

DOI 10.51558/2490-3647.2025.10.1.571

UDK 004.8:37

Primljeno: 18. 03. 2025.

Izvorni naučni rad
Original scientific paper

Veljko Aleksić, Danijela Vasiljević

PREGLED AKTUELNIH TEHNIKA VEŠTAČKE INTELIGENCIJE ZA KREIRANJE I IMPLEMENTACIJU OBRAZOVNOG SADRŽAJA

Članak nastoji pružiti sveobuhvatan pregled aktuelnih tehnika veštačke inteligencije koje se primenjuju za kreiranje i implementaciju obrazovnog sadržaja. Kroz analizu transformacije obrazovanja pod uticajem digitalizacije ukazuje se na potrebu za adekvatnom integracijom veštačke inteligencije u nastavni proces. Razmotrene se četiri aktuelne tehnike korišćenja veštačke inteligencije u obrazovanju: automatizovano generisanje pitanja, inteligentno sumiranje sadržaja, odabir i sekvenciranje adaptivne multimedije i kolaborativno filtriranje. Veštačka inteligencija može značajno unaprediti personalizaciju nastave, efikasnost učenja i inkluzivnost pod uslovom da je njena implementacija zasnovana na validnim pedagoškim principima i etičkim standardima. Ističe se potreba za balansiranim pristupom koji kombinuje tehnološke inovacije sa tradicionalnim pedagoškim metodama u kojima nastavnik i dalje ima nezamenljivu ulogu uz naglasak na odgovornosti obrazovnih institucija i pojedinaca u planskoj, sistemskoj i etičkoj implementaciji u obrazovanju

Ključne reči: digitalna transformacija; obrazovanje; veštačka inteligencija

1. UVOD

Nezaustavljiv progresivan dinamičan i kontinuiran tehničko-tehnološki razvoj nužno nameće pitanje savremenom obrazovanju kako da adekvatno odgovori izazovima današnjice. Naime, intenzivna i sveprisutna digitalizacija u različitim oblastima ljudskog delovanja, pa i prosveti, neretko iznedri i neka *ad hoc* rešenja na svim nivoima obrazovanja. Tako je nenadano virus COVID-19 ubrzao implementaciju onlajn nastave i učenja, te pri tome ogolio mnoštvo manjkavosti neplaniranog procesa (Vasiljević et al. 2023). Budući da onlajn nastava sama po sebi nije inovacija jer ima dugu tradiciju, ali s obzirom da nije zaživela u širokom formatu u praksi, ona je kao takva za učenike i nastavnike u vreme pandemije virusa predstavljala novi model. Međutim, inovativna rešenja ne moraju nužno biti u funkciji kvaliteta nastave. Iako smo skloni da šablonski verujemo kako tradicionalna nastava ima brojne slabosti poput jednosmerne komunikacije, predavanja *ex cathedra* i frontalnog rada, neretko se zaboravlja da su to slabosti stare škole, te da se tradicionalnom nastavom danas zahvaljujući intenzivnom razvoju smatra i ona od pre 10 ili 5 godina. Međutim, puna implementacija inovativnih modela nastave iz druge polovine prošlog veka i dalje kasni (Vasiljević 2014, 2024).

Sa druge strane, veštačka inteligencija nudi nova rešenja unapređivanja nastavnog procesa koja nužno podrazumevaju visok nivo kompetencija nastavnika, učenika, roditelja i ostalih učesnika vaspitno-obrazovnog procesa. Nove generacije učenika u značajnoj meri vladaju savremenim digitalnim tehnologijama i implementiraju ih u raznolike oblasti vlastitih interesovanja, ali često ne u funkciji unapređivanja kvaliteta obrazovanja. Otuda savremena pedagogija mora pružiti odgovore na koji način primeniti veštačku inteligenciju za kreiranje i implementaciju obrazovnog sadržaja vodeći računa o kompetencijama svih aktera vaspitno-obrazovnog procesa (Zhu et al. 2023). Da bi to bilo moguće, potrebno je ne samo ići u korak sa inovacijama, nego i anticipirati buduće radno okruženje i mogućnosti učenika u skladu sa tim.

Evidentno je da obrazovne politike razvijenih država intenzivno idu u susret inovacijama težeći da ih implementiraju u obrazovne sisteme planski, sveobuhvatno, racionalno, standardizovano, sistematično, postupno i kontinuirano, vodeći računa o referentnom društvenom okviru i kompetencijama svih aktera vaspitno-obrazovnog procesa. Tehnike veštačke inteligencije orijentisane ka kreiranju i implementaciji obrazovnih sadržaja u vaspitno-obrazovni rad čine nastavnike važnim aspektom savremenog nastavnog procesa i pružaju velike mogućnosti za unapređivanje kvaliteta stečenih znanja i veština učenika, pri tome obezbeđujući veću inkluzivnost i ublažavanje nejednakosti.

Dakle, brzi napredak u različitim oblastima veštačke inteligencije (npr. obrada prirodnog jezika, mašinsko učenje i istraživanja podataka) otvorio je nove mogućnosti za kreiranje, implementaciju, automatizaciju i poboljšanje procesa generisanja, organizovanja i personalizacije obrazovnih sadržaja. Krajnji cilj je podrška nastavnicima u razvoju kvalitetnih materijala za učenje i pružanju zanimljivog i prilagođenog obrazovnog iskustva učenicima uz individualizaciju vaspitno-obrazovnog procesa (Kayabas 2024). Kreiranje i implementacija obrazovnih sadržaja pomoću obrazovne tehnologije podstaknuti su brojnim faktorima. Najpre je eksponencijalni rast korišćenja digitalnog obrazovnog sadržaja poput onlajn kurseva i multimedijalnih resursa pred nastavnike postavio značajan izazov samostalnog kreiranja, implementacije i ažuriranja. Tehnike veštačke inteligencije mogu pomoći u automatizaciji i pojednostavljenju ovih zadataka omogućavajući nastavnicima da se fokusiraju na pedagoške aktivnosti višeg nivoa, kao što je dizajniranje iskustava učenja i pružanje individualizovane podrške učenicima (Ouyang & Jiao 2021). Drugo, raznovrsne potrebe i preference učenika u digitalnom dobu naglašavaju važnost personalizovanog i adaptivnog učenja. Kreiranje i implementacija sadržaja pomoću veštačke inteligencije mogu olakšati razvoj personalizovanih materijala za učenje analiziranjem karakteristika učenika (npr. predznanje, stilovi učenja, akademska postignuća, tipovi ličnosti) i generisanjem/preporukom sadržaja koji je usklađen sa njihovim individualnim potrebama. Individualizovan pristup poboljšava angažovanje učenika, njihovu motivaciju i stepen ostvarenosti ishoda učenja. Tehnologije dubokog učenja, jezički modeli zasnovani na transformerima (npr. *GPT*) i modeli sekvencu-u-sekvencu (skr. *Seq2Seq*) značajno su poboljšali kvalitet i tačnost automatski generisanog teksta. S druge strane, napredak u oblasti računarske vizije i tehnologije prepoznavanja govora omogućio je automatizovanu analizu multimedijalnog sadržaja, kao što su video zapisi, zvučni snimci i slike (Deldjoo et al. 2020).

Ceneći navedeno, opredelili smo se za prikaz aktuelnih tehnika veštačke inteligencije ključnih za kreiranje i implementaciju obrazovnog sadržaja.

2. PREGLED TEHNIKA VEŠTAČKE INTELIGENCIJE I MOGUĆNOSTI PRIMENE U NASTAVNOM PROCESU

2.1. Automatizovano generisanje pitanja

Automatizovano generisanje pitanja (engl. *Automatic question generation – AQG*) predstavlja jedan od aktuelnih modaliteta primene veštačke inteligencije u oblasti

obrade prirodnog jezika koji ima za cilj kreiranje i preporuku pitanja/zadatka iz datog teksta, nastavnih materijala ili baze znanja (Nguyen et al. 2022). Ovaj pristup se koristi za podršku kreiranju stavki za (samo)procenjivanje, vežbanje ili podsticaj za diskusiju i refleksiju nastavnog sadržaja (Kurdi et al. 2019). Sistemi za automatsko generisanje pitanja mogu analizirati sadržaje udžbenika, beleške sa časova ili onlajn resurse i preporučiti zadatke različitih tipova (npr. višestrukog izbora, povezivanja, dopunjavanja, alternativnog tipa, esejskih...) i nivoa kognitivne složenosti. Ova automatizacija štedi vreme i radno opterećenje nastavnika prilikom kreiranja testova i olakšava razvoj velikih baza zadataka koji se mogu koristiti za adaptivno testiranje i personalizovano učenje.

Generisana pitanja moraju biti gramatički ispravna, semantički smisljena i pedagoški relevantna (Ghanem et al. 2022). Da bi se ovaj cilj ostvario, koriste se različite tehnike, od pristupa zasnovanih na pravilima i metodama baziranim na šablonima, do naprednih modela zasnovanih na dubokom učenju (engl. *deeplearning* – *DL*) (Kumar et al. 2021). Sistemi za automatizovano generisanje pitanja se oslanjaju na predefinisane lingvističke obrasce i heuristike za identifikovanje informacija u ulaznom tekstu i njihovu transformaciju u upitni oblik. Ovaj proces se tipično sprovodi u tri faze (Velmurugan et al. 2024): izbor rečenica, ekstrakcija odgovora i formiranje pitanja. Na primer, sistem za automatizovano generisanje pitanja zasnovan na pravilima bi najpre morao identifikovati deklarativne rečenice koje sadrže ključne koncepte ili činjenice, zatim izdvojiti potencijalne odgovore iz tih rečenica, i na kraju primeniti sintaksne i semantičke transformacije za generisanje odgovarajućih pitanja. Iako ovakav pristup može generisati pitanja sa visokom preciznošću, često sa sobom nosi nedostatak fleksibilnosti i raznovrsnosti koje su potrebne za obuhvatanje širokog spektra vrsta zadataka i raznolikih domena (Gnanasekaran et al. 2021). S druge strane, AQG metode zasnovane na šablonima koriste skup predefinisanih pitanja sa praznim mestima koja se mogu popuniti relevantnim sadržajem iz ulaznog teksta (Kusuma et al. 2022). Ovi šabloni su često dizajnirani na osnovu uobičajenih obrazaca i struktura pitanja, kao što su „Šta je [koncept]?“ ili „Zbog čega se [događaj] dešava?“. Metode zasnovane na šablonima mogu generisati pitanja sa višim nivoom lingvističke raznovrsnosti u poređenju sa pristupima zasnovanim na pravilima, ali se i dalje oslanjaju na ručno kreiranje šablona i mogu imati problema sa obradom složenih sintaksnih i semantičkih varijacija u ulaznom tekstu (Sewunetie & Kovács 2022). DL algoritmi su omogućili generisanje raznovrsnijih, pravilnijih i kontekstualno smislenijih pitanja. Ovakav pristup tipično koriste Seq2Seq modeli, kao što su rekurentne neuronske mreže ili DL arhitekture zasnovane na transformerima, koje

moгу naučiti da generišu pitanja direktno iz ulaznog teksta bez oslanjanja na predefinisana pravila ili šablone. Modeli se obučavaju na velikim skupovima podataka parova pitanja i odgovora koji su generisani od strane ljudi, omogućavajući im da detektuju osnovne obrasce i strukture pitanja prirodnog jezika (Akermi et al. 2020). Kodiranjem ulaznog teksta i dekodiranjem odgovarajućih pitanja ovi modeli mogu generisati zadatke koji su koherentniji, raznovrsniji i semantički relevantniji za ulazni sadržaj. Jedna od ključnih prednosti AQG modela zasnovanog na DL je njegova sposobnost da generiše zadatke različitih nivoa složenosti. Na primer, Seq2Seq modeli se mogu obučavati da generišu činjenična ili evaluativna pitanja na osnovu istog ulaznog teksta omogućavajući bolje razumevanje sadržaja ali i sveobuhvatniju procenu znanja. Pristupi bazirani na DL algoritmima mogu uključiti i dodatne kontekstualne informacije, kao što su tema, nivo težine ili tip zadatka kako bi usmerili proces generisanja pitanja i uskladili ga sa specifičnim ciljevima učenja (Al Faraby et al. 2023).

Razvoj AQG je usmeren ka povećanju kontrole i objašnjivosti modela, omogućavajući nastavnicima da detaljnije određuju karakteristike zadataka (npr. tema, nivo težine ili tip) i razumeju na koji način model generiše pitanja na osnovu ovih ulaza. Ovo je omogućeno razvojem interpretabilnih i interaktivnih interfejsa putem kojih se proces generisanja zadataka jednostavnije prilagođava i pružaju povratne informacije (Mohammadshahi et al. 2023). S druge strane, u postojeće modele je potrebno uključiti više domenskog znanja i pedagoških strategija, čime se omogućava generisanje pitanja koja nisu samo gramatički ispravna i semantički smislena, već i pedagoški efikasna i usklađena sa ciljevima učenja. Ovo se vrši integracijom ontologija, grafova znanja i baza podataka iz kurikuluma, pružajući modelu strukturirane informacije o ključnim konceptima, odnosima i ciljevima učenja u datom domenu (Li et al. 2020). Uključivanje pedagoških teorija i principa instrukcionog dizajna u proces AQG omogućava podsticanje različitih nivoa kognitivnog angažovanja kod učenika, kao što su prisećanje, razumevanje, primena ili analiza (Hwang et al. 2024).

2.2. Inteligentno sumiranje sadržaja

Intelligentno sumiranje sadržaja predstavlja inovativni oblik primene veštačke inteligencije u obrazovnim tehnologijama sa ciljem automatskog generisanja sažetaka obrazovnih sadržaja, kako informativnih pregleda tekstualnih dokumenata, tako i multimedijalnog sadržaja (Ghodratnama et al. 2021; Tamboli et al. 2024). Tehnike

ekstraktivnog i apstraktivnog sumiranja mogu identifikovati ključne koncepte, glavne ideje i relevantne detalje iz obimnih tekstualnih materijala i predstaviti ih u sažetom obliku pomažući učenicima da brzo i efikasno dobiju ključne informacije. Sumiranje sadržaja može se koristiti za kreiranje vodiča za učenje, isticanje ključnih koncepata ili kreiranje brzih pregleda obimnih materijala za učenje (npr. udžbenici ili onlajn kursevi). Sažimanjem suštinskih informacija iz obrazovnog materijala inteligentni sistemi za sumiranje sadržaja učenicima olakšavaju razumevanje glavnih ideja, štede vreme i fokusiraju im pažnju na najbitnije aspekte (Mukhtar et al. 2024).

Tehnike za inteligentno sumiranja sadržaja mogu se kategorisati u dva pristupa – ekstraktivno i apstraktivno sumiranje. Ekstraktivno sumiranje teksta predstavlja odabir istaknutih rečenica ili fraza iz originalnog teksta i njihovo povezivanje u sažetak. Ovaj pristup se oslanja na statističke ili lingvističke karakteristike, kao što su učestalost reči, pozicija rečenice i retorička struktura, kako bi se odredila važnost svake rečenice i njena relevantnost za celokupni sadržaj (Yadav et al. 2023). Ekstraktivno sumiranje uobičajeno koristi tehnike rangiranja teksta, analize zasnovane na grafovima ili algoritme mašinskog učenja za identifikaciju najinformativnijih i reprezentativnih rečenica iz ulaznog teksta (Dalal & Malik 2013). Jedna od glavnih prednosti ove tehnike je sposobnost očuvanja originalne formulacije i strukture ulaznog teksta osiguravajući da preporučeni sažeci budu gramatički ispravni i semantički koherentni. Ekstraktivne metode su računarski efikasne i moguće je obraditi velike količine tekstualnih podataka, čineći ih pogodnim za obrazovne aplikacije koje zahtevaju generisanje rezultata u realnom vremenu (Priya & Umamaheswari 2023). Apstraktivno sumiranje ima za cilj generisanje sažetaka razumevanjem semantike ulaznog teksta i stvaranjem novih rečenica koje obuhvataju glavne ideje i ključne informacije. Za učenje osnovnih obrazaca i struktura ulaznog teksta i generisanje tečnih i koherentnih sažetaka ovaj pristup koristi DL modele poput enkoder-dekoder arhitekture i mehanizama pažnje (Shakil et al. 2024). Metode apstraktivnog sumiranja generišu sažetke koji su koncizniji, čitljiviji i semantički bogatiji u poređenju sa ekstraktivnim metodama, jer mogu parafrazirati i optimizovati veličinu ulaznog sadržaja zadržavajući suštinsko značenje (Syed et al. 2021). Implementacija DL algoritama značajno je poboljšala kvalitet i efikasnost apstraktivnog sumiranja u obrazovnom kontekstu. Primera radi, upotreba prethodno obučених jezičkih modela poput *BERT*-a (Ramina et al. 2020) i *GPT*-a (Zhang et al. 2023) omogućila je generisanje koherentnijih i kontekstualno relevantnijih rezultata detekcijom semantičkih zavisnosti i kompleksnih informacija u ulaznom tekstu.

Inteligentni sistemi za sumiranje sadržaja smanjuju kognitivno opterećenje učenika i omogućuju bolje razumevanje i pamćenje obrazovnog materijala obezbeđivanjem konciznih i fokusiranih informacija (Tamboli et al. 2024). Personalizovani sažeci koji su prilagođeni individualnim potrebama učenika, njihovim preferencama i predznanju mogu poboljšati efektivnost i efikasnost učenja. Rezultati istraživanja potvrđuju da alati za inteligentno sumiranje sadržaja poboljšavaju razumevanje i pamćenje informacija predstavljanjem ključnih tačaka u sažetom i strukturiranom obliku (Liu et al. 2021). Sa druge strane, inteligentno sumiranje sadržaja nastavnicima olakšava vremenski zahtevne poslove ručnog kreiranja sažetaka i kratkih vodiča za učenje, tako da se mogu posvetiti zadacima višeg nivoa koji iziskuju stvaralaštvo, dizajniranju novih aktivnosti ili pružanju personalizovanih povratnih informacija učenicima (socijalni aspekt). Nadalje, inteligentni sistemi za sumiranje sadržaja mogu pomoći nastavnicima u identifikovanju najvažnijih koncepata i tema u njihovim nastavnim materijalima, omogućavajući im da prioritizuju i strukturiraju svoju nastavu (Xu & Wong 2024), te izdvoje ključne beleške u procesima pripremanja i kreiranja nastavnog časa ili implementacije sadržaja. Tehnika inteligentnog sumiranja sadržaja učenicima pruža mogućnost bolje pripreme za nastavu (model obrnute učionice), pojednostavljuje razumevanje učenog sadržaja, i dobra je podrška u procesu pripreme za kontrolne zadatke, pismene vežbe, seminarske radove, projekte, pripremanje završnih i prijemnih ispita.

Tačnost generisanih sažetaka složenih i domenski specifičnih sadržaja mora se uzeti sa rezervom s obzirom na to da sistemi za sumiranje mogu imati poteškoća sa detekcijom nijansi, konteksta ili implicitnih informacija u ulaznom tekstu što dovodi do nepotpunih informacija, potencijalno obmanjujući učenika ili generišući pristrastan sadržaj (Luo et al. 2024). Koherentnost i čitljivost sažetaka može biti ugrožena i ukoliko metode sumiranja ne uzimaju u obzir adekvatnu lingvističku i diskurzivnu strukturu ulaznog teksta (Fattah & Ren, 2009). Učenici mogu imati različita predznanja, stilove učenja i ciljeve, što zahteva personalizovane i adaptivne sažetke koji odgovaraju njihovim specifičnim potrebama. Uključivanje tehnika modelovanja korisnika i personalizacije u proces sumiranja ključno je za generisanje sažetaka koji su pedagoški efikasni i pojedinačno motivišući za učenike (Ghodratnama et al. 2023). Evaluacija sistema za sumiranje sadržaja u obrazovnom kontekstu predstavlja jedinstven izazov jer zahteva razmatranje ne samo lingvističkog kvaliteta sadržaja već i njegove pedagoške vrednosti i uticaj na ishode učenja. Tradicionalne metrike za evaluaciju kao što su *ROUGE* i *BLEU* (Graham 2015) uglavnom mere leksičko preklapanje između generisanih i referentnih sažetaka, te ne mogu u potpunosti

obuhvatiti procenu njihove obrazovne efikasnosti. Za rešavanje navedenih izazova i unapređenje oblasti inteligentnog sumiranja sadržaja u obrazovnoj tehnologiji, autori ovog rada predlažu dva pravca:

- Razvoj domenski specifičnih modela sumiranja koji povezuju znanje i pedagoške strategije. Korišćenjem domenskih ontologija, baza podataka postojećih kurikuluma i ekspertskih sistema mogu se generisati sažeci koji su usklađeni sa ciljevima učenja, naglašavaju ključne koncepte i pružaju smislena objašnjenja ili primere (George & Lal 2019). Integracija multimedijalnog sadržaja, poput slika, video zapisa ili interaktivnih elemenata u proces sumiranja poboljšava bogatstvo generisanih sažetaka.
- Integracija inteligentnog sumiranja sadržaja sa drugim tehnikama veštačke inteligencije, kao što su personalizacija, adaptivno učenje ili inteligentni tutorski sistemi. Kombinovanjem sumiranja sa modelovanjem korisnika i algoritmima za preporuke obrazovni sistemi mogu generisati personalizovane sažetke koji se prilagođavaju individualnim karakteristikama, preferencama i performansama učenika (Dar et al. 2024). Integracija sumiranja sadržaja sa interaktivnim okruženjima za učenje, kao što su četbotovi ili virtuelni asistenti, omogućava učenicima da se uključe u dijaloge na prirodnom jeziku i dobiju povratne informacije ili pojašnjenja o sumiranom sadržaju u realnom vremenu (Ramanandis & Xinogalos 2023).

2.3. Odabir i sekvenciranje adaptivne multimedije

Adaptivna selekcija i sekvenciranje multimedije pojavili su se kao novi modaliteti primene veštačke inteligencije sa ciljem da se učenicima obezbede personalizovani i motivišući sadržaji koji optimizuju iskustvo učenja i poboljšavaju ostvarenost ishoda. Ove tehnike uključuju dinamički odabir i raspored multimedijalnih elemenata, kao što su slike, video zapisi i animacije na osnovu karakteristika, preferenci i performansi učenika (Kabudi et al. 2021). Prilagođavanjem multimedijalnog sadržaja individualnim potrebama i interesovanjima učenika, adaptivni sistemi mogu poboljšati motivaciju, pažnju i usvajanje znanja, što u krajnjoj liniji dovodi do poboljšane efektivnosti i efikasnosti učenja. Primarni cilj adaptivne selekcije i sekvenciranja multimedije je da se najprikladniji i najkorisniji multimedijalni sadržaj uskladi sa jedinstvenim profilom i kontekstom učenja svakog učenika (Devisivasankari & Vijayakumar 2023). Personalizacija se postiže korišćenjem algoritama mašinskog učenja koji modeliraju karakteristike učenika, kao što su

njihovi stilovi učenja, predznanje, kognitivne sposobnosti i afektivna stanja, i predviđaju njihove preference i optimalne putanje učenja. Ovi algoritmi obično koriste tehnike kolaborativnog filtriranja, filtriranja zasnovanog na sadržaju i RL algoritme za analizu interakcija učenika sa multimedijalnim sadržajem i generisanje personalizovanih preporuka i sekvenci (Onyejelem & Aondover 2024):

- Kolaborativno filtriranje je najčešće korišćen pristup u adaptivnoj selekciji i sekvenciranju multimedije. On koristi kolektivne preference i ponašanja sličnih učenika za preporučivanje multimedijalnog sadržaja pod pretpostavkom da će učenici koji su pokazali slične obrasce angažovanja ili performansi u prošlosti verovatno imati koristi od istih multimedijalnih elemenata (Wu et al. 2022). Algoritmi kolaborativnog filtriranja analiziraju ocene učenika, komentare i istoriju pretrage/pregleda kako bi identifikovali grupe učenika sa zajedničkim interesovanjima i generisali preporuke zasnovane na preferencama najbližnjih učenika.
- Algoritam filtriranja zasnovanog na sadržaju fokusira se na karakteristike i osobine multimedijalnog sadržaja kako bi preporučio elemente koji odgovaraju individualnim profilima učenika. Ovaj pristup analizira metapodatke, ključne reči i semantičke reprezentacije multimedijalnih elemenata i upoređuje ih sa atributima učenika (npr. ciljevi učenja, predznanja ili stilovi učenja). Algoritam uči odnose između karakteristika sadržaja i preferenci učenika i generiše preporuke koje su usklađene sa specifičnim potrebama i interesovanjima svakog učenika ponaosob (Liu 2024).
- RL algoritmi omogućavaju sistemu da uči i optimizuje strategije adaptacije kroz interakcije sa učenicima metodom pokušaja i grešaka. Adaptivni sistem se modeluje kao inteligentni agent koji preduzima akcije (bira i sekvencira multimedijalne elemente) u okruženju (platforma za učenje) i prima nagrade zasnovane na angažovanju učenika, njihovim performansama ili povratnim informacijama. RL algoritmi poput Q-učenja (engl. *Q-learning*) ili metoda zasnovanih na politici (engl. *policy gradient method*) su obučeni da maksimizuju kumulativne nagrade tokom vremena prilagođavajući svoje selekcije i sekvenciranja prema potrebama i preferencama svakog učenika (Latif et al. 2022).

Adaptivna selekcija i sekvenciranje multimedije u obrazovnim okruženjima utiču na poboljšanje motivacije, istrajnost i postignuća učenika (Kleinberger et al. 2008). Međutim, jedan od glavnih izazova u implementaciji predstavlja dostupnost dovoljno

velikih i raznovrsnih skupova podataka koji bi se mogli koristiti za obučavanje i evaluaciju adaptivnih modela (Nye et al. 2014). S obzirom na to da su distribuirani u više izvora, prikupljanje i predobrada takvih podataka su veoma kompleksni, vremenski zahtevni, neekonomični, podložni greškama i pristrasnostima. Fuzija heterogenih tipova podataka (npr. numeričkih, kategorijskih i tekstualnih) i usklađivanje raznolikih pristupa njihovom modeliranju putem kolaborativnog filtriranja, filtriranja zasnovanog na sadržaju ili korišćenjem RL algoritama zahteva sofisticirane tehnike (pred)obrade podataka, inženjeringa karakteristika i selekcije modela, kao i razmatranje problema privatnosti, bezbednosti i etike. Ukoliko se algoritam kolaborativnog filtriranja oslanja na preference dominantne većinske grupe učenika, može potceniti ili čak isključiti interese i potrebe manjinskih grupacija (El Fazazi et al. 2021). Dodatno, ukoliko se algoritam filtriranja zasnovan na sadržaju fokusira na stereotipe, može uneti rodne, kulturološke, verske ili socio-ekonomske pristrasnosti u multimedijalne preporuke. Tehnike afektivnog računarstva, poput prepoznavanja izraza lica, analize emocija u govoru ili fiziološkog merenja, mogu detektovati emotivna stanja učenika i nivoje njihovog angažovanja tokom interakcije sa multimedijalnim sadržajem. Kombinacijom ovih informacija sa kognitivnim i bihevioralnim podacima adaptivni sistemi mogu holistički i empatično modelovati učenike (Raj & Renumol 2022). Multimodalni podaci poput praćenja pogleda ili prepoznavanja gestova mogu pružiti dodatne uvide u pažnju učenika, njihovu motivaciju, zamor i kognitivno opterećenje, omogućavajući preciznije i dinamične adaptacije sadržaja.

2.4. Kolaborativno filtriranje

Implementacija sadržaja uz pomoć veštačke inteligencije se fokusira na organizaciju, preporuku i personalizaciju postojećih obrazovnih resursa (Razack et al. 2021). Jedan od najčešćih pristupa predstavlja kolaborativno filtriranje, koje koristi kolektivne preference i ponašanja učenika za preporučivanje relevantnog i zanimljivog sadržaja. Analizom interakcija učenika sa obrazovnim resursima (npr. komentari, načini pristupa i ocene) algoritmi kolaborativnog filtriranja mogu identifikovati i svrstati učenike u homogene grupe po različitim kriterijumima i dati odgovarajuće preporuke za vaspitno-obrazovni rad. Ovaj pristup može pomoći učenicima da otkriju nove i vredne sadržaje koji odgovaraju njihovim interesovanjima i ciljevima učenja (Kopeinik et al. 2016). Tehnike adaptivnog izbora i sekvenciranja multimedije koriste algoritme učenja sa podsticajem (engl. *reinforcement learning* – *RL*) i stabla

odlučivanja (engl. *decision trees*) omogućavajući implementaciju dinamičkih odabira i raspoređivanja multimedijalnih elemenata na osnovu preferenci, performansi i karakteristika učenika (Sajja et al. 2024).

Kolaborativno filtriranje se u obrazovnim tehnologijama koristi za preporučivanje obrazovnih resursa (veb strana, video materijala, kurseva ili raznovrsnih drugih objekata učenja) koji su relevantni i korisni za pojedinačne grupe učenika. Analizom preferenci i ponašanja zajednice učenika sistemi za kolaborativno filtriranje pomažu učenicima u otkrivanju novih vrednih resursa i bolju personalizaciji učenja (Li & Ye 2020). Osnovna ideja kolaborativnog filtriranja je da će učenici koji su pokazali slične preference ili ponašanja u prošlosti verovatno imati slične interese ili potrebe u budućnosti. Algoritmi kolaborativnog filtriranja generišu personalizovane preporuke koje odgovaraju specifičnom profilu svakog učenika identifikovanjem obrazaca sličnosti ili resursa na osnovu istorijskih interakcija među učenicima. Ove interakcije se mogu detektovati kroz eksplicitne (ocene i recenzije) ili implicitne (vreme posmatranja, podaci o klikovima i obrasci pristupa) povratne informacije. Kolaborativno filtriranje zasnovano na memoriji je poznato kao metoda zasnovana na susedstvu (engl. *neighborhood-based method*) i oslanja se na direktno izračunavanje sličnosti između učenika ili resursa na osnovu profila njihovih povratnih informacija (Khojamli & Razmara 2021). Nakon što se izračunaju ocene sličnosti, algoritam generiše preporuke agregacijom preferenci najbližnjih učenika (zasnovano na korisnicima) ili resursa najbližnjih ciljanom modelu učenika (zasnovano na stavkama) (Tamabayeva 2024). Kolaborativno filtriranje može biti zasnovano i na modelu, tako što algoritam kreira prediktivni model iz podataka o povratnim informacijama koristeći tehnike mašinskog učenja poput faktorizacije matrica, latentne semantičke analize ili DL (Pujahari & Sisodia 2020). Ovaj pristup detektuje osnovne latentne faktore ili karakteristike koje objašnjavaju uočene preference i ponašanja učenika i resursa, kao što su teme, nivoi težine ili stilovi učenja (Aggarwal 2016).

DL modeli kolaborativnog filtriranja poseduju sposobnost da uče složene i nelinearne interakcije između učenika i resursa. Ovi modeli mogu detektovati hijerarhijske i sekvencijalne obrasce u podacima o povratnim informacijama i generisati tačne personalizovane preporuke. Sistem kolaborativnog filtriranja zasnovan na DL algoritmima za preporučivanje masovnih otvorenih onlajn kurseva može integrisati konvolucione neuronske mreže (engl. *convolutional neural networks* – *CNNs*) za detekciju prikrivenih karakteristika sadržaja kursa i rekurentne neuronske mreže (engl. *recurrent neural networks* – *RNNs*) za modeliranje ponašanja učenika,

čime se značajno poboljšava kvalitet i raznolikost preporuka u poređenju sa tradicionalnim metodama (Jing & Tang 2017).

Jednu od osnovnih poteškoća u implementaciji kolaborativnog filtriranja predstavlja generisanje preporuka za nove učenike ili resurse koji nemaju (ili imaju ograničenu) istoriju povratnih informacija s obzirom na to da se algoritam oslanja na postojanje dovoljne količine podataka o povratnim informacijama za izračunavanje sličnosti i obuku modela (Natarajan et al. 2020). Problem se može prevazići uključivanjem pomoćnih informacija (demografske karakteristike, atributi učenika, osobine ličnosti ili društvene veze) u model. Primera radi, razvijen je i implementiran sistem kolaborativnog filtriranja koji koristi stilove učenja bazirane na Felder-Silvermanovom modelu za generisanje tačnih i raznovrsnih preporuka (Zervas et al. 2012). Rezultati istraživanja pokazuju da je ovaj pristup nadmašio tradicionalne modele u pogledu preciznosti, brzine odziva i tačnosti preporuka (Aleksić & Ivanović 2017).

Uključivanjem pedagoških i kontekstualnih faktora u algoritme kolaborativnog filtriranja može se poboljšati relevantnost i prikladnost preporučenih obrazovnih sadržaja. Ovo se postiže domenskim ontologijama, metapodacima objekata učenja ili korišćenjem principa instrukcionog dizajna u procesu kreiranja preporuka i njihovom usklađivanju sa kompetencijama učenika, ciljevima učenja i pedagoškim potrebama (Tolety & Prasad 2022).

3. IZAZOVI IMPLEMENTACIJE TEHNIKA VEŠTAČKE INTELIGENCIJE U OBRAZOVANJU

Budući da je cilj rada prioritarno usmeren na pregled tehnika veštačke inteligencije, ostaje otvoreno pitanje kako ih na najoptimalniji pedagoški i didaktičko-metodički način primeniti u obrazovanju, posebno u nižim razredima osnovne škole. Kao primer dobre prakse može da posluži model NR Kine, čije je resorno ministarstvo još 2018. godine promovisalo inovacije i demonstracije „pametnog obrazovanja“. U saradnji sa UNESCO-om, kineska vlada je 2019. godine realizovala međunarodnu konferenciju o veštačkoj inteligenciji u obrazovanju gde je oko 500 nastavnika delegiranih iz više od 100 zemalja i 10 međunarodnih organizacija diskutovalo o planovima razvoja obrazovanja u inteligentnoj eri, nakon čega je objavljen završni dokument konferencije „Pekinški konsenzus o veštačkoj inteligenciji i obrazovanju“, kao zajednička vizija međunarodne zajednice za korišćenje veštačke inteligencije, razmatrajući opasnosti i izazove njene implementacije u obrazovanju (Filgueiras 2024).

Pitanjima implementacije tehnologije veštačke inteligencije u obrazovnim sistemima bave se i druge referentne međunarodne organizacije (OECD 2021). Neophodno je razmotriti rizike i opasnosti implementacije tehnika veštačke inteligencije, posebno sa stanovišta etičkog kodeksa. Tako je na primer kineski Nacionalni profesionalni komitet za upravljanje veštačkom inteligencijom kreirao smernice sa intencijom integrisanja etike u novi ciklus društvene implementacije veštačke inteligencije postavljajući šest bazičnih etičkih zahteva: promovisanje ljudskog blagostanja, pravde i pravičnosti, zaštite privatnosti i sigurnosti, osiguranje kontrolabilnosti i kredibilnosti, jačanje odgovornosti i poboljšanje etičke pismenosti (Filipova 2024). UNESCO kreira dodatne preporuke o etici kojima se determinišu zajedničke vrednosti i principi na kojima se moraju bazirati pravne infrastrukture za osiguranje etičkog razvoja veštačke inteligencije (Ko 2023).

Upotreba veštačke inteligencije, njena opravdanost, obuka nastavnika i sagledavanje troškova moraju se pažljivo analizirati i sistematizovati kako bi se osigurala odgovorna i svrsishodna primena. Neophodno je uspostaviti balans između tehnologije sa jedne strane i ljudske interakcije sa druge, kako bi se očuvala suštinska uloga nastavnika u vaspitno-obrazovnom radu (Mandić 2024). Osim toga, postoje i izazovi dodatnih ulaganja, unapređenja „pametne“ školske infrastrukture, usavršavanja i usmeravanja digitalnih navika obrazovanja učenika i nastavnika, efikasnog upravljanja nastavnim procesom uz podršku tehnika veštačke inteligencije, te naposljetku i sveobuhvatne reforme obrazovnog sistema.

Istraživači u obrazovanju suočeni su sa ozbiljnim naučno-istraživačkim poduhvatom longitudinalne empirijske opservacije i vrednovanja. Kada je reč o Republici Srbiji, u toku je evaluacija predloga projekata istraživačkih timova u okviru projektnih aktivnost programa *Ideje* Fonda za nauku, među kojima su i projekti posvećeni ovoj tematici i očekuje se njihova puna implementacija u narednom trogodišnjem periodu kada će i primena tehnika veštačke inteligencije biti opsežno opservirana. Osim toga, odgovornost za integraciju veštačke inteligencije u obrazovanje treba tražiti od nosilaca obrazovnih politika kao i nastavnika praktičara.

4. ZAKLJUČAK

„Pametno obrazovanje“ zasnovano na primeni novih tehnologija predstavlja važan alat za obezbeđenje bolje inkluzivnosti, kontinuiranog dugoročnog razvoja obrazovanja i samousavršavanja koje nužno podrazumeva razvoj kompetencija svih učesnika nastavnog procesa (Chavdarova-Kostova 2024). Ono je bazirano na pravilnom kombinovanju personalizovanog i kolaborativnog učenja (Campelj & Jereb 2024), uz puno uvažavanje individualnih potreba, interesovanja i potencijala učenika (stil učenja, motivacija, tempo napredovanja, tip ličnosti, predznanja). Osim toga, inteligentne tehnologije pružaju dinamičan i kontinuiran uvid u ponašanje učenika u svim fazama nastavnog procesa (Mandić 2024), pri čemu se prati i ostvarenost ishoda učenja nudeći konkretna stručna rešenja zasnovana na primeni inovativnih tehnika veštačke inteligencije poput automatizovanog generisanja pitanja, inteligentnog sumiranja sadržaja, odabira i sekvencioniranja adaptivne multimedije i kolaborativnog filtriranja. Ovim se omogućuje racionalnije i efikasnije manipulisanje informacijama, bolje pamćenje i razumevanje sadržaja, što je polazna osnova za funkcionalna i operativna znanja učenika, ali i otvara prostor za kreativan rad nastavnika zasnovan na kombinovanju različitih nastavnih tehnologija i strategija. Primena tehnika veštačke inteligencije za kreiranje i implementaciju obrazovnih sadržaja trebalo bi da se zasniva na punom uvažavanju savremene pedagoške didaktičko-metodičke teorije i prakse, a posebno specifikuma sistema vaspitno-obrazovnog rada poput individualizovane, diferencirane, problemske, timske, heurističke i egzemplarne nastave. Stvaralačka sinteza pomenutih (sa ovog aspekta tradicionalnih) nastavnih sistema i aktuelnih tehnika i tehnologija veštačke inteligencije može da pruži neke odgovore na pitanja odziva savremene pedagogije izazovima novog virtuelnog doba.

Neadekvatna primena veštačke inteligencije u obrazovanju neće dati očekivana rešenja, kao što je nije dala ni onlajn nastava u doba pandemije virusa COVID-19. Nastavni proces (bio on zasnovan na novim tehnologijama ili ne) mora provocirati aktivnost, interesovanja i motivaciju učenika obezbeđujući im visok kvalitet znanja, veću inkluzivnost i saradnju uz uvažavanje različitosti. Otuda je od presudnog značaja negovanje i razvijanje kritičkog mišljenja učenika koje može biti značajno ugroženo neselektivnom upotrebom veštačke inteligencije i digitalnim tehnologijama, uopšte. Pedagoške inovativne tehnike veštačke inteligencije trebalo bi da pruže optimalno rešenje za savladavanje predviđenih obrazovnih sadržaja, a da to ne bude ustupak na račun kognitivne pasivnosti učenika. Kritičko mišljenje i kreativna znanja učenika i

dalje su imperativ savremene pedagoške prakse. Dakle, „pametno obrazovanje“ predstavlja složen sistem sačinjen od pametnog okruženja, pametnih učenika i „pametne“ pedagogije, koji kao takav može unaprediti kvalitet obrazovanja i smanjiti bespotrebno opterećenje učenika i nastavnika (Zhu et al. 2016). Jasno je da ova nastojanja moraju imati adekvatan odgovor formalne državne obrazovne infrastrukture i legislative.

Savremena nastava se ne zasniva isključivo na primeni veštačke inteligencije – ona mora biti podržana odgovarajućim inovativnim i transformativnim nastavnim tehnologijama kako bi imala attribute efikasnosti, inkluzivnosti, dinamičnosti, etičnosti i održivosti. Balansiranjem prednosti i izazova korišćenja veštačke inteligencije moguće je kreirati individualizovano, delotvorno i efikasno iskustvo svakog učenika ponaosob (Harry & Sayudin 2023), koje posledično utiče na kvalitet nastave i kvalitet obrazovanja u celini. Iako postoje brojne nedoumice ali i zabrinutost u vezi sa načinom primene veštačke inteligencije u obrazovanju, posebno one vezane za etička pitanja, ograničenja u kontekstualnom razumevanju i uticaj na veštine kritičkog mišljenja (Noroozi et al. 2024), nesporno je da prikazane tehnike implementacije čine dobru platformu za kreativnu transformaciju metodike nastavnog rada i profesionalnog razvoja nastavnika pružajući bolje iskustvo svim akterima nastavnog procesa. Otuda je odgovornost za uspešnu implementaciju istovremeno institucionalna (fakulteti za obrazovanje nastavnika i resorna ministarstva) i personalizovana (istraživači, nastavni kadar, realizatori programa stručnog usavršavanja). Cenimo da buduća istraživanja treba usmeriti ka transverzalnom i longitudinalnom sagledavanju efekata primene tehnika veštačke inteligencije u skladu sa razrađenim etičkim kodeksom, ishodima i standardima obrazovanja na svim nivoima, sa posebnim akcentom na diferencijaciju i personalizaciju pristupa različitim populacijama učenika.

ZAHVALNICA

Istraživanja prezentovana u ovom radu su delimično finansirana sredstvima Ministarstva nauke, tehnološkog razvoja i inovacija RS, ugovor br. 451-03-136/2025-03/200132 čiji je realizator Fakultet tehničkih nauka u Čačku Univerziteta u Kragujevcu.

LITERATURA

1. Aggarwal, Charu C. (2016), "Model-Based Collaborative Filtering", *Recommender Systems*, Springer, Cham.
2. Akermi, Imen, Johannes Heinecke, Frédéric Herledan (2020), "Transformer based Natural Language Generation for Question-Answering", *13th International Conference on Natural Language Generation Proceedings*, Dublin, Ireland, 349–359.
3. Al Faraby, Said, Kang Adiwijaya, Ade Romadhony (2023), "Review on Neural Question Generation for Education Purposes", *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 34(3), 1008–1045.
4. Aleksić, Veljko, Mirjana Ivanović (2017), "A Literature Review of Empirical Research on the Effects of Digital Games on Learning Styles and Multiple Intelligences", *Croatian Journal of Education*, 19(2), 511–562.
5. Campelj, Borut, Eva Jereb (2023), "Report on Smart Education in the Republic of Slovenia", *Smart Education in China and Central & Eastern European Countries Proceedings*, Springer, Singapore, 293–321.
6. Chavdarova-Kostova, Siyka (2023), "Report on Smart Education in the Republic of Bulgaria", *Smart Education in China and Central & Eastern European Countries Proceedings*, Springer, Singapore, 81–109.
7. Dalal, Vipul, Latesh Malik (2013), "A Survey of Extractive and Abstractive Text Summarization Techniques", *6th International Conference on Emerging Trends in Engineering and Technology Proceedings*, Nagpur, India, 109–110.
8. Dar, Zaema, Muhammad Raheel, Usman Bokhari, Akhtar Jamil, Esraa Mohammed Alazzawi, Alaa Ali Hameed (2024), "Advanced Generative AI Methods for Academic Text Summarization", *3rd International Conference on Computing and Machine Intelligence Proceedings*, IEEE, Mt Pleasant, USA, 1–7.
9. Deldjoo, Yashar, Markus Schedl, Paolo Cremonesi, Gabriella Pasi. (2020), "Recommender Systems Leveraging Multimedia Content", *ACM Computing Surveys*, 53(5), 1–38.
10. Devisivasankari, P., R. Vijayakumar (2023), "Emerging AI Trends in Intelligent and Interactive Multimedia Systems", *Artificial Intelligence and Multimedia Data Engineering*, 1, 98–117.
11. El Fazazi, Hanaa, Mouhcine Elgarej, Mohamed Qbadou, Khalifa Mansouri (2021), "Design of an adaptive e-learning system based on multi-agent

- approach and reinforcement learning", *Engineering, Technology & Applied Science Research*, 11(1), 6637–6644.
12. Fattah, Mohamed Abdel, Fuji Ren (2009), "GA, MR, FFNN, PNN and GMM based models for automatic text summarization", *Computer Speech & Language*, 23(1), 126–144.
 13. Filgueiras, Fernando (2024), "Artificial intelligence and education governance", *Education, Citizenship and Social Justice*, 19(3), 349-361.
 14. Filipova, Irina A. (2024), "Legal regulation of artificial intelligence: Experience of China", *Journal of Digital Technologies and Law*, 2(1), 46-73.
 15. George, Gina, Anisha M. Lal (2019), "Review of ontology-based recommender systems in e-learning", *Computers & Education*, 142, 1-18.
 16. Ghanem, Bilal, Lauren Lutz Coleman, Julia Rivard Dexter, Spencer McIntosh von der Ohe, Alona Fyshe (2022), "Question Generation for Reading Comprehension Assessment by Modeling How and What to Ask", *Findings of the Association for Computational Linguistics: ACL 2022 Proceedings*, 2131–2146.
 17. Ghodrathnama, Samira, Amin Beheshti, Mehrdad Zakershahrak, Fariborz Sobhanmanesh (2021), "Intelligent Narrative Summaries: From Indicative to Informative Summarization", *Big Data Research*, 26, 1-13.
 18. Ghodrathnama, Samira, Amin Behehsti, Mehrdad Zakershahrak (2023), "A Personalized Reinforcement Learning Summarization Service for Learning Structure from Unstructured Data", *International Conference on Web Services Proceedings*, IEEE, Chicago, USA, 206–213.
 19. Gnanasekaran, Deena, Raja Kothandaraman, Kannan Kaliyan (2021), "An Automatic Question Generation System Using Rule-Based Approach in Bloom's Taxonomy", *Recent Advances in Computer Science and Communications*, 14(5), 1477–1487.
 20. Graham, Yvette (2015), "Re-evaluating Automatic Summarization with BLEU and 192 Shades of ROUGE", *Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing Proceedings*, Lisbon, Portugal, 128–137.
 21. Harry, Alexandara, Sayudin Sayudin (2023), "Role of AI in Education", *Interdisciplinary Journal and Humanity (INJURITY)*, 2(3), 260–268.
 22. Hwang, Kevin, Kenneth Wang, Maryam Alomair, Fow-Sen Choa, Lujie Karen Chen (2024), "Towards Automated Multiple Choice Question Generation and Evaluation: Aligning with Bloom's Taxonomy", *Artificial Intelligence in*

- Education. *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 14830. Springer, Cham, 389–396.
23. Jing, Xia, Jie Tang (2017), "Guess you like", *Proceedings of the International Conference on Web Intelligence*, ACM, Leipzig, Germany, 783–789.
 24. Kabudi, Tumaini, Ilias Pappas, Dag Håkon Olsen (2021), "AI-enabled adaptive learning systems: A systematic mapping of the literature", *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 2, 1-12.
 25. Kayabas, İlker (2024), "Innovative Curriculum Development and Content Creation With Generative AI", *Transforming Education With Generative AI*, IGI Global, 462–473.
 26. Khojamli, Halime, Jafar Razmara (2021), "Survey of similarity functions on neighborhood-based collaborative filtering", *Expert Systems with Applications*, 185, 1-28.
 27. Kleinberger, Thomas, Andreas Holzinger, Paul Müller (2008), "Adaptive multimedia presentations enabling universal access in technology enhanced situational learning", *Universal Access in the Information Society*, 7(4), 223–245.
 28. Ko, Bo-Min (2023), "Analysis of International Regulations on Artificial Intelligence (AI) Ethics—a Comparative Approach", *Asia-Pacific Journal of Business & Commerce*, 15(3), 201-225.
 29. Kopeinik, Simone, Dominik Kowald, Elisabeth Lex (2016), "Which Algorithms Suit Which Learning Environments? A Comparative Study of Recommender Systems in TEL", *Adaptive and Adaptable Learning. Lecture Notes in Computer Science*, vol. 9891, Springer, Cham, 124–138.
 30. Kumar, Archana Praveen, Gautam Sridhar, Ashlatha Nayak, Manjula K. Shenoy (2021), "A Neural Attention Model for Automatic Question Generation Using Dual Encoders", *Recent Advances in Artificial Intelligence and Data Engineering. Advances in Intelligent Systems and Computing*, vol 1386. Springer, Singapore, 427–440.
 31. Kurdi, Ghader, Jared Leo, Bijan Parsia, Uli Sattler, Salam Al-Emari (2019), "A Systematic Review of Automatic Question Generation for Educational Purposes", *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 30(1), 121–204.
 32. Kusuma, Selvia Ferdiana, Daniel Oranova Siahaan, Chastine Fatichah (2022), "Automatic question generation with various difficulty levels based on knowledge ontology using a query template", *Knowledge-Based Systems*, 249, 1-14.

33. Latif, Siddique, Heriberto Cuayáhuítl, Farrukh Pervez, Fahad Shamshad, Hafiz Shehbaz Ali, Erik Cambria (2022), "A survey on deep reinforcement learning for audio-based applications", *Artificial Intelligence Review*, 56(3), 2193–2240.
34. Li, Wenzu, Natalia Grakova, Qian Longwei (2020), "Ontological Approach for Question Generation and Knowledge Control", *Open Semantic Technologies for Intelligent System. Communications in Computer and Information Science*, vol 1282, Springer, Cham, 161–175.
35. Li, Jing, Zhou Ye (2020), *Course Recommendations in Online Education Based on Collaborative Filtering Recommendation Algorithm. Complexity*, Wiley Online Library
36. Liu, Xing (2024), "Teaching Design Model of Media Courses Based on Artificial Intelligence", *IEEE Access*, 12, 121242–121250.
37. Chung Liu, Chen, I. Chen Hsieh, Cai Ting Wen, Ming Hua Chang, Shih Hsun Fan Chiang, Meng Jung Tsai, Chia Jung Chang, Fu Kwun Hwang (2021), "The affordances and limitations of collaborative science simulations: The analysis from multiple evidences", *Computers & Education*, 160, 1-16.
38. Luo, Mengqi, Bowen Xue, Ben Niu (2024), "A comprehensive survey for automatic text summarization: Techniques, approaches and perspectives", *Neurocomputing*, 603, 1-14.
39. Mandić, Danimir P. (2024), "A new paradigm of education and potentials of artificial intelligence", *Progress*, 5(2), 83–96.
40. Mohammadshahi, Alireza, Thomas Scialom, Majid Yazdani, Pouya Yanki, Angela Fan, James Henderson, Marzieh Saeidi (2023), "RQUGE: Reference-Free Metric for Evaluating Question Generation by Answering the Question", *Findings of the Association for Computational Linguistics Proceedings*, Toronto, Canada, 6845–6867.
41. Mukhtar, Samal, Seonah Lee, Jueun Heo (2024), "A Multidocument Summarization Technique for Informative Bug Summaries", *IEEE Access*, 12, 158908–158926.
42. Noroozi, Omid, Saba Soleimani, Mohammadreza Farrokhnia, Seyyed Kazem Banihashem (2024), "Generative AI in Education: Pedagogical, Theoretical, and Methodological Perspectives", *International Journal of Technology in Education*, 7(3), 373–385.
43. Natarajan, Senthilselvan, Subramaniaswamy Vairavasundaram, Sivaramakrishnan Natarajan, Amir H. Gandomi (2020), "Resolving data

- sparsity and cold start problem in collaborative filtering recommender system using Linked Open Data", *Expert Systems with Applications*, 149, 1-9.
44. Nguyen, Andy, Ha Ngan Ngo, Yvonne Hong, Belle Dang, Bich-Phuong Thi Nguyen (2022), "Ethical principles for artificial intelligence in education", *Education and Information Technologies*, 28(4), 4221–4241.
 45. Nye, Benjamin D., Arthur C. Graesser, Xiangen Hu (2014), "Multimedia Learning with Intelligent Tutoring Systems", In: Richard E. Mayer (ed.), *The Cambridge Handbook of Multimedia Learning*, Cambridge University Press, 705–728.
 46. OECD (2021), *OECD digital education outlook – pushing the frontiers with artificial intelligence, blockchain, and robots*, OECD Publishing
 47. Onyejelem, Timothy Ekeledirichukwu, Eric Msughter Aondover (2024), "Digital Generative Multimedia Tool Theory (DGMTT): A Theoretical Postulation in the Era of Artificial Intelligence", *Advances in Machine Learning & Artificial Intelligence*, 5(2), 01–09.
 48. Ouyang, Fan, Pengcheng Jiao (2021), "Artificial intelligence in education: The three paradigms", *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 2, 1-6.
 49. Priya, V., Kandaswamy Umamaheswari (2023), "Concepts of Text Summarization", *Computational Techniques for Text Summarization Based on Cognitive Intelligence*, CRC Press, 1–22.
 50. Pujahari, Abinash, Dilip Singh Sisodia (2020), "Model-Based Collaborative Filtering for Recommender Systems: An Empirical Survey", *1st International Conference on Power, Control and Computing Technologies*, IEEE, Raipur, India, 443–447.
 51. Raj, Nisha S., V. G. Renumol (2022), "A systematic literature review on adaptive content recommenders in personalized learning environments from 2015 to 2020", *Journal of Computers in Education*, 9(1), 113–148.
 52. Ramandanis, Dimitrios, Stelios Xinogalos (2023), "Designing a Chatbot for Contemporary Education: A Systematic Literature Review", *Information*, 14(9), 1-30.
 53. Ramina, Mayank, Nihar Darnay, Chirag Ludbe, Ajay Dhruv (2020), "Topic level summary generation using BERT induced Abstractive Summarization Model", *4th International Conference on Intelligent Computing and Control Systems Proceedings*, IEEE, Madurai, India, 747–752.
 54. Razack, Habeeb Ibrahim Abdul, Sam T. Mathew, Fathinul Fikri Ahmad Saad, Saleh A. Alqahtani (2021), "Artificial intelligence-assisted tools for

- redefining the communication landscape of the scholarly world", *Science Editing*, 8(2), 134–144.
55. Sajja, Ramteja, Yusuf Sermet, Muhammed Cikmaz, David Cwiertyny, Ibrahim Demir (2024), "Artificial Intelligence-Enabled Intelligent Assistant for Personalized and Adaptive Learning in Higher Education", *Information*, 15(10), 1-23.
56. Sewunetie, Walelign Tewabe, László Kovács (2022), "Comparison of template-based and multilayer perceptron-based approach for automatic question generation system", *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 28(3), 1738-1748.
57. Shakil, Hassan, Ahmad Farooq, Jugul Kalita (2024), "Abstractive text summarization: State of the art, challenges, and improvements", *Neurocomputing*, 603, 1-28.
58. Syed, Ayesha Ayub, Ford Gaol, Tokuro Matsuo (2021), "A Survey of the State-of-the-Art Models in Neural Abstractive Text Summarization", *IEEE Access*, 9, 13248–13265.
59. Tamabayeva, Kunasyl (2024), "Personalized recommendations using neighborhood-based item collaborative filtering", *Universum: Technical Sciences*, 11(128), 67-71.
60. Tamboli, Amaan, Archana Kadam, Abhinav Tekam, Ayush Talegaonkar, Bhushan Wakchaure (2024), "Intelligent Content Summarization System Using Natural Language Processing", *8th International Conference on Computing, Communication, Control and Automation (ICCUBEA) Proceedings*, Pune, India, 1–6.
61. Tolety, Venkata Bhanu Prasad, Evani Venkateswara Prasad (2022), "Hybrid content and collaborative filtering based recommendation system for e-learning platforms", *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, 11(3), 1543–1549.
62. Vasiljević, Danijela (2014), "Formalizam u tretiranju metodičkih fenomena". *Tematski zbornik radova „Mogućnosti modifikovanja metodike vaspitno-obrazovnog rada i metodike razredne nastave“*, Učiteljski fakultet, Vranje, 22–32.
63. Vasiljević, Danijela, Biljana Alavanja, Hadži Živorad Milenović (2024), "(Inovativni) modeli nastave u obuhvatu doktorskih disertacija fakulteta za obrazovanje učitelja u Republici Srbiji", *Društvene i humanističke studije*, 1(25), 699-722.
64. Vasiljević, Danijela, Žana Bojović, Marina Semiz, Danijela Sudzilovski (2023), "Personal Predictors of Online Teaching-Experiences of the Teachers

- in Serbia in the Covid Regime", *International Journal of Cognitive Research in Science, Engineering and Education (IJCRSEE)*, 11(1), 63–75.
65. Velmurugan, Haemanth, Naveena Pandiarajan, Lisa Ravi, Sravani Voleti, Reshma Sheik, Jaya Nirmala (2024), "Automatic Question Generation: A Comparative Analysis of Rule-Based and Neural Network-Based Models", *International Conference on Recent Trends in Computing. Lecture Notes in Networks and Systems*, vol. 954, Springer, Singapore, 227–241.
66. Wu, Le, Xiangnan He, Xiang Wang, Kun Zhang, Meng Wang (2022), "A survey on Accuracy-oriented Neural Recommendation: From Collaborative Filtering to Information-rich Recommendation", *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 35(5), 4425–4445.
67. Xu, Guoli, Cora Un In Wong (2024), "Deep Learning-Based Educational Image Content Understanding and Personalized Learning Path Recommendation", *Traitement Du Signal*, 41(1), 459–167.
68. Yadav, Avaneesh Kumar, Ranvijay, Rama Shankar Yadav, Ashish Kumar Maurya (2023), "State-of-the-art approach to extractive text summarization: a comprehensive review", *Multimedia Tools and Applications*, 82(19), 29135–29197.
69. Zervas, Panagiotis, Sergio Gómez, Ramón Fabregat, Demetrios G. Sampson (2012), "Designing Tools for Context-Aware Mobile Educational Content Adaptation", In: Demetrios G. Sampson, Pedro Isaias, Dirk Ifenthaler, J. Michael Spector (eds.) *Ubiquitous and Mobile Learning in the Digital Age*, Springer, New York, 37–50.
70. Zhang, Jiayi, Guowei Chen, Zhaohong Liu (2023), "GPTERS: GPT with Entity Relation Enhanced for Abstractive Text Summarization", *International Conference on Culture-Oriented Science and Technology Proceedings*, IEEE, Xi'an, China, 301–305.
71. Zhuang, Rongxia, Dejian Liu, Demetrios Sampson, Danimir Mandic, Siyi Zou, Yu Huang, Ronghuai Huang (eds.) (2023), *Smart Education in China and Central & Eastern Europe Countries*, Lecture Notes in Educational Technology, Singapore
72. Zhu, Ivy Chenjia, Meng Sun, Jiutong Luo, Tianyi Li, Minhong Wang (2023), "How to Harness the Potential of ChatGPT in Education?", *Knowledge Management & E-Learning*, 15(2), 133-152.
73. Zhu Zhiting, Ming-Hua Yu, Peter Riezebos (2016), "A research framework of smart education", *Smart Learning Environments*, 3(1), 2–17.

THE REVIEW OF CURRENT ARTIFICIAL INTELLIGENCE TECHNIQUES FOR EDUCATIONAL CONTENT CREATION AND IMPLEMENTATION

Summary:

The article provides a comprehensive review of current artificial intelligence techniques applied to the creation and implementation of educational content. Through an analysis of the transformation of education under the influence of digitalization, we highlight the need for adequate integration of artificial intelligence in the teaching process. Four current techniques of using artificial intelligence in education are examined: automated question generation, intelligent content summarization, selection and sequencing of adaptive multimedia, and collaborative filtering. Artificial intelligence can significantly enhance learning personalization, efficiency, and inclusivity, provided that its implementation is based on valid pedagogical principles and ethical standards. The article emphasizes the need for a balanced approach that combines technological innovations with traditional pedagogical methods in which the teacher still has an irreplaceable role, while highlighting the responsibility of educational institutions and individuals in the planned, systematic, and ethical educational implementation.

Key words: digital transformation; education; artificial intelligence

Adrese autora

Authors' address

Veljko Aleksić
Univerzitet u Kragujevcu
Fakultet tehničkih nauka u Čačku
veljko.aleksic@ftn.kg.ac.rs

Danijela Vasiljević
Univerzitet u Kragujevcu
Pedagoški fakultet u Užicu
d.vasiljevic123@gmail.com

