. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 15

Broj izjave	Sadržaj izjave					
15	„Uključivao/la sam se u razgovor sa nastavnikom o temama, primerima, izazovima i zadacima iz sistema.“					
<i>N</i>	<i>M</i>	<i>Me</i>	<i>SD</i>	<i>Sk</i>	<i>Ku</i>	
45	2.11	2.00	1.191	.874	-.180	

Komentar: Rezultati ukazuju na nizak stepen učestvovanja studenata u direktnoj komunikaciji sa nastavnikom. Srednja vrednost ($M = 2.11$) i medijana ($Me = 2.00$) pozicioniraju odgovore u donjem delu skale, što sugerišu da većina studenata retko koristi mogućnost diskusije o sadržaju kursa. Standardna devijacija ($SD = 1.191$) ukazuje na umerenu disperziju, dok pozitivna asimetrija ($Sk = 0.874$) pokazuje veću zastupljenost nižih vrednosti. Ravniya raspodela ($Ku = -0.180$) potvrđuje odsustvo izraženih ekstremnih stavova. Ovi nalazi sugerišu nizak nivo interakcije sa nastavnikom, što može ukazivati slabije angažovanja i nerazvijenu socijalnu komponentu učenika.

Tabela 20. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 16

Broj izjave	Sadržaj izjave					
16	„Diskutovao/la sam o interaktivnom sadržaju i temama iz sistema sa drugima van časa.“					
<i>N</i>	<i>M</i>	<i>Me</i>	<i>SD</i>	<i>Sk</i>	<i>Ku</i>	
45	3.24	3.00	1.317	-.163	-1.079	

Komentar: Rezultati pokazuju umereno prisustvo komunikacije među studentima van nastave. Srednja vrednost ($M = 3.24$) i medijana ($Me = 3.00$) ukazuju na stavove bliske neutralnim, sa blagim pomakom ka pozitivnim. Standardna devijacija ($SD = 1.317$) sugerišu izraženu raznolikost u odgovorima – neki studenti su redovno komunicirali sa kolegama, dok drugi gotovo nisu uopšte. Blaga negativna asimetrija ($Sk = -0.163$) ukazuje na neznatno veći broj viših ocena, dok ravna raspodela ($Ku = -1.079$) potvrđuje odsustvo izražene koncentracije odgovora. Ovi nalazi

pokazuju da je diskusija van nastave postojala kod dela studenata, ali ne predstavlja opštu karakteristiku celog uzorka.

Tabela 21. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 17

Broj izjave		Sadržaj izjave			
17		„Ulagao/la sam dodatni trud kako bih ispunio/la standarde kursa i očekivanja nastavnika.“			
<i>N</i>	<i>M</i>	<i>Me</i>	<i>SD</i>	<i>Sk</i>	<i>Ku</i>
45	3.24	3.00	1.090	-.184	-.822

Komentar: Rezultati ukazuju na umereni nivo dodatnog truda koji su studenti ulagali tokom kursa. Srednja vrednost ($M = 3.24$) i medijana ($Me = 3.00$) pozicioniraju odgovore oko neutralne tačke, sa blagim pozitivnim odstupanjem, što sugerise da je deo studenata pokazivao viši nivo zalaganja. Standardna devijacija ($SD = 1.090$) ukazuje na umerenu varijabilnost, dok blaga negativna asimetrija ($Sk = -0.184$) znači da je nešto više odgovora bilo u višem delu skale. Ravniya raspodela ($Ku = -0.822$) ukazuje na širu distribuciju bez izražene koncentracije. Nalazi sugerisu da je neznatan broj studenata uložio dodatni trud.

Tabela 22. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 18

Broj izjave		Sadržaj izjave			
18		„Trudio/la sam se da razumem primere.“			
<i>N</i>	<i>M</i>	<i>Me</i>	<i>SD</i>	<i>Sk</i>	<i>Ku</i>
45	3.93	4.00	1.074	-.898	.090

Komentar: Rezultati pokazuju jasno izraženu posvećenost studenata u razumevanju nastavnih primera u okviru sistema. Srednja vrednost ($M = 3.93$) i medijana ($Me = 4.00$) ukazuju na pretežno pozitivan stav, odnosno trud većine studenata da pažljivo pristupi primerima. Standardna devijacija ($SD = 1.074$) ukazuje na umerenu varijabilnost, dok izraženija negativna asimetrija ($Sk = -0.898$) pokazuje dominaciju viših vrednosti na skali. Koeficijent zaobljenosti ($Ku = 0.090$) sugerise približno normalnu raspodelu odgovora. Ovi nalazi ukazuju na visok nivo kognitivnog angažovanja, što je u učenju programiranja od ključnog značaja.

Tabela 23. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 19

Broj izjave		Sadržaj izjave			
19		„Radovao/la sam se interakciji sa sistemom.“			
<i>N</i>	<i>M</i>	<i>Me</i>	<i>SD</i>	<i>Sk</i>	<i>Ku</i>
45	2.53	2.00	1.100	.395	-.498

Komentar: Rezultati ukazuju na relativno nizak nivo emocionalne povezanosti studenata sa sistemom. Srednja vrednost ($M = 2.53$) i medijana ($Me = 2.00$) pokazuju tendenciju ka stavu neslaganja. Standardna devijacija ($SD = 1.100$) ukazuje na umerenu raznovrsnost odgovora, dok pozitivna asimetrija ($Sk = 0.395$) sugerise da je veći broj studenata birao niže ocene. Koeficijent zaobljenosti ($Ku = -0.498$) ukazuje na raspodelu bez izražene koncentracije. Ovi nalazi sugerisu da su studenti uglavnom doživljavali interakciju sa sistemom kao obavezu, a ne kao izvor zadovoljstva.

Tabela 24. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 20

Broj izjave	Sadržaj izjave				
20	„Osećao/la sam se pozitivno kada sam uspešno rešio/la zadatak kodiranja.“				
<i>N</i>	<i>M</i>	<i>Me</i>	<i>SD</i>	<i>Sk</i>	<i>Ku</i>
45	4.09	4.00	1.104	-1.137	.400

Komentar: Rezultati pokazuju visok nivo pozitivnih emocija povezanih sa uspehom u radu na programiranju. Srednja vrednost ($M = 4.09$) i medijana ($Me = 4.00$) jasno ukazuju da većina ispitanika u velikoj meri deli ovaj stav, izražavajući zadovoljstvo nakon uspešnog rešavanja zadataka. Standardna devijacija ($SD = 1.104$) pokazuje umeren stepen varijabilnosti, pri čemu su odgovori uglavnom koncentrisani oko viših vrednosti. Negativna asimetrija ($Sk = -1.137$) ukazuje da je veći broj studenata davao visoke ocene, dok blago pozitivna vrednost koeficijenta zaobljenosti ($Ku = 0.400$) sugerise nešto izraženiju koncentraciju odgovora oko prosečnih vrednosti. Ovi nalazi potvrđuju da uspeh u rešavanju zadataka predstavlja snažan izvor pozitivnih emocija i motivacije.

Tabela 25. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 21

Broj izjave	Sadržaj izjave				
21	„Osećao/la sam se negativno kada nisam uspeo/la da rešim zadatak kodiranja.“				
<i>N</i>	<i>M</i>	<i>Me</i>	<i>SD</i>	<i>Sk</i>	<i>Ku</i>
45	3.18	3.00	1.173	-.273	-.857

Komentar: Rezultati pokazuju umeren stepen negativnih emocija u situacijama neuspeha. Srednja vrednost ($M = 3.18$) i medijana ($Me = 3.00$) ukazuju da većina ispitanika prepoznaje prisustvo negativnih osećanja, ali ona nisu izrazito intenzivna niti dominantna. Standardna devijacija ($SD = 1.173$) upućuje na relativno širok spektar odgovora, što odražava različite individualne reakcije na neuspeh. Blago negativna asimetrija ($Sk = -0.273$) sugerise da su nešto

češće prisutne umereno do jače negativne emocije, dok negativan koeficijent zaobljenosti ($Ku = -0.857$) ukazuje na ravnu distribuciju bez izražene koncentracije odgovora oko centralnih vrednosti. Ovi nalazi pokazuju da neuspeh u rešavanju zadataka može izazvati negativne emocionalne reakcije kod studenata, što je uobičajeno u učenju kompleksnih i kognitivno zahtevnih veština kao što je programiranje.

Tabela 26. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 22

Broj izjave	Sadržaj izjave				
22	<i>„Imao/la sam iskrenu želju da koristim sistem i savladam gradivo.“</i>				
N	<i>M</i>	<i>Me</i>	<i>SD</i>	<i>Sk</i>	<i>Ku</i>
45	3.40	3.00	1.095	-.113	-.934

Komentar: Rezultati pokazuju da je većina studenata iskazala pozitivan stav prema učenju putem sistema. Srednja vrednost ($M = 3.40$) i medijana ($Me = 3.00$) ukazuju na umerenu motivaciju i želju za savladavanjem gradiva, pri čemu su odgovori uglavnom raspoređeni između neutralnih i pozitivnih vrednosti. Standardna devijacija ($SD = 1.095$) pokazuje određenu raznovrsnost u nivou motivacije među studentima. Blaga negativna asimetrija ($Sk = -0.113$) sugerise da je nešto veći broj ispitanika iskazao jaču želju za učenjem, dok negativna vrednost koeficijenta zaobljenosti ($Ku = -0.934$) ukazuje na ravnomerniju raspodelu stavova bez izražene koncentracije oko srednje vrednosti. Ovi rezultati potvrđuju da motivacija predstavlja značajan pokretač angažovanja studenata u korišćenju sistema za e-učenje programiranja.

Tabela 27. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 23

Broj izjave	Sadržaj izjave				
23	<i>„Bilo mi je zabavno da koristim sistem ili neke njegove komponente.“</i>				
N	<i>M</i>	<i>Me</i>	<i>SD</i>	<i>Sk</i>	<i>Ku</i>
45	3.07	3.00	1.053	-.016	-.423

Komentar: Rezultati pokazuju da studenti imaju blago pozitivan stav prema zabavi tokom korišćenja sistema i njegovih komponenti. Srednja vrednost ($M = 3.07$) i medijana ($Me = 3.00$) ukazuju na to da se većina studenata osećala neutralno do blago pozitivno po pitanju zabave prilikom rada u sistemu. Standardna devijacija ($SD = 1.053$) pokazuje umerenu varijabilnost u doživljaju zabave među ispitanicima. Koeficijent asimetrije ($Sk = -0.016$) sugerise da raspodela odgovora nije značajno asimetrična, dok koeficijent zaobljenosti ($Ku = -0.423$) ukazuje na distribuciju bez jasno izraženih ekstrema. Doživljaj zabave jeste prisutan, ali nije izrazito

dominantan faktor među ispitanom populacijom, što može značiti da zabava u radu sa sistemom nije glavni motivator, ali svakako doprinosi pozitivnom iskustvu učenja.

Tabela 28. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 24

Broj izjave		Sadržaj izjave				
24		„Aktivno sam učestvovao/la u diskusijama sa kolegama o temama, primerima, izazovima i zadacima iz sistema.“				
<i>N</i>	<i>M</i>	<i>Me</i>	<i>SD</i>	<i>Sk</i>	<i>Ku</i>	
45	3.16	3.00	1.065	-.088	-.331	

Komentar: Rezultati pokazuju blagu sklonost studenata ka uključivanju u grupne razgovore. Srednja vrednost ($M = 3.16$) i medijana ($Me = 3.00$) ukazuju na umeren, blago pozitivan stav prema zajedničkom radu. Standardna devijacija ($SD = 1.065$) pokazuje umerenu varijabilnost, dok blaga negativna asimetrija ($Sk = -0.088$) sugerise nešto češće pozitivne odgovore. Koeficijent zaobljenosti ($Ku = -0.331$) ukazuje na blago ravnu raspodelu. Ovi nalazi sugerisu da postoji interesovanje za komunikaciju o obrazovnim materijalima, ali ono nije dominantan oblik ponašanja kod svih studenata.

Tabela 29. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 25

Broj izjave		Sadržaj izjave				
25		„Pružao/la sam pomoć drugim studentima.“				
<i>N</i>	<i>M</i>	<i>Me</i>	<i>SD</i>	<i>Sk</i>	<i>Ku</i>	
45	3.40	4.00	1.176	-.408	-.692	

Komentar: Rezultati pokazuju generalno pozitivan stav studenata prema međusobnoj podršci tokom učenja. Srednja vrednost ($M = 3.40$) i medijana ($Me = 4.00$) ukazuju na čestu spremnost da se pomogne kolegama. Standardna devijacija ($SD = 1.176$) pokazuje razlike u angažovanja, dok negativna asimetrija ($Sk = -0.408$) i blago ravna raspodela ($Ku = -0.692$) ukazuju na veću zastupljenost viših ocena bez izraženih ekstrema. Ovi nalazi ukazuju na značajan nivo socijalne podrške i saradnje, što pozitivno utiče na kolektivno učenje i uspešnost.

Tabela 30. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 26

Broj izjave		Sadržaj izjave				
26		„Osećao/la sam radoznalost pre nego što sam kliknuo/la na objašnjenje pojedinih linija u primerima.“				
<i>N</i>	<i>M</i>	<i>Me</i>	<i>SD</i>	<i>Sk</i>	<i>Ku</i>	
45	3.29	3.00	1.058	-.136	-.474	

Komentar: Rezultati pokazuju da studenti uglavnom iskazuju umeren nivo radoznalosti u radu sa sistemom. Srednja vrednost ($M = 3.29$) i medijana ($Me = 3.00$) ukazuju na blago pozitivan stav prema istraživanju dodatnih objašnjenja. Standardna devijacija ($SD = 1.058$) pokazuje umerenu raznolikost u odgovorima, dok blaga negativna asimetrija ($Sk = -0.136$) i ravniya raspodela ($Ku = -0.474$) ukazuju na nešto češće izraženu radoznalost bez izraženih ekstrema. Ovi nalazi potvrđuju da radoznalost ima delimičnu ulogu u angažovanju studenata sa sadržajem.

Tabela 31. Prikaz deskriptivnih karakteristika izjave 27

Broj izjave	Sadržaj izjave				
27	„Pokušavao/la sam da upoznam druge studente i uporedim njihova iskustva sa svojim u vezi sa korišćenjem sistema.“				
<i>N</i>	<i>M</i>	<i>Me</i>	<i>SD</i>	<i>Sk</i>	<i>Ku</i>
45	3.11	3.00	1.191	.030	-.766

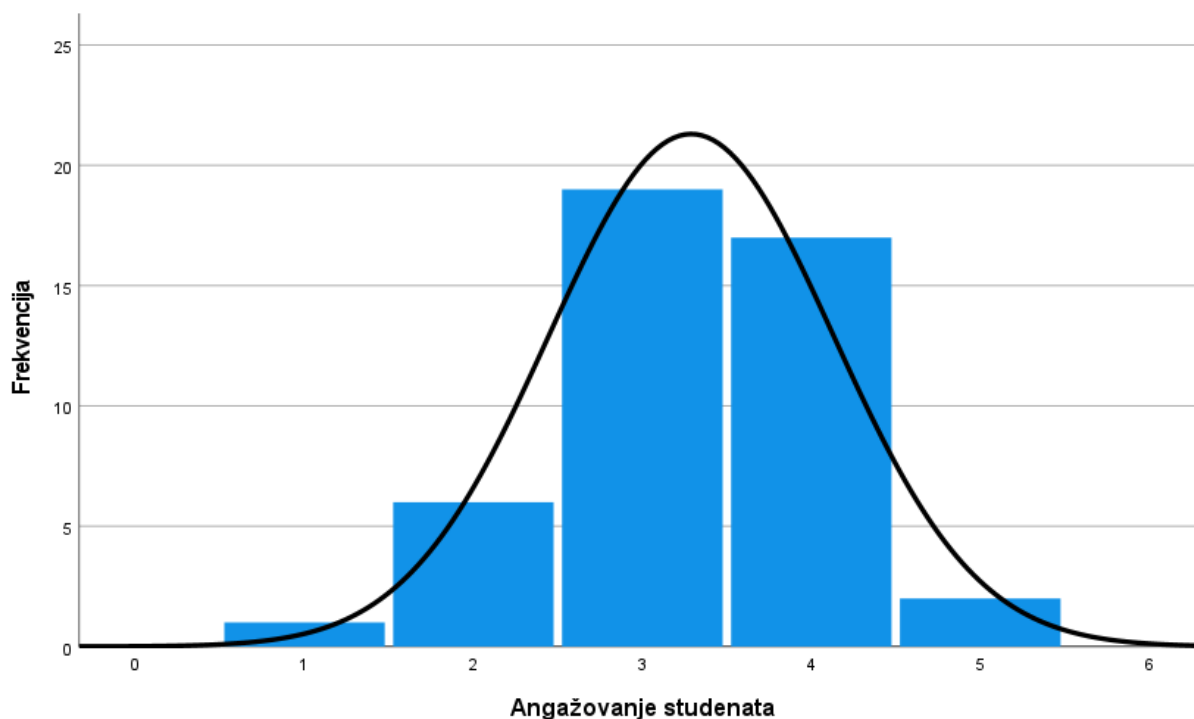
Komentar: Rezultati ukazuju na umeren nivo socijalne interakcije i razmene iskustava među studentima. Srednja vrednost ($M = 3.11$) i medijana ($Me = 3.00$) sugerišu povremeno, ali ne intenzivno povezivanje i poređenje iskustava. Standardna devijacija ($SD = 1.191$) ukazuje na izraženu varijabilnost među ispitanicima, dok skoro simetrična raspodela ($Sk = 0.030$) i blago spljoštena distribucija ($Ku = -0.766$) potvrđuju odsustvo izraženih ekstrema. Nalazi pokazuju da je socijalna komponenta prisutna, ali nije dominantna, te bi dodatne aktivnosti koje podstiču saradnju mogle doprineti većem angažmanu i boljem učenju.

Kao što se može primetiti, srednje vrednosti i standardne devijacije za sve pojedinačne stavke instrumenta kretale su se u rasponu od 1.5 do 4.5, odnosno iznad 0.75. Ovo ukazuje na to da su ispitanici iskazali zadovoljavajući raspon odgovora, koji odražavaju njihove percepcije u vezi sa stavkama instrumenta. Takva raznovrsnost je važna jer pokazuje da su stavke dovoljno osetljive da obuhvate različite percepcije, umesto da se odgovori grupišu oko jedne vrednosti, što bi sugerisalo ograničene uvide u razlike među ispitanicima. Ove vrednosti predstavljaju jedan od direktnih pokazatelja prikladnosti stavki, što je preduslov za prikladnost cele ankete [142]. Takođe, sve stavke ankete ispunile su standard koji se odnosi na vrednosti koeficijenata asimetrije i zaobljenosti, pri čemu se zahteva da vrednosti ovih mera za pojedinačne stavke budu manje od 2, odnosno 4. Vrednosti unutar ovih granica ukazuju na to da odgovori na stavke ne pokazuju izraženu asimetriju niti ekstremnu zaobljenost. Shodno tome, sve stavke ankete uspešno obuhvataju raspon odgovora na uravnotežen način, smanjujući verovatnoću pristrasnosti usled

ekstremnih vrednosti ili izuzetaka.

Kada je reč o pouzdanosti instrumenta u ovom konkretnom slučaju primene, ona je obezbeđena koeficijentom pouzdanosti mernog instrumenta. Vrednosti Kronbah alfa koeficijenta kreću se u rasponu od 0 do 1, pri čemu se poželjnim smatraju vrednosti veće od $\alpha = 0.70$, što ukazuje na odgovarajuću pouzdanost i konzistentnost tvrdnji. Vrednost Kronbah alfa koeficijenta za celu skalu iznosi $\alpha = 0.915$. Dobijene vrednosti ukazuju na adekvatnu pouzdanost i internu konzistentnost stavki iz ankete.

Radi dodatnog osiguranja prikladnosti i pouzdanosti instrumenta za samoprocenu, jedan od potencijalnih pokazatelja bio je ispitivanje normalnosti raspodele za parametar angažovanja, koji je izveden kao medijana vrednosti na Likertovoj skali sa 5 nivoa. Na slici 16 prikazan je histogram koji se odnosi na vrednosti angažovanja.



Slika 16. Relativne frekvencije angažovanja učenika

Može se primetiti da je, na osnovu celokupnog uzorka, većina ispitanika iskazala umereno ili visoko angažovanje. Uzimajući u obzir same karakteristike i prirodu kursa, kao i korišćenje sistema za e-učenje, te na osnovu konačnih ocena ostvarenih na kursu, ovakvi rezultati nisu neočekivani. Uočava se da je raspodela, u skladu sa očekivanjima, bliska normalnoj. Naravno, postavlja se i pitanje koristi za dizajnere kurseva u smislu dobijanja povratnih informacija. Budući

da je angažovanje učenika određeno na osnovu ankete, može se zaključiti da je njena struktura bila primerena da ispuni predviđenu funkciju.

4.2 Identifikacija aspekata sistema za e-učenje koji utiču na angažovanje učenika

Sprovedenom statističkom analizom identifikovani su aspekti dizajna sistema za e-učenje programiranja koji demonstriraju statistički relevantan uticaj na nivo angažovanja studenata. Primenom Kolmogorov-Smirnov testa utvrđeno je da parametri karakteristika sistema nisu bili normalno distribuirani u svim slučajevima ($p > 0$, $\alpha = 0.05$), zbog čega je fokus bio na skupu neparametarskih statističkih testova. Ovi testovi pružaju robustan okvir za ispitivanje karakteristika sistema za e-učenje i ishoda učenja u uslovima u kojima tradicionalne parametarske metode ne bi bile pogodne, čime se obezbeđuje da rezultati ostanu validni i pouzdani uprkos karakteristikama raspodele podataka.

Da bismo razumeli kako angažovanje učenika utiče na raspodelu parametara, primenjen je Kruskal–Wallis test. Ovaj test procenjuje da li postoje statistički značajne razlike između grupa bez pretpostavke o normalnoj raspodeli podataka. Svi testovi sprovedeni su na nivou statističke značajnosti od 5% ($\alpha = 0.05$). Dodatna post-hoc analiza sprovedena je poređenjem vrednosti srednjih rangova odgovarajućih parova pomoću Man–Whitney testa, kako bi se precizno identifikovalo gde su razlike uočene.

Rezultati su sumirani u Tabeli 32. U tabeli su prikazani samo oni parametri za koje su utvrđene statistički značajne razlike. U svakoj ćeliji tabele rezultati su dati na sledeći način: prvo su navedene razlike između grupa učenika koje karakteriše određeni nivo angažovanja, zatim je prikazana verovatnoća, a ispod, u zagradama, date su odgovarajuće vrednosti srednjih rangova dobijene Man–Whitney testom. Na primer, u prvom redu tabele može se videti da su statistički značajne razlike pronađene između završnih ocena učenika sa nivoima angažovanja 2 i 4 ($p = 0.029$, $\alpha = 0.05$), sa srednjim rangovima (11.42; 29.5). Kako više vrednosti rangova odgovaraju višim vrednostima parametara, interpretacija je da viša ocena zahteva viši stepen angažovanja učenika.

Tabela 32. Statistički značajne razlike u rezultatima angažovanja učenika

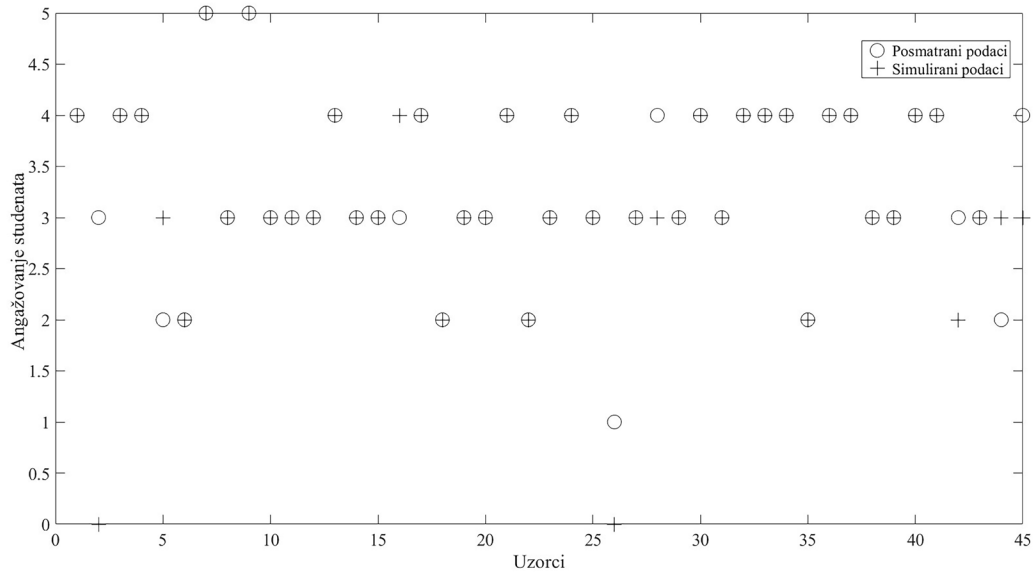
Engagement scores	final_grade	example_lines_actions	question_success_rate	question_attempt_success	topics_covered	total_duration_seconds
2 - 4	p = 0.029 (11.42;29.5)	-	p = 0.019 (11;30.21)	p = 0.013 (10.67;30.65)	p = 0.015 (9.83;29.5)	p = 0.047 (12.67;28.82)
2 - 5	-	-	-	-	p = 0.015 (9.83;43.5)	-
3 - 4	-	p = 0.019 (17.61;31.24)	-	-	-	-

Nakon analize rezultata iz Tabele 32, može se uočiti da je medijana angažovanja učenika vrednost 3, što predstavlja graničnu vrednost oko koje su grupisane statistički značajne razlike. Ova vrednost predstavlja jasnu granicu, pri čemu učenici pokazuju različita ponašanja i postižu različite ishode učenja u zavisnosti od toga da li njihov nivo angažovanja ispod ili iznad te granice.

4.3 Model za predikciju angažovanja u personalizovanim sistemima za e-učenje programiranja

U cilju predikcije nivoa angažovanja učenika u okruženju za e-učenje programiranja, razvijen je klasifikacioni model zasnovan na dostupnim podacima o učenicima i njihovim interakcijama sa sistemom. U nastavku su prikazani rezultati evaluacije izabranog modela, kao i analiza doprinosa pojedinačnih prediktora u ukupnoj tačnosti klasifikacije.

Najbolji rezultati postignuti su primenom veštačkih neuronskih mreža, pri čemu je prvi izbor bila jednostavna neuronska mreža sa ulaznim slojem, jednim skrivenim slojem (20 neurona) i izlaznim slojem (5 neurona), zasnovana na algoritmima gradijentnog spuštanja i propagacije unazad. Tokom simulacije modela, neuronska mreža je trenirana na 75% uzorka, dok je preostalih 25% podataka korišćeno za validaciju. Ovom procedurom postignuta je tačnost od 82.22%, a na slici 17 prikazan je grafički prikaz posmatranih i simuliranih podataka. Vizuelnim pregledom slike može se uočiti jasno poklapanje originalnih podataka i podataka generisanih simulacijom neuronske mreže. Na slici su krstićima označeni izlazi neuronske mreže, dok su krugovima predstavljeni originalni podaci. Vertikalna osa prikazuje angažovanje učenika, dok horizontalna osa odgovara uzorcima.



Slika 17. Grafički prikaz rezultata simulacije mreže

Ova vizuelna komparacija efikasno prikazuje zadovoljavajuću tačnost i robusnost predloženog modela za predikciju nivoa angažovanja učenika. Konstanta učenja postavljena je sa $\alpha = 0.01$. Nakon simulacije ulaznih podataka i provere tačnosti, mreža je sačuvana kako bi mogla ponovo da se koristi. Na osnovu tako formiranog modela moguće je formulisati izraz za predikciju nivoa angažovanja učenika na osnovu ulaznih parametara:

$$y = g(W^{(2)} \cdot f(W^{(1)}X + b^{(1)}) + b^{(2)}) \quad (1)$$

U gornjoj formuli 1, matrice težinskih koeficijenata neuronske mreže su $W^{(1)}$ i $W^{(2)}$ za skriveni i izlazni sloj, $b^{(1)}$ i $b^{(2)}$ su bajasi, X je matrica ulaznih podataka, dok su transfer funkcije date sledećim izrazima:

$$f(x) = \frac{2}{1 + e^{-2x}} - 1 \quad (2)$$

$$\text{i } g(x) = x$$

Svi parametri u formuli 2 dobijeni su iz modela veštačkih neuronskih mreža koji je

prethodno sačuvan nakon simulacije. Prikazana formula predstavlja matematički model dizajniran za predikciju nivoa angažovanja učenika, koji se može primenjivati na buduće uzorke zamenom novih podataka u matricu X , bez potrebe za ponovnim pokretanjem cele simulacije. Ovo omogućava modelu da se prilagođava različitim scenarijima i olakšava kontinuirano testiranje i proširivanje.

Tabela 33. Važnost ulaznih karakteristika

Prediktor	Procenat
topics_covered	81.87%
question_attempts_success	2.39%
question_success_rate	3.2%
example_lines_actions	3.67%
total_durationseconds	6.55%
final_grade	2.48%

Radi pružanja informacija o doprinosu korišćenih prediktora i prikaza njihove važnosti u procesu dizajniranja prediktivnog modela za klasifikaciju nivoa angažovanja učenika, u Tabeli 33 prikazana je relativna važnost karakteristika za svaku ulaznu promenljivu.

5. DISKUSIJA

Predstavljeno istraživanje imalo je jasan cilj – da na sveobuhvatan način otkrije potencijalne indikatore angažovanja učenika u scenarijima e-učenja, zasnovano na odnosu između standardizovanih tradicionalnih metoda za merenje angažovanja i različitih parametara izvedenih iz sistema za e-učenje. Mere samoprocene često mogu da zanemare neke ključne aspekte interakcije učenika sa sadržajem u digitalnim okruženjima, kao što su neverbalni pokazatelji ponašanja vezani za njihovu upornost i usvajanje znanja, čime se formira nepotpuna slika o njihovom angažovanju. Stoga, ispitivanje njihove povezanosti sa podacima o ponašanju iz sistema za e-učenje predstavlja potencijalno koristan, ali i izazovan metod da se dobije sveobuhvatni profil angažovanja učenika [23].

Nalazi sprovedenog istraživanja ukazuju na to da podaci izvedeni iz sistema za e-učenje mogu predstavljati komplementarni segment u odnosu na tradicionalne metode za procenu angažovanja učenika. To se temelji na činjenici da ovakav nijansiran pristup nadoknađuje nasledna ograničenja pojedinačnih metoda za procenu angažovanja i omogućava jasnije i obogaćeno razumevanje ovog fenomena. Nadovezujući se na prethodna fundamentalna istraživanja, ova studija unapređuje postojeće znanje razvijanjem prediktivnog modela za klasifikaciju učenika na osnovu nivoa angažovanja, izvođenjem korisnih uvida koji se odnose na aspekte dizajna učenja i pružanjem smernica za dizajn efektivnijih obrazovnih iskustava. U nastavku je prezentovana diskusija u okviru koje su protumačeni dobijeni rezultati, uz osvrt na postavljeni cilj disertacije.

5.1 Odnos između angažovanja učenika i aspekata dizajna sistema za e-učenje

Kako bismo otkrili potencijalno zanimljive veze između angažovanja učenika i podataka o njihovom ponašanju u okviru okruženja za e-učenje, neophodno je da tumačimo rezultate statističkih analiza. Pregledom podataka iz tabele 32 možemo uočiti da viši rangovi u Mann-Whitney testu odgovaraju višim vrednostima rezultata angažovanja učenika. Iz perspektive dizajnera kurseva, jedan od najzanimljivijih aspekata jeste odnos između konačne ocene i rezultata angažovanja učenika. Vrednost medijane ranga za konačnu ocenu studenata od 29,5, za klasu angažovanja 4, više je nego dvostruko veća od vrednosti medijane ranga od 11,42, za klasu angažovanja 2. Na osnovu ove opservacije može se zaključiti da je nivo angažovanja učenika sa višim ocenama značajno veći nego kod onih sa nižim završnim ocenama. Ovaj uvid se poklapa sa

dosadašnjim saznanjima u literaturi i oslanja se na relevantne teorije koje pretpostavljaju da su učenici koji ostvaruju bolje rezultate ujedno i više angažovani od onih koji postižu slabije rezultate [3, 96, 411].

Drugi autori su takođe koristili Mann-Whitney test u okviru procesa filtriranja ulaznih podataka u sklopu IVS tehnike, primenjujući metode mašinskog učenja za klasifikaciju ciljne promenljive na različitim podacima [410]. Deo procedure uključivao je utvrđivanje korelacija između ulaznih i izlaznih promenljivih, pri čemu se mogao postaviti relativno visok prag. U našem slučaju, korišćenjem Kendall-tau testa, vrednost statistički značajne korelacije iznosi $\rho = 0.47$ ($p = 0$, $\alpha = 0.05$), što se svrstava u kategoriju srednje jakih korelacija. Imajući u vidu rezultat Mann-Whitney testa, jasno je da ocena učenika mora biti uzeta kao prediktor angažovanja. Drugim rečima, tokom IVS procesa, isključivanje promenljivih sa srednjim stepenom korelacije može dovesti do zanemarivanja dobrih prediktora ciljne promenljive.

U tom smislu, značajni su i rezultati Mann-Whitney testa za promenljive *topics_covered* i *total_durationseconds*. Kao što se vidi u Tabeli 32, najveća razlika u srednjim rangovima, kada je reč o broju obrađenih tema, javlja se između vrednosti angažovanja 2 i 5. Ovaj rezultat je potvrđen i raspodelom broja tema koje su učenici obradili: 12,17 kod vrednosti angažovanja 2, i 19 kod vrednosti angažovanja 5. Ova opservacija ukazuje da su učenici sa najvišim ocenama angažovanja rešili najviše zadataka iz kodiranja na platformi, što dodatno potvrđuje pogodnost ankete kao instrumenta za merenje nivoa angažovanja učenika. Ovaj uvid dopunjuje postojeću literaturu o angažovanja u sistemima za učenje programiranja, gde nalazi ukazuju da se učenici koji uspešno reše veći broj zadataka iz kodiranja profilisu kao visoko angažovani [68, 73].

Prema Spearman-ovom rho testu, korelacija između rezultata angažovanja i broja obrađenih tema iznosi $\rho = 0.61$ ($p = 0$, $\alpha = 0.01$), što čini promenljivu *topics_covered* jednim od prikladnih kandidata za upotrebu u modelu za predikciju angažovanja učenika. Kvantifikacija vremena uloženog u različite aktivnosti učenja često se navodi kao prepoznatljiv pokazatelj angažovanja [85]. Statistički značajna korelacija između promenljivih *topics_covered* i *total_durationseconds* iznosi $\rho = 0.3$ ($p = 0.045$, $\alpha = 0.05$). Istovremeno, postoji statistički značajna korelacija između ciljne promenljive *student_engagement* i *total_durationseconds* u vrednosti $\rho = 0.52$ ($p = 0$, $\alpha = 0.01$). Literatura navodi da vreme provedeno na platformama za e-učenje može biti povezano sa angažovanjem – učenici koji ulože više vremena u određene aktivnosti učenja češće se smatraju angažovanim i ostvaruju bolje ishode [412]. U kontekstu ovog

istraživanja, opaženo je da su učenici koji su duže koristili platformu bili uspješniji u ostvarivanju boljih završnih ocena. Distribucija promenljive je to potvrdila u odnosu na rezultat angažovanja (170.607,5 ms za rezultat 5 naspram 51.759,33 ms za rezultat 2).

Analizom testova za promenljive *questions_success_rate* i *questions_attempt_success*, može se zaključiti da postoji značajna razlika u srednjim rangovima kod učenika sa rezultatima angažovanja 2 i 4. Ova metrika predstavlja indikator angažovanja jer uključuje aspekte upornosti i uspešnosti u odgovaranju na pitanja vezana za obrađene teme programiranja [413]. Takođe, ovi aspekti ponašanja učenika mogu predstavljati indikator uloženog truda i efikasnosti u savladavanju zahtevnih segmenata učenja, sa akcentom na istrajnosti, doslednosti i kompetenciji. Ovi pojmovi su usko povezani sa konceptom angažovanja jer označavaju spremnost učenika da se aktivno uključi u proces učenja i da bude evaluiran kroz mehanizme provere znanja, što podstiče osećaj efikasnosti i veru u napredak [414].

Očigledno je da učenici koji su angažovani pokazuju kontinuiran trud i ne odustaju pred izazovima učenja kako bi postigli uspeh. Takođe, postoji tendencija da učenici koji dosledno ostvaruju uspeh u rešavanju zadataka postaju motivisaniji, iskazuju želju da aktivno učestvuju u procesu učenja i istraju na putu ka usvajanju znanja [415].

Kada je reč o promenljivoj *example_lines_actions*, uočene su razlike u srednjim rangovima kod učenika sa rezultatom angažovanja 3 (17,6) i 4 (31,2), što može ukazivati na to da su upotrebu objašnjenja linija koda češće koristili učenici koji su pokazali određeni nivo istrajnosti i motivacije u ovoj aktivnosti učenja.

U kontekstu potencijalne prediktivne snage parametara, ovi rezultati ukazuju na to da dva ključna kriterijuma moraju biti ispunjena kako bi se promenljive smatrale potencijalno dobrim prediktorima [416, 417]. Ti kriterijumi su maksimalna relevantnost (MR) – korelacija između ulaznih i izlaznih promenljivih i minimalna redundantnost (mR) – niska korelacija između ulaznih promenljivih. U scenarijima gde se kvalitativni uvidi izvode putem kvantitativnih metoda, isključivanje parametara mora se vršiti pažljivo. Promenljive *pcex_topics_covered* i *activity_cell_clicks* nisu pokazale značajne razlike u srednjim rangovima u odnosu na različite nivoe angažovanja učenika i stoga su isključene iz razmatranja kao potencijalni prediktori.

5.2 Predikcija angažovanja učenika

Ono što može biti posebno zanimljivo za dizajnere kurseva jeste mogućnost predikcije nivoa angažovanja učenika u funkciji karakteristika sistema za e-učenje. U tom smislu, ovaj parametar je označen kao ciljna promenljiva, dok su prethodno pomenute prediktorske promenljive (*topics_covered*, *question_attempts_success*, *question_success_rate*, *example_lines_actions*, *total_durationseconds*, *final_grade*) korišćene kao ulazne promenljive. Kao nadogradnja na uočene nalaze u vezi sa aspektima sistema za e-učenje koji utiču na angažovanje učenika, predstavljeni prediktivni model potvrđuje prediktivnu moć istaknutih karakteristika. Na taj način moguće je direktno testirati koncept i predvideti angažovanje učenika na osnovu analize podataka o njihovom ponašanju unutar okruženja za e-učenje [28].

Iz tog razloga, rezultati statističkih testova u ovom istraživanju dodatno su potvrđeni rezultatima deskriptivne analize. Pored toga, IVS automatizacija se pokazuje naročito pogodnom u situacijama kada postoji veliki broj ulaznih promenljivih, što u ovom istraživanju nije bio slučaj. Predikcija angažovanja učenika, svodi se na zadatak klasifikacije podataka. Rezultati ovog istraživanja demonstriraju izvodljivost razvoja modela predikcije koji je zasnovan na različitim karakteristikama koje obuhvataju različite aspekte sistema za e-učenje, kao što su obrasci učešća u raznim obrazovnim aktivnostima, vremenski intervali interakcije sa platformom, kao i aspekti uspeha učenika koji uključuju završne ocene. Na osnovu dosadašnjih rezultata, može se zaključiti da ulazni podaci i ciljna promenljiva predstavljaju nelinearan problem. Stoga se neuronske mreže nameću kao logično rešenje za predikciju. Imajući u vidu većinu podataka, korišćeni su algoritmi gradijentnog spusta i propagacije unazad.

Upotrebom arhitekture predstavljenog modela i iterativnim prilagođavanjem težina i biasa neuronske mreže, sam proces klasifikacije je pojednostavljen i obuhvata protok ulaznih podataka kroz mrežu, zatim izračunavanje funkcije troška i potom korišćenje optimizacionih tehnika za ažuriranje parametara. Postupak klasifikacije zasnovan je na unapred definisanim pragovima koji predstavljaju različite klase angažovanja, a koji su izvedeni iz podataka dobijenih samoprocenom. U kontekstu predloženog okvira, navedene klase predstavljaju prijavljene nivoe angažovanja učenika. U poglavlju Rezultati, slika 17 prikazuje izgled konačnog izlaza mreže u odnosu na odgovarajuće nivoe angažovanja. Ostvarena tačnost modela je bila zadovoljavajuća, a njena vrednost iznosila je 82.22%. Evaluacija performansi prikazanog prediktivnog modela ukazuje na

prihvatljiv nivo tačnosti, usklađen sa stvarnim nivoima angažovanja koje su učenici prijavili, jer model ispravno klasifikuje značajan deo primera. Takođe, prijavljena tačnost modela odražava njegovu sposobnost da prepozna različite obrasce angažovanja određenog nivoa, što je u skladu sa nalazima iz literature koji ističu efikasnost neuronskih mreža u modeliranju složenih, nelinearnih odnosa u obrazovnim kontekstima [27].

Na primer, razmotrimo grupu učenika klasifikovanih kao visoko angažovanih. Njihovi obrasci ponašanja u okruženju za e-učenje odražavaju poželjne obrazovne prakse koje se ističu kada je reč o uspehu u učenju, motivaciji i angažovanju [418]. To se može figurativno predstaviti kao njihova sklonost ka interakciji sa sadržajem obrazovnog dizajna koji potencijalno utiče na angažovanje, poput rešavanja zadataka iz programiranja, vremena provedenog na platformi itd. Nasuprot tome, učenici klasifikovani kao nisko angažovani karakterisani su obrascima ponašanja koji ne pokazuju konstantne i učestale interakcije sa segmentima obrazovnog dizajna, aktivno učešće u rešavanju izazova, niti visoke stope završetka zadatih aktivnosti. Ovaj nalaz je u skladu sa literaturom koja naglašava značaj kontinuiranog angažovanja i aktivnog uključivanja za postizanje značajnih obrazovnih rezultata [4, 419].

Uticaj ulaznih promenljivih na ciljnu promenljivu, odnosno značaj karakteristika (eng. *Feature importance*), predstavlja jedan od važnih aspekata za dizajnere kurseva. U tu svrhu korišćena je metoda opisana u [420]. Cilj ove metode je da se efikasno dekomponuje objašnjena varijansa između korišćenih prediktora kako bi se utvrdio njihov pojedinačni doprinos. Distribucija relativnog značaja karakteristika je homogena, osim za promenljivu koja se odnosi na rešavanje bar jedne vežbe kodiranja iz određene oblasti (*topics_covered*). Ovo ukazuje da učenici svoje angažovanje uglavnom povezuju sa pokrivanjem oblasti i rešavanjem vežbi iz programiranja u okviru sistema. Takođe, relativni značaj promenljive *total_durationseconds*, koja predstavlja ukupno vreme provedeno na platformi, zauzima veći procenat u poređenju sa drugim karakteristikama, izuzev pomenute promenljive *topics_covered*. Zaista, uticaj vremena provedenog u interakciji sa platformom u kontekstu potencijalnog prediktora angažovanja ne treba u potpunosti zanemariti, upravo zbog njegove složenosti i suštinske uloge u oblikovanju poželjnih obrazovnih obrazaca [412].

Treba napomenuti da primena modela za predikciju angažovanja učenika u obrazovnim kontekstima zahteva rigorozno razmatranje etičkih principa kako bi se obezbedila odgovorna upotreba takve tehnologije [421]. U tom pogledu, etički aspekti obuhvataju niz faktora, uključujući

dobijanje saglasnosti učenika za korišćenje podataka koji se odnose na njih, zaštitu prava na privatnost i održavanje transparentnosti u vezi sa funkcionisanjem prediktivnih modela [422]. Takođe, važno je regulisati prediktivne kapacitete ovih modela u skladu sa akademskom autonomijom i slobodom, kako bi se omogućila raznovrsna obrazovna iskustva. Uključivanje dizajnera kurseva i nastavnika u faze razvoja i primene modela predikcije angažovanja pomaže usklađivanju modela sa specifičnim potrebama obrazovnih konteksta. Ovakve vrste razmatranja korespondiraju sa etičkim standardima i podržavaju odgovornost.

5.3 Implikacije za dizajn okruženja za e-učenje sa podrškom za angažovanje učenika

Kako bi se postigla efikasna promocija angažovanja učenika u kontekstu personalizovanog e-učenja, neophodno je da dizajn sistema bude utemeljen na rezultatima koji su dobijeni analizom obrazaca ponašanja učenika i njihovim percepcijama u realnim scenarijima učenja [423]. Na osnovu ovih opažanja, moguće je definisati konkretne smernice koje imaju za cilj da unaprede različite aspekte obrazovnog iskustva, poput samoregulacije, organizacije, motivacije i emocionalne podrške. U nastavku su predstavljeni ključne tematske celine koje bi trebalo razmotriti prilikom dizajniranja sistema koji aktivno promovišu angažovanje, istrajnost, kontinuitet i sveobuhvatnije razumevanje u procesu učenja programiranja.

5.3.1 Podsticanje kontinuiteta i organizacije

Kontinuitet u korišćenju sistema za e-učenje predstavlja jedan od osnovnih preduslova za uspešan tok učenja, naročito u oblastima koje zahtevaju postupno sticanje znanja, kao što je programiranje [424]. Analizirana opažanja pokazuju značajne varijacije u učestalosti i doslednosti korišćenja sistema među studentima, što sugerise da samoinicijativa i radne navike nisu prisutne kod svih. Očigledan je i nedostatak organizacije u pristupanju obrazovnim resursima. Ovi uvidi impliciraju da je potrebno osmisлити mehanizme koji ne samo da informišu učenike o njihovom trenutnom napretku, već ih i kontinuirano podsećaju i usmeravaju u organizaciji sopstvenog procesa učenja [425]. Funkcionalnosti kao što su interaktivni planer aktivnosti, personalizovani rasporedi, vizualni indikatori napretka i napredni sistemi obaveštenja mogu pomoći učenicima da

ustrojenja rutinu i planiraju učenje u skladu sa sopstvenim tempom i obavezama. Podrška kroz automatsko kreiranje ciljeva i povratne informacije o ostvarenom napretku mogu doprineti razvoju samoregulacije i podržati angažovanje [426]. Takav pristup osnažuje aspekt upotrebljivosti sistema, ali i njegovu ulogu alatke koja aktivno podržava korisnikovu autonomiju.

5.3.2 Aktivacija misaonih procesa u interakciji sa obrazovnim sadržajem

Učenje programiranja zahteva mnogo više od pukog memorisanja sintakse, ono podrazumeva usvajanje logike i načina razmišljanja koji su karakteristični za rešavanje zadatih problema. Shodno tome da primeri predstavljaju ključni alati za konkretizaciju apstraktnih koncepata, površna interpretacija ovog aspekta može ograničiti mogućnosti kvalitetnog usvajanja znanja. Zbog toga je u dizajnu sistema neophodno uključiti elemente koji ne samo da prikazuju sadržaj učenja, već i aktiviraju kognitivne procese kod učenika. Interaktivni primeri koji se mogu menjati i testirati u realnom vremenu mogu stimulisati angažovanje učenika [24].

5.3.3 Osnaživanje motivacije kroz jasno definisane ciljeve i osećaj napretka

Motivacija predstavlja jedan od ključnih pokretača angažovanja u okruženjima za e-učenje [427]. U kontekstu posmatranog sistema za e-učenje, dominantan obrazac kod studenata jeste usmerenost ka postizanju uspeha, odnosno ostvarivanje zacrtanih akademski ciljeva. U svetlu ovih nalaza, dizajn sistema treba da integriše mehanizme koji jačaju osećaj postignuća, ali i koji paralelno podstiču interesovanje za obrazovnim sadržajem. Jasan prikaz ostvarivanja pojedinačnih ciljeva, progresivno otključavanje složenijih sekvenci učenja, vizualizacija dostignuća poput bedževa i automatskih afirmacionih poruka mogu podstaći angažovanje u ovom kontekstu. Sami zadaci bi trebalo da budu osmišljeni tako da poseduju adekvatnu kombinaciju autentičnosti, izazova i relevantnosti za obrađivani koncept. Zadaci koji simuliraju realne probleme, nude različita rešenja i omogućavaju korisnicima da biraju oblasti u skladu sa sopstvenim interesovanjima, imaju potencijal da povećaju angažovanje u obrazovnom procesu [428].

5.3.4 Podrška saradnji i razmeni iskustava među učenicima

Obavljanje delatnosti programiranja se u velikoj meri oslanja na razmenu ideja i zajedničko rešavanje problema. Rezultati pokazuju da su studenti sistem koristili uglavnom bez značajnije interakcije sa kolegama ili nastavnikom. Odsustvo komunikacije može dovesti do osećaja izolovanosti kod učenika, otežanog razumevanja složenijih koncepata i sporijeg rešavanja zadate problematike. Dizajn sistema za e-učenje stoga treba da implementira funkcionalnosti koje omogućavaju i podstiču saradnju. Ove funkcionalnosti ne moraju biti kompleksne, već su dovoljni forumi, opcije za deljenje beležaka ili mogućnost komentarisanja, koji mogu omogućiti konstruktivnu razmenu percepcija [429]. Posebno je bitno dizajnirati ove aspekte tako da ne ugrožavaju korisničko iskustvo, već da se prirodno integrišu u tok rada. Predloženi elementi razvijaju osećaj pripadnosti i pomažu korisnicima da uče jedni od drugih kroz realne izazove.

5.3.5 Dinamičko mapiranje obrađenog gradiva

Broj obrađenih tema predstavljao je jedan od najjačih prediktora angažovanja, sa izraženim razlikama između nižih i viših nivoa angažovanja učenika. Ovaj nalaz ukazuje na to da sistem treba da ohrabri korisnike da rešavaju vežbe kodiranja u okviru obrađenih tematskih celina, ali na način koji podstiče postepeno usvajanje znanja. Ovo implicira dizajniranje sekvencijalnih izazova, mapiranje tema kroz adaptivne puteve učenja i uvođenje preporuka za nadolazeće zadatke na osnovu prethodnih aktivnosti. Time je moguće izbeći stihijsko kretanje učenika kroz sadržaj i podstaći strateško učenje, pri čemu učenik postepeno stiče osećaj napredovanja kroz celokupan sadržaj predviđenog kurikuluma [68].

5.3.6 Uvažavanje vremena uloženog u učenje kao pokazatelja angažovanja

Ukupno vreme provedeno u sistemu pokazuje pozitivnu korelaciju sa varijablom angažovanja, što potvrđuje značaj kontinuirane i vremenski stabilne upotrebe sistema. U tom kontekstu, preporučuje se da dizajn sistema za e-učenje, osim kvantitativnog beleženja vremenskih intervala, uključuje i metrike koje diferenciraju pasivnu od aktivne upotrebe, te da korisnicima nudi povratne informacije o vremenskoj dinamici njihovog učenja [412]. Takođe, mogućnost da

učenici sami postave dnevne ili nedeljne ciljeve u vezi sa vremenom posvećenim učenju može doprineti razvoju poželjnih navika i definisanju adekvatnog ritma učenja.

5.3.7 Afirmacija višestrukih pokušaja i uslovna tolerancija neuspeha

Broj pokušaja uspešnog rešavanja pitanja kao i stopa uspešnosti, predstavljaju značajne indikatore angažovanja, jer ukazuju na nivo istrajnosti i spremnosti na učenje kroz greške. Ova opažanja sugerišu da dizajn sistema treba da nagradi trud, a ne samo tačnost i da stvori okruženje u kom neuspeh ne predstavlja osnovu za kažnjavanje, već konstruktivan način za uvid u napravljene greške. U tom smislu, korisno je implementirati povratne informacije koje prikazuju trendove uspeha kroz vreme i omogućavaju učenicima da uoče sopstveni napredak čak i kada ne postignu tačno rešenje iz prvog pokušaja. Ovakav dizajn učenja doprinosi razvoju istrajnosti, što je posebno važna osobina u savladavanju programerskih koncepata [81].

5.3.8 Prediktivna analitika kao osnova za proaktivnu podršku učenicima

Složenost procesa učenja programiranja i varijabilnost angažovanja među učenicima zahtevaju od sistema za e-učenje da budu sposobni da prepoznaju potencijalne obrasce smanjenog angažovanja i naprave blagovremene intervencije. U tom kontekstu, primena prediktivne analitike omogućava identifikaciju učenika kod kojih postoji rizik od opadanja angažovanja, neredovne aktivnosti ili prekida učenja. Korišćenjem podataka o interakcijama, tempu napredovanja, vremenskoj dinamici i obrascima ponašanja u sistemu, moguće je konstruisati modele koji predviđaju verovatnoću nastavka angažovanog učenja [28]. Ovi modeli mogu poslužiti kao osnova za automatizovane intervencije, predloga specifičnih aktivnosti i sadržaja učenja ili dodatnih resursa za one korisnike kod kojih je uočen rizik od odustajanja ili pasivnosti. Dodatno, vizualizacija ovih informacija može biti korisna i nastavnicima, jer im omogućava da bolje razumeju dinamiku ponašanja unutar grupa i prepoznaju potrebe učenika koje nisu lako vidljive u svakodnevnoj interakciji. Takav vid podrške doprinosi ranom otkrivanju problema i predstavlja ključan alat za kreiranje sistema koji podstiču dugoročno angažovanje i razvijaju samosvest učenika [430].

5.4 Uticaj implikacija na dizajn arhitekture sistema

Zaključci iz prethodne diskusije direktno su uticali na oblikovanje arhitekture personalizovanog sistema za e-učenje predstavljenog u narednom poglavlju. Identifikovane potrebe za dinamičnijim praćenjem angažovanja učenika, važnost konteksta interakcije i nužnost fleksibilnosti u obradi raznolikih obrazovnih podataka ukazali su na potrebu za modularnim i proširivim sistemskim rešenjem. Poseban naglasak stavljen je na integraciju mehanizama za analizu ponašanja učenika u realnom vremenu, što je rezultovalo uključivanjem posebnog modula za praćenje interakcija i prilagođavanje sadržaja.

Takođe, prepoznata uloga dizajna korisničkog interfejsa u podsticanju angažovanja učenika odrazila se kroz arhitekturna rešenja koja omogućavaju višekanalnu komunikaciju i personalizovane prikaze informacija. Time je obezbeđeno da tehnička struktura sistema ne bude samo funkcionalna, već i pedagoški utemeljena, u skladu sa zaključcima do kojih se došlo tokom istraživanja.

6. DIZAJN ARHITEKTURE PERSONALIZOVANOG SISTEMA ZA E-UČENJE

U okviru ove sekcije doktorske disertacije predložen je dizajn arhitekture za razvoj sistema za e-učenje, koji je koncipiran kao međusobno povezana zajednica učenika, nastavnika, obrazovnih alata i nastavnih sadržaja – oblikovana prema principima dizajna usmerenog na korisnika [431]. Predloženi dizajn sistema predstavlja finalnu etapu istraživanja koja se ogleda kroz konkretizaciju primene pruženih smernica za dizajn efektnih obrazovnih iskustava, i oslanja se na višeslojnu arhitekturu, sposobnu da automatski prikuplja, harmonizuje i integriše podatke iz raznovrsnih izvora. Ovakva struktura omogućava sveobuhvatniji uvid u ponašanje i angažovanje učenika, čime se nastavnicima pruža adekvatna osnova za donošenje pedagoških odluka.

6.1 Zahtevi

U skladu sa definisanim smernicama za dizajn sistema za e-učenje u okviru disertacije, identifikovani su ključni zahtevi za razvoj arhitekture namenjene analitici učenja, koja treba da omogući sveobuhvatnu obradu podataka o učenju. Takva arhitektura treba da poseduje sposobnost prikupljanja, agregacije, normalizacije, transformacije, obrade i skladištenja podataka o učenicima, prikupljenih iz različitih izvora [432]. Osim toga, neophodno je da sistem bude sposoban za sveobuhvatnu analizu podataka, kao i da obezbedi njihov smislen prikaz u funkciji podrške učenju, personalizacije obrazovnog procesa, podsticanju angažovanja i donošenja pedagoških odluka.

Imajući u vidu činjenicu da su obrazovni podaci inherentno vremenski i prostorno raslojeni, te distribuirani preko različitih tehnoloških medijuma, jedan od centralnih zahteva odnosi se na sposobnost agregacije i integracije podataka iz više izvora, često različitih formata, u jedinstveni skup podataka koji precizno odražava raznovrsne aktivnosti učenika. Takva integracija je od suštinskog značaja za generisanje relevantnih i preciznih nalaza u oblasti analitike učenja [433].

Dodatno, u skladu sa smernicama definisani su i zahtevi koji podstiču ponovnu upotrebu podataka, servisa i metoda:

- **Pristupačnost podacima** - Infrastruktura bi trebalo da bude nezavisna od specifičnih

formata podataka, omogućavajući upotrebu različitih standarda i alata. Visoka pristupačnost i niska latencija u obradi podataka predstavljaju ključne faktore koji utiču na njihovu upotrebu u svrhu unapređenja nastave. Imajući u vidu da korisni podaci za dizajniranje obrazovnog procesa potiču iz heterogenih izvora, arhitektura bi trebalo da omogući integraciju podataka putem API-ja koji omogućavaju rad sa uobičajenim formatima kao što su JSON, CSV ili baze podataka. Ovakav pristup istovremeno doprinosi standardizaciji i olakšava proces harmonizacije i objedinjavanja podataka.

- Modularnost - Dizajn arhitekture bi trebalo da prati modularni pristup, sa jasno definisanim i odvojenim ulogama svake komponente. Takva struktura povećava fleksibilnost sistema i umanjuje napor potreban za kasniju nadogradnju i implementaciju novih funkcionalnosti. Modularnost takođe omogućava dinamičko uključivanje različitih ponovo upotrebljivih modula, u zavisnosti od konkretnih potreba nastavnog kursa.
- Skalabilnost - Skalabilnost se sve češće prepoznaje kao izazov u domenu e-učenja. Predloženo rešenje treba da bude sposobno da se nosi i sa velikim brojem korisnika i sa raznolikošću obrazovnih okruženja. Većina postojećih sistema je projektovana za trenutni broj korisnika, bez predviđanja rasta u budućnosti. Dizajn predložene arhitekture uključuje mogućnost paralelizacije zadataka, čime se omogućava skaliranje sistema i efikasna podrška većem broju korisnika.
- Unifikacija heterogenih podataka - Da bi se obezbedila interoperabilnost među različitim sistemima, neophodno je smanjiti stepen heterogenosti podataka. Interoperabilnost predstavlja ključni preduslov za efikasno i pouzdano prenošenje podataka između različitih podsistema i mora biti sistematski adresirana u dizajnu arhitekture.

Ključni zahtev arhitekture razvijene u okviru ove disertacije jeste njena sposobnost da operacionalizuje zaključke dobijene u prvoj i drugoj fazi istraživanja. U prvoj fazi, kroz analizu obrazovnog dizajna i obrazaca interakcije, identifikovani su faktori koji utiču na angažovanje učenika, kao i načini na koje se to angažovanje može prepoznati kroz podatke prikupljene tokom procesa učenja. Ovi nalazi ukazuju na potrebu za sistemom koji može detektovati promene u ponašanju učenika u realnom vremenu i prepoznati ključne indikatore angažovanja.

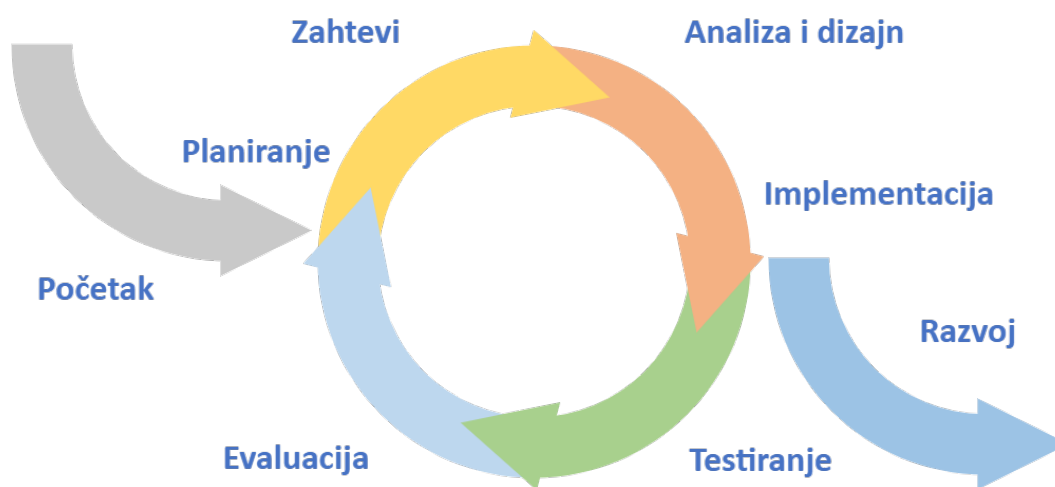
U drugoj fazi razvijen je model zasnovan na tehnikama veštačke inteligencije koji

omogućava predikciju nivoa angažovanja na osnovu obrazaca u interakcijama učenika. Ovaj model generiše konkretne smernice za adaptaciju sadržaja i intervencija, u skladu sa individualnim karakteristikama učenika. Kao rezultat toga, arhitektura sistema je koncipirana tako da bude modularna, proširiva i sposobna za integraciju prediktivnih modela, čime omogućava personalizovanu i dinamičku podršku učenju. Integracija zaključaka iz sprovedenog istraživanja predstavlja osnovu funkcionalnog dizajna predstavljenog u narednim delovima disertacije.

6.2 Iterativni razvoj arhitekture i podrška njenoj evoluciji

Potreba za kontinuiranom evolucijom softverske arhitekture odavno je prepoznata kao ključni aspekt uspešnog razvoja sistema, a naročito je dobila na značaju sa usponom pristupa iterativnog razvoja [434]. Osnovna ideja iterativnog unapređenja ogleda se u inkrementalnoj izgradnji softverskog sistema, koja programerima omogućava da u svakoj fazi razvoja uče na osnovu povratnih informacija iz prethodnih implementacija. Učenje se odvija kako kroz samu implementaciju, tako i kroz korišćenje sistema u realnim uslovima kada je to moguće.

Tipičan razvojni postupak u ovom kontekstu započinje jednostavnom verzijom sistema koja obuhvata ograničen skup zahteva, a zatim se kroz sukcesivne iteracije ta verzija proširuje funkcionalno i dizajnerski, sve dok se ne dostigne stabilna i kompletna arhitektura. U svakoj iteraciji sprovode se modifikacije postojećeg dizajna i uvode se nove funkcionalnosti koje odgovaraju zahtevima korisnika i sistema.



Slika 18. Iterativni i inkrementalni model

Arhitektura predstavljena u okviru doktorske disertacije razvijana je upravo kroz takav iterativni proces (pogledati sliku 18). Svaka nova verzija arhitekture nastajala je kao rezultat refleksije na prethodnu implementaciju, pri čemu su istovremeno unapređivane postojeće komponente i dodavane nove funkcionalne jedinice. Početni dizajn je poslužio kao orijentir, ali je u više navrata revidiran u skladu sa nalazima dobijenim tokom implementacije.

Radi očuvanja koherentnosti između formalnog opisa arhitekture i njenog praktičnog razvoja, disertacija se oslanja na smernice dobijene kroz sprovedeno istraživanje, ali i smernice za unapređenje upotrebljivosti i konzistentnosti [435]. U tom procesu, posebno je naglašena važnost ravnoteže između unapred planirane arhitekture (eng. *Upfront architecture*), koja se definiše pre početka razvoja, i arhitekture koja se oblikuje spontano, kroz niz odluka koje se donose u toku same implementacije. Odabrani pristup iterativnog razvoja koncipiran je na pravilu da je izuzetno teško unapred precizno definisati sve zahteve kompleksnog sistema, kao i predvideti izazove povezane sa njegovim razvojem. U takvom kontekstu, predviđanje svih potencijalnih prepreka pri prikupljanju i obradi podataka o učenicima pokazalo se kao ograničeno, što zahteva fleksibilan i adaptivan metodološki okvir.

Zbog toga je celokupan proces razvoja posmatran ne samo kao tehnički izazov, već i kao dinamičan proces učenja i komunikacije između različitih aktera uključujući dizajnere kurseva, nastavnike i krajnje korisnike - učenike. Shodno tome, nakon svake iteracije preduzimane su korektivne mere koje su proizlazile iz evaluacije prethodnih verzija, čime je omogućeno postepeno usavršavanje arhitekture na osnovu konkretnih uvida i iskustava. Ovakav pristup omogućio je učenje na osnovu sopstvenih rešenja i progresivno približavanje ciljevima na efikasniji i održiv način. Iako je arhitektura sistema razvijana kroz niz sukcesivnih verzija, radi preglednosti i jasnoće prikaza, u disertaciji je predstavljena samo njena finalna forma koja predstavlja rezultat složenog procesa inkrementalnog razvoja kroz višestruke iteracije.

6.3 Arhitektura

U ovoj sekciji prikazan je pregled ključnih odluka koje su donete tokom procesa dizajniranja sistema za e-učenje, a koje su bile usmerene ka ispunjenju zahteva identifikovanih u okviru sprovedenog istraživanja. Osnovne odluke u dizajnu zasnovane su na proverenim softverskim obrascima, među kojima se posebno izdvajaju višeslojna (eng. *Multitier*) arhitektura

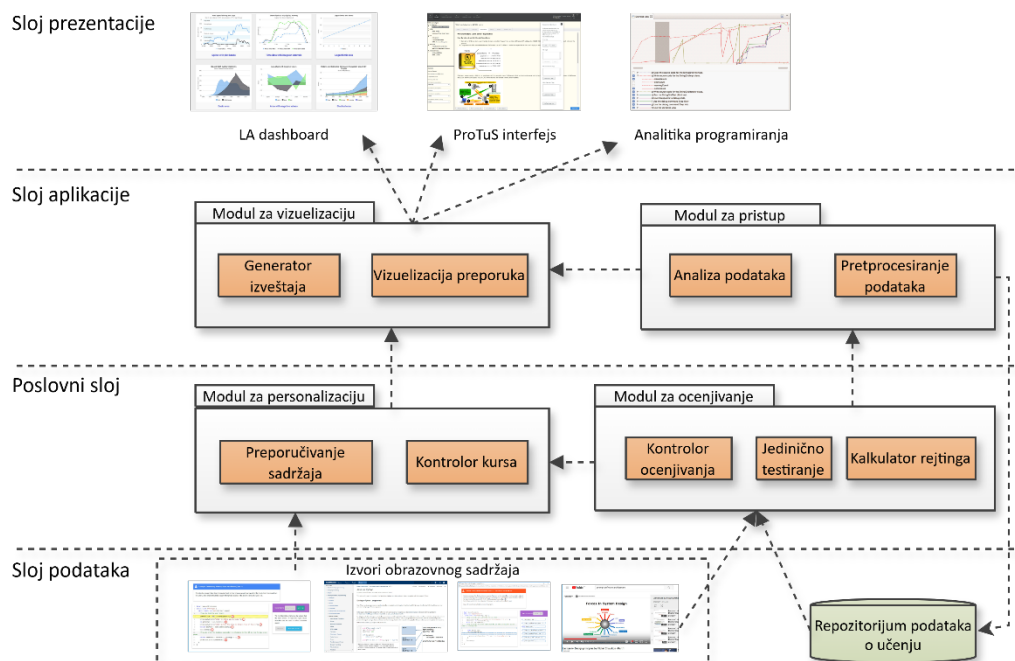
[436], obrazac fasade [437] i obrazac objavljivanja i pretplate (eng. *Publish-subscribe*) [438], koji su poslužili kao strukturni okvir za povezivanje i razmenu podataka između funkcionalnih komponenti sistema.

6.3.1 Postavke i principi dizajna arhitekture

Kako bi se omogućila efektivna integracija različitih modula razvijanih unutar više podsistema, implementiran je model višeslojne arhitekture, koji obezbeđuje jasno razgraničenje funkcionalnih celina i podržava modularni pristup razvoju. Arhitektura je organizovana u sledeće slojeve (videti sliku 19):

- **Prezentacioni sloj** – ovaj nivo obuhvata korisničke interfejse povezanih komponenti i dobavljača sadržaja. Zadužen je za upravljanje interakcijama sa korisnicima, uključujući komunikaciju preko veb-pretraživača. Studenti i nastavnici pristupaju sistemu upravo kroz ovaj sloj, šaljući zahteve koji se dalje prosleđuju ka unutrašnjim slojevima arhitekture.
- **Aplikacioni sloj** – funkcioniše kao posrednik između korisničkih zahteva i logike sistema. U okviru ovog sloja nalazi se mehanizam za pristup podacima, odgovoran za prikupljanje informacija iz obrazovnih okruženja i njihovo prosleđivanje ka poslovnom sloju na dalje procesiranje. Takođe, vizualizacioni mehanizam koristi prikupljene podatke za izradu personalizovanih izveštaja namenjenih kako učenicima, tako i nastavnicima.
- **Poslovni sloj** – zadužen je za izvođenje naprednih funkcionalnosti kao što su generisanje preporuka i automatizacija procesa procene znanja.
- **Sloj podataka** – omogućava komunikaciju sa eksternim skladištima podataka iz različitih povezanih sistema.

Primena višeslojne arhitekture omogućava usklađivanje tokova obrazovnih procesa unutar personalizovanog sistema za e-učenje. Ovako strukturisana arhitektura omogućava nezavisnu nadogradnju, izmenu i održavanje pojedinačnih slojeva bez potrebe za intervencijama u ostalim delovima sistema, što znatno doprinosi fleksibilnosti i dugoročnoj održivosti predloženog rešenja.



Slika 19. Višeslojna arhitektura sistema za e-učenje

Dodatna važna odluka u okviru sloja prezentacije bila je primena obrasca fasade na svim spoljnim interfejsima koji su zaduženi za prikupljanje i prosleđivanje podataka o aktivnostima učenika ili grupa korisnika. Obrazac fasade predstavlja komponentu koja obezbeđuje pojednostavljen i standardizovan korisnički interfejs ka složenijim unutrašnjim strukturama i implementacijama. Njegova primena u ovom kontekstu omogućava enkapsulaciju unutrašnje logike sistema i očuvanje doslednosti spoljašnjih interfejsa, čak i kada se unutrašnja arhitektura menja. Na taj način postiže se visoka modularnost i stabilnost integracionih tačaka između podsistema.

Pored toga, arhitektura implementira obrazac objavljivanja i pretplate, koji je ranije uspešno primenjivan u sličnim scenarijima [432]. Ovaj obrazac omogućava razdvajanje izvora podataka, kao što su sistemi za e-učenje, od konzumera podataka – konkretno, komponenti za analizu i vizualizaciju obrazovnih aktivnosti. U ovakvoj konfiguraciji, izvori podataka šalju informacije bez eksplicitnog znanja o tome ko će ih konzumirati, čime se eliminiše direktna zavisnost između komponenti. Takva vrsta nezavisnost omogućava visoku fleksibilnost i jednostavnu integraciju heterogenih sistema koji funkcionišu na različitim platformama, koriste različite programske jezike ili komuniciraju putem različitih protokola.

U narednom poglavlju, detaljno je prikazana studija izvodljivosti koja potvrđuje praktičnu

primenljivost predloženog rešenja arhitekture, zajedno sa analizom performansi sistema razvijenog u skladu sa ovim principima.

6.3.2 4+1 model prikaza

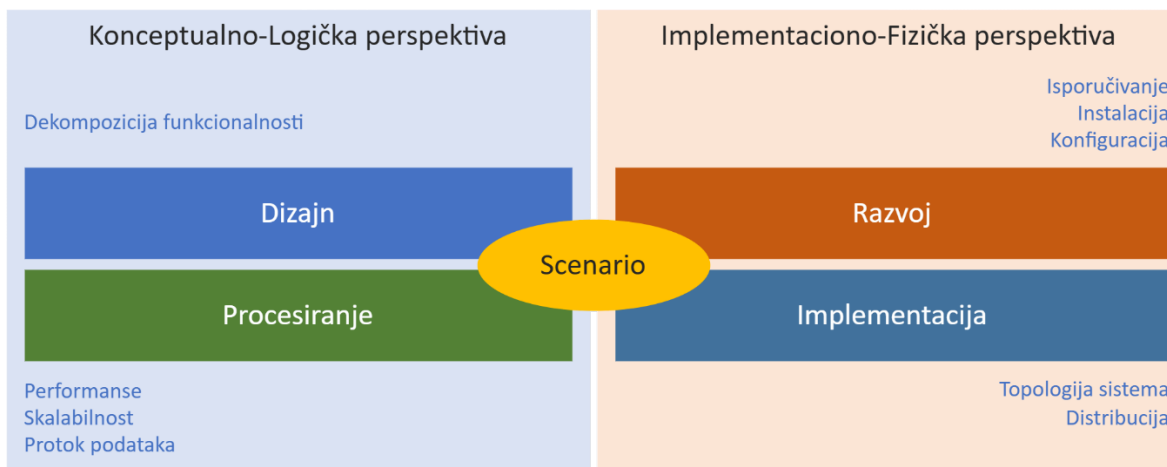
Specifikacije kompleksnih sistema za e-učenje često su toliko obimne da je veoma izazovno u potpunosti obuhvatiti sve njihove aspekte. Osim toga, korisnici pristupaju sistemu iz različitih perspektiva - usled čega se njihovi interesi, potrebe i razlozi za analizu aspekata sistema mogu značajno razlikovati. U tom kontekstu, pojam prikaza odnosi se na reprezentaciju arhitekture sistema iz perspektive određene tačke gledišta (eng. *Viewpoint*). Svaka tačka gledišta fokusira se na specifičan skup pitanja i izazova, redukujući složenost modela tako da uključuje samo one elemente koji su relevantni za ispoljeni interes.

Bitna uloga perspektive prikaza ogleda se u njenoj sposobnosti da pomogne razumevanju složenih sistema, te da omogući razdvajanje različitih aspekata sistema radi lakšeg upravljanja kompleksnošću. Ovo je posebno izraženo u kontekstu softverskih arhitektura, gde se dokumentovanje arhitekture zasniva na identifikaciji i artikulaciji više različitih prikaza – a zatim i dokumentovanju informacija koje prevazilaze pojedinačne perspektive i primenjuju se na više slojeva.

Prikazi arhitekture predstavljaju strukturirane opise sistema koji su osmišljeni tako da budu korisni različitim kategorijama aktera – od dizajnera i programera, do krajnjih korisnika i donosioca odluka. Dizajner sistema bira i oblikuje odgovarajući skup prikaza koji omogućavaju da arhitektura efikasno komunicira sa svim relevantnim akterima i da reaguje u odnosu na njihove ključne zahteve i očekivanja. Arhitektura se stoga uobičajeno izražava kroz više međusobno povezanih modela, koji zajedno pružaju koherentan i višedimenzionalan opis celokupne strukture sistema.

Pokušaj da se razvije sveobuhvatan model koji uključuje sve odnose između poslovnih, logičkih i tehničkih komponenti često rezultira prevelikom složenošću, koja otežava razumevanje i komunikaciju. Kao i kod projektovanja fizičkih objekata, ni u domenu informacionih sistema nije dovoljno osloniti se na jedinstven prikaz, već je nužno razviti više komplementarnih prikaza kako bi se arhitektura mogla predstaviti i interpretirati u skladu sa različitim interesima i potrebama relevantnih aktera. Dakle, efikasno dokumentovanje softverske arhitekture podrazumeva

organizaciju sadržaja kroz više perspektiva. Ovakav pristup ne samo da olakšava izradu dokumentacije, već i povećava njenu čitljivost, preglednost i održivost tokom čitavog razvojnog ciklusa sistema.



Slika 20. 4+1 model prikaza

Na slici 20 prikazan je Model 4+1 koji predstavlja metodološki pristup za strukturisanje prikaza arhitekture informacionog sistema u skladu sa različitim potrebama ključnih zainteresovanih strana [439]. Ovaj model omogućava sveobuhvatno, ali istovremeno pregledno tumačenje kompleksnih arhitektura, kroz višedimenzionalnu organizaciju koja obuhvata logičke, procesne, implementacione i fizičke aspekte sistema, uz dodatno uključivanje prikaza kroz scenarije korišćenja.

Osnovne kategorije prikaza u okviru ovog modela su sledeće:

- Dizajnerski prikaz - fokusira se na konceptualnu organizaciju funkcionalnosti sistema. Ovaj prikaz prezentuje logičku strukturu obrazovnog okruženja i definiše odnose između njegovih ključnih komponenti.
- Procesni prikaz - bavi se dinamičkim aspektima funkcionisanja sistema, objašnjava procese i načine na koje međusobno komuniciraju različite komponente, sa posebnim naglaskom na ponašanje sistema u toku izvršavanja.
- Implementacioni prikaz - prikazuje topologiju softverskih komponenti u kontekstu njihove realizacije, zajedno sa fizičkim vezama između tih komponenti. Rezultati implementacije se obično ilustruju putem dijagrama komponenti.
- Razvojni prikaz - predstavlja fizičku distribuciju komponenti sistema i njihove mrežne

povezanosti. Ova perspektiva je ključna za razumevanje infrastrukture i tehničkih zahteva za razvoj sistema, i prikazuje se dijagramima implementacije.

- Scenariji upotrebe - opisuju interakcije između aktera i sistema. U ovoj perspektivi koristi se kontekstualni dijagram kako bi se definisao obim sistema i interfejsi sa spoljnim entitetima.

U skladu sa primenjenim pristupom prikazivanja arhitekture, navedene perspektive se mogu organizovati u dve glavne dimenzije:

- Konceptualno/Logički prikaz - prikazuje logičku strukturu i način komunikacije između komponenti sistema, uključujući tokove podataka i procese agregacije. Ovaj pogled omogućava razumevanje funkcionalnih odnosa bez direktne reference na fizičku implementaciju.
- Implementacioni/Fizički prikaz - fokusira se na konkretnu realizaciju arhitekture, topologiju sistema, organizaciju softverskih slojeva i fizičke veze između različitih sistema za e-učenje koji su uključeni u arhitekturu.

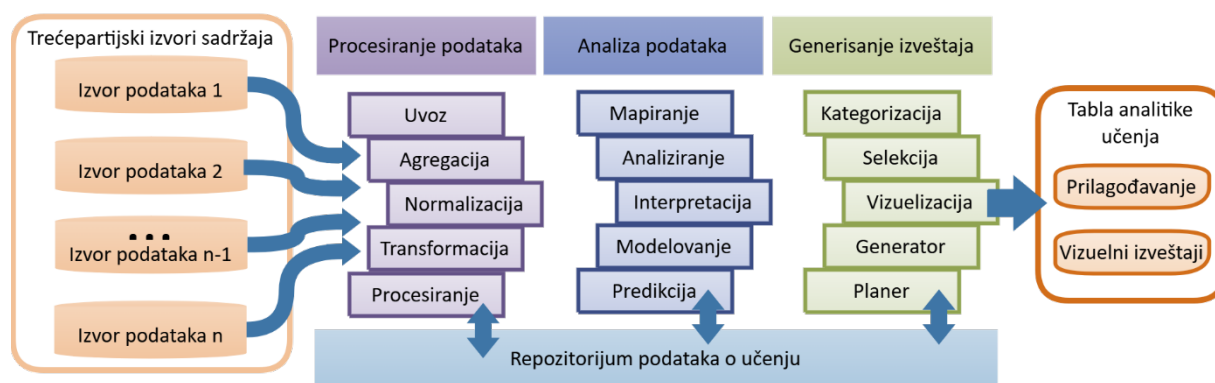
Konceptualna perspektiva pruža apstraktni pregled arhitekture, sa posebnim akcentom na mehanizme za prikupljanje podataka i međusobnu zavisnost funkcionalnih modula. Nasuprot tome, implementaciona perspektiva prikazuje konkretnu realizaciju predložene arhitekture u ulozi okruženja za personalizovano e-učenje. Obe perspektive biće detaljnije prikazane u narednim segmentima, u cilju prikaza pune funkcionalnosti i fleksibilnosti arhitekture sistema za e-učenje sa podrškom za angažovanje i analitiku učenja.

6.3.3 Konceptualni model sistema za e-učenje

U cilju prevazilaženja izazova koji proizlaze iz heterogenosti obrazovnih podataka, kao što su različiti formati, nedovoljna dokumentovanost ili prisustvo šuma u podacima, predložen je konceptualni model koji podržava integraciju i interoperabilnost različitih izvora podataka. Primarni cilj ovog modela jeste kreiranje objedinjene arhitekture koja eliminiše potrebu za ručnim prijavljivanjem, prikupljanjem i sinhronizacijom podataka iz više nezavisnih sistema [431].

Predloženi model integriše podatke sa platforme za e-učenje i omogućava analitiku učenja, čime se stvara osnov za kvalitetnije razumevanje obrazovnih procesa. U skladu sa rezultatima

istraživanja i pruženim smernicama, okruženje je osmišljeno tako da stimuliše aktivno angažovanje kroz interaktivne obrazovne sadržaje u formi pitanja, vežbi i izazova kodiranja. Svi izvori podataka postaju dostupni kroz jedinstveni integrisani interfejs – tablu za analitiku učenja, čime se izbegava potreba za pristupom pojedinačnim sistemima i manuelnim konsolidovanjem informacija. Struktura ovog nadzornog interfejsa prikazana je na slici 21 i predstavlja ključnu tačku objedinjavanja podataka i osnovu za donošenje personalizovanih pedagoških odluka.



Slika 21. Konceptualni model sistema za e-učenje

Predložena arhitektura sistema za e-učenje zasniva se na višeslojnoj funkcionalnoj organizaciji. Ovaj višeslojni pristup omogućava efikasno upravljanje podacima, od njihovog prikupljanja do vizualne reprezentacije, i obuhvata sledeće ključne slojeve:

- Sloj za obradu podataka - zadužen za uvoz, agregaciju, transformaciju, normalizaciju i obradu podataka. Ovaj sloj služi kao prvi korak u pripremi podataka za dalju analizu i interpretaciju, osiguravajući konzistentnost i standardizaciju zapisa.
- Sloj analize podataka - omogućava interakciju sa skladištenim podacima u cilju sprovođenja obrazovne analitike, odnosno generisanja uvida i zaključaka relevantnih za podršku pedagoškim odlukama.
- Generator izveštaja - komponenta odgovorna za vizualizaciju podataka i generisanje izveštaja, u skladu sa unapred definisanim kriterijumima ili prilagođenim zahtevima koje definišu nastavnici i dizajneri kurseva.
- Sloj izvora podataka (eng. *Learning Record Store*) - čuva podatke u standardizovanom i doslednom formatu, kombinujući statične informacije (npr. demografski podaci o učeniku)

sa dinamičkim podacima (npr. klikovi na sadržaj, trajanje aktivnosti, nivo angažovanja).

- Korisnički interfejs (eng. *Front-end*) - predstavljen u obliku table za analitiku učenja, koja omogućava pristup prilagođenim izveštajima, vizualizacijama i povratnim informacijama.

U procesu obrade, nestrukturirani podaci se konvertuju u strukturirani format koji je razumljiv sistemu i zatim se čuvaju u skladištu podataka o učenju. Ovaj repozitorijum funkcioniše kao centralni čvor za pristup objedinjenoj evidenciji učenja, koja obuhvata kako statičke, tako i dinamičke attribute u vezi sa aktivnostima svakog pojedinačnog učenika. Specifikacija xAPI (eng. *Experience API*) se koristi kao standard za razmenu informacija između distribuiranih obrazovnih izvora, pri čemu njena ekstenzivnost omogućava buduće proširenje u skladu sa razvojem obrazovnih tehnologija i potreba [440].

Sloj za analizu pristupa odgovarajućim entitetima iz skladišta podataka o učenju i izvodi zaključke na osnovu analitičkih upita, dok komponenta za generisanje izveštaja kreira odgovarajuće grafičke prikaze. Na nivou korisničkog interfejsa, tabla za analitiku omogućava krajnjim korisnicima – pre svega nastavnicima, da prilagode analitičke izveštaje izborom konkretnih aktivnosti i ciljanih grupa učenika. Ovi izbori se zatim prevode u vektore, na osnovu kojih sistem generiše vizuelne prikaze koristeći unapred definisane šablone.

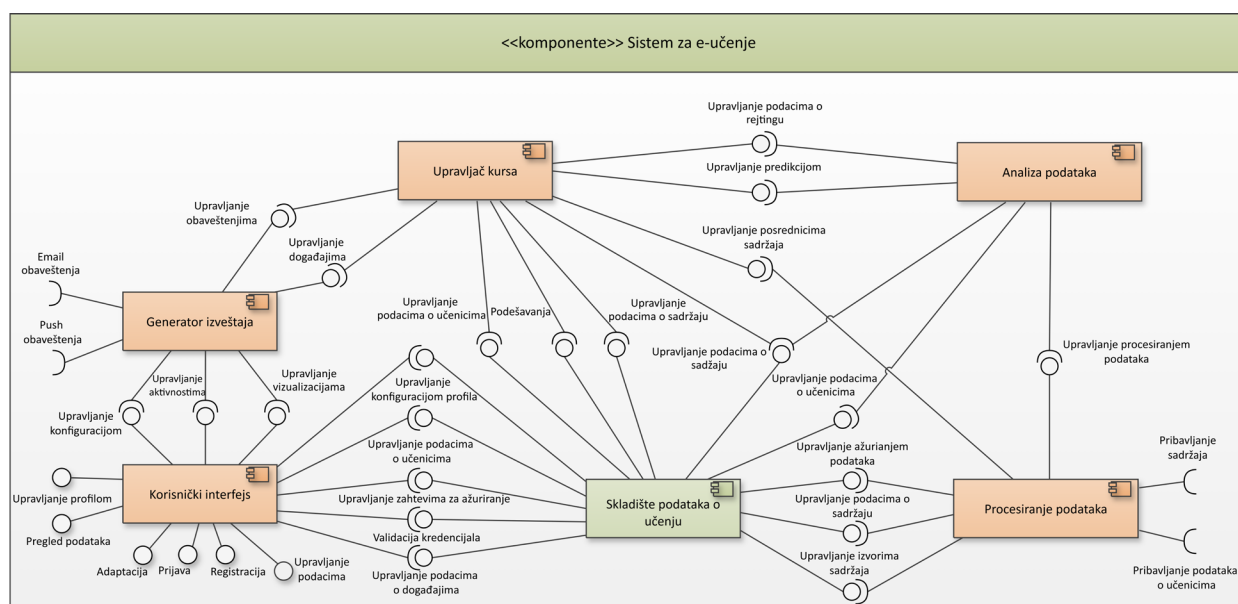
Ovakva organizacija funkcionalnih slojeva osigurava fleksibilnost, skalabilnost i održivost sistema, a istovremeno omogućava suštinsko razumevanje obrazovnih procesa i personalizovanu podršku učenju.

6.4 Implementacija modela sistema za e-učenje

Završna verzija arhitekture sistema za e-učenje razvijena je u skladu sa identifikovanim zahtevima kao i na osnovu stručnog iskustva, smernica predloženih u okviru sprovedenog istraživanja i relevantne literature [431, 432]. U ovoj sekciji detaljno su prikazani: kontekstualni dijagram sistema, dijagram glavnih komponenti, dekompozicija glavnih komponenti na potkomponente, način distribucije tih komponenti po različitim uređajima, opis svih komponenti, njihovih međusobnih interfejsa i definisanih tipova podataka, kao i ilustracija načina na koji se ključni scenariji realizuju u okviru arhitekture. Predloženi dizajn karakteriše visok stepen fleksibilnosti i modularnosti, što omogućava jednostavno dodavanje novih izvora podataka i agregaciju informacija u realnom vremenu. Implementacija celokupnog sistema za e-učenje

oslonjena je na ranije razvijen konceptualni model, čime se obezbeđuje koherentnost između apstraktne vizije i konkretne tehničke realizacije.

Komponente sistema su predstavljene uz specifikaciju njihovih interfejsa i funkcionalnosti. Za svaku komponentu jasno su naznačeni njena uloga u arhitekturi, nadređena komponenta (ukoliko postoji), kao i eventualne potkomponente koje je čine. Na slici 22 prikazan je dijagram glavnih komponenti sistema. Celokupna arhitektura obuhvata šest osnovnih komponenti: Upravljač kursom, Generator izveštaja, Komponentu za analizu podataka, Komponentu za procesiranje podataka, Korisnički interfejs i Skladište podataka o učenju. U nastavku će sve komponente biti dodatno razložene, čime će se pružiti detaljniji uvid u njihovu internu organizaciju i međusobnu interakciju. Ova struktura komponenti omogućava jasan pregled funkcionalnih celina sistema, njihovu logičku organizaciju i način na koji zajednički doprinose ispunjavanju zahteva personalizovanog sistema za analitiku učenja sa podrškom angažovanju.



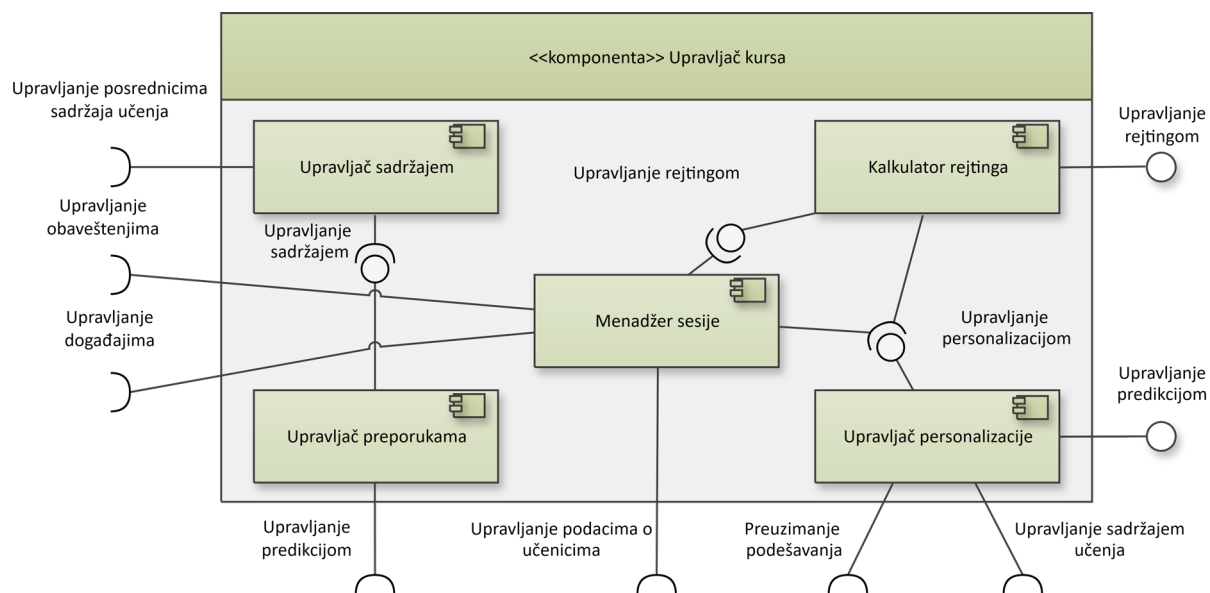
Slika 22. Dijagram glavnih komponenti

Centralnu ulogu u konfiguraciji sistema ima komponenta Upravljač kursa, čija je primarna odgovornost upravljanje nastavnim sadržajem i praćenje toka kursa. Ova komponenta inicira obradu i analizu podataka o učenicima pozivima ka komponentama Procesiranje podataka i Analiza podataka, koje su zadužene za procesiranje sirovih podataka i sprovođenje analize.

Modul za procesiranje podataka predstavlja posredničku komponentu koja omogućava preslikavanje različitih tipova podataka sa izvora sadržaja u standardizovanu strukturu unutar

Skladišta podataka o učenju. Imajući u vidu raznovrsnost generisanih podataka, ova komponenta sadrži namenski razvijene module za obradu specifičnih formata, uključujući JSON fajlove, baze podataka i veb servise. Skladište podataka o učenju funkcioniše kao centralni repozitorijum koji obezbeđuje skladištenje i pristup prikupljenim podacima učenika. Ovi podaci uključuju i statičke attribute (npr. osnovne informacije o učeniku) i dinamičke zapise koji se generišu tokom interakcije sa sistemom (npr. aktivnosti, rezultati, klikovi, izabrane opcije, nivoi angažovanja). Ovakav način organizacije podataka omogućava formiranje modela učenika, koji lokalno čuva profile svih korisnika sistema. Komunikacija među distribuiranim izvorima podataka odvija se putem xAPI specifikacije, koja omogućava standardizovan, ali istovremeno fleksibilan i nadogradiv format zapisa sposoban da odgovori na potencijalno nepredviđene zahteve za prikupljanjem podataka.

Komponenta za analizu podataka pristupa skladištu podataka o učenju kako bi identifikovala relevantne entitete i na osnovu njih generisala uvide zasnovane na podacima. Rezultati analize zatim se koriste unutar komponente za adaptaciju izveštaja, gde se vizualizacije kreiraju prema specifičnim zahtevima i parametrima koje definišu nastavnici ili dizajneri nastave. Na kraju, komponenta zadužena za prikaz korisničkog interfejsa omogućava krajnjim korisnicima – kako studentima, tako i nastavnicima pristup vizuelno organizovanim analitičkim izveštajima. Kroz nju se definiše opseg i struktura prikaza u okviru modula za adaptaciju izveštaja, čime se podržava adaptivna prezentacija povratnih informacija i izveštaja zasnovanih na podacima.



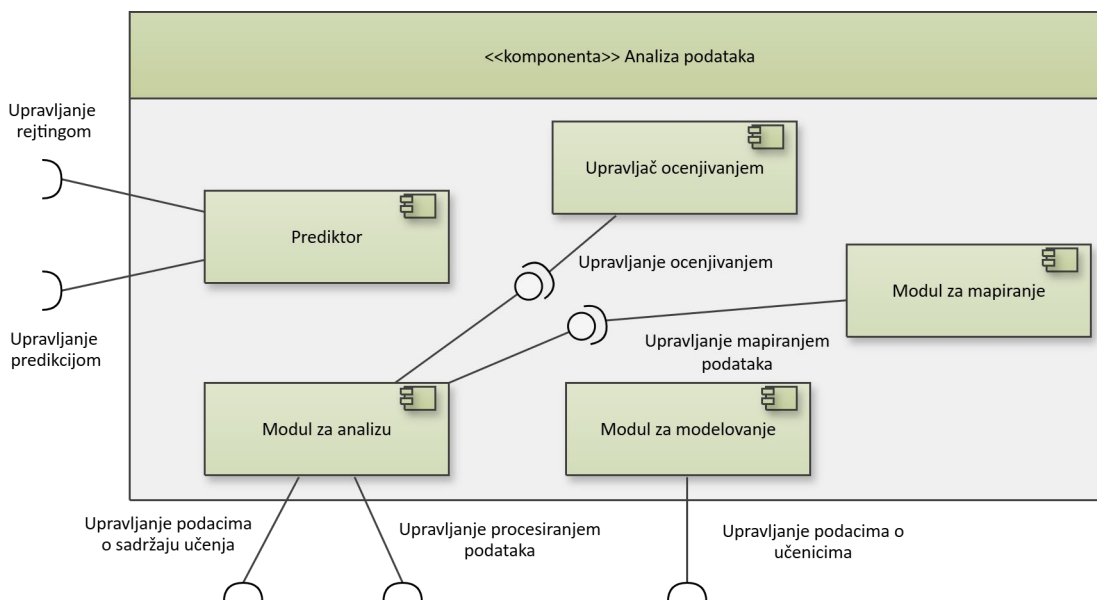
Slika 23. Dekompozicija komponente Upravljač kursa

Komponenta Upravljač kursa ima ključnu ulogu u pokretanju korisničkih sesija, upravljanju zahtevima za obrazovnim sadržajem i sprovođenju procesa personalizacije unutar sistema. Njena struktura je prikazana na slici 23, gde je jasno razložena na pet potkomponenti, od kojih svaka ima jasno definisane funkcionalne zadatke.

Menadžer sesije je zadužen za upravljanje korisničkim sesijama: inicira sesije, komunicira sa skladištem podataka, kao i sa komponentama Upravljač preporukama i Upravljač personalizacije kako bi zahtevao adaptivne funkcionalnosti sistema. Takođe prati obaveštenja koja generiše upravljač obaveštenjima.

Upravljač preporukama ima odgovornost za generisanje preporuka obrazovnog sadržaja prilagođenih potrebama učenika. Ove generisane liste preporuka potom se prosleđuju komponenti za upravljanje posrednicima sadržaja na dalju selekciju i obradu.

Upravljač personalizacijom sadrži algoritme koji implementiraju različite opcije personalizacije dostupne unutar sistema. Ova komponenta upućuje zahteve ka Kalkulatoru rejtinga, koji vrši izračunavanje ocena sadržaja i učenika. Dobijene ocene predstavljaju osnovu za usklađivanje nastavnog materijala sa karakteristikama i potrebama pojedinačnih korisnika, čime se direktno podržava proces kreiranja preporuka.



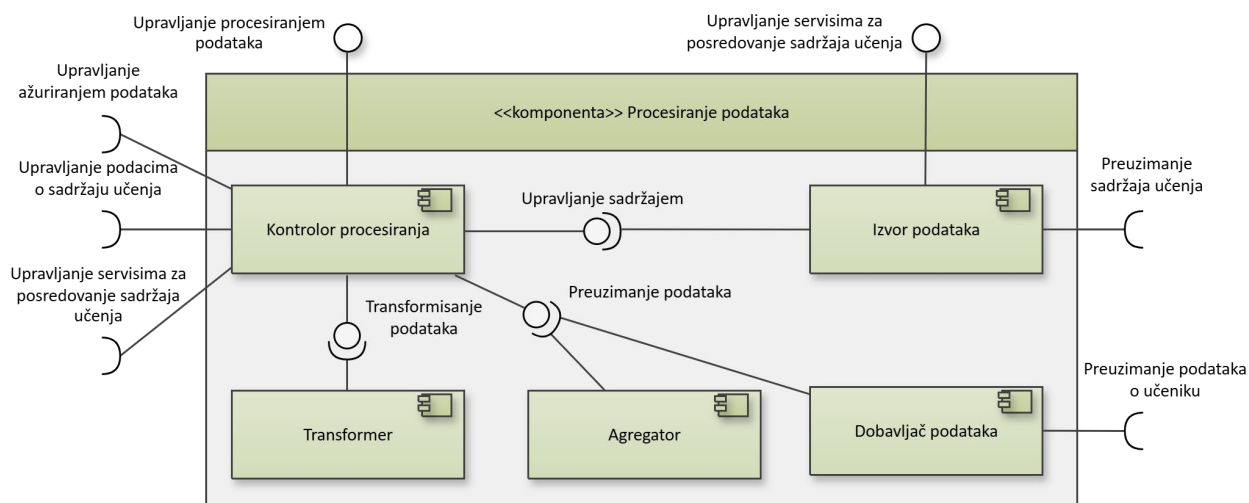
Slika 24. Dekompozicija komponente Analiza podataka

Komponenta za analizu podataka predstavljena na slici 24, ima zadatak da identifikuje i prikuplja potrebne entitete iz skladišta podataka o učenju, kao i da na osnovu prikupljenih podataka

pribavlja analitičke uvide. Ova komponenta je razložena na pet potkomponenti, od kojih svaka ima specifičnu ulogu u analitičkom procesu.

Modul za analizu upravlja interakcijom sa sačuvanim podacima i nadzire tok analize. Njegova funkcija uključuje slanje zahteva Upravljaču za ocenjivanje koji je zadužen za kalibraciju nivoa složenosti nastavnog sadržaja i izračunavanje ocena učenika. Dobijeni rezultati iz ovih procena prosleđuju se komponenti Prediktor, koja koristi ove informacije za predviđanje optimalnog nastavnog materijala i navigacionih putanja prilagođenih pojedinačnom učeniku.

Komponenta za modelovanje je odgovorna za mapiranje podataka pojedinačnih učenika prikupljenih iz različitih izvora podataka, čime se obezbeđuje objedinjeni prikaz korisničkih aktivnosti i performansi unutar sistema.



Slika 25. Dekompozicija komponente Procesiranje podataka

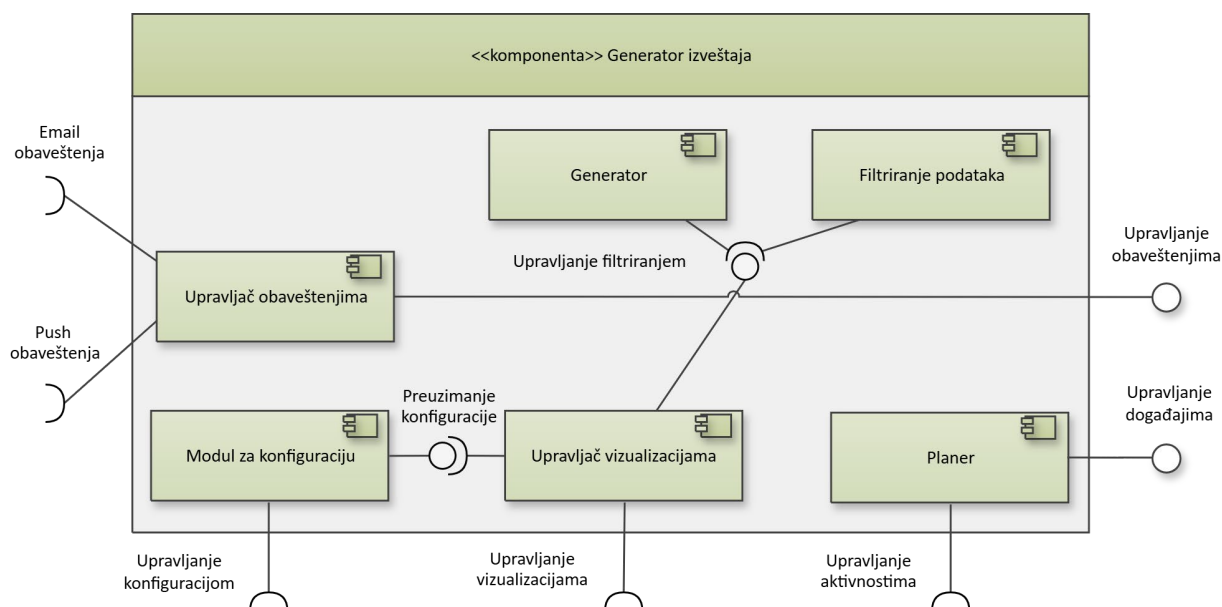
Komponenta Procesiranje podataka obuhvata skup aktivnosti koje uključuju uvoz, agregaciju, transformaciju, normalizaciju i obradu podataka o učenicima, pripremajući ih za dalju analizu i upotrebu unutar sistema (prikazano na slici 25). Osim toga, ova komponenta je zadužena i za prikupljanje i integraciju sadržaja koji potiče od eksternih izvora. Ova komponenta je dekomponovana na pet potkomponenti: Kontrolor procesiranja, Izvor podataka, Transformer, Agregator i Dobavljač podataka.

Izvor podataka ima zadatak identifikacije različitih provajdera sadržaja i obezbeđuje interfejs za zahtev i preuzimanje njihovih nastavnih materijala.

Dobavljač podataka omogućava pristup podacima o učenicima koji su zabeleženi i uskladišteni kod eksternih provajdera podataka. Ova potkomponenta preuzima podatke i

prosleđuje ih Kontroloru procesiranja radi daljeg procesiranja.

Zbog heterogenosti izvora, često je neophodno vršiti agregaciju podataka iz različitih izvora, što obavlja komponenta Agregator, dok je komponenta Transformer zadužena za transformaciju i prilagođavanje sirovih podataka u format koji je razumljiv sistemu za generisanje vizualizacija, odnosno Upravljaču za generisanje izveštaja. Kreiranje novih vrsta vizualizacija zasniva se na postojećim bibliotekama za izradu grafikona, čime se omogućava fleksibilnost i prilagodljivost prikaza podataka.



Slika 26. Dekompozicija komponente Generator izveštaja

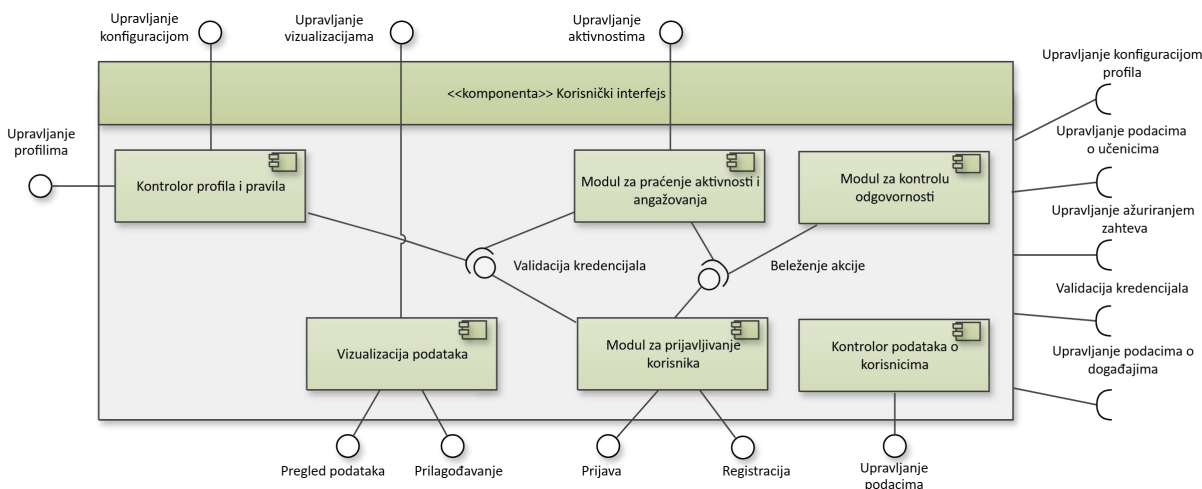
Komponenta Generator izveštaja ima ključnu ulogu u kreiranju vizuelnih prikaza agregiranih podataka i generisanju relevantnih analitičkih izveštaja, koji su prilagođeni na osnovu zahteva i podešavanja koje unose nastavnici (prikaz na Slici 26). Ova komponenta je razložena na šest potkomponenti: Generator, Filtriranje podataka, Upravljač obaveštenjima, Modul za konfiguraciju, upravljač vizualizacijama i Planer.

Upravljač vizualizacijama koordinira proces izrade prilagođenih vizualizacija, preuzimajući zahteve za prilagođavanje iz Modula za konfiguraciju, vrši neophodnu filtraciju podataka preko potkomponente za filtriranje podataka, te šalje kreirane vizualizacije, koje generiše potkomponenta Generator, ka korisničkom interfejsu.

Planer je odgovoran za pribavljanje podataka iz baze i iniciranje procesa sinhronizacije podataka, dok Upravljač obaveštenjima šalje obaveštenja studentima i nastavnicima kroz različite

komunikacione kanale, u skladu sa konfiguracijom koja je specifična za svakog korisnika.

Korisnički interfejs sistema omogućava pristup kategorizovanim izveštajima i definiše format i obim izveštaja kroz komponentu za adaptaciju izveštaja. Ovaj sloj sadrži ključne potkomponente za upravljanje korisničkim pristupom i interakcijama, koje su detaljnije prikazane na slici 27.



Slika 27. Dekompozicija komponente Korisnički interfejs

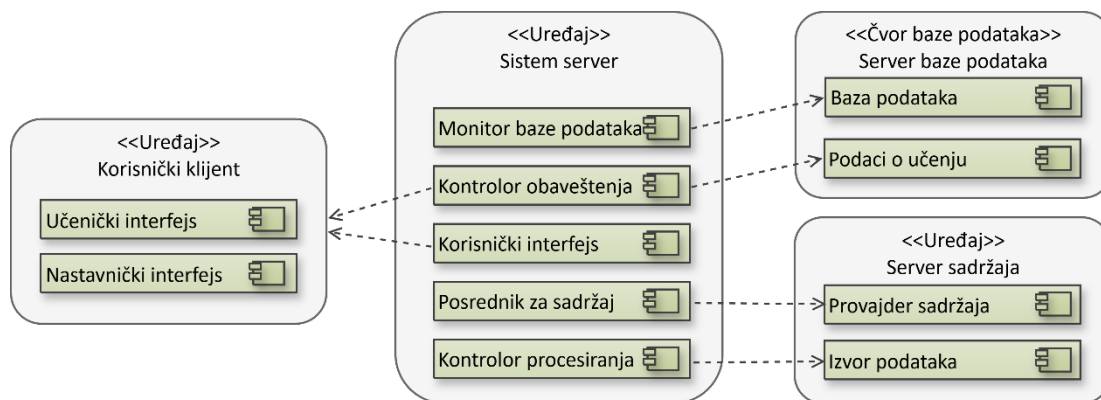
Potkomponenta Modul za prijavljivanje korisnika je zadužena za autentifikaciju korisnika i obezbeđuje neophodne podatke o kredencijalima za Kontrolor odgovornosti, koji dodeljuje i nadgleda odgovornosti korisnika unutar sistema.

Kontrolor podataka o korisnicima omogućava studentima i nastavnicima pregled i upravljanje podacima unutar njihovih korisničkih profila, dok Modul za praćenje aktivnosti i angažovanja beleži sve aktivnosti i angažovanje korisnika kroz detaljno registrovanje njihovih interakcija, uključujući pristup resursima, rešavanje zadataka i dinamiku navigacije kroz sistem. Modul istovremeno podržava upravljanje korisničkim sesijama, prateći trajanje, učestalost i kontinuitet rada u sistemu. Monitoring angažovanja realizuje se primenom unapred definisanih automatskih ili tradicionalnih metrika za merenje angažovanja.

Vizualizacije se kreiraju unutar komponente za generisanje izveštaja na osnovu korisničkih unosa preko kontrolora profila i pravila, koji se nalazi u sklopu korisničkog interfejsa. Nastavnici imaju mogućnost da prilagode vizualizovane izveštaje prema specifičnim potrebama. Vizualno prikazani podaci u izveštajima olakšavaju proces razumevanja, jer korisnicima omogućavaju da efikasnije obrađuju i interpretiraju veće količine podataka kroz smislen i kontekstualno relevantan

prikaz. Ovaj pristup omogućava nastavnicima da odaberu aktivnosti i studente (pojedinačno ili u grupama) čime formiraju takozvane vektore izveštaja. Na osnovu ovih izabranih vektora, sistem generiše jedan ili više grafikona prema unapred definisanim šablonima, čime se podržava personalizacija i relevantnost prikazanih informacija.

Na slici 28 prikazan je dijagram implementacije, koji ilustruje odnose ključnih komponenti sistema. Dijagram oslikava strukturu sistema u fazi realizacije, ukazujući na način na koji su softverski moduli raspoređeni i povezani u cilju ostvarivanja funkcionalnih zahteva.



Slika 28. Dijagram implementacije

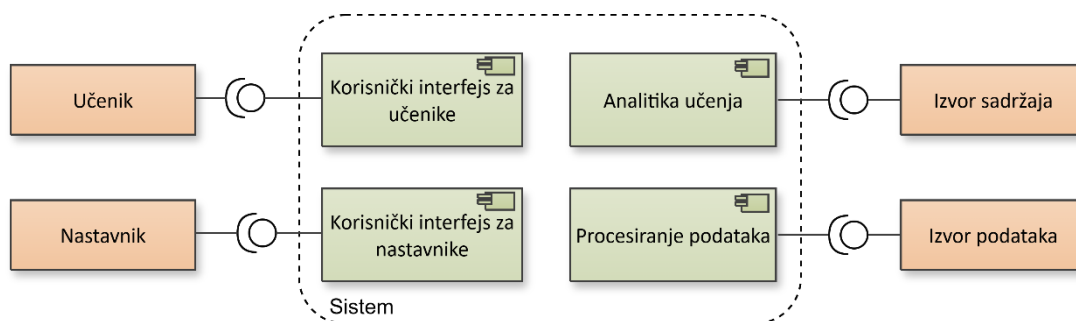
Komponente sistema raspoređene su u četiri glavne grupe:

- Čvor korisničkog klijenta, koji pruža korisnički interfejs svim korisnicima, odnosno studentima i nastavnicima.
- Sistem server čvor, koji obuhvata poslovnu logiku sistema i predstavlja njegov pozadinski dizajn.
- Serverski čvor baze podataka, koji uključuje relacionu bazu podataka namenjenu čuvanju statičkih podataka o korisnicima, kao i skladište za podatke o učenju.
- Čvor servera sadržaja, koji sadrži komponente za povezivanje sa spoljašnjim dizajnom: Provajder sadržaja i Izvor podataka.

Konceptualni dijagram sistema prikazan je na Slici 29. Na osnovu njega, sledeći spoljni entiteti komuniciraju sa sistemom:

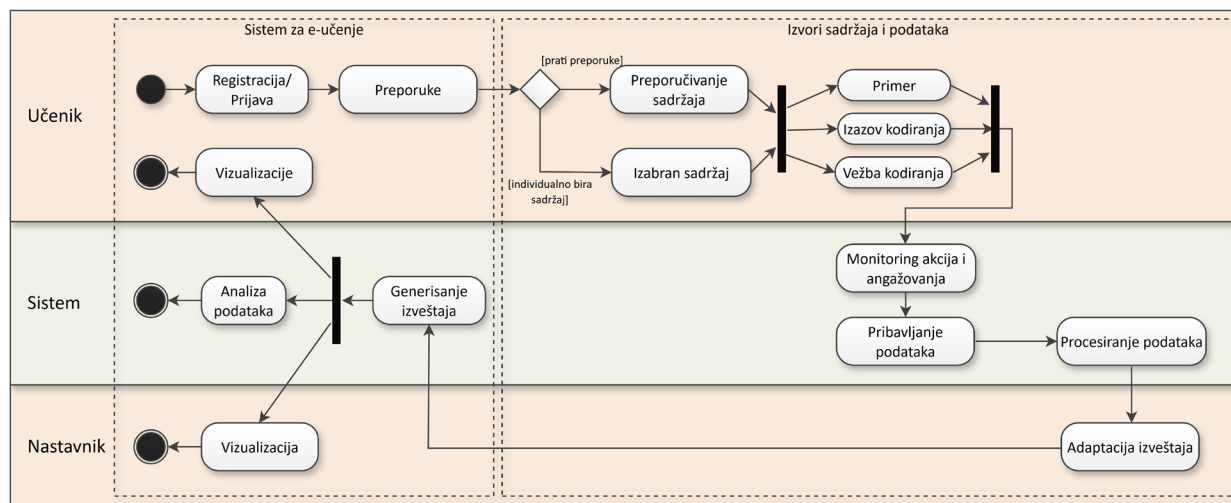
- Studenti, koji imaju pristup interaktivnom obrazovnom sadržaju različitih tipova (poput primera, izazova i vežbi kodiranja), kao i uvid u svoj napredak kroz otvoreni model učenika.

- Nastavnici, kojima je omogućen pristup podacima o studentima i raznovrsnim vizualizovanim izveštajima.
- Provajderi sadržaja, odnosno trećepartijski softverski servisi koji obezbeđuju interaktivni sadržaj za učenje različitih tema.
- Provajderi podataka, trećepartijski softverski servisi koji nude podatke o studentima.



Slika 29. Konceptualni dijagram arhitekture

Predloženi sistem za e-učenje detektuje i analizira aktivnosti učenika i omogućava generisanje uvida u njihovo ponašanje, kako bi nastavnici mogli donositi odluke zasnovane na uvidima, koristeći podatke koji potiču iz interakcija učenika unutar celokupnog sistema. Implementirano okruženje primenjuje principe instruktivnog dizajna u cilju podrške organizaciji odgovarajućih pedagoških scenarija i ostvarivanja željenih obrazovnih ciljeva. U tom smislu, predstavljena arhitektura nudi više naprednih obrazovnih karakteristika prikazanih na slici 30.



Slika 30. Dijagram stanja

U sistemu je integrisan tutorijal koji objašnjava osnovne koncepte programskog jezika Java. Cilj ovog tutorijala jeste da podstakne prisećanje na prethodno stečena znanja i omogući njihovu nadogradnju. Sistem podseća učenike na prethodna znanja relevantna za trenutnu lekciju (npr. činjenice, pravila, procedure ili veštine) i prikazuje kako su različiti segmenti znanja međusobno povezani. Na taj način učenici se uključuju u samoregulisano učenje, nadograđujući postojeća znanja.

U sistemu se upotrebljava više tipova interaktivnog sadržaja: primeri konstrukcije koda (PCEX) [81], izazovi u konstrukciji koda i zadaci samostalne izrade koji se nude putem aspekta za predaju zadataka [441]. Ovaj sadržaj pokriva osnovne konstrukte i elemente programskog jezika Java.

Sistem omogućava automatsko ocenjivanje primenom adaptivnog modula za ocenjivanje. Ovakvo ocenjivanje se realizuje preko prikupljanja podataka o interakciji korisnika i praćenja načina na koji rešavaju zadate programske zadatke i rangiranje prema ostvarenim rezultatima.

U okviru predložene arhitekture sistema, projektovan je modul za monitoring akcija učenja i angažovanja učenika, čija je svrha sistematsko praćenje obrazovnih aktivnosti i podataka relevantnih za procenu angažovanja. U disertaciji je pokazano da interakcije učenika sa elementima dizajna sistema (npr. učestalost korišćenja funkcionalnosti, dinamika rešavanja zadataka, vreme provedeno u radu sa konkretnim resursima) mogu služiti kao značajni prediktori angažovanja. Ovaj modul omogućava integraciju kako automatskih tako i tradicionalnih mera angažovanja, u cilju proaktivnog pružanja podrške učenicima.

Automatske mere angažovanja zasnovane su na naprednim tehnikama prikupljanja podataka u realnom vremenu. U sistem je moguće integrisati senzorske tehnologije za praćenje biosignala (npr. elektrodermalne aktivnosti, pulsa), facijalnih ekspresija (putem tehnologija za obradu slike) i praćenja pogleda, čime se obezbeđuje neposredno mapiranje angažovanja učenika. Ovi podaci mogu služiti za generisanje predikcija angažovanja u realnom vremenu i za rano prepoznavanje učenika koji su u riziku od odustajanja. Na osnovu takvih predikcija, sistem generiše vizualizacije koje omogućavaju nastavnicima da prepoznaju kritične tačke u toku procesa učenja i blagovremeno intervenišu kroz adekvatne pedagoške strategije.

Alternativno, tradicionalne mere angažovanja mogu biti uključene kroz implementaciju kratkih, adaptivnih upitnika koje učenici mogu popunjavati tokom ili nakon pojedinih sekvenci učenja. Ove standardizovane izjave, dizajnirane tako da minimalno remete tok aktivnosti,

omogućavaju učenicima da samoprocene sopstveno angažovanje. Prikupljeni podaci se zatim kvantifikuju i oformljuju učenikovi nivoi angažovanja koji se pridružuju njihovom profilu učenja, i na osnovu kojih nastavnici mogu sprovoditi adekvatne intervencije.

U oba scenarija centralnu ulogu ima model prediktivne analitike zasnovan na tehnikama veštačke inteligencije, predstavljen u okviru doktorske disertacije. Ovaj model koristi podatke o učenikovim interakcijama sa aspektima sistema i angažovanju kako bi klasifikovao nivo angažovanja. Takav pristup omogućava dinamičko prilagođavanje obrazovnog procesa u skladu sa stvarnim potrebama učenika i doprinosi realizaciji proaktivne, personalizovane podrške učenja.

U sistemu je pored standardnih analitičkih, dostupno još nekoliko različitih vrsta vizualizacija namenjenih učenicima, poput vizualizacija za praćenje napretka, koje omogućavaju učenicima da u realnom vremenu prate svoj napredak kroz kurikulum, uz prikaz postignutih ciljeva i preporuka za dalje učenje. Ova funkcionalnost podstiče individualne učenike da strateški planiraju naredne korake u učenju ukoliko manuelno biraju sadržaj učenja. Vizualizacije dostignuća poput bedževa aktiviraju se na osnovu ostvarenih ciljeva i uspešno završenih zadataka, sa ciljem da motivišu učenike na dalji rad. Ovaj pristup je zadužen da jača motivaciju i doprinosi održavanju nivoa angažovanja učenika.

Centralni cilj predloženog sistema za e-učenje jeste prikupljanje podataka o učenicima i njihovom angažovanju, njihova analiza radi otkrivanja obrazaca, kao i vizuelno prikazivanje kroz smislene skupove indikatora korisnicima (npr. nastavnicima i učenicima) u svrhu praćenja i orkestracije nastavnih i obrazovnih situacija. Ovaj dokaz koncepta predstavlja inicijalni korak ka potvrđivanju izvodljivosti i potencijala integracije analitike učenja u cilju podrške angažovanju učenika i dodavanja vrednosti obrazovnim praksama u okruženjima za e-učenje. Pristup je osmišljen da podrži nastavnike i učenike u donošenju odluka o izboru metrika koje najbolje odgovaraju njihovim potrebama, ali i potrebama sistema u kontekstu unapređenja adaptivnog ocenjivanja, jačanja angažovanja i generisanja dinamične, personalizovane povratne informacije.

Dizajn predložene arhitekture neposredno odražava nalaze do kojih se došlo u prvoj i drugoj fazi istraživanja. U prvoj fazi, analizom obrazovnog dizajna i interakcija učenika u digitalnom okruženju identifikovani su ključni elementi koji utiču na angažovanje učenika, kao i karakteristični obrasci ponašanja koji se mogu detektovati putem obrazovnih podataka. Ova saznanja ukazala su na potrebu za sistemom koji ne samo da beleži podatke o interakcijama, već i omogućava njihovu semantičku obradu u kontekstu učenja.

Druga faza je obezbedila model koji omogućava predikciju nivoa angažovanja učenika na osnovu detektovanih obrazaca, primenom metoda veštačke inteligencije. Ti rezultati poslužili su kao osnova za definisanje konkretnih funkcionalnih zahteva koje arhitektura treba da ispuni - uključujući podršku za obradu heterogenih podataka, integraciju modela za monitoring angažovanja i mogućnost adaptivnog reagovanja sistema u realnom vremenu.

Na taj način, arhitektura sistema nije razvijena kao generički tehnički okvir, već kao funkcionalni odgovor na istraživačke uvide dobijene tokom disertacije. Njen dizajn osigurava ne samo tehničku izvedivost, već i pedagošku relevantnost, povezujući empirijske nalaze sa konkretnim rešenjima u cilju unapređenja personalizovanog e-učenja.

7. IMPLIKACIJE ISTRAŽIVANJA

Rezultati istraživanja i uvidi dobijeni ispitivanjem odnosa između angažovanja studenata i njihovog ponašanja u okruženju za e-učenje ukazuju na to da podaci o aktivnostima učenja mogu služiti kao pouzdani indikatori angažovanja, čime se potvrđuje njihov značaj u domenu obrazovnih tehnologija, posebno u okviru analitike učenja. Ograničenja u prikupljanju podataka, koja se odnose na tehnologije, vreme i opšte resurse, često zahtevaju strateške pristupe radi optimizacije efikasnosti istraživanja. Mogućnosti prikupljanja podataka mogu se poboljšati korišćenjem finansijski pristupačnih metoda i tehnologija, kao što su ankete i digitalni tragovi ponašanja u okviru okruženja za e-učenje. Istovremeno, ne smeju se zanemariti ni pitanja privatnosti učesnika, zbog čega je neophodno primenjivati mere koje obezbeđuju anonimnost i usklađenost sa etičkim principima. Mapiranjem odnosa između angažovanja studenata i njihove interakcije sa okruženjima za e-učenje mogu se otkriti obrasci angažovanja, čime se poboljšava preciznost njihovog profila učenja. Uprkos postojećim ograničenjima u merenju nivoa angažovanja, eksperimentisanje sa potencijalnim indikatorima i ispitivanje njihovih međusobnih odnosa može dovesti do novih pristupa za sveobuhvatno razumevanje angažovanja u e-učenju [442].

Podaci o interakciji mogu poslužiti i kao prediktori za određivanje nivoa angažovanja studenata u okruženjima za e-učenje. Dizajn učenja igra ključnu ulogu u implementaciji prediktivnih modela na različitim platformama. Ako dizajneri različitih sistema imaju iste pedagoške namere, rezultat može biti identičan način angažovanja studenata sa prikazanim obrazovnim sadržajem. Prediktivni model razvijen u ovom istraživanju podržava pedagoške napore u razumevanju angažovanja studenata u kontekstima e-učenja. Dizajneri kurseva i instruktori mogu koristiti prediktivnu moć modela za personalizaciju iskustava učenja, unapređenje angažovanja u određenim sekvencama učenja ili praćenje ukupnog angažovanja grupa učenika [2, 443, 444]. Detekcija i adresiranje niskog nivoa angažovanja može podrazumevati intervencije usmerene na identifikaciju i ispravku potencijalnih problema u dizajnu učenja i obrascima komunikacije. Aktivno uključivanje dizajnera kurseva u razvoj prediktivnih modela angažovanja može dovesti do otkrivanja novih karakteristika koje pouzdano predviđaju angažovanje. Pravovremene intervencije zasnovane na predikciji angažovanja mogu efikasno uticati na poboljšanje i zadržavanje angažovanja.

U domenu dizajniranja efektnih obrazovnih iskustava, postaje ključno da dizajneri

instrukcija unapred definišu model angažovanja koji žele da implementiraju pre nego što kurs bude distribuiran [18]. Nakon toga bi trebalo da osmisle aktivnosti učenja koje su usklađene sa tim unapred definisanim modelima. Takođe, kada je reč o praktičnim implikacijama za dizajn okruženja za e-učenje, nalazi ovog istraživanja ohrabruju dizajnere kurseva da osmisle interaktivne aktivnosti i sadržaje koji podstiču studente da ulože vreme, sa naglaskom na aspekte koji podstiču njihovu istrajnost, radoznalost, saradnju i doslednost, čime se podstiče njihovo angažovanje i postižu pozitivni obrazovni ishodi. Potpuno razumevanje angažovanja studenata u scenarijima e-učenja može doprineti dizajnu novih analitičkih pristupa, omogućavajući personalizovanu analitiku za pojedinačne studente na osnovu njihove interakcije sa obrazovnim sadržajem i vremena provedenog na platformi.

Predloženi dizajn arhitekture personalizovanog sistema za e-učenje pruža uvide istraživačima i dizajnerima obrazovnih tehnologija za kreiranje obrazovnog iskustva zasnovanog na smernicama proisteklim iz analize odnosa između angažovanja studenata i ključnih aspekata dizajna sistema, kao i na primeni prediktivnog modela koji omogućava procenu nivoa angažovanja učenja. Predstavljena arhitektura osnažuje značaj primene analitike učenja u platformama za e-učenje i promovise ideju da tragovi učenja, i podaci o angažovanju učenika, doprinose dubljem razumevanju akcija i ponašanja učenika u okruženjima za učenje. Uzimajući ovo u obzir, analitika generisana iz ovakvih sistema može unaprediti proces učenja u okruženjima za e-učenje i maksimizirati njihov inovacioni potencijal [445]. Posmatrano iz perspektive praktičnih implikacija, dizajnirana je arhitektura koja integriše i povezuje mogućnosti analitike i promociju angažovanja učenika, sa ciljem unapređenja analitičkih kapaciteta postojećeg sistema za personalizovano e-učenje. Iako danas postoji veliki broj konceptualnih okvira i softverskih arhitektura koje podržavaju dinamičko modelovanje učenika, nijedno od postojećih rešenja ne uspeva da na adekvatan način efektno obuhvati, integriše i uskladi podatke o učenicima i njihovom angažovanju u sklopu personalizovanih okruženja za e-učenje programiranja. Stoga, predložena arhitektura ne predstavlja samo konceptualni model, već i konkretnu implementaciju infrastrukture za izvođenje interaktivnih kurseva iz oblasti programiranja i podršku angažovanju učenika kroz omogućavanje analitike učenja neophodne za nastavnike. Da bi se demonstrirali i validirali scenariji iz stvarnog života koji prikazuju kako i kada dolazi do učenja, nastavnici i istraživači moraju prihvatiti složenost ovog procesa i njegovu distribuciju u okviru sistema za e-učenje, koji obuhvata različite kontekste i dinamična obrazovna okruženja. Ovakvo razumevanje otvara prostor

za razvoj rešenja koja povezuju tehnologiju, analitiku i obrazovnu praksu, što upravo omogućava predložena arhitektura.

7.1 Ograničenja istraživanja

Rezultate doktorske disertacije treba posmatrati u svetlu određenih ograničenja. Učesnici su predstavljali specifičnu starosnu grupu unutar određenog obrazovnog konteksta, pa se ishodi mogu razlikovati kod drugih starosnih populacija i obrazovnih okruženja. Nedostatak podataka o prethodnom iskustvu učesnika u programiranju ili o njihovoj tehničkoj pismenosti predstavlja ograničenje, jer ovi faktori mogu uticati na njihovo angažovanje i način interakcije u okviru okruženja za e-učenje. Dodatno, svest učesnika o procesu prikupljanja podataka i činjenica da su učestvovali dobrovoljno mogla je da ih motiviše da predstave svoje angažovanje u pozitivnijem svetlu. Izabrana veličina uzorka, iako pažljivo razmatrana, predstavlja ograničenje u pogledu mogućnosti generalizacije rezultata istraživanja. Takođe, treba uzeti u obzir i druga ograničenja vezana za izazove primenljivosti, jer identifikovani odnosi i prediktivna snaga modela možda neće biti primenljivi u različitim scenarijima učenja i širim kontekstualnim uslovima.

8. NAUČNI DOPRINOS DISERTACIJE

Pri dizajniranju savremenih obrazovnih sistema za e-učenje, nedovoljno se pažnje posvećuje perspektivi učenika i njegovom iskustvu u interakciji sa komponentama sistema, kao i njegovom nivou angažovanja, što je ključno za unapređenje efikasnosti i ukupnog kvaliteta usmerenog prenošenja znanja. Istraživanje predstavljeno u okviru doktorske disertacije koncipirano je sa ciljem unapređenja angažovanja učenika kroz identifikaciju aspekata dizajna sistema za e-učenje koji imaju značajan uticaj na angažovanje učenika, razvoju prediktivnog modela, formulisanju smernica za dizajn obrazovnih tehnologija i predlogu arhitekture sistema sa integrisanom podrškom za analitiku učenja i angažovanje.

Istraživanje je sprovedeno na osnovu identifikovanih praznina u literaturi koje se odnose na nedovoljno istražene veze između dizajna sistema za e-učenje i angažovanja učenika, kao i na nedostatak konkretnih modela i smernica koje bi dizajnerima obrazovnih tehnologija olakšale kreiranje okruženja usmerenih na promociju angažovanja.

Naučni doprinos doktorske disertacije ogleda se u pružanju novih saznanja u oblasti obrazovne tehnologije, analitike učenja i primene veštačke inteligencije. Stoga, empirijski doprinos sprovedenog istraživanja ogleda se u ostvarivanju istraživačkih ciljeva i uključuje:

- Produblivanje razumevanja fenomena angažovanja učenika u kontekstu učenja programiranja. Istraživanje je obogatilo teorijski okvir i ponudilo empirijske nalaze koji služe kao osnova za dalji razvoj metoda za detekciju, praćenje i održavanje angažovanja u obrazovnim kontekstima pogodnim za implementaciju proaktivnih intervencija, pedagoških strategija i personalizovanih pristupa.
- Razvoj prediktivnog modela zasnovanog na veštačkim neuronskim mrežama, koji omogućava pouzdanu procenu nivoa angažovanja učenika u personalizovanom sistemu za e-učenje programiranja. Model integriše podatke o interakcijama učenika sa sistemom i aspekte dizajna okruženja kako bi se unapredila tačnost predikcije i omogućilo donošenje utemeljenih odluka u obrazovnom procesu.

Inovacije ostvarene u okviru ove disertacije, u odnosu na postojeće pristupe dizajnu obrazovnih tehnologija, ogledaju se u:

- Formulisanje smernica za dizajn obrazovnih tehnologija sa podrškom za angažovanje

učenika. Smernice su kreirane na osnovu analize odnosa između aspekata dizajna sistema i angažovanja učenika i predstavljaju inovativan doprinos jer nude konkretne preporuke za razvoj okruženja za učenje programiranja koje podstiču aktivno učešće, istrajnost i radoznalost učenika.

- Predlog arhitekture sistema za personalizovano e-učenje programiranja, osmišljene tako da integriše mogućnosti analitike učenja i promocije angažovanja, uz podršku donošenju odluka nastavnika i dizajnera obrazovnih tehnologija. Arhitektura predstavlja inovaciju jer objedinjuje prediktivni model, smernice za dizajn i funkcionalnosti za praćenje angažovanja u jedinstveno tehnološko rešenje koje omogućava dinamično prilagođavanje obrazovnog okruženja potrebama učenika.

Opisana arhitektura sistema za personalizovano e-učenje zajedno sa formulisanim smernicama, čini integrisano rešenje za razvoj naprednih obrazovnih tehnologija sa podrškom za angažovanje. Doprinos sprovedenog istraživanja dodatno se ogleda u produbljivanju razumevanja fenomena angažovanja u specifičnom kontekstu učenja programiranja, čime je obogaćena postojeća teorijska osnova u oblasti obrazovnih tehnologija.

Dobijeni rezultati osigurali su polaznu tačku za dalja istraživanja usmerena na unapređivanje metoda za detekciju, praćenje i održavanje nivoa angažovanja u različitim obrazovnim kontekstima, posebno onima pogodnim za implementaciju proaktivnih intervencija, primenu povoljnih pedagoških praksi i razvoj strategija personalizacije. U tom smislu, doprinos ovog istraživanja ima posebnu vrednost imajući u vidu da veština programiranja zauzima visoko mesto na listi najtraženijih kompetencija na savremenom tržištu rada i predstavlja oblast u kojoj je godinama prisutan deficit adekvatno obučenog kadra. Stoga, rezultati disertacije pružaju snažnu osnovu za kreiranje kvalitetnih interaktivnih i personalizovanih okruženja za e-učenje programiranja, osmišljenih tako da unaprede individualne i grupne nivoe angažovanja, a time i uspešnost učenja.

9. ZAKLJUČAK

U kontekstu prikazanog istraživanja u okviru disertacije ispitana je veza između angažovanja studenata i različitih aspekata dizajna sistema za e-učenje. Mapirani su latentni odnosi između angažovanja studenata i njihovog stvarnog ponašanja u okruženju za e-učenje, sa posebnim fokusom na interakciju sa komponentama koje predstavljaju potencijalne indikatore angažovanja. Na osnovu dobijenih zaključaka i implikacija, predstavljen je model za predikciju koji klasifikuje studente prema nivou njihovog angažovanja. Ovo istraživanje doprinosi oblastima dizajna učenja i obrazovne tehnologije tako što produbljuje razumevanje odnosa između ponašanja učenika u okruženju za e-učenje i njihovog angažovanja u kontekstu dizajna učenja. Istraživanje dodatno unapređuje dostupna znanja o korišćenju podataka o učenju za predikciju angažovanja studenata uz primenu veštačke inteligencije, pruža smernice za dizajn efikasnih sistema za e-učenje, predstavlja arhitekturu sistema za personalizovano e-učenje sa podrškom angažovanju učenika i proširuje domet aktuelnih istraživanja koja naglašavaju ključnu ulogu angažovanja u akademskom uspehu.

Za potrebe dizajniranja budućih sistema koji će biti prilagođeni individualnim profilima angažovanja učenika, neophodno je uskladiti pedagoške intencije i razviti i generalizovati modele za predikciju angažovanja. Predviđanjem potencijalnog angažovanja učenika mogu se identifikovati segmenti učenja u kojima je potrebna dodatna podrška. Ovo može dovesti do razvoja robusnih personalizovanih sistema sa podrškom za kontrolu toka učenja na osnovu učenikovog subjektivnog osećaja angažovanja u odnosu na prikazani obrazovni sadržaj, a u čemu može pomoći predstavljeni dizajn arhitekture. Kako su ograničeni resursi i kvalitetni skupovi podataka čest izazov, ovo istraživanje predlaže korišćenje i tradicionalnih i tehnoloških indikatora angažovanja i potvrđuje njihovu primenljivost u ulozi prediktora angažovanja. Budući istraživački poduhvati bi trebalo da se fokusiraju na validaciju prediktivnih mogućnosti identifikovanih karakteristika sistema za e-učenje, kao i na istraživanje kako se može upotrebiti predikcija angažovanja za pedagoške intervencije koje mogu unaprediti dostignuća i performanse učenika. Dodatno, sa obzirom na stalnu evoluciju sistema za e-učenje, buduća istraživanja treba da se bave i primenom novih tehnologija i strategija koje stimulišu angažovanje učenika sa ciljem postizanja pozitivnih obrazovnih ishoda. Takođe, predložene smernice za dizajn i predstavljena arhitektura otvaraju prostor za dalja multidisciplinarna istraživanja i inovacije usmerene na razvoj obrazovnih

tehnologija nove generacije, koje će objediniti analitiku učenja, strategije personalizacije i proaktivnu podršku angažovanju učenika u dinamičnim digitalnim obrazovnim ekosistemima.

10. LITERATURA

- [1.] Simonson, M., S.M. Zvacek, and S. Smaldino, *Teaching and learning at a distance: Foundations of distance education 7th edition*. 2019.
- [2.] Mikić, V., M. Ilić, L. Kopanja, and B. Vesin, *Personalisation methods in e-learning-A literature review*. Computer Applications in Engineering Education, 2022. **30**(6): p. 1931-1958.
- [3.] Shah, R.K. and L. Barkas, *Analysing the impact of e-learning technology on students' engagement, attendance and performance*. Research in Learning Technology, 2018. **26**.
- [4.] Wong, Z.Y., G.A.D. Liem, M. Chan, and J.A.D. Datu, *Student engagement and its association with academic achievement and subjective well-being: A systematic review and meta-analysis*. Journal of Educational Psychology, 2024. **116**(1): p. 48.
- [5.] Ben-Eliyahu, A., D. Moore, R. Dorph, and C.D. Schunn, *Investigating the multidimensionality of engagement: Affective, behavioral, and cognitive engagement across science activities and contexts*. Contemporary educational psychology, 2018. **53**: p. 87-105.
- [6.] Wong, Z.Y. and G.A.D. Liem, *Student engagement: Current state of the construct, conceptual refinement, and future research directions*. Educational Psychology Review, 2022. **34**(1): p. 107-138.
- [7.] Huang, A.Y., O.H. Lu, and S.J. Yang, *Effects of artificial Intelligence-Enabled personalized recommendations on learners' learning engagement, motivation, and outcomes in a flipped classroom*. Computers & Education, 2023. **194**: p. 104684.
- [8.] Soffer, T. and A. Cohen, *Students' engagement characteristics predict success and completion of online courses*. Journal of computer assisted learning, 2019. **35**(3): p. 378-389.
- [9.] Ou, C., *Designing socially dynamic digital learning: technologies and strategies for student engagement*. 2024: Taylor & Francis.
- [10.] Rothwell, W.J., A. Zaballero, F. Sadique, and B. Bakhshandeh, *Revolutionizing the Online Learning Journey: 1,500 Ways to Increase Engagement*. 2024: CRC Press.
- [11.] Kearsley, G. and B. Shneiderman, *Engagement theory: A framework for technology-based teaching and learning*. Educational technology, 1998. **38**(5): p. 20-23.
- [12.] Azevedo, R., *Defining and measuring engagement and learning in science: Conceptual, theoretical, methodological, and analytical issues*. Educational psychologist, 2015. **50**(1): p. 84-94.
- [13.] Farrell, O. and J. Brunton, *A balancing act: A window into online student engagement experiences*. International Journal of Educational Technology in Higher Education, 2020. **17**(1): p. 25.
- [14.] Nguyen, Q., B. Rienties, and D. Whitelock, *Informing learning design in online education using learning analytics of student engagement*. Open world learning: research, innovation and the challenges of high-quality education, 2022: p. 189-207.
- [15.] Yang, D., J.M. Lavonen, and H. Niemi, *Online Learning Engagement: Critical Factors and Research Evidence from Literature*. Themes in eLearning, 2018. **11**(1): p. 1-22.
- [16.] Armas-Cervantes, A., E. Abedin, and F. Taymouri, *Dusting for fingerprints: Tracking online student engagement*. Computers and Education: Artificial Intelligence, 2024. **6**: p. 100232.
- [17.] Dixon, M.D., *Measuring student engagement in the online course: The Online Student Engagement scale (OSE)*. Online Learning, 2015. **19**(4): p. n4.

- [18.] Rajabalee, Y.B. and M.I. Santally, *Learner satisfaction, engagement and performances in an online module: Implications for institutional e-learning policy*. Education and Information Technologies, 2021. **26**(3): p. 2623-2656.
- [19.] Fredricks, J.A., T.L. Hofkens, and M.-T. Wang, *Addressing the Challenge of Measuring Student Engagement*. 2019.
- [20.] Doherty, K. and G. Doherty, *Engagement in HCI: conception, theory and measurement*. ACM computing surveys (CSUR), 2018. **51**(5): p. 1-39.
- [21.] Lalmas, M., H. O'Brien, and E. Yom-Tov, *Measuring user engagement*. 2022: Springer Nature.
- [22.] Martin, F. and D.U. Bolliger, *Engagement matters: Student perceptions on the importance of engagement strategies in the online learning environment*. Online learning, 2018. **22**(1): p. 205-222.
- [23.] Ober, T.M., et al., *Linking self-report and process data to performance as measured by different assessment types*. Computers & Education, 2021. **167**: p. 104188.
- [24.] Akhuseyinoglu, K. and P. Brusilovsky. *Data-driven modeling of learners' individual differences for predicting engagement and success in online learning*. in *Proceedings of the 29th ACM Conference on User Modeling, Adaptation and Personalization*. 2021.
- [25.] Cole, A.W., L. Lennon, and N.L. Weber, *Student perceptions of online active learning practices and online learning climate predict online course engagement*. Interactive Learning Environments, 2021. **29**(5): p. 866-880.
- [26.] Moubayed, A., M. Injadat, A. Shami, and H. Lutfiyya, *Student engagement level in an e-learning environment: Clustering using k-means*. American Journal of Distance Education, 2020. **34**(2): p. 137-156.
- [27.] Ayouni, S., F. Hajjej, M. Maddeh, and S. Al-Otaibi, *A new ML-based approach to enhance student engagement in online environment*. Plos one, 2021. **16**(11): p. e0258788.
- [28.] Hussain, M., W. Zhu, W. Zhang, and S.M.R. Abidi, *Student engagement predictions in an e-learning System and their impact on student course assessment scores*. Computational intelligence and neuroscience, 2018. **2018**(1): p. 6347186.
- [29.] Ahmad, N., A. Gupta, and D. Singh. *Using deep transfer learning to predict student engagement in online courses*. in *International Conference on Machine Learning, Image Processing, Network Security and Data Sciences*. 2022. Springer.
- [30.] Dogan, M.E., T. Goru Dogan, and A. Bozkurt, *The use of artificial intelligence (AI) in online learning and distance education processes: A systematic review of empirical studies*. Applied sciences, 2023. **13**(5): p. 3056.
- [31.] Bartolomé, A., L. Castañeda, and J. Adell, *Personalisation in educational technology: the absence of underlying pedagogies*. International journal of educational technology in higher education, 2018. **15**: p. 1-17.
- [32.] FitzGerald, E., et al., *Dimensions of personalisation in technology-enhanced learning: A framework and implications for design*. British Journal of Educational Technology, 2018. **49**(1): p. 165-181.
- [33.] Walkington, C. and M.L. Bernacki, *Appraising research on personalized learning: Definitions, theoretical alignment, advancements, and future directions*. 2020, Taylor & Francis. p. 235-252.
- [34.] Ilić, M., V. Mikić, L. Kopanja, and B. Vesin, *Intelligent techniques in e-learning: a literature review*. Artificial Intelligence Review, 2023. **56**(12): p. 14907-14953.

- [35.] Abiodun, O.I., et al., *State-of-the-art in artificial neural network applications: A survey*. Heliyon, 2018. **4**(11).
- [36.] Gupta, S.B. and M. Gupta, *Technology and E-learning in higher education*. Technology, 2020. **29**(4): p. 1320-1325.
- [37.] Sangrà, A.V., Dimitrios & Cabrera, Nati, *Building an Inclusive Definition of E-Learning: An Approach to the Conceptual Framework*. International Review of Research in Open and Distance Learning, 2012. **13**: p. 145-159.
- [38.] Bezovski, Z. and S. Poorani. *The evolution of e-learning and new trends*. in *Information and Knowledge Management*. 2016. Iiste.
- [39.] Moore, M.G., *From correspondence education to online distance education*, in *Handbook of open, distance and digital education*. 2023, Springer. p. 27-42.
- [40.] Coriale, D. and S. Edelstein, *The Society to Encourage Studies at Home (in a Pandemic)*. ESQ: A Journal of Nineteenth-Century American Literature and Culture, 2021. **67**(1): p. 246-256.
- [41.] Brass, J. and T.L. Lynch, *Personalized learning: A history of the present*. Journal of curriculum theorizing, 2020. **35**(2).
- [42.] Watters, A., *Teaching machines: The history of personalized learning*. 2023: MIT Press.
- [43.] Cope, B. and M. Kalantzis, *A little history of e-learning: finding new ways to learn in the PLATO computer education system, 1959–1976*. History of Education, 2023. **52**(6): p. 905-936.
- [44.] Campbell-Kelly, M., et al., *Computer: A history of the information machine*. 2023: Routledge.
- [45.] Soussi, K., *Web-based learning: Characteristics, practices, challenges, and recommendations*. International Journal of Science and Research, 2020. **9**(3): p. 936-943.
- [46.] De Nito, E., et al., *E-learning experiences in tertiary education: patterns and trends in research over the last 20 years*. Studies in Higher Education, 2023. **48**(4): p. 595-615.
- [47.] Al Rawashdeh, A.Z., et al., *Advantages and disadvantages of using e-learning in university education: Analyzing students' perspectives*. Electronic Journal of E-learning, 2021. **19**(3): p. 107-117.
- [48.] Maatuk, A.M., et al., *The COVID-19 pandemic and E-learning: challenges and opportunities from the perspective of students and instructors*. Journal of computing in higher education, 2022. **34**(1): p. 21-38.
- [49.] Almusfar, L.A., *Optimizing the E-learning experience: The importance of personalization and essential design elements*. E-Learning and Digital Media, 2024: p. 20427530241239425.
- [50.] Dodun, O., et al., *Analysis of an E-learning Platform use by Means of the Axiomatic Design*. Procedia CIRP, 2015. **34**: p. 244-249.
- [51.] Ouadoud, M., N. Rida, and T. Chafiq, *Overview of E-learning Platforms for Teaching and Learning*. Int. J. Recent Contributions Eng. Sci. IT, 2021. **9**(1): p. 50-70.
- [52.] Athaya, H., et al. *Moodle implementation for e-learning: A systematic review*. in *Proceedings of the 6th International Conference on Sustainable Information Engineering and Technology*. 2021.
- [53.] Al-Dhief, F.T., et al., *Review of learning management systems: history, types, advantages, and challenges*. Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science, 2024. **33**(1): p. 350-360.
- [54.] Voudoukis, N. and G. Pagiatakis, *Massive open online courses (MOOCs): practices, trends, and challenges for the higher education*. European Journal of Education and Pedagogy, 2022. **3**(3): p.

288-295.

- [55.] Klačnja-Milićević, A., et al., *Design, architecture and interface of protus 2.1 system*. E-Learning Systems: Intelligent Techniques for Personalization, 2017: p. 185-212.
- [56.] Aeiad, E. and F. Meziane, *An adaptable and personalised E-learning system applied to computer science Programmes design*. Education and Information Technologies, 2019. **24**(2): p. 1485-1509.
- [57.] Gligorea, I., et al., *Adaptive learning using artificial intelligence in e-learning: a literature review*. Education Sciences, 2023. **13**(12): p. 1216.
- [58.] Rabelo, A., et al., *Educational data mining and learning analytics: A review of educational management in e-learning*. Information Discovery and Delivery, 2024. **52**(2): p. 149-163.
- [59.] Heng, K. and K. Sol, *Online learning during COVID-19: Key challenges and suggestions to enhance effectiveness*. Cambodian Journal of Educational Research, 2021. **1**(1): p. 3–16-3–16.
- [60.] Stecuła, K. and R. Wolniak, *Advantages and disadvantages of e-learning innovations during COVID-19 pandemic in higher education in Poland*. Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity, 2022. **8**(3): p. 159.
- [61.] Alier, M., et al., *Privacy and e-learning: A pending task*. Sustainability, 2021. **13**(16): p. 9206.
- [62.] Shahamiri, S.R., *The Challenges of Teaching and Learning Software Programming to Novice Students*, in *Advanced Methodologies and Technologies in Network Architecture, Mobile Computing, and Data Analytics*. 2019, IGI Global. p. 1350-1357.
- [63.] Moors, L., A. Luxton-Reilly, and P. Denny. *Transitioning from block-based to text-based programming languages*. in *2018 International Conference on Learning and Teaching in Computing and Engineering (LaTICE)*. 2018. IEEE.
- [64.] Skalka, J., et al., *Conceptual framework for programming skills development based on microlearning and automated source code evaluation in virtual learning environment*. Sustainability, 2021. **13**(6): p. 3293.
- [65.] Sharma, P. and M. Harkishan, *Designing an intelligent tutoring system for computer programming in the Pacific*. Education and Information Technologies, 2022. **27**(5): p. 6197-6209.
- [66.] Huang, Y., et al., *Supporting skill integration in an intelligent tutoring system for code tracing*. Journal of Computer Assisted Learning, 2023. **39**(2): p. 477-500.
- [67.] Yilmaz, R. and F.G.K. Yilmaz, *The effect of generative artificial intelligence (AI)-based tool use on students' computational thinking skills, programming self-efficacy and motivation*. Computers and Education: Artificial Intelligence, 2023. **4**: p. 100147.
- [68.] Brusilovsky, P., et al., *An integrated practice system for learning programming in Python: design and evaluation*. Research and practice in technology enhanced learning, 2018. **13**: p. 1-40.
- [69.] Venigalla, A.S.M. and S. Chimalakonda, *TAnnotator: Towards annotating programming e-textbooks with facts and examples*. Smart Learning Environments, 2023. **10**(1): p. 9.
- [70.] Yusuf, A. and N.M. Noor, *Research trends on learning computer programming with program animation: A systematic mapping study*. Computer Applications in Engineering Education, 2023. **31**(6): p. 1552-1582.
- [71.] Siow, J.K., et al. *Learning program semantics with code representations: An empirical study*. in *2022 IEEE international conference on software analysis, evolution and reengineering (SANER)*. 2022. IEEE.
- [72.] Ericson, B.J., et al., *Parsons problems and beyond: Systematic literature review and empirical*

- study designs*. Proceedings of the 2022 Working Group Reports on Innovation and Technology in Computer Science Education, 2022: p. 191-234.
- [73.] Hosseini, R., et al., *Improving engagement in program construction examples for learning Python programming*. International Journal of Artificial Intelligence in Education, 2020. **30**(2): p. 299-336.
 - [74.] Bognár, L., T. Fauszt, and M. Váraljai, *The impact of online quizzes on student success*. International Journal of Emerging Technologies in Learning (IJET), 2021. **16**(11): p. 225-244.
 - [75.] Ghosh, A., S. Tschiatschek, S. Devlin, and A. Singla. *Adaptive scaffolding in block-based programming via synthesizing new tasks as pop quizzes*. in *International Conference on Artificial Intelligence in Education*. 2022. Springer.
 - [76.] Ploetzner, R., S. Berney, and M. Bétrancourt, *When learning from animations is more successful than learning from static pictures: Learning the specifics of change*. Instructional Science, 2021. **49**(4): p. 497-514.
 - [77.] Yusuf, A., N.M. Noor, and S. Bello, *Using multimodal learning analytics to model students' learning behavior in animated programming classroom*. Education and Information Technologies, 2024. **29**(6): p. 6947-6990.
 - [78.] Sambe, G., A. Basse, and K. Drame. *Towards a semantic comparison system of source code for support in learning programming*. in *2021 3rd International Conference on Modern Educational Technology*. 2021.
 - [79.] Hou, X., Z. Wu, X. Wang, and B.J. Ericson. *Codetailor: Llm-powered personalized parsons puzzles for engaging support while learning programming*. in *Proceedings of the Eleventh ACM Conference on Learning@ Scale*. 2024.
 - [80.] Ericson, B.J., L.E. Margulieux, and J. Rick. *Solving parsons problems versus fixing and writing code*. in *Proceedings of the 17th Koli calling international conference on computing education research*. 2017.
 - [81.] Hosseini, R., et al. *PCEX: interactive program construction examples for learning programming*. in *Proceedings of the 18th Koli calling international conference on computing education research*. 2018.
 - [82.] Qiu, F., et al., *Predicting students' performance in e-learning using learning process and behaviour data*. Scientific Reports, 2022. **12**(1): p. 453.
 - [83.] Ramos, D.B., I.M.M. Ramos, I. Gasparini, and E.H.T. de Oliveira, *A new learning path model for e-learning systems*. International Journal of Distance Education Technologies (IJDET), 2021. **19**(2): p. 34-54.
 - [84.] Saito, T. and Y. Watanobe, *Learning path recommendation system for programming education based on neural networks*. International Journal of Distance Education Technologies (IJDET), 2020. **18**(1): p. 36-64.
 - [85.] Schindler, L.A., G.J. Burkholder, O.A. Morad, and C. Marsh, *Computer-based technology and student engagement: a critical review of the literature*. International journal of educational technology in higher education, 2017. **14**: p. 1-28.
 - [86.] Altuwairqi, K., S.K. Jarraya, A. Allinjawwi, and M. Hammami, *Student behavior analysis to measure engagement levels in online learning environments*. Signal, image and video processing, 2021. **15**(7): p. 1387-1395.
 - [87.] Racca, A.R., E. Sulis, and S. Capecchi. *Behavioral web tracking in e-learning: an educational process mining application*. in *2022 26th International conference information visualisation (iv)*.

2022. IEEE.
- [88.] Wang, S., J. Bao, Y. Liu, and D. Zhang, *The impact of online learning engagement on college students' academic performance: The serial mediating effect of inquiry learning and reflective learning*. Innovations in Education and Teaching International, 2024. **61**(6): p. 1416-1430.
 - [89.] Nortvig, A.-M., A.K. Petersen, and S.H. Balle, *A literature review of the factors influencing e-learning and blended learning in relation to learning outcome, student satisfaction and engagement*. Electronic Journal of E-learning, 2018. **16**(1): p. pp46-55-pp46-55.
 - [90.] C.D. Mote, D.A.D., Ji Zhou, *The Power of an Idea: The International Impacts of the Grand Challenges for Engineering*. Engineering, 2016. **2**(1): p. 4-7.
 - [91.] Klačnja-Milićević, A., B. Vesin, M. Ivanović, and Z. Budimac, *E-Learning personalization based on hybrid recommendation strategy and learning style identification*. Computers & education, 2011. **56**(3): p. 885-899.
 - [92.] Koohang, A., J. Paliszkievicz, J. Gołuchowski, and J.H. Nord, *Active learning for knowledge construction in e-learning: A replication study*. Journal of Computer Information Systems, 2016. **56**(3): p. 238-243.
 - [93.] Tulsı, P., M. Poonia, and P. Anu, *Learning styles of engineering students*. Education, 2016. **1**(1): p. 2.
 - [94.] Sayed, W.S., et al., *AI-based adaptive personalized content presentation and exercises navigation for an effective and engaging E-learning platform*. Multimedia Tools and Applications, 2023. **82**(3): p. 3303-3333.
 - [95.] Mangaroska, K., et al., *Architecting analytics across multiple e-learning systems to enhance learning design*. IEEE Transactions on Learning Technologies, 2021. **14**(2): p. 173-188.
 - [96.] Rajabalee, B.Y., M.I. Santally, and F. Rennie, *A study of the relationship between students' engagement and their academic performances in an eLearning environment*. E-learning and Digital Media, 2020. **17**(1): p. 1-20.
 - [97.] Taylor, D.L., M. Yeung, and A. Bashet, *Personalized and adaptive learning*. Innovative learning environments in STEM higher education: Opportunities, Challenges, and Looking Forward, 2021: p. 17-34.
 - [98.] Martin, F., Y. Chen, R.L. Moore, and C.D. Westine, *Systematic review of adaptive learning research designs, context, strategies, and technologies from 2009 to 2018*. Educational Technology Research and Development, 2020. **68**: p. 1903-1929.
 - [99.] Çebi, A., R.D. Araújo, and P. Brusilovsky, *Do individual characteristics affect online learning behaviors? An analysis of learners sequential patterns*. Journal of Research on Technology in Education, 2023. **55**(4): p. 663-683.
 - [100.] Vesin, B., K. Mangaroska, K. Akhuseyinoglu, and M. Giannakos, *Adaptive assessment and content recommendation in online programming courses: On the use of Elo-rating*. ACM Transactions on Computing Education (TOCE), 2022. **22**(3): p. 1-27.
 - [101.] Premlatha, K. and T. Geetha, *Learning content design and learner adaptation for adaptive e-learning environment: a survey*. Artificial Intelligence Review, 2015. **44**: p. 443-465.
 - [102.] Muhammad, A., et al. *Learning path adaptation in online learning systems*. in *2016 IEEE 20th international conference on computer supported cooperative work in design (CSCWD)*. 2016. IEEE.
 - [103.] FitzGerald, E., A. Jones, N. Kucirkova, and E. Scanlon, *A literature synthesis of personalised*

- technology-enhanced learning: what works and why*. Research in Learning Technology, 2018. **26**.
- [104.] Essa, S.G., T. Celik, and N.E. Human-Hendricks, *Personalized adaptive learning technologies based on machine learning techniques to identify learning styles: A systematic literature review*. IEEE Access, 2023. **11**: p. 48392-48409.
 - [105.] Melis, E., et al., *ActiveMath: A generic and adaptive web-based learning environment*. International Journal of Artificial Intelligence in Education, 2001. **12**: p. 385-407.
 - [106.] Li, Y., et al., *Learning binary codes with neural collaborative filtering for efficient recommendation systems*. Knowledge-Based Systems, 2019. **172**: p. 64-75.
 - [107.] Anikieva, M., *The choice of customisation strategies in training: An overview of parameters and their systematisation*. Australasian Journal of Educational Technology, 2021. **37**(3): p. 170-186.
 - [108.] Mangaroska, K. and M. Giannakos, *Learning analytics for learning design: A systematic literature review of analytics-driven design to enhance learning*. IEEE Transactions on Learning Technologies, 2018. **12**(4): p. 516-534.
 - [109.] Li, K.C. and B.T.-M. Wong, *Features and trends of personalised learning: A review of journal publications from 2001 to 2018*. Personalized Learning, 2023: p. 4-17.
 - [110.] O'Donnell, E., S. Lawless, M. Sharp, and V.P. Wade, *A review of personalised e-learning: Towards supporting learner diversity*. International Journal of Distance Education Technologies (IJDET), 2015. **13**(1): p. 22-47.
 - [111.] Truong, H.M., *Integrating learning styles and adaptive e-learning system: Current developments, problems and opportunities*. Computers in human behavior, 2016. **55**: p. 1185-1193.
 - [112.] Fariani, R.I., K. Junus, and H.B. Santoso, *A systematic literature review on personalised learning in the higher education context*. Technology, Knowledge and Learning, 2023. **28**(2): p. 449-476.
 - [113.] Shemshack, A. and J.M. Spector, *A systematic literature review of personalized learning terms*. Smart Learning Environments, 2020. **7**(1): p. 33.
 - [114.] Valverde-Berrocso, J., M.d.C. Garrido-Arroyo, C. Burgos-Videla, and M.B. Morales-Cevallos, *Trends in educational research about e-learning: A systematic literature review (2009–2018)*. Sustainability, 2020. **12**(12): p. 5153.
 - [115.] George, G. and A.M. Lal, *Review of ontology-based recommender systems in e-learning*. Computers & Education, 2019. **142**: p. 103642.
 - [116.] Khalid, A., K. Lundqvist, and A. Yates, *Recommender systems for MOOCs: A systematic literature survey (January 1, 2012–July 12, 2019)*. International Review of Research in Open and Distributed Learning, 2020. **21**(4): p. 255-291.
 - [117.] Khanal, S.S., P. Prasad, A. Alsadoon, and A. Maag, *A systematic review: machine learning based recommendation systems for e-learning*. Education and Information Technologies, 2020. **25**(4): p. 2635-2664.
 - [118.] Klačnja-Milićević, A., et al., *Recommender systems in e-learning environments*. E-learning systems: Intelligent techniques for personalization, 2017: p. 51-75.
 - [119.] Murad, D.F., et al. *Recommendation system for smart LMS using machine learning: a literature review*. in *2018 international conference on computing, engineering, and design (ICCED)*. 2018. IEEE.
 - [120.] Salazar, C., J. Aguilar, J. Monsalve-Pulido, and E. Montoya, *Affective recommender systems in the educational field. A systematic literature review*. Computer Science Review, 2021. **40**: p. 100377.

- [121.] Tarus, J.K., Z. Niu, and G. Mustafa, *Knowledge-based recommendation: a review of ontology-based recommender systems for e-learning*. Artificial intelligence review, 2018. **50**: p. 21-48.
- [122.] Al-Shaikhli, D. and S. Courtenage, *A literature review of personalisation, search, and navigation methods in open e-learning*. International Journal of Information and Education Technology, 2018. **8**(1): p. 26-33.
- [123.] Bimba, A.T., et al., *Adaptive feedback in computer-based learning environments: a review*. Adaptive Behavior, 2017. **25**(5): p. 217-234.
- [124.] Shvets, O., K. Murtazin, and G. Piho. *Providing feedback for students in e-learning systems: a literature review, based on iee explore digital library*. in *2020 IEEE global engineering education conference (EDUCON)*. 2020. IEEE.
- [125.] Alenezi, H.S. and M.H. Faisal, *Utilizing crowdsourcing and machine learning in education: Literature review*. Education and Information Technologies, 2020. **25**(4): p. 2971-2986.
- [126.] Vesin, B., K. Mangaroska, M. Giannakos, and H. Trætteberg. *Protus-interactive learning analytics tool*. in *Research demo at the 8th International Learning Analytics and Knowledge (LAK) Conference, Sydney, Australia*. 2018.
- [127.] Banihashem, S.K., et al., *Learning analytics: A systematic literature review*. Interdisciplinary Journal of Virtual Learning in Medical Sciences, 2018. **9**(2).
- [128.] Saleem, A.N., N.M. Noori, and F. Ozdamli, *Gamification applications in E-learning: A literature review*. Technology, Knowledge and Learning, 2022. **27**(1): p. 139-159.
- [129.] Verdu, E., et al. *Is adaptive learning effective? A review of the research*. in *WSEAS International Conference. Proceedings. Mathematics and Computers in Science and Engineering*. 2008. World Scientific and Engineering Academy and Society.
- [130.] Rahayu, N.W., R. Ferdiana, and S.S. Kusumawardani, *A systematic review of ontology use in E-Learning recommender system*. Computers and Education: Artificial Intelligence, 2022. **3**: p. 100047.
- [131.] Abyaa, A., M. Khalidi Idrissi, and S. Bennani, *Learner modelling: systematic review of the literature from the last 5 years*. Educational Technology Research and Development, 2019. **67**: p. 1105-1143.
- [132.] Bodily, R., et al. *Open learner models and learning analytics dashboards: a systematic review*. in *Proceedings of the 8th international conference on learning analytics and knowledge*. 2018.
- [133.] Sousa, E.B.d., et al., *Applications of learning analytics in high schools: A systematic literature review*. Frontiers in Artificial Intelligence, 2021. **4**: p. 737891.
- [134.] Matcha, W., N.a.A. Uzir, D. Gašević, and A. Pardo, *A systematic review of empirical studies on learning analytics dashboards: A self-regulated learning perspective*. IEEE transactions on learning technologies, 2019. **13**(2): p. 226-245.
- [135.] Alkhatlan, A. and J. Kalita, *Intelligent tutoring systems: A comprehensive historical survey with recent developments*. arXiv preprint arXiv:1812.09628, 2018.
- [136.] Dermeval, D., et al., *Authoring tools for designing intelligent tutoring systems: a systematic review of the literature*. International Journal of Artificial Intelligence in Education, 2018. **28**: p. 336-384.
- [137.] Mousavinasab, E., et al., *Intelligent tutoring systems: a systematic review of characteristics, applications, and evaluation methods*. Interactive Learning Environments, 2021. **29**(1): p. 142-163.
- [138.] Raj, N.S. and V. Renumol, *A systematic literature review on adaptive content recommenders in personalized learning environments from 2015 to 2020*. Journal of Computers in Education, 2022.

- 9(1): p. 113-148.
- [139.] Ovtšarenko, O., *Generation of a learning path in e-learning environments: literature review*. New Trends in Computer Sciences, 2023. **1**(1): p. 32–50-32–50.
 - [140.] Maier, U. and C. Klotz, *Personalized feedback in digital learning environments: Classification framework and literature review*. Computers and Education: Artificial Intelligence, 2022. **3**: p. 100080.
 - [141.] Rasheed, R.A., A. Kamsin, and N.A. Abdullah, *Challenges in the online component of blended learning: A systematic review*. Computers & education, 2020. **144**: p. 103701.
 - [142.] Lee, J., H.-D. Song, and A.J. Hong, *Exploring factors, and indicators for measuring students' sustainable engagement in e-learning*. Sustainability, 2019. **11**(4): p. 985.
 - [143.] Castro, M.D.B. and G.M. Tumibay, *A literature review: efficacy of online learning courses for higher education institution using meta-analysis*. Education and Information Technologies, 2021. **26**(2): p. 1367-1385.
 - [144.] Theelen, H. and D.H. van Breukelen, *The didactic and pedagogical design of e-learning in higher education: A systematic literature review*. Journal of Computer Assisted Learning, 2022. **38**(5): p. 1286-1303.
 - [145.] Kew, S.N. and Z. Tasir, *A review on the ways to determine at-risk students in online learning*. International Journal of Digital Enterprise Technology, 2022. **2**(1): p. 54-71.
 - [146.] Holmes, W., S. Anastopoulou, H. Schaumburg, and M. Mavrikis, *Technology-enhanced personalised learning: Untangling the evidence*. 2018.
 - [147.] Joksimović, S., et al., *How do we model learning at scale? A systematic review of research on MOOCs*. Review of Educational Research, 2018. **88**(1): p. 43-86.
 - [148.] Panigrahi, R., P.R. Srivastava, and P.K. Panigrahi, *Effectiveness of e-learning: the mediating role of student engagement on perceived learning effectiveness*. Information Technology & People, 2021. **34**(7): p. 1840-1862.
 - [149.] Klačnja-Milićević, A., B. Vesin, and M. Ivanović, *Social tagging strategy for enhancing e-learning experience*. Computers & Education, 2018. **118**: p. 166-181.
 - [150.] Westwood, P., *Inclusive and adaptive teaching: Meeting the challenge of diversity in the classroom*. 2018: Routledge.
 - [151.] Essalmi, F., L.J.B. Ayed, M. Jemni, and S. Graf, *Generalized metrics for the analysis of E-learning personalization strategies*. Computers in Human Behavior, 2015. **48**: p. 310-322.
 - [152.] Kem, D., *Personalised and adaptive learning: Emerging learning platforms in the era of digital and smart learning*. International Journal of Social Science and Human Research, 2022. **5**(2): p. 385-391.
 - [153.] Abedi, R., et al., *The effects of personalized learning on achieving meaningful learning outcomes*. Interdisciplinary Journal of Virtual Learning in Medical Sciences, 2021. **12**(3): p. 177-187.
 - [154.] Pireva, K., *Cloud elearning-personalisation of learning using resources from the cloud*. 2018, University of Sheffield.
 - [155.] O'Donnell, E. and L. O'Donnell, *Challenges in developing adaptive educational hypermedia systems*. Encyclopedia of Information Science and Technology, Fourth Edition, 2018: p. 2380-2391.
 - [156.] Khan, M.J. and K. Mustafa, *Modelling adaptive hypermedia instructional system: a framework*.

- Multimedia Tools and Applications, 2019. **78**: p. 14397-14424.
- [157.] Vesin, B., A. Klačnja-Milićević, M. Ivanović, and Z. Budimac, *Applying recommender systems and adaptive hypermedia for e-learning personalization*. Computing and informatics, 2013. **32**(3): p. 629-659.
 - [158.] Tadlaoui, M.A., S. Aammou, M. Khaldi, and R.N. Carvalho, *Learner modeling in adaptive educational systems: A comparative study*. International Journal of Modern Education & Computer Science, 2016. **8**(3).
 - [159.] Devedžić, V., *Semantic web and education*. Vol. 12. 2006: Springer Science & Business Media.
 - [160.] Wu, L., et al., *A semantic web-based recommendation framework of educational resources in E-learning*. Technology, Knowledge and Learning, 2020. **25**: p. 811-833.
 - [161.] Boyle, C. and A.O. Encarnacion, *MetaDoc: an adaptive hypertext reading system*. Adaptive Hypertext and Hypermedia, 1998: p. 71-89.
 - [162.] De Bra, P., D. Smits, and N. Stash. *The design of AHA!* in *Proceedings of the seventeenth conference on Hypertext and hypermedia*. 2006.
 - [163.] Höök, K. *Evaluating the utility and usability of an adaptive hypermedia system*. in *Proceedings of the 2nd international conference on Intelligent user interfaces*. 1997.
 - [164.] Papanikolaou, K.A., M. Grigoriadou, H. Kornilakis, and G.D. Magoulas, *Personalizing the Interaction in a Web-based Educational Hypermedia System: the case of INSPIRE*. User modeling and user-adapted interaction, 2003. **13**: p. 213-267.
 - [165.] Weber, G. and P. Brusilovsky, *Elm-art—an interactive and intelligent web-based electronic textbook*. International Journal of Artificial Intelligence in Education, 2016. **26**: p. 72-81.
 - [166.] Vassileva, J. and R. Deters, *Dynamic courseware generation on the WWW*. British Journal of Educational Technology, 1998. **29**(1): p. 5-14.
 - [167.] Murray, T., *MetaLinks: Authoring and affordances for conceptual and narrative flow in adaptive hyperbooks*. International journal of artificial intelligence in education, 2003. **13**(2-4): p. 199-233.
 - [168.] Tosheva, S., N. Stojkovikj, A. Stojanova, and C.M. Bande, *Implementation of adaptive "E-school" system*. TEM Journal, 2017. **6**(2): p. 349.
 - [169.] BOUSSAKUK, M., et al., *A fully individualized adaptive and intelligent educational hypermedia system: Details of CleverUniversity*. International Journal, 2020. **8**(5).
 - [170.] Setiawan, T., R.I. Sudomo, and F.N. Hasanah. *Adaptive Hypermedia System Development Based on Moodle to Overcome the Diversity of Learning Style on Vocational Education in Indonesia*. in *Journal of Physics: Conference Series*. 2019. IOP Publishing.
 - [171.] Ayeni, G. and B. Alaba, *A Self-Regulated E-Learning System Using Adaptive Hypermedia Architecture*. J. Eng. Indu. Res, 2021. **2**(2): p. 82-89.
 - [172.] Brusilovsky, P. *Adaptive educational systems on the world-wide-web: A review of available technologies*. in *Proceedings of Workshop "WWW-Based Tutoring" at 4th International Conference on Intelligent Tutoring Systems (ITS'98), San Antonio, TX*. 1998.
 - [173.] Manolis, C., D.J. Burns, R. Assudani, and R. Chinta, *Assessing experiential learning styles: A methodological reconstruction and validation of the Kolb Learning Style Inventory*. Learning and individual differences, 2013. **23**: p. 44-52.
 - [174.] Zhang, Q., J. Lu, and G. Zhang, *Recommender Systems in E-learning*. Journal of Smart Environments and Green Computing, 2021. **1**(2): p. 76-89.

- [175.] Ashraf, E., S. Manickam, and S. Karuppayah, *A Comprehensive Review of Course Recommender Systems in E-Learning*. Journal of Educators Online, 2021. **18**(1).
- [176.] Hidayat, A.F., D.D.J. Suwawi, and K.A. Laksitowening. *Learning content recommendations on personalized learning environment using collaborative filtering method*. in *2020 8th international conference on information and communication technology (ICoICT)*. 2020. IEEE.
- [177.] Murad, D.F., Y. Heryadi, S.M. Isa, and W. Budiharto, *Personalization of study material based on predicted final grades using multi-criteria user-collaborative filtering recommender system*. Education and Information Technologies, 2020. **25**(6): p. 5655-5668.
- [178.] Papadakis, H., et al., *Collaborative filtering recommender systems taxonomy*. Knowledge and Information Systems, 2022. **64**(1): p. 35-74.
- [179.] Al-Bashiri, H., M.A. Abdulgaber, A. Romli, and H. Kahtan, *An improved memory-based collaborative filtering method based on the TOPSIS technique*. PloS one, 2018. **13**(10): p. e0204434.
- [180.] Xie, F., et al., *A link prediction approach for item recommendation with complex number*. Knowledge-Based Systems, 2015. **81**: p. 148-158.
- [181.] Li, P., S.A.M. Noah, and H.M. Sarim, *A survey on deep neural networks in collaborative filtering recommendation systems*. arXiv preprint arXiv:2412.01378, 2024.
- [182.] Valdiviezo-Diaz, P., F. Ortega, E. Cobos, and R. Lara-Cabrera, *A collaborative filtering approach based on Naïve Bayes classifier*. IEEE Access, 2019. **7**: p. 108581-108592.
- [183.] Xu, G., G. Jia, L. Shi, and Z. Zhang, *Personalized course recommendation system fusing with knowledge graph and collaborative filtering*. Computational Intelligence and Neuroscience, 2021. **2021**(1): p. 9590502.
- [184.] Ar, Y. and E. Bostanci, *A genetic algorithm solution to the collaborative filtering problem*. Expert Systems with Applications, 2016. **61**: p. 122-128.
- [185.] Wind, D.K., R.M. Jørgensen, and S.L. Hansen. *Peer feedback with peergrade*. in *ICEL 2018 13th International Conference on e-Learning*. 2018. Academic Conferences and publishing limited.
- [186.] Álvarez-González, L.A., M. Lemarie, and P. Bello. *Using lams to support engineering student learning: two case studies*. in *2017 IEEE global engineering education conference (EDUCON)*. 2017. IEEE.
- [187.] Avancini, H. and U. Straccia, *User recommendation for collaborative and personalised digital archives*. International Journal of Web Based Communities, 2005. **1**(2): p. 163-175.
- [188.] Cho, K. and C.D. Schunn, *Scaffolded writing and rewriting in the discipline: A web-based reciprocal peer review system*. Computers & Education, 2007. **48**(3): p. 409-426.
- [189.] Walker, A., M.M. Recker, K. Lawless, and D. Wiley, *Collaborative information filtering: A review and an educational application*. International Journal of Artificial Intelligence in Education, 2004. **14**(1): p. 3-28.
- [190.] Anderson, M., et al., *Racofi: A rule-applying collaborative filtering system*. 2003.
- [191.] Pinkwart, N., V. Aleven, K. Ashley, and C. Lynch. *Toward legal argument instruction with graph grammars and collaborative filtering techniques*. in *Intelligent Tutoring Systems: 8th International Conference, ITS 2006, Jhongli, Taiwan, June 26-30, 2006. Proceedings 8*. 2006. Springer.
- [192.] Chen, F. and Y. Cui, *LogCF: Deep Collaborative Filtering with Process Data for Enhanced Learning Outcome Modeling*. Journal of Educational Data Mining, 2020. **12**(4): p. 66-99.

- [193.] Zaremarjal, A.Y. and D. Yiltas-Kaplan. *Semantic collaborative filtering recommender system using cnns*. in *2021 8th International Conference on Electrical and Electronics Engineering (ICEEE)*. 2021. IEEE.
- [194.] Tarus, J.K., Z. Niu, and D. Kalui, *A hybrid recommender system for e-learning based on context awareness and sequential pattern mining*. *Soft Computing*, 2018. **22**: p. 2449-2461.
- [195.] Liu, X., *A collaborative filtering recommendation algorithm based on the influence sets of e-learning group's behavior*. *Cluster Computing*, 2019. **22**(Suppl 2): p. 2823-2833.
- [196.] Herath, D. and L. Jayarathne, *Intelligent recommendations for e-learning personalization based on learner's learning activities and performances*. *International Journal of Computer Science and Software Engineering*, 2018. **7**(6): p. 130-137.
- [197.] Hossain, A.K., Z. Tasnim, S. Hoque, and M.A. Rahman, *A recommender system for adaptive examination preparation using pearson correlation collaborative filtering*. *International Journal of Automation, Artificial Intelligence and Machine Learning*, 2021. **2**(1): p. 30-43.
- [198.] Joorabloo, N., M. Jalili, and Y. Ren, *Improved collaborative filtering recommendation through similarity prediction*. *IEEE Access*, 2020. **8**: p. 202122-202132.
- [199.] George, G. and A.M. Lal, *A personalized approach to course recommendation in higher education*. *International Journal on Semantic Web and Information Systems (IJSWIS)*, 2021. **17**(2): p. 100-114.
- [200.] Madani, Y., M. Erritali, J. Bengourram, and F. Sailhan, *Social collaborative filtering approach for recommending courses in an E-learning platform*. *Procedia Computer Science*, 2019. **151**: p. 1164-1169.
- [201.] Benhamdi, S., A. Babouri, and R. Chiky, *Personalized recommender system for e-Learning environment*. *Education and Information Technologies*, 2017. **22**: p. 1455-1477.
- [202.] Raghuwanshi, S.K. and R.K. Pateriya. *Recommendation systems: techniques, challenges, application, and evaluation*. in *Soft Computing for Problem Solving: SocProS 2017, Volume 2*. 2019. Springer.
- [203.] Thorat, P.B., R.M. Goudar, and S. Barve, *Survey on collaborative filtering, content-based filtering and hybrid recommendation system*. *International Journal of Computer Applications*, 2015. **110**(4).
- [204.] Guruge, D.B., R. Kadel, and S.J. Halder, *The state of the art in methodologies of course recommender systems—a review of recent research*. *Data*, 2021. **6**(2): p. 18.
- [205.] Javed, U., et al., *A review of content-based and context-based recommendation systems*. *International Journal of Emerging Technologies in Learning (iJET)*, 2021. **16**(3): p. 274-306.
- [206.] De Gemmis, M., et al., *Semantics-aware content-based recommender systems*. *Recommender systems handbook*, 2015: p. 119-159.
- [207.] Lops, P., M. De Gemmis, and G. Semeraro, *Content-based recommender systems: State of the art and trends*. *Recommender systems handbook*, 2011: p. 73-105.
- [208.] Kandakatla, D. and K. Bandi. *A content based filtering and negative rating recommender system for e-learning management system*. in *International conference on intelligent computing and sustainable system (ICICSS)*. 2018.
- [209.] Albatayneh, N.A., K.I. Ghauth, and F.-F. Chua, *Utilizing learners' negative ratings in semantic content-based recommender system for e-learning forum*. *Journal of Educational Technology & Society*, 2018. **21**(1): p. 112-125.
- [210.] Amane, M., K. Aissaoui, and M. Berrada. *A multi-agent and content-based course recommender*

- system for university e-learning platforms*. in *International Conference on Digital Technologies and Applications*. 2021. Springer.
- [211.] Melis, E., G. Goguadze, P. Libbrecht, and C. Ullrich, *Activemath—a learning platform with semantic web features*, in *Semantic Web technologies for e-Learning*. 2009, IOS Press. p. 159-177.
 - [212.] Shu, J., et al., *A content-based recommendation algorithm for learning resources*. Multimedia Systems, 2018. **24**(2): p. 163-173.
 - [213.] Colombo-Mendoza, L.O., et al., *RecomMetz: A context-aware knowledge-based mobile recommender system for movie showtimes*. Expert Systems with Applications, 2015. **42**(3): p. 1202-1222.
 - [214.] Aggarwal, C.C., *Recommender systems*. Vol. 1. 2016: Springer.
 - [215.] Felfernig, A., G. Friedrich, D. Jannach, and M. Zanker, *Constraint-based recommender systems*. Recommender systems handbook, 2015: p. 161-190.
 - [216.] Cena, F., L. Console, and F. Vernero, *Logical foundations of knowledge-based recommender systems: A unifying spectrum of alternatives*. Information Sciences, 2021. **546**: p. 60-73.
 - [217.] Lynn, N. and A. Emanuel. *A review on Recommender Systems for course selection in higher education*. in *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*. 2021. IOP Publishing.
 - [218.] Naser, S.S.A., *JEE-Tutor: An intelligent tutoring system for java expressions evaluation*. Information Technology Journal, 2008. **7**(3): p. 528-532.
 - [219.] Naser, S.S.A., *Developing an intelligent tutoring system for students learning to program in C++*. Information Technology Journal, Scialert, 2008. **7**(7): p. 1055-1060.
 - [220.] Abu-Naser, S.S., A. Ahmed, N. Almasri, and Y.S. Abu Sultan, *Human computer interaction design of the LP-ITS: Linear programming intelligent tutoring systems*. 2011.
 - [221.] Alawar, M.W. and S.S.A. Naser, *CSS-Tutor: An intelligent tutoring system for CSS and HTML*. International Journal of Academic Research and Development, 2017. **2**(1): p. 94-98.
 - [222.] El Haddad, I.A. and S.S.A. Naser, *Ado-tutor: intelligent tutoring system for leaning ado. net*. 2017.
 - [223.] Hiles, M. and M. Agha, *Knowledge-based its for teaching mongo database*. 2017.
 - [224.] Basu, P., S. Bhattacharya, and S. Roy. *Online recommendation of learning path for an e-learner under virtual university*. in *Distributed Computing and Internet Technology: 9th International Conference, ICDCIT 2013, Bhubaneswar, India, February 5-8, 2013. Proceedings 9*. 2013. Springer.
 - [225.] Menai, M.E., H. Alhunitah, and H. Al-Salman, *Swarm intelligence to solve the curriculum sequencing problem*. Computer Applications in Engineering Education, 2018. **26**(5): p. 1393-1404.
 - [226.] de-Marcos, L., et al. *An evolutionary approach for competency-based curriculum sequencing*. in *Proceedings of the 10th annual conference on Genetic and evolutionary computation*. 2008.
 - [227.] Wan, S. and Z. Niu, *An e-learning recommendation approach based on the self-organization of learning resource*. Knowledge-Based Systems, 2018. **160**: p. 71-87.
 - [228.] Dwivedi, P., V. Kant, and K.K. Bharadwaj, *Learning path recommendation based on modified variable length genetic algorithm*. Education and information technologies, 2018. **23**: p. 819-836.
 - [229.] Agbonifo, O.C. and O.A. Obolo, *Genetic algorithm-based curriculum sequencing model for personalised e-learning system*. International Journal of Education and Management Engineering, 2018. **5**(8): p. 27-35.

- [230.] Al-Bayati, M.A., *Genetic algorithms modules in e-lessons system “modern learning theories in reviews”*. Int. J. Eng. Technol, 2018. **7**(4): p. 3489-3493.
- [231.] Delaramifar, M. and T. Sargazi Moghadam, *Matching course content with learner preferences in E-learning systems based on the Memetic algorithm*. Language Research, 2025. **15**(2): p. 125-156.
- [232.] Nayar, N., S. Gautam, P. Singh, and G. Mehta, *Ant colony optimization: A review of literature and application in feature selection*. Inventive Computation and Information Technologies: Proceedings of ICICIT 2020, 2021: p. 285-297.
- [233.] Rastegarmoghadam, M. and K. Ziarati, *Improved modeling of intelligent tutoring systems using ant colony optimization*. Education and Information Technologies, 2017. **22**: p. 1067-1087.
- [234.] Liu, Y., J. Xue, and M. Li. *Research on e-learning teaching assistant system based on improved particle swarm optimization algorithm*. in *Cyber Security Intelligence and Analytics*. 2020. Springer.
- [235.] Wang, D., D. Tan, and L. Liu, *Particle swarm optimization algorithm: an overview*. Soft computing, 2018. **22**(2): p. 387-408.
- [236.] Sharma, A., et al., *A review on artificial bee colony and it's engineering applications*. Journal of Critical Reviews, 2020. **7**(11): p. 4097-4107.
- [237.] Venkatesh, M. and S. Sathyalakshmi, *Smart learning using personalised recommendations in web-based learning systems using artificial bee colony algorithm to improve learning performance*. Electronic Government, an International Journal, 2020. **16**(1-2): p. 101-117.
- [238.] Gao, J., Q. Liu, and W.-B. Huang. *Learning path generator based on knowledge graph*. in *Proceedings of the 2021 12th International Conference on E-Education, E-Business, E-Management, and E-Learning*. 2021.
- [239.] Kirschner, P.A., *Stop propagating the learning styles myth*. Computers & Education, 2017. **106**: p. 166-171.
- [240.] Katsaris, I. and N. Vidakis, *Adaptive e-learning systems through learning styles: A review of the literature*. Advances in Mobile Learning Educational Research, 2021. **1**(2): p. 124-145.
- [241.] El Fazazi, H., et al. *A learning style identification approach in adaptive e-learning system*. in *International Conference Europe Middle East & North Africa Information Systems and Technologies to Support Learning*. 2018. Springer.
- [242.] Fida, A. and A. Ghaffar, *Learning Styles: An Overview of the Felder-Silverman's Model and Measure*. International Journal of Innovation in Teaching and Learning (IJITL), 2015. **1**(2).
- [243.] Fayaza, M.F. and S. Ahangama. *Use of Felder Silverman Learning Style Model in Technology Enhanced Learning*. in *2024 International Research Conference on Smart Computing and Systems Engineering (SCSE)*. 2024. IEEE.
- [244.] Senses, D.I., L.M. Hasani, and B. Bagustari. *Personalization strategies based on Felder-Silverman learning styles and its impact on learning: A literature review*. in *2020 3rd International Conference on Computer and Informatics Engineering (IC2IE)*. 2020. IEEE.
- [245.] Idris, A.M. and M.M. Idris, *Dimensions of students learning styles at the university with the kolb learning model*. International Journal of Environment, Engineering & Education, 2021. **3**(2): p. 75-82.
- [246.] Anoir, L., I. Chelliq, M. Erradi, and M. Khaldi, *Adapting Personalized Learning Activities to the Learner's Profile According to Kolb*. International Journal on Engineering Applications, 2023. **11**(4).

- [247.] Hardiana, M.T. and P. Suyata, *The effectiveness of VAK (visual, auditory, kinesthetic) model in learning of summary writing*. International Journal of Research & Review, 2018. **5**(8): p. 43-49.
- [248.] Dung, P.Q. and A.M. Florea. *A literature-based method to automatically detect learning styles in learning management systems*. in *Proceedings of the 2nd International Conference on Web Intelligence, Mining and Semantics*. 2012.
- [249.] Imran, H., et al., *PLORS: a personalized learning object recommender system*. Vietnam Journal of Computer Science, 2016. **3**: p. 3-13.
- [250.] Joseph, L. and S. Abraham. *Adaptive e-learning system for slow learners based on Felder-Silverman learning style model*. in *Advanced Informatics for Computing Research: Third International Conference, ICAICR 2019, Shimla, India, June 15–16, 2019, Revised Selected Papers, Part I 3*. 2019. Springer.
- [251.] Rojanavas, P. *Educational data analytics using association rule mining and classification*. in *2019 joint international conference on digital arts, media and technology with ECTI northern section conference on electrical, electronics, computer and telecommunications engineering (ECTI DAMT-NCON)*. 2019. IEEE.
- [252.] Fatahi, S., F. Shabanali-Fami, and H. Moradi, *An empirical study of using sequential behavior pattern mining approach to predict learning styles*. Education and information technologies, 2018. **23**: p. 1427-1445.
- [253.] Tangen, J.L., *Learning styles and supervision: A critical review*. The Clinical Supervisor, 2018. **37**(2): p. 241-256.
- [254.] Hattie, J., *Visible learning for teachers: Maximizing impact on learning*. 2012: Routledge.
- [255.] Li, Y., et al., *Learning styles: A review of validity and usefulness*. Journal of Education and Training Studies, 2016. **4**(10): p. 90-94.
- [256.] Mory, E.H., *Feedback research revisited*, in *Handbook of research on educational communications and technology*. 2013, Routledge. p. 738-776.
- [257.] Vijayakumar, B., S. Höhn, and C. Schommer. *Quizbot: Exploring formative feedback with conversational interfaces*. in *Technology Enhanced Assessment: 21st International Conference, TEA 2018, Amsterdam, The Netherlands, December 10–11, 2018, Revised Selected Papers 21*. 2019. Springer.
- [258.] Donkin, R., E. Askew, and H. Stevenson, *Video feedback and e-Learning enhances laboratory skills and engagement in medical laboratory science students*. BMC medical education, 2019. **19**: p. 1-12.
- [259.] Harbusch, K. and A. Hausdörfer, *Feedback visualization in a grammar-based e-learning system for German: a preliminary user evaluation with the COMPASS system*. Call Communities and Culture—Short Papers from Eurocall, 2016: p. 178.
- [260.] Yu, Y.-C., *Teaching with a dual-channel classroom feedback system in the digital classroom environment*. IEEE Transactions on Learning Technologies, 2016. **10**(3): p. 391-402.
- [261.] D'Aniello, G., M. de Falco, M. Gaeta, and M. Lepore. *Feedback generation using Fuzzy Cognitive Maps to reduce dropout in situation-aware e-Learning systems*. in *2020 IEEE Conference on Cognitive and Computational Aspects of Situation Management (CogSIMA)*. 2020. IEEE.
- [262.] Hassan, M.A., et al., *An adaptive feedback system to improve student performance based on collaborative behavior*. Ieee Access, 2019. **7**: p. 107171-107178.
- [263.] Hafidi, M. and M. Lamia. *A personalized adaptive e-learning system based on learner's feedback*

- and learner's multiple intelligences. in *2015 12th International Symposium on Programming and Systems (ISPS)*. 2015. IEEE.
- [264.] Kakeshita, T. and K. Ohta. *Student feedback function for web-based programming education support tool pgracer*. in *2016 5th IIAI international congress on advanced applied informatics (IIAI-AAI)*. 2016. IEEE.
 - [265.] Cavalcanti, A.P., et al., *Automatic feedback in online learning environments: A systematic literature review*. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 2021. **2**: p. 100027.
 - [266.] Uribe, S.N. and M. Vaughan, *Facilitating student learning in distance education: A case study on the development and implementation of a multifaceted feedback system*. *Distance Education*, 2017. **38**(3): p. 288-301.
 - [267.] Subramanian, N.S., S. Anand, and K. Bijlani. *Enhancing e-learning education with live interactive feedback system*. in *Proceedings of the 2014 International Conference on Interdisciplinary Advances in Applied Computing*. 2014.
 - [268.] Crook, A., et al., *The use of video technology for providing feedback to students: Can it enhance the feedback experience for staff and students?* *Computers & Education*, 2012. **58**(1): p. 386-396.
 - [269.] Hattie, J. and H. Timperley, *The power of feedback*. *Review of educational research*, 2007. **77**(1): p. 81-112.
 - [270.] Çano, E. and M. Morisio, *Hybrid recommender systems: A systematic literature review*. *Intelligent data analysis*, 2017. **21**(6): p. 1487-1524.
 - [271.] Cobos, C., et al., *A hybrid system of pedagogical pattern recommendations based on singular value decomposition and variable data attributes*. *Information Processing & Management*, 2013. **49**(3): p. 607-625.
 - [272.] Huang, M.-J., H.-S. Huang, and M.-Y. Chen, *Constructing a personalized e-learning system based on genetic algorithm and case-based reasoning approach*. *Expert Systems with applications*, 2007. **33**(3): p. 551-564.
 - [273.] Bhaskaran, S. and B. Santhi, *An efficient personalized trust based hybrid recommendation (tbhr) strategy for e-learning system in cloud computing*. *Cluster Computing*, 2019. **22**: p. 1137-1149.
 - [274.] De Medio, C., C. Limongelli, F. Sciarrone, and M. Temperini, *MoodleREC: A recommendation system for creating courses using the moodle e-learning platform*. *Computers in Human Behavior*, 2020. **104**: p. 106168.
 - [275.] El Aissaoui, O., Y. El Madani El Alami, L. Oughdir, and Y. El Alloui. *A hybrid machine learning approach to predict learning styles in adaptive E-learning system*. in *International conference on advanced intelligent systems for sustainable development*. 2018. Springer.
 - [276.] Hasibuan, M. and L. Nugroho. *Detecting learning style using hybrid model*. in *2016 IEEE Conference on e-Learning, e-Management and e-Services (IC3e)*. 2016. IEEE.
 - [277.] Tahmasebi, M., F. Fotouhi, and M. Esmacili, *Hybrid Adaptive Educational Hypermedia Recommender Accommodating User's Learning Style and Web Page Features*. *Journal of AI and Data Mining*, 2019. **7**(2): p. 225-238.
 - [278.] Troussas, C., K. Chrysafiadi, and M. Virvou, *Personalized tutoring through a stereotype student model incorporating a hybrid learning style instrument*. *Education and Information Technologies*, 2021. **26**(2): p. 2295-2307.
 - [279.] Tang, T. and G. McCalla. *Smart recommendation for an evolving e-learning system: Architecture and experiment*. in *International Journal on E-learning*. 2005. Association for the Advancement

of Computing in Education (AACE).

- [280.] Chen, W., Z. Niu, X. Zhao, and Y. Li, *A hybrid recommendation algorithm adapted in e-learning environments*. World Wide Web, 2014. **17**: p. 271-284.
- [281.] Hung, Y.H., R.I. Chang, and C.F. Lin, *Hybrid learning style identification and developing adaptive problem-solving learning activities*. Computers in Human Behavior, 2016. **55**: p. 552-561.
- [282.] Alshammari, M., R. Anane, and R.J. Hendley. *Design and usability evaluation of adaptive e-learning systems based on learner knowledge and learning style*. in *IFIP conference on human-computer interaction*. 2015. Springer.
- [283.] Su, C., *Designing and developing a novel hybrid adaptive learning path recommendation system (ALPRS) for gamification mathematics geometry course*. Eurasia Journal of Mathematics, Science and Technology Education, 2017. **13**(6): p. 2275-2298.
- [284.] Vanitha, V., P. Krishnan, and R. Elakkiya, *Collaborative optimization algorithm for learning path construction in E-learning*. Computers & Electrical Engineering, 2019. **77**: p. 325-338.
- [285.] Colchester, K., H. Hagra, D. Alghazzawi, and G. Aldabbagh, *A survey of artificial intelligence techniques employed for adaptive educational systems within e-learning platforms*. Journal of Artificial Intelligence and Soft Computing Research, 2017. **7**(1): p. 47-64.
- [286.] Yusuf, H., A. Money, and D. Daylamani-Zad, *Pedagogical AI conversational agents in higher education: a conceptual framework and survey of the state of the art*. Educational technology research and development, 2025: p. 1-60.
- [287.] Basu, S., G. Biswas, and J.S. Kinnebrew, *Learner modeling for adaptive scaffolding in a computational thinking-based science learning environment*. User Modeling and User-Adapted Interaction, 2017. **27**: p. 5-53.
- [288.] Kulkarni, T., M. Kabra, and R. Shankarmani. *User profiling based recommendation system for e-learning*. in *2019 IEEE 16th India council international conference (INDICON)*. 2019. IEEE.
- [289.] Ahmed, M.U., N.A. Sangi, and A. Mahmood, *A learner model for adaptable e-learning*. International Journal of Advanced Computer Science and Applications, 2017. **8**(6).
- [290.] Guerra, J., et al., *Navigation support in complex open learner models: assessing visual design alternatives*. New Review of Hypermedia and Multimedia, 2018. **24**(3): p. 160-192.
- [291.] Hooshyar, D., et al., *Open learner models in supporting self-regulated learning in higher education: A systematic literature review*. Computers & education, 2020. **154**: p. 103878.
- [292.] Albó, L., J. Barria-Pineda, P. Brusilovsky, and D. Hernández-Leo. *Concept-level design analytics for blended courses*. in *European conference on technology enhanced learning*. 2019. Springer.
- [293.] Bull, S., *There are open learner models about!* IEEE Transactions on Learning Technologies, 2020. **13**(2): p. 425-448.
- [294.] Conejo, R., M. Trella, I. Cruces, and R. Garcia. *INGRID: A web service tool for hierarchical open learner model visualization*. in *International conference on user modeling, adaptation, and personalization*. 2011. Springer.
- [295.] Mamcenko, J. and E. Kurilovas. *On using learning analytics to personalise learning in virtual learning environments*. in *European conference on e-Learning*. 2017. Academic Conferences International Limited.
- [296.] Del Blanco, Á., et al. *E-Learning standards and learning analytics. Can data collection be improved by using standard data models?* in *2013 IEEE Global Engineering Education Conference (EDUCON)*. 2013. IEEE.

- [297.] Avella, J.T., M. Kebritchi, S.G. Nunn, and T. Kanai, *Learning analytics methods, benefits, and challenges in higher education: A systematic literature review*. Online Learning, 2016. **20**(2): p. 13-29.
- [298.] Leitner, P., M. Khalil, and M. Ebner, *Learning analytics in higher education—a literature review*. Learning analytics: Fundamentals, applications, and trends: A view of the current state of the art to enhance E-learning, 2017: p. 1-23.
- [299.] Herodotou, C., et al., *The scalable implementation of predictive learning analytics at a distance learning university: Insights from a longitudinal case study*. The Internet and Higher Education, 2020. **45**: p. 100725.
- [300.] Verbert, K., et al., *Learning dashboards: an overview and future research opportunities*. Personal and Ubiquitous Computing, 2014. **18**: p. 1499-1514.
- [301.] Park, Y. and I.-H. Jo, *Development of the Learning Analytics Dashboard to Support Students' Learning Performance*. J. Univers. Comput. Sci., 2015. **21**(1): p. 110-133.
- [302.] Leon, H.B., et al., *Adaptive assessments using open specifications*. International Journal of Distance Education Technologies (IJDET), 2012. **10**(4): p. 56-71.
- [303.] Özyurt, H., Ö. Özyurt, A. Baki, and B. Güven, *Integrating computerized adaptive testing into UZWEBMAT: Implementation of individualized assessment module in an e-learning system*. Expert Systems with Applications, 2012. **39**(10): p. 9837-9847.
- [304.] El Msayer, M., E.-S. Aoula, and B. Bouihi. *Artificial intelligence in computerized adaptive testing to assess the cognitive performance of students: A Systematic Review*. in *2024 International Conference on Intelligent Systems and Computer Vision (ISCV)*. 2024. IEEE.
- [305.] Bernardi, A., et al. *On the design and development of an assessment system with adaptive capabilities*. in *Methodologies and Intelligent Systems for Technology Enhanced Learning, 8th International Conference 8*. 2019. Springer.
- [306.] Park, J.Y., et al., *An explanatory item response theory method for alleviating the cold-start problem in adaptive learning environments*. Behavior research methods, 2019. **51**: p. 895-909.
- [307.] Minka, T., R. Cleven, and Y. Zaykov, *Trueskill 2: An improved bayesian skill rating system*. Technical Report, 2018.
- [308.] Rodrigues, M.W., S. Isotani, and L.E. Zarate, *Educational Data Mining: A review of evaluation process in the e-learning*. Telematics and Informatics, 2018. **35**(6): p. 1701-1717.
- [309.] Castro, F., A. Vellido, A. Nebot, and F. Mugica, *Applying data mining techniques to e-learning problems*, in *Evolution of teaching and learning paradigms in intelligent environment*. 2007, Springer. p. 183-221.
- [310.] Aldowah, H., H. Al-Samarraie, and W.M. Fauzy, *Educational data mining and learning analytics for 21st century higher education: A review and synthesis*. Telematics and Informatics, 2019. **37**: p. 13-49.
- [311.] Devasia, T., T. Vinushree, and V. Hegde. *Prediction of students performance using Educational Data Mining*. in *2016 international conference on data mining and advanced computing (SAPIENCE)*. 2016. IEEE.
- [312.] Durairaj, M. and C. Vijitha, *Educational data mining for prediction of student performance using clustering algorithms*. International Journal of Computer Science and Information Technologies, 2014. **5**(4): p. 5987-5991.
- [313.] Poon, L.K., S.-C. Kong, M.Y. Wong, and T.S. Yau. *Mining sequential patterns of students' access*

- on learning management system*. in *Data Mining and Big Data: Second International Conference, DMBD 2017, Fukuoka, Japan, July 27–August 1, 2017, Proceedings 2*. 2017. Springer.
- [314.] Hicham, A., A. Jeghal, A. Sabri, and H. Tairi. *A survey on educational data mining [2014-2019]*. in *2020 international conference on intelligent systems and computer vision (ISCV)*. 2020. IEEE.
 - [315.] Dougiamas, M. and P. Taylor. *Moodle: Using learning communities to create an open source course management system*. in *EdMedia+ innovate learning*. 2003. Association for the Advancement of Computing in Education (AACE).
 - [316.] Mawane, J., A. Naji, and M. Ramdani. *Unsupervised deep collaborative filtering recommender system for e-learning platforms*. in *International Conference on Smart Applications and Data Analysis*. 2020. Springer.
 - [317.] Lu, J. *A personalized e-learning material recommender system*. in *International conference on information technology and applications*. 2004. Macquarie Scientific Publishing.
 - [318.] Samin, H. and T. Azim, *Knowledge based recommender system for academia using machine learning: a case study on higher education landscape of Pakistan*. IEEE Access, 2019. 7: p. 67081-67093.
 - [319.] Nguyen, M.L., S.C. Hui, and A.C. Fong, *Divide-and-conquer memetic algorithm for online multi-objective test paper generation*. Memetic Computing, 2012. 4: p. 33-47.
 - [320.] Benabdellah, N.C., M. Gharbi, and M. Bellajkih. *Content adaptation and learner profile definition: Ant colony algorithm application*. in *2013 8th international conference on intelligent systems: theories and applications (SITA)*. 2013. IEEE.
 - [321.] Yang, Y.J. and C. Wu, *An attribute-based ant colony system for adaptive learning object recommendation*. Expert systems with applications, 2009. 36(2): p. 3034-3047.
 - [322.] Niknam, M. and P. Thulasiraman, *LPR: A bio-inspired intelligent learning path recommendation system based on meaningful learning theory*. Education and Information Technologies, 2020. 25(5): p. 3797-3819.
 - [323.] Yin, P.-Y., et al., *A particle swarm optimization approach to composing serial test sheets for multiple assessment criteria*. Journal of Educational Technology & Society, 2006. 9(3): p. 3-15.
 - [324.] Hsu, C.-C., et al., *Developing a reading concentration monitoring system by applying an artificial bee colony algorithm to e-books in an intelligent classroom*. Sensors, 2012. 12(10): p. 14158-14178.
 - [325.] Pian, Y., Y. Lu, P. Chen, and Q. Duan. *Coglearn: A cognitive graph-oriented online learning system*. in *2019 IEEE 35th International Conference on Data Engineering (ICDE)*. 2019. IEEE.
 - [326.] Bajraktarevic, N., W. Hall, and P. Fullick. *Incorporating learning styles in hypermedia environment: Empirical evaluation*. in *Proceedings of the workshop on adaptive hypermedia and adaptive web-based systems*. 2003. Citeseer.
 - [327.] Paredes, P. and P. Rodriguez. *The application of learning styles in both individual and collaborative learning*. in *Sixth IEEE International Conference on Advanced Learning Technologies (ICALT'06)*. 2006. IEEE.
 - [328.] Nafea, S., *A Novel Adaptation Model for E-Learning Recommender Systems Based on Student's Learning Style*. 2019.
 - [329.] Díaz, F.S., T.P. Rubilar, C.C. Figueroa, and R.M. Silva. *An adaptive e-learning platform with VARK learning styles to support the learning of object orientation*. in *2018 IEEE World Engineering Education Conference (EDUNINE)*. 2018. IEEE.

- [330.] Hatziapostolou, T. and I. Paraskakis, *Enhancing the impact of formative feedback on student learning through an online feedback system*. Electronic Journal of E-learning, 2010. **8**(2): p. 111-122.
- [331.] Bilal, M., P. Chan, F. Meddings, and A. Konstadopoulou. *SCORE: An advanced assessment and feedback framework with a universal marking scheme in higher education*. in *International Conference on Education and e-Learning Innovations*. 2012. IEEE.
- [332.] Aleman, J.L.F.F., D. Palmer-Brown, and C. Jayne, *Effects of response-driven feedback in computer science learning*. IEEE transactions on education, 2010. **54**(3): p. 501-508.
- [333.] Tawafak, R.M., A.B. Romli, and M. Alsinani, *E-learning system of UCOM for improving student assessment feedback in Oman higher education*. Education and Information Technologies, 2019. **24**: p. 1311-1335.
- [334.] Garrido, A., L. Morales, and I. Serina, *On the use of case-based planning for e-learning personalization*. Expert Systems with Applications, 2016. **60**: p. 1-15.
- [335.] Kiennert, C., N. De Vos, M. Knockaert, and J. Garcia-Alfaro, *The influence of conception paradigms on data protection in e-learning platforms: A case study*. IEEE Access, 2019. **7**: p. 64110-64119.
- [336.] Berry, S., *Teaching to connect: Community-building strategies for the virtual classroom*. Online Learning, 2019. **23**(1): p. 164-183.
- [337.] Radha, R., K. Mahalakshmi, V.S. Kumar, and A. Saravanakumar, *E-Learning during lockdown of Covid-19 pandemic: A global perspective*. International journal of control and automation, 2020. **13**(4): p. 1088-1099.
- [338.] Faucon, L., J.K. Olsen, S. Haklev, and P. Dillenbourg, *Real-Time Prediction of Students' Activity Progress and Completion Rates*. Journal of Learning Analytics, 2020. **7**(2): p. 18-44.
- [339.] Ionescu, C.A., et al., *Sustainability analysis of the e-learning education system during pandemic period—covid-19 in Romania*. Sustainability, 2020. **12**(21): p. 9030.
- [340.] Sharin, A.N., *E-learning during COVID-19: a review of literature*. Jurnal Pengajian Media Malaysia, 2021. **23**(1): p. 15-28.
- [341.] Major, L., G.A. Francis, and M. Tsapali, *The effectiveness of technology-supported personalised learning in low-and middle-income countries: A meta-analysis*. British Journal of Educational Technology, 2021. **52**(5): p. 1935-1964.
- [342.] Ayouni, S., F. Hajjej, M. Maddeh, and S. Alotaibi, *Innovations of materials for student engagement in online environment: An ontology*. Materials Today: Proceedings, 2023. **81**: p. 470-476.
- [343.] Hoi, V.N. and H. Le Hang, *The structure of student engagement in online learning: A bi-factor exploratory structural equation modelling approach*. Journal of Computer Assisted Learning, 2021. **37**(4): p. 1141-1153.
- [344.] Salta, K., K. Paschalidou, M. Tsetseri, and D. Koulougliotis, *Shift from a traditional to a distance learning environment during the COVID-19 pandemic: University students' engagement and interactions*. Science & Education, 2022. **31**(1): p. 93-122.
- [345.] Wang, Y., *Effects of teaching presence on learning engagement in online courses*. Distance Education, 2022. **43**(1): p. 139-156.
- [346.] Zenouzagh Mohammadi, Z., W. Admiraal, and N. Saab, *Learner autonomy, learner engagement and learner satisfaction in text-based and multimodal computer mediated writing environments*. 2023.

- [347.] Nkomo, L.M., B.K. Daniel, and R.J. Butson, *Synthesis of student engagement with digital technologies: a systematic review of the literature*. International journal of educational technology in higher education, 2021. **18**: p. 1-26.
- [348.] Sinatra, G.M., B.C. Heddy, and D. Lombardi, *The challenges of defining and measuring student engagement in science*. 2015, Taylor & Francis. p. 1-13.
- [349.] Martin, F. and J. Borup, *Online learner engagement: Conceptual definitions, research themes, and supportive practices*. Educational Psychologist, 2022. **57**(3): p. 162-177.
- [350.] Moubayed, A., M. Injadat, A. Shami, and H. Lutfiyya. *Relationship between student engagement and performance in e-learning environment using association rules*. in *2018 IEEE world engineering education conference (EDUNINE)*. 2018. IEEE.
- [351.] Al-Nasa'h, M., F.M.A. Awwad, and I. Ahmad, *Estimating students' online learning satisfaction during COVID-19: A discriminant analysis*. Heliyon, 2021. **7**(12).
- [352.] Jung, Y. and J. Lee, *Learning engagement and persistence in massive open online courses (MOOCs)*. Computers & Education, 2018. **122**: p. 9-22.
- [353.] Buntins, K., M. Kerres, and A. Heinemann, *A scoping review of research instruments for measuring student engagement: In need for convergence*. International Journal of Educational Research Open, 2021. **2**: p. 100099.
- [354.] Mandernach, B.J., *Assessment of student engagement in higher education: A synthesis of literature and assessment tools*. International Journal of Learning, Teaching and Educational Research, 2015. **12**(2): p. 1-14.
- [355.] Masland, L., S. Bergman, and J. Ellis, *Psychometric Properties of the Student Course Engagement Questionnaire (SCEQ): Measuring Engagement or Missing the Mark?* International Journal of Teaching and Learning in Higher Education, 2022. **33**(2): p. 119-134.
- [356.] Duckworth, A.L. and D.S. Yeager, *Measurement matters: Assessing personal qualities other than cognitive ability for educational purposes*. Educational researcher, 2015. **44**(4): p. 237-251.
- [357.] Fei, G., Z. Lin, and L. Zhixin, *Reliability of self-reported data in college student engagement surveys: social desirability bias in self-reported survey*. Journal of East China Normal University (Educational Sciences), 2018. **36**(4): p. 53.
- [358.] Fredricks, J.A. and W. McColskey, *The measurement of student engagement: A comparative analysis of various methods and student self-report instruments*, in *Handbook of research on student engagement*. 2012, Springer. p. 763-782.
- [359.] Cents-Boonstra, M., A. Lichtwarck-Aschoff, M.M. Lara, and E. Denessen, *Patterns of motivating teaching behaviour and student engagement: A microanalytic approach*. European Journal of Psychology of Education, 2022. **37**(1): p. 227-255.
- [360.] A. Fredricks, J., *Measuring Student engagement with observational techniques*, in *Handbook of research on student engagement*. 2022, Springer. p. 617-627.
- [361.] Pesare, E., T. Roselli, and V. Rossano. *Engagement in social learning: Detecting engagement in online communities of practice*. in *Advances in Human Factors, Business Management, Training and Education: Proceedings of the AHFE 2016 International Conference on Human Factors, Business Management and Society, July 27-31, 2016, Walt Disney World®, Florida, USA*. 2017. Springer.
- [362.] Ogunyemi, A.A., J.S. Quaicoe, and M. Bauters, *Indicators for enhancing learners' engagement in massive open online courses: A systematic review*. Computers and Education Open, 2022. **3**: p. 100088.

- [363.] Ladino Nocua, A.C., et al., *Assessment of cognitive student engagement using heart rate data in distance learning during COVID-19*. Education Sciences, 2021. **11**(9): p. 540.
- [364.] Khedher, A.B., I. Jraidi, and C. Frasson, *Tracking students' mental engagement using EEG signals during an interaction with a virtual learning environment*. Journal of Intelligent Learning Systems and Applications, 2019. **11**(1): p. 1-14.
- [365.] Dindar, M., et al., *Matching self-reports with electrodermal activity data: Investigating temporal changes in self-regulated learning*. Education and Information Technologies, 2020. **25**: p. 1785-1802.
- [366.] Sharma, P., et al. *Student engagement detection using emotion analysis, eye tracking and head movement with machine learning*. in *International conference on technology and innovation in learning, teaching and education*. 2022. Springer.
- [367.] Zhang, Z., et al., *Data-driven online learning engagement detection via facial expression and mouse behavior recognition technology*. Journal of Educational Computing Research, 2020. **58**(1): p. 63-86.
- [368.] Hasnine, M.N., et al., *Students' emotion extraction and visualization for engagement detection in online learning*. Procedia Computer Science, 2021. **192**: p. 3423-3431.
- [369.] Sheikh, H., C. Prins, and E. Schrijvers, *Artificial intelligence: definition and background*, in *Mission AI: The new system technology*. 2023, Springer. p. 15-41.
- [370.] Halkiopoulou, C. and E. Gkintoni, *Leveraging AI in e-learning: Personalized learning and adaptive assessment through cognitive neuropsychology—A systematic analysis*. Electronics, 2024. **13**(18): p. 3762.
- [371.] Joksimovic, S., et al., *Opportunities of artificial intelligence for supporting complex problem-solving: Findings from a scoping review*. Computers and Education: Artificial Intelligence, 2023. **4**: p. 100138.
- [372.] Özer, M., *Potential benefits and risks of artificial intelligence in education*. Bartın University Journal of Faculty of Education, 2024. **13**(2): p. 232-244.
- [373.] Borenstein, J. and A. Howard, *Emerging challenges in AI and the need for AI ethics education*. AI and Ethics, 2021. **1**(1): p. 61-65.
- [374.] Oyetade, K. and T. Zuva, *Advancing Equitable Education with Inclusive AI to Mitigate Bias and Enhance Teacher Literacy*. Educational Process: International Journal, 2025. **14**: p. e2025087.
- [375.] Mahesh, B., *Machine learning algorithms-a review*. International Journal of Science and Research (IJSR).[Internet], 2020. **9**(1): p. 381-386.
- [376.] Goar, V. and N.S. Yadav, *Foundations of machine learning*, in *Intelligent Optimization Techniques for Business Analytics*. 2024, IGI Global. p. 25-48.
- [377.] Alloghani, M., et al., *A systematic review on supervised and unsupervised machine learning algorithms for data science*. Supervised and unsupervised learning for data science, 2020: p. 3-21.
- [378.] Tiwari, A., *Supervised learning: From theory to applications*, in *Artificial intelligence and machine learning for EDGE computing*. 2022, Elsevier. p. 23-32.
- [379.] Nasteski, V., *An overview of the supervised machine learning methods*. Horizons. b, 2017. **4**(51-62): p. 56.
- [380.] Tyagi, K., C. Rane, R. Sriram, and M. Manry, *Unsupervised learning*, in *Artificial intelligence and machine learning for EDGE computing*. 2022, Elsevier. p. 33-52.

- [381.] Almuqati, M.T., et al., *Challenges in Supervised and Unsupervised Learning: A Comprehensive Overview*. International Journal on Advanced Science, Engineering & Information Technology, 2024. **14**(4).
- [382.] Harinee, S. and A. Mahendran, *On the Study of Machine Learning Algorithms Towards Healthcare Applications*, in *Deep Learning in Data Analytics: Recent Techniques, Practices and Applications*. 2021, Springer. p. 117-129.
- [383.] He, K., et al., *Artificial neuron devices*. Chemical Reviews, 2023. **123**(23): p. 13796-13865.
- [384.] Thakur, A. and A. Konde, *Fundamentals of neural networks*. International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology, 2021. **9**(VIII): p. 407-426.
- [385.] Šešum-Čavić, V., *Uvod u veštačku inteligenciju*. 2023, Građevinski fakultet u Beogradu.
- [386.] Nath, D., Ankit, D.R. Neog, and S.S. Gautam, *Application of machine learning and deep learning in finite element analysis: a comprehensive review*. Archives of computational methods in engineering, 2024. **31**(5): p. 2945-2984.
- [387.] Wu, Y.-c. and J.-w. Feng, *Development and application of artificial neural network*. Wireless Personal Communications, 2018. **102**: p. 1645-1656.
- [388.] Sharifani, K. and M. Amini, *Machine learning and deep learning: A review of methods and applications*. World Information Technology and Engineering Journal, 2023. **10**(07): p. 3897-3904.
- [389.] Tang, K.-Y., C.-Y. Chang, and G.-J. Hwang, *Trends in artificial intelligence-supported e-learning: A systematic review and co-citation network analysis (1998–2019)*. Interactive learning environments, 2023. **31**(4): p. 2134-2152.
- [390.] Zhao, F., G.-Z. Liu, J. Zhou, and C. Yin, *A learning analytics framework based on human-centered artificial intelligence for identifying the optimal learning strategy to intervene in learning behavior*. Educational Technology & Society, 2023. **26**(1): p. 132-146.
- [391.] Alahmari, F., A. Naim, and H. Alqahtani, *E-Learning modeling technique and convolution neural networks in online education*, in *IoT-enabled convolutional neural networks: Techniques and applications*. 2023, River Publishers. p. 261-295.
- [392.] Kaushik, R. and R. Simmons. *Early Prediction of Student Engagement-Related Events from Facial and Contextual Features*. in *Social Robotics: 13th International Conference, ICSR 2021, Singapore, Singapore, November 10–13, 2021, Proceedings 13*. 2021. Springer.
- [393.] Maqsood, R., P. Ceravolo, C. Romero, and S. Ventura, *Modeling and predicting students' engagement behaviors using mixture Markov models*. Knowledge and Information Systems, 2022. **64**(5): p. 1349-1384.
- [394.] Tanwar, S., V. Kumar, and S. Sharma. *Engagement measurement of a learner during e-learning: A deep learning architecture*. in *2022 Seventh International Conference on Parallel, Distributed and Grid Computing (PDGC)*. 2022. IEEE.
- [395.] Munir, H., B. Vogel, and A. Jacobsson, *Artificial intelligence and machine learning approaches in digital education: A systematic revision*. Information, 2022. **13**(4): p. 203.
- [396.] Iyer, S. and S. Murthy. *Guidelines and templates for planning, conducting and reporting educational technology research*. in *2013 IEEE Fifth International Conference on Technology for Education (t4e 2013)*. 2013. IEEE.
- [397.] Bond, M. and S. Bedenlier, *Facilitating student engagement through educational technology: towards a conceptual framework*. Journal of Interactive Media in Education, 2019. **2019**(1).
- [398.] Rajabalee, Y.B., M.I. Santally, and F. Rennie, *Modeling Students' Performances in Activity-Based*

- E-Learning From a Learning Analytics Perspective: Implications and Relevance for Learning Design*. International Journal of Distance Education Technologies (IJDET), 2020. **18**(4): p. 71-93.
- [399.] Mangaroska, K., B. Vesin, and M. Giannakos. *Elo-rating method: Towards adaptive assessment in e-learning*. in *2019 IEEE 19th international conference on advanced learning technologies (ICALT)*. 2019. IEEE.
- [400.] Pelánek, R., *Applications of the Elo rating system in adaptive educational systems*. Computers & Education, 2016. **98**: p. 169-179.
- [401.] Jovanović, J., M. Saqr, S. Joksimović, and D. Gašević, *Students matter the most in learning analytics: The effects of internal and instructional conditions in predicting academic success*. Computers & Education, 2021. **172**: p. 104251.
- [402.] Darusman, A.H. and Y. Omar, *Enhancing Student Engagement in VLE Platform: Student Perceptions Towards Programming Course Learning Resources*. Psychology and Education, 2021. **58**(1): p. 5607-5612.
- [403.] Elteğani, N. and L. Butgereit. *Attributes of students engagement in fundamental programming learning*. in *2015 International Conference on Computing, Control, Networking, Electronics and Embedded Systems Engineering (ICCNEEE)*. 2015. IEEE.
- [404.] Henrie, C.R., L.R. Halverson, and C.R. Graham, *Measuring student engagement in technology-mediated learning: A review*. Computers & Education, 2015. **90**: p. 36-53.
- [405.] DeVellis, R.F. and C.T. Thorpe, *Scale development: Theory and applications*. 2021: Sage publications.
- [406.] Carpenter, S., *Ten steps in scale development and reporting: A guide for researchers*. Communication methods and measures, 2018. **12**(1): p. 25-44.
- [407.] Ho, A.D. and C.C. Yu, *Descriptive statistics for modern test score distributions: Skewness, kurtosis, discreteness, and ceiling effects*. Educational and psychological measurement, 2015. **75**(3): p. 365-388.
- [408.] Pimentel, J.L. and J. Pimentel, *Some biases in Likert scaling usage and its correction*. International Journal of Science: Basic and Applied Research (IJSBAR), 2019. **45**(1): p. 183-191.
- [409.] Berger, V.W. and Y. Zhou, *Kolmogorov–smirnov test: Overview*. Wiley statsref: Statistics reference online, 2014.
- [410.] Cateni, S., V. Colla, and M. Vannucci, *Improving the stability of the variable selection with small datasets in classification and regression tasks*. Neural Processing Letters, 2023. **55**(5): p. 5331-5356.
- [411.] Banoor, R.Y., F. Rennie, and M.I. Santally, *The Relationship between Quality of Student Contribution in Learning Activities and Their Overall Performances in an Online Course*. European Journal of Open, Distance and E-learning, 2018. **21**(1): p. 16-31.
- [412.] Bolliger, D.U. and C. Halupa, *Online student perceptions of engagement, transactional distance, and outcomes*. Distance Education, 2018. **39**(3): p. 299-316.
- [413.] Atkins, A., V. Wanick, and G. Wills, *Metrics Feedback Cycle: measuring and improving user engagement in gamified eLearning systems*. International Journal of Serious Games, 2017. **4**(4): p. 3-19.
- [414.] Bowden, J.L.-H., L. Tickle, and K. Naumann, *The four pillars of tertiary student engagement and success: a holistic measurement approach*. Studies in Higher Education, 2021. **46**(6): p. 1207-1224.
- [415.] Greller, W., et al., *Using learning analytics to investigate student performance in blended learning*

- courses*. Zeitschrift für Hochschulentwicklung, 2017.
- [416.] Senawi, A., H.-L. Wei, and S.A. Billings, *A new maximum relevance-minimum multicollinearity (MRmMC) method for feature selection and ranking*. Pattern Recognition, 2017. **67**: p. 47-61.
 - [417.] Chan, J.Y.-L., et al., *Mitigating the multicollinearity problem and its machine learning approach: a review*. Mathematics, 2022. **10**(8): p. 1283.
 - [418.] Poon, W.C., V. Kunchambo, and K.Y. Koay, *E-learning engagement and effectiveness during the COVID-19 pandemic: the interaction model*. International Journal of Human-Computer Interaction, 2024. **40**(2): p. 393-408.
 - [419.] Chen, S., et al., *Automated disengagement tracking within an intelligent tutoring system*. Frontiers in artificial intelligence, 2021. **3**: p. 595627.
 - [420.] Ibrahim, O., *A comparison of methods for assessing the relative importance of input variables in artificial neural networks*. Journal of applied sciences research, 2013. **9**(11): p. 5692-5700.
 - [421.] Nguyen, A., et al., *Ethical principles for artificial intelligence in education*. Education and information technologies, 2023. **28**(4): p. 4221-4241.
 - [422.] Ungerer, L. and S. Slade, *Ethical considerations of artificial intelligence in learning analytics in distance education contexts*, in *Learning analytics in open and distributed learning: Potential and challenges*. 2022, Springer. p. 105-120.
 - [423.] El-Sabagh, H.A., *Adaptive e-learning environment based on learning styles and its impact on development students' engagement*. International Journal of Educational Technology in Higher Education, 2021. **18**(1): p. 53.
 - [424.] Tawafak, R.M., I.Y. Alyoussef, W.M. Alrahmi, and S.I. Malik, *Contributing factors for student perception to use e-learning systems*. J. Theor. Appl. Inf. Technol, 2022. **100**: p. 2040-2050.
 - [425.] Sharif, H. and A. Atif, *The evolving classroom: How learning analytics is shaping the future of education and feedback mechanisms*. Education Sciences, 2024. **14**(2): p. 176.
 - [426.] Heikkinen, S., M. Saqr, J. Malmberg, and M. Tedre, *A longitudinal study of interplay between student engagement and self-regulation*. International Journal of Educational Technology in Higher Education, 2025. **22**(1): p. 21.
 - [427.] Ferrer, J., et al., *Students' motivation and engagement in higher education: The importance of attitude to online learning*. Higher Education, 2022. **83**(2): p. 317-338.
 - [428.] Budhai, S.S. and K.A. Skipwith, *Best practices in engaging online learners through active and experiential learning strategies*. 2021: Routledge.
 - [429.] Das, R.M. and J. Madhusudan, *Collaborative learning and learner engagement within the community of inquiry model: A systematic review*. International Journal of Computers in Education, 2023. **6**(2): p. 60-68.
 - [430.] Adnan, M., et al., *Predicting at-risk students at different percentages of course length for early intervention using machine learning models*. Ieee Access, 2021. **9**: p. 7519-7539.
 - [431.] Vesin, B., K. Mangaroska, and M. Giannakos, *Learning in smart environments: user-centered design and analytics of an adaptive learning system*. Smart Learning Environments, 2018. **5**(1): p. 24.
 - [432.] Estevez-Ayres, I., J.A. Fisteus, and C. Delgado-Kloos, *Lostrego: A distributed stream-based infrastructure for the real-time gathering and analysis of heterogeneous educational data*. Journal of Network and Computer Applications, 2017. **100**: p. 56-68.

- [433.] Chatti, M.A., A. Muslim, and U. Schroeder, *Toward an open learning analytics ecosystem*. Big data and learning analytics in higher education: Current theory and practice, 2017: p. 195-219.
- [434.] Gudala, L. and L. Veridic Solutions, *Adaptive Project Execution: Balancing Iterative Development and Milestone Planning*. Journal of Computational Analysis and Applications, 2018. **25**(8).
- [435.] Wohlrab, R., U. Eliasson, P. Pelliccione, and R. Heldal. *Improving the consistency and usefulness of architecture descriptions: Guidelines for architects*. in *2019 IEEE International Conference on Software Architecture (ICSA)*. 2019. IEEE.
- [436.] Dayyani, B. *Software architecture design and development of multi-layer highly modular platform using intelligent components for dynamic big data analytics*. in *2016 4th International Symposium on Computational and Business Intelligence (ISCBI)*. 2016. IEEE.
- [437.] Derntl, M. and R.A. Calvo, *E-learning frameworks: facilitating the implementation of educational design patterns*. International Journal of Technology Enhanced Learning, 2011. **3**(3): p. 284-296.
- [438.] Tarkoma, S., *Publish/subscribe systems: design and principles*. 2012: John Wiley & Sons.
- [439.] Kruchten, P.B., *The 4+ 1 view model of architecture*. IEEE software, 2002. **12**(6): p. 42-50.
- [440.] Nilmanee, T., K. Sintanakul, and P. Sakulviriyakitkul, *The design of a learning experience platform using xapi with design thinking learning to promote innovation*. International Journal of Emerging Technologies in Learning (IJET), 2024. **19**(1): p. 54-67.
- [441.] Zingaro, D., Y. Cherenkova, O. Karpova, and A. Petersen. *Facilitating code-writing in PI classes*. in *Proceeding of the 44th ACM technical symposium on Computer science education*. 2013.
- [442.] Bond, M., et al., *Mapping research in student engagement and educational technology in higher education: A systematic evidence map*. International journal of educational technology in higher education, 2020. **17**: p. 1-30.
- [443.] Dewan, M., M. Murshed, and F. Lin, *Engagement detection in online learning: a review*. Smart Learning Environments, 2019. **6**(1): p. 1-20.
- [444.] Er, E., et al., *Generating actionable predictions regarding MOOC learners' engagement in peer reviews*. Behaviour & Information Technology, 2020. **39**(12): p. 1356-1373.
- [445.] Johar, N.A., S.N. Kew, Z. Tasir, and E. Koh, *Learning analytics on student engagement to enhance students' learning performance: A systematic review*. Sustainability, 2023. **15**(10): p. 7849.

11. PRILOZI

11.1 Prilog 1

Tabela 34. Struktura instrumenta za merenje angažovanja

Broj izjave	Pun oblik izjave
Izjava_1	Trudio/la sam se da redovno koristim sistem.
Izjava_2	Redovno sam pratio/la obrađene nastavne teme u okviru sistema.
Izjava_3	Bio/la sam organizovan/a u pristupanju sistemu i praćenju nastavnih tema.
Izjava_4	Vodio/la sam beleške o obrađenim temama.
Izjava_5	Pažljivo sam tumačio/la sadržaj tema.
Izjava_6	Koristio/la sam sistem sa ciljem da ostvarim dobru ocenu.
Izjava_7	Cilj mi je bio da postignem što bolje rezultate na zadacima kodiranja.
Izjava_8*	Nisam površno čitao/la primere.
Izjava_9*	Trudio/la sam se da rešim zadatke kodiranja uz što manji broj pokušaja.
Izjava_10	Trudio/la sam se da uvek dam svoj maksimum.
Izjava_11*	Pregledao/la sam dodatne resurse (primere i izazove) pre rešavanja zadataka kodiranja kako bih bio/la siguran/na da razumem predstavljeni sadržaj.
Izjava_12	Razmišljao/la sam o kursu i sistemu i između časova.
Izjava_13	Pokušavao/la sam da pronađem načine za primenu stečenog znanja u stvarnim situacijama.
Izjava_14	Nastojao/la sam da rad u sistemu učinim zanimljivijim.
Izjava_15	Uključivao/la sam se u razgovor sa nastavnikom o temama, primerima, izazovima i zadacima iz sistema.
Izjava_16	Diskutovao/la sam o interaktivnom sadržaju i temama iz sistema sa drugima van časa.
Izjava_17*	Ulagao/la sam dodatni trud kako bih ispunio/la standarde kursa i očekivanja nastavnika.
Izjava_18*	Trudio/la sam se da razumem primere.
Izjava_19	Radovao/la sam se interakciji sa sistemom.
Izjava_20*	Osećao/la sam se pozitivno kada sam uspešno rešio/la zadatak kodiranja.
Izjava_21*	Osećao/la sam se negativno kada nisam uspeo/la da rešim zadatak kodiranja.
Izjava_22	Imao/la sam iskrenu želju da koristim sistem i savladam gradivo.
Izjava_23	Bilo mi je zabavno da koristim sistem ili neke njegove komponente.
Izjava_24	Aktivno sam učestvovao/la u diskusijama sa kolegama o temama, primerima, izazovima i zadacima iz sistema.
Izjava_25	Pružao/la sam pomoć drugim studentima.
Izjava_26*	Osećao/la sam radoznalost pre nego što sam kliknuo/la na objašnjenje pojedinih linija u primerima.
Izjava_27	Pokušavao/la sam da upoznam druge studente i uporedim njihova iskustva sa svojim u vezi sa korišćenjem sistema.
Kategorije odgovora	1 - Nimalo karakteristično za mene.
	2 - Nije baš karakteristično za mene.
	3 - Delimično karakteristično za mene.
	4 - Karakteristično za mene.

	5 - Veoma karakteristično za mene.
Dodate izjave	* Označava dodatno umetnute izjave.

12. BIOGRAFIJA

Vladimir Mikić rođen je 1996. godine u Peći. Osnovne akademske studije završio je na Fakultetu informacionih tehnologija, Alfa BK Univerziteta u Beogradu sa prosečnom ocenom 9,52, i stekao zvanje Diplomirani inženjer informaciono-komunikacionih tehnologija. Nakon toga, upisuje i uspešno završava master akademske studije na istoimenom fakultetu, sa prosečnom ocenom 9,88, i stiče zvanje Master elektrotehnike i računarstva. Kandidat 2020. godine upisuje doktorske studije na Fakultetu informacionih tehnologija, Alfa BK Univerziteta u Beogradu, gde je u skladu sa predviđenim planom i programom položio sve ispite sa prosečnom ocenom 10. Svoje višegodišnje predavačko iskustvo, kandidat je stekao na istoimenom univerzitetu, na kom radi od 2019. godine, gde je prvo bio angažovan kao saradnik u nastavi, te potom kao asistent u nastavi na studijskim programima Fakulteta informacionih tehnologija, i Fakulteta za matematiku i računarske nauke. Autor je i koautor 17 naučnih radova publikovanih u međunarodnim i domaćim časopisima i naučnim skupovima, od kojih su 4 objavljena ili prihvaćena za objavljivanje u časopisima sa SCI liste.



Алфа БК Универзитет

IZJAVA O AUTORSTVU

1. Potpisani: Vladimir Mikić

2. Broj upisa: 5902/2020

3. Izjavljujem da je doktorska disertacija pod naslovom:

Tehnike veštačke inteligencije u personalizovanim sistemima za e-učenje: predikcija angažovanja studenata i dizajn sistema

- Rezultat sopstvenog istraživačkog rada.
- Da predložena disertacija u celini ni u delovima nije bila predložena za dobijanje bilo koje diplome prema studijskim programima drugih visokoškolskih ustanova.
- Da su rezultati korektno navedeni.
- Da nisam kršio autorska prava i koristio intelektualnu svojinu drugih lica.

Potpis doktoranda

U Beogradu, _____



Алфа БК Универзитет

NAPOMENA O KORIŠĆENJU VEŠTAČKE INTELIGENCIJE

1. Potpisani: Vladimir Mikić

2. Broj upisa: 5902/2020

U pripremi ove disertacije, alati zasnovani na veštačkoj inteligenciji (npr. asistenti za jezičku obradu i generisanje teksta) korišćeni su isključivo u cilju unapređenja prezentacije i jasnoće izražavanja, bez uticaja na originalnost naučnih doprinosa, analize podataka ili interpretaciju rezultata. Svi naučni zaključci, metodološki pristupi i interpretacije proizašli su iz samostalnog istraživačkog rada autora.

Potpis doktoranda

U Beogradu, _____



Алфа БК Универзитет

**IZJAVA O ISTOVETNOSTI ŠTAMPANE I ELEKTRONSKE VERZIJE
DOKTORSKOG RADA**

Ime i prezime: Vladimir Mikić

Broj upisa: 5902/2020

Studijski program: Informaciono-komunikacione tehnologije

Naslov rada: Tehnike veštačke inteligencije u personalizovanim sistemima za e-učenje: predikcija angažovanja studenata i dizajn sistema

Mentor: prof. dr Boban Vesin

Izjavljujem:

Da je štampana verzija mog doktorskog rada istovetna elektronskoj verziji koju sam predao za objavljivanje u repozitorijumu na sajtu Alfa BK Univerziteta.

Dozvoljavam da se objave moji lični podaci vezani za dobijanje naučnog zvanja doktora nauka kao što su ime i prezime, godina i mesto rođenja, podaci o stečenim stručnim i akademskim zvanjima, datum odbrane rada i drugi podaci u funkciji transparentnosti postupka sticanja naučnog zvanja.

Ovi lični podaci mogu se objaviti u publikacijama Alfa BK Univerziteta i dostaviti Ministarstvu prosvete, nauke i tehnološkog razvoja, kao i biti dostupni saglasno Zakonu o slobodnom pristupu i informacijama od javnog značaja.

Potpis doktoranda

U Beogradu, _____

IZJAVA O KORIŠĆENJU

Ovlašćujem Alfa BK Univerzitet da u Digitalni repozitorijum Univerziteta unese moju doktorsku disertaciju pod naslovom: „Tehnike veštačke inteligencije u personalizovanim sistemima za e-učenje: predikcija angažovanja studenata i dizajn sistema”, koja je moje autorsko delo.

Disertaciju sa svim prilogima predao sam u elektronskom formatu pogodnom za trajno arhiviranje.

Moju doktorsku disertaciju pohranjenu u Digitalnom repozitorijumu Univerziteta, dostavljenu repozitorijumu Ministarstva prosvete, nauke i tehnološkog razvoja Republike Srbije i dostupnu u otvorenom pristupu mogu da koriste svi koji poštuju odredbe sadržane u odabranom tipu licence Kreativne zajednice (*Creative Commons*) za koju sam se odlučio.

1. Autorstvo (*CC BY*)
2. **Autorstvo - nekomercijalno (*CC BY-NC*)**
3. Autorstvo - nekomercijalno - bez prerada (*CC BY-NC-ND*)
4. Autorstvo - nekomercijalno - deliti pod istim uslovima (*CC BY-NC-SA*)
5. Autorstvo - bez prerada (*CC BY-ND*)
6. Autorstvo - deliti pod istim uslovima (*CC BY-SA*)

(Molimo da zaokružite samo jednu od šest ponuđenih licenci. Kratak opis licenci je sastavni deo ove izjave).

Potpis autora

U Beogradu, _____

1. **Autorstvo.** Dozvoljavate umnožavanje, distribuciju i javno saopštavanje dela, i prerade, ako se navede ime autora na način određen od strane autora ili davaoca licence, čak i u komercijalne svrhe. Ovo je najslobodnija od svih licenci.

2. **Autorstvo - nekomercijalno.** Dozvoljavate umnožavanje, distribuciju i javno saopštavanje dela, i prerade, ako se navede ime autora na način određen od strane autora ili davaoca licence. Ova licenca ne dozvoljava komercijalnu upotrebu dela.

3. **Autorstvo - nekomercijalno - bez prerada.** Dozvoljavate umnožavanje, distribuciju i javno saopštavanje dela, bez promena, preoblikovanja ili upotrebe dela u svom delu, ako se navede ime autora na način određen od strane autora ili davaoca licence. Ova licenca ne dozvoljava komercijalnu upotrebu dela. U odnosu na sve ostale licence, ovom licencom se ograničava najveći obim prava korišćenja dela.

4. **Autorstvo - nekomercijalno - deliti pod istim uslovima.** Dozvoljavate umnožavanje, distribuciju i javno saopštavanje dela, i prerade, ako se navede ime autora na način određen od strane autora ili davaoca licence i ako se prerada distribuira pod istom ili sličnom licencom. Ova licenca ne dozvoljava komercijalnu upotrebu dela i prerada.

5. **Autorstvo - bez prerada.** Dozvoljavate umnožavanje, distribuciju i javno saopštavanje dela, bez promena, preoblikovanja ili upotrebe dela u svom delu, ako se navede ime autora na način određen od strane autora ili davaoca licence. Ova licenca dozvoljava komercijalnu upotrebu dela.

6. **Autorstvo - deliti pod istim uslovima.** Dozvoljavate umnožavanje, distribuciju i javno saopštavanje dela, i prerade, ako se navede ime autora na način određen od strane autora ili davaoca licence i ako se prerada distribuira pod istom ili sličnom licencom. Ova licenca dozvoljava komercijalnu upotrebu dela i prerada. Slična je softverskim licencama, odnosno licencama otvorenog koda.



Алфа БК Универзитет

IZJAVA MENTORA O PROCENI ORIGINALNOSTI I SAGLASNOSTI ZA PREDAJU URAĐENE DOKTORSKE DISERTACIJE

Ovim izjavljujem da sam nakon pregledanog rukopisa doktorske disertacije saglasan da kandidat Vladimir Mikić može da preda Službi za posleddiplomske studije Univerziteta urađenu doktorsku disertaciju pod nazivom: „Tehnike veštačke inteligencije u personalizovanim sistemima za e-učenje: predikcija angažovanja studenata i dizajn sistema”, radi organizacije njene ocene i odbrane i da ista sadrži originalan naučni doprinos koji se ogleda u: unapređenju razumevanja angažovanja učenika u digitalnom obrazovanju, razvoju modela zasnovanog na veštačkim neuronskim mrežama za previđanje nivoa angažovanja, formulisanju smernica za dizajn obrazovnih tehnologija sa podrškom za angažovanje, kao i u predlogu arhitekture sistema za personalizovano e-učenje programiranja sa integrisanom analitikom učenja i mogućnostima za proaktivno unapređenje obrazovnog procesa, što je od posebnog značaja za razvoj savremenih obrazovnih tehnologija koje odgovaraju individualnim potrebama učenika.

Potpis mentora

U Beogradu, _____
