

# Digitalna transformacija kroz prizmu vještačke inteligencije

Prof. Dr. Muhamed Omerović  
mr. sc. Elvir Čajić,  
prof. Salko Križevac

## Sažetak

Digitalna transformacija kroz vještačku inteligenciju (AI) donosi inovacije u obrazovanje, zdravstvo, industriju, umjetnost i svakodnevni život. AI omogućava automatizaciju procesa, personalizaciju sadržaja i analizu podataka. Ovaj rad istražuje ključne aspekte primjene AI sa fokusom na matematičke modele, konkretne primjere iz obrazovanja i širu društvenu perspektivu.

**Ključne riječi:** digitalna transformacija, vještačka inteligencija, mašinsko učenje, neuronske mreže, obrazovanje, kultura.

## Abstract

Digital transformation through artificial intelligence (AI) brings innovation to education, healthcare, industry, art, and everyday life. AI enables automation of processes, content personalization, and data analysis. This paper explores the key aspects of AI focusing on mathematical models, educational applications, and broader social implications.

**Keywords:** digital transformation, artificial intelligence, machine learning, neural networks, education, culture.

## Uvod

Digitalna transformacija kroz vještačku inteligenciju omogućava ubrzanje procesa u svim segmentima društva. Od obrazovanja, preko zdravstva, do industrije i umjetnosti, AI po-

maže u rješavanju kompleksnih problema koristeći napredne algoritme koji analiziraju velike količine podataka i predviđaju trendove.

Razvoj AI zasnovan je na konceptima mašinskog učenja (ML), dubokog učenja (DL) i neuronskih mreža (NN). ML omogućava računarima da uče iz podataka, DL koristi slojeve neuronskih mreža, a NN modeliraju strukture inspirisane ljudskim mozgom.

## Matematički modeli AI

Vještačka inteligencija temelji se na matematičkim modelima koji omogućavaju računarima da uče, predviđaju i donose odluke na osnovu podataka. Ovi modeli predstavljaju most između teorije i praktične primjene, jer svaka AI metoda proizlazi iz jasnih matematičkih principa, optimizacionih procedura i funkcionalnih odnosa među varijablama. Razvoj savremenih AI sistema ne može se razumjeti bez poznavanja osnovnih linearnih i nelinearnih modela, probabilističkih pristupa, funkcija gubitka i algoritama optimizacije koji pokreću proces učenja.

Matematika u AI-u ne služi samo izradi modela, već i njihovoj interpretaciji, kontroli i evaluaciji. Svaki AI algoritam ima svoju matematičku strukturu, pa tako linearni modeli omogućavaju tumačenje odnosa među veličinama, logistički modeli omogućavaju klasifikaciju događaja, konvolucione mreže modeliraju prostorne odnose, dok optimizacijski algoritmi upravljaju procesom minimizacije grešaka. Upravo zbog toga matematički modeli čine jezgro AI-a, jer bez njihove precizne

formulacije sistemi ne bi mogli izvršavati predviđanje, prepoznavanje obrazaca niti donošenje odluka.

## Linearna regresija

Linearna regresija predstavlja jedan od najstarijih i najvažnijih matematičkih modela u mašinskom učenju. Osnovna ideja linearne regresije jeste da se pronađe linearna veza između zavisne varijable i jednog ili više nezavisnih parametara. Iako se na prvi pogled čini jednostavnom, linearna regresija je temelj mnogih naprednih AI sistema jer uvodi ključne koncepte kao što su težinski parametri, funkcije troška, gradijentni spust i proces treniranja modela. Upravo zbog svoje interpretabilnosti i stabilnosti, linearna regresija se koristi kao početni model za analizu podataka, procjenu trendova i identifikaciju odnosa u kompleksnim sistemima. Svrha linearne regresije nije samo predviđanje vrijednosti, već i razumijevanje strukture podataka. Model omogućava uvid u to koji faktori najviše utiču na posmatranu pojavu, u kojem smjeru i s kojom jačinom. Zahvaljujući tome, linearna regresija se koristi u ekonomiji, medicini, ekologiji, sociologiji, obrazovanju i mnogim drugim poljima, gdje predstavlja nezaobilazan alat u analitičkim i istraživačkim procesima.

Matematički, linearna regresija se definiše formulom:

$$y = w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_nx_n + b,$$

gdje  $x_i$  predstavlja ulazne varijable,  $w_i$  težine modela, a  $b$  slobodni član. Cilj treniranja modela jeste pronalaženje optimalnih parametara koji minimiziraju grešku između stvarnih i predviđenih vrijednosti. Ova greška definiše se funkcijom troška:

$$J(w, b) = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^m (h_w(x^{(i)}) - y^{(i)})^2,$$

a minimizacija se postiže tehnikama optimizacije, najčešće gradijentnim spustom. Kroz iterativno prilagođavanje parametara, model uči da najbolje opisuje posmatrane podatke.

Zbog svoje jednostavnosti, ali i moći, linearna regresija predstavlja polaznu tačku za

razumijevanje složenijih AI modela, budući da mnogi napredni algoritmi u svojoj srži sadrže iste matematičke principe.

Model predviđanja:

$$y = w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_nx_n + b.$$

Funkcija troška:

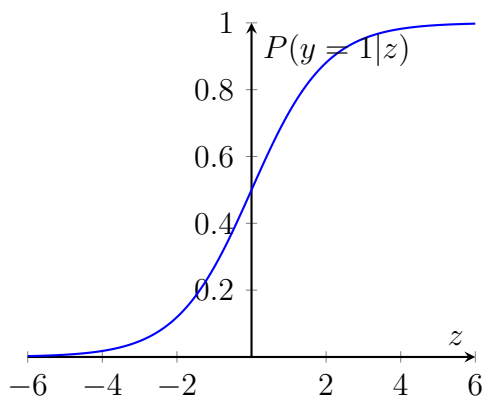
$$J(w, b) = \frac{1}{2m} \sum_{i=1}^m (h_w(x^{(i)}) - y^{(i)})^2.$$

## Logistička regresija

$$P(y = 1|x) = \frac{1}{1 + e^{-z}}, \quad z = w^T x + b.$$

Logistička regresija predstavlja jedan od centralnih modela u mašinskom učenju kada je cilj predvidjeti vjerovatnoću da se određeni događaj desi. Za razliku od linearne regresije, čiji izlaz može biti bilo koji realan broj, logistička regresija ograničava izlaznu vrijednost na interval između 0 i 1. Ovo čini model idealnim za binarne klasifikacione zadatke poput prepoznavanja bolesti, identifikacije spama, procjene uspjeha učenika ili detekcije anomalija u tehničkim sistemima. Suština logističke regresije zasniva se na logističkoj funkciji (poznatoj i kao sigmoidna funkcija), koja konvertuje linearni izraz  $z = w^T x + b$  u vjerovatnoću. Ova funkcija ima karakterističan S-oblik, što omogućava da se reaguje na male promjene ulaznih vrijednosti u kritičnoj zoni odlučivanja. Logistička regresija ne modelira direktno razred, već vjerovatnoću pripadnosti razredu  $y = 1$ , što omogućava interpretabilnost i statistički utemeljeno donošenje odluka.

U nastavku je grafički prikaz sigmoidne funkcije. Krivulja jasno pokazuje tranziciju između dvije klase, gdje se model najviše "osjetljivo" ponaša oko vrijednosti  $z = 0$ :



Ovaj grafikon vizuelno prikazuje prirodu logističke funkcije: za veoma negativne vrijednosti  $z$  vjerovatnoća teži nuli, dok za veoma pozitivne vrijednosti teži jedinici. Najveća osjetljivost modela je u središnjoj zoni, gdje male promjene ulaza značajno utiču na izlaz.

Logistička regresija u svojoj matematičkoj formi polazi od linearnog izraza:

$$z = w^T x + b,$$

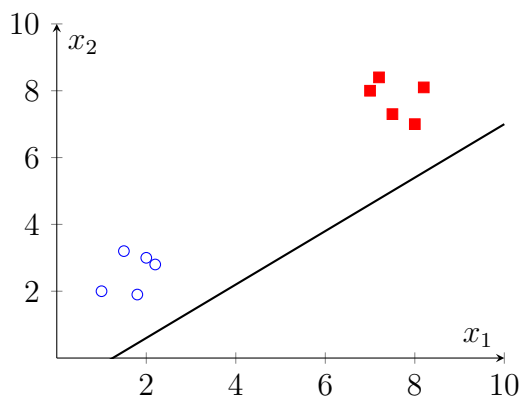
a zatim ga transformiše pomoću sigmoidne funkcije:

$$P(y = 1|x) = \sigma(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}}.$$

U procesu treniranja modela minimizira se logaritamska funkcija gubitka koja bolje odgovara probabilističkom karakteru zadatka klasifikacije:

$$J(w, b) = -\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m [y^{(i)} \log(h_w(x^{(i)})) + (1 - y^{(i)}) \log(1 - h_w(x^{(i)}))].$$

U nastavku se daje jednostavna grafička ilustracija linije odlučivanja (decision boundary), u slučaju dvodimenzionalnog ulaza. Iako je prikaz shematski, on jasno demonstrira ideju da logistička regresija razdvaja dvije klase linearnom granicom:



Ovaj grafikon pokazuje kako logistička regresija formira ravnu granicu između dvije klase. Iako je model linearan, njegovo probabilističko ponašanje u pozadini omogućava stabilno i interpretabilno odlučivanje, što ga čini jednim od najčešće korištenih klasifikacionih modela u statistici i vještačkoj inteligenciji.

## Neuronske mreže

$$a^{[l]} = f(W^{[l]}a^{[l-1]} + b^{[l]}).$$

Neuronske mreže predstavljaju jedan od najznačajnijih modela dubokog učenja i oslanjaju se na strukturu inspirisanu funkcionisanjem biološkog nervnog sistema. Njihova snaga leži u sposobnosti da modeliraju nelinearne odnose, prepoznaju obrasce u podacima i generalizuju kompleksne strukture koje su izvan dometa tradicionalnih statističkih metoda. Svaki neuron unutar mreže obavlja jednostavnu operaciju – transformiše ulaznu vrijednost pomoću težinskih parametara i aktivacione funkcije – ali u slojevitim arhitekturama zbir takvih operacija proizvodi izuzetno sofisticirana ponašanja. Upravo zbog toga neuronske mreže čine osnovu za savremene AI sisteme u oblastima kao što su obrada prirodnog jezika, prepoznavanje slika, autonomni sistemi i prediktivno modeliranje.

Sa matematičke perspektive, neuronska mreža može se opisati rekurzivnim odnosom

$$a^{[l]} = f(W^{[l]}a^{[l-1]} + b^{[l]}),$$

gdje  $a^{[l]}$  predstavlja aktivacije u sloju  $l$ ,  $W^{[l]}$  i  $b^{[l]}$  su težine i bias, dok  $f$  označava aktivacionu funkciju. Ovaj formalizam omogućava da mreža uči složene transformacije podataka kroz proces optimizacije, najčešće gradijentnim spustom. Kroz mnoštvo epoha i iteracija, parametri se prilagođavaju tako da se minimizira greška između stvarnih i predviđenih izlaza, čime se mreža postepeno usavršava u prepoznavanju obrazaca.

Posebno je važno naglasiti da neuronske mreže nemaju samo tehničku vrijednost, već i značajnu pedagošku i metodičku dimenziju u kontekstu savremenog obrazovanja. Njihova

struktura, koja se gradi od jednostavnih elemenata ka složenim, direktno se povezuje sa konstruktivističkim pristupima učenju i didaktičkim principima koje u svojim radovima ističe prof. dr. Muhamed Omerović. Učenici napreduju tako što povezuju nove informacije s već postojećim kognitivnim strukturama – analogno tome, neuronska mreža gradi složenije reprezentacije iz bazičnih ulaza, što predstavlja snažnu metaforu i alat u nastavi matematike i informatike.

Osim toga, rad sa neuronskim mrežama otvara mogućnosti za razvoj problemske i istraživačke nastave, jer učenici mogu eksperimentisati sa arhitekturama, parametrima i datasetovima te posmatrati kako male promjene utiču na učenje modela. Ovakav pristup podstiče razvoj kritičkog mišljenja, digitalnih kompetencija i sposobnosti rješavanja kompleksnih problema, što su temeljne metodičke smjernice savremenog obrazovanja. Pored toga, vizuelizacija rada mreže može pomoći učenicima da razumiju apstraktne matematičke pojmove, što metodiku nastave čini bogatijom i efikasnijom.

Na taj način neuronske mreže ne predstavljaju samo tehnološko dostignuće već i pedagoški resurs koji omogućava integraciju teorije, primjene i istraživanja u nastavnom procesu. Ova povezanost AI modela i obrazovne metodologije postaje sve važnija u razvoju savremenih školskih kurikuluma koji teže ka interdisciplinarnom učenju i funkcionalnoj primjeni znanja.

Najčešće funkcije aktivacije: sigmoid, ReLU, tanh.

## Konvolucione neuronske mreže (CNN)

Konvolucione neuronske mreže (CNN) predstavljaju jednu od najznačajnijih arhitektura u domenu dubokog učenja, posebno u oblastima obrade slike, prepoznavanja objekata i analize vizuelnih podataka. Za razliku od klasičnih neuronskih mreža, koje sve ulazne informacije tretiraju jednako, CNN modeli iskorištavaju prostorne odnose i lokalne obrasce u podacima. Ovo ih čini izuzetno efikasnim u prepoznavanju

struktura kao što su ivice, oblici, teksture ili složeni vizuelni koncepti.

Osnovna operacija CNN-a je konvolucija, matematički definisana kao transformacija koja izdvaja lokalne karakteristike ulaznog signala. U diskretnoj formi, za dvodimenzionalnu sliku  $I$  i kernel  $K$ , operacija konvolucije definisana je izrazom:

$$(I * K)(x, y) = \sum_{m=-a}^a \sum_{n=-b}^b I(x-m, y-n) K(m, n),$$

gdje kernel predstavlja matricu koja pretražuje sliku i naglašava određene strukture. Kroz hijerarhiju slojeva, CNN uči jednostavne obrasce u početnim slojevima (npr. ivice), dok dublji slojevi prepoznaju sve složenije strukture, pa čak i koncepte kao što su lica, objekti ili semantički obrasci. Time CNN modeli postižu izuzetno dobre rezultate u svim vizuelnim zadacima. Pedagoški posmatrano, konvolucione mreže predstavljaju izuzetno vrijedno sredstvo u nastavi matematike, informatike i tehničkog obrazovanja. Njihova struktura reflektuje princip postupnog napredovanja od jednostavnih prema složenim reprezentacijama, što je analogno konstruktivističkom pristupu učenju koji u didaktičkim radovima naglašava i prof. dr. Muhamed Omerović. Učenici kroz vizuelizacije CNN operacija mogu jasno razumjeti kako se složeni problemi razlažu na jednostavnije jedinice, što im omogućava razvoj apstraktnog mišljenja i sposobnosti analize.

CNN modeli također podstiču razvoj problemske i istraživačke nastave, jer učenici mogu eksperimentisati s različitim kernelima, arhitekturama i datasetovima te posmatrati kako se mreža prilagođava novim obrascima. Ovakav pristup potiče razvoj logičkog mišljenja, digitalnih kompetencija i kreativnosti, što su ključne komponente savremene metodike nastave. Integracija CNN koncepta u nastavu tako postaje ne samo tehnički zanimljiva, već i metodički opravdana, jer doprinosi razumijevanju kako digitalni sistemi „vide“ i interpretiraju svijet.

Na taj način konvolucione neuronske mreže predstavljaju spoj napredne matematičke formalizacije i savremenih obrazovnih pristupa, nudeći učenicima jedinstvenu priliku da istovremeno razvijaju tehničko znanje i sposob-

nosti kritičkog, vizuelnog i analitičkog mišljenja. CNN izvršava operaciju:

$$(I * K)(x, y) = \sum_m \sum_n I(m, n) K(x - m, y - n).$$

Primjene: medicinske slike, detekcija objekata, autonomna vožnja.

## Klastering (K-means)

$$J = \sum_{k=1}^K \sum_{x \in C_k} \|x - \mu_k\|^2.$$

Klastering predstavlja jednu od centralnih metoda nenadgledanog učenja i omogućava grupisanje podataka bez unaprijed definisanih oznaka (labela). K-means algoritam radi tako da podijeli skup podataka na  $K$  grupa tako što traži konfiguraciju u kojoj su tačke što bliže svojim centroidima. Ovaj algoritam ima jednostavnu geometrijsku intuiciju: svaka tačka pripada klasteru čiji je centroid najbliži prema euklidskoj udaljenosti. Zbog svoje intuitivnosti, brzine i praktičnosti, K-means je veoma čest u primjenama kao što su segmentacija učenika, profilisanje potrošača, medicinska analiza podataka i tehnički sistemi za detekciju anomalija.

Sa matematičkog stanovišta, algoritam minimizira funkciju:

$$J = \sum_{k=1}^K \sum_{x \in C_k} \|x - \mu_k\|^2,$$

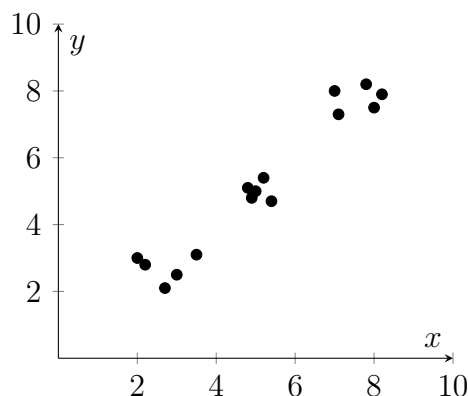
gdje  $\mu_k$  predstavlja centroid klastera  $C_k$ . Kroz iteracije, centroidi se pomjeraju prema prosječnoj vrijednosti tačaka u klasteru, sve dok se stabilnost ne postigne i model ne konvergira.

Pedagoški gledano, K-means pruža izvanredan didaktički alat. Učenici jasno vide kako se podaci grupišu, kako centroidi „putuju“ kroz prostor i kako male promjene ulaznih podataka utiču na strukturu klastera. Time se razvijaju analitičke, vizuelne i logičke kompetencije, u skladu sa savremenim konstruktivističkim principima i pedagoškim pristupima koje u svojim radovima naglašava prof. dr. Muhamed Omerović.

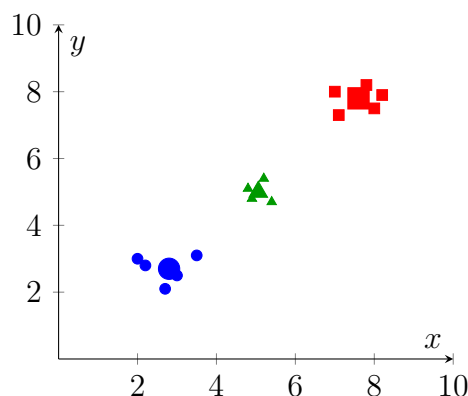
U nastavku su prikazana dva grafikona: prvi pokazuje inicijalni raspored podataka prije

pokretanja algoritma, dok drugi prikazuje konačno stanje nakon konvergencije s centroidima.

Početni raspored podataka prije klasterizacije



Konačni klasteri sa centroidima



Ova dva grafikona zajedno prikazuju cjelokupan proces K-means klasterizacije: od inicijalnog stanja do stabilnog rješenja. Učenici i čitatelji mogu vizuelno razumjeti kako algoritam funkcioniše, što značajno pomaže u nastavi i primjeni ovog modela u praksi.

Primjene: grupisanje kupaca, analiza genetike, detekcija anomalija.

## Optimizacija

Gradijentni spust:

$$\theta = \theta - \alpha \nabla_{\theta} J(\theta).$$

Optimizacija predstavlja centralni mehanizam u procesu učenja svih modela mašinskog i dubokog učenja. Suština optimizacije je pronalaženje vrijednosti parametara modela koje minimiziraju funkciju gubitka  $J(\theta)$ , čime se postiže bolje slaganje modela sa podacima.

Najpoznatija i najčešće korištena metoda optimizacije je gradijentni spust, koji koristi informaciju o nagibu funkcije da bi se parametri pomjerali u smjeru koji umanjuje grešku.

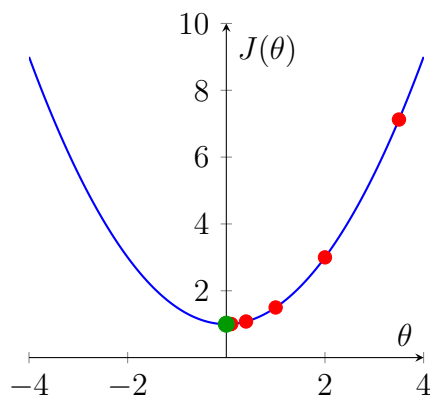
Intuicija gradijentnog spusta je jednostavna: ako se zamisli graf funkcije gubitka kao brdovit teren, onda gradijent predstavlja smjer najvećeg uspona. Gradijentni spust se kreće u suprotnom smjeru od gradijenta, niz „brdo“, tražeći najnižu tačku. Ova iterativna procedura definisana je formulom:

$$\theta = \theta - \alpha \nabla_{\theta} J(\theta),$$

gdje  $\alpha$  predstavlja stopu učenja, a  $\nabla_{\theta} J(\theta)$  vektor parcijalnih izvoda koji određuje smjer najbržeg rasta funkcije. Pravilno podešavanje parametra  $\alpha$  ključno je — prevelika vrijednost može dovesti do divergiranja algoritma, dok premala usporava učenje.

Sljedeći grafički prikaz prikazuje intuitivne elemente optimizacije: konveksnu funkciju gubitka, njen minimum i nekoliko iteracija algoritma gradijentnog spusta koji se spiralno približava optimalnoj tački.

Gradijentni spust na konveksnoj funkciji



Grafikon jasno prikazuje način na koji gradijentni spust pomjera parametre prema minimumu. Početna tačka nalazi se daleko od optimuma, ali se svakim korakom približava minimumu. U konveksnim funkcijama ovaj postupak garantuje dolazak do globalnog minimuma, dok kod složenijih nelinearnih funkcija gradijentni spust može naići na lokalne minimume ili ravne regije.

Pedagoški posmatrano, grafički prikazi optimizacije omogućavaju učenicima da razumiju

abstraktne matematičke procese na vizuelan i intuitivan način. U nastavi matematike i informatike, ovakvi modeli podržavaju razvijanje funkcionalnog znanja, sposobnosti interpretacije grafova i povezivanja matematike sa realnim algoritamskim procesima, što se u metodici učenja često naglašava kao ključni element razvoja konceptualne pismenosti učenika.

## AI u obrazovanju

Primjena vještačke inteligencije u obrazovanju otvara mogućnosti za redefinisane načina na koji učenici uče, a nastavnici poučavaju. U skladu sa savremenim pedagoškim pristupima, AI se ne posmatra kao tehnološki dodatak, već kao alat koji podržava konstruktivističko i sociokognitivno učenje. Vygotskyjeva teorija zone narednog razvoja posebno je relevantna, jer AI sistemi mogu adaptirati zadatke tako da učenicima pružaju podršku na nivou koji je optimalan za njihov napredak. Na taj način tehnologija postaje instrument koji proširuje mogućnosti učenika i omogućava individualizaciju nastave.

U didaktičkom smislu, AI doprinosi izgradnji okruženja u kojem učenici aktivno konstruiraju znanje kroz rješavanje problema, simulacije i analizu podataka. Ovakav pristup je u skladu sa Brunerovim principima spiralnog kurikula, prema kojem se složeni koncepti ponovo uvode na višim nivoima, ali u sve sofisticiranijim oblicima. AI platforme omogućavaju takvo postupno napredovanje, jer učenicima pružaju sadržaj prilagođen njihovom nivou znanja, uz mogućnost stalnog povratnog informisanja i samoregulacije u učenju.

Bloomova taksonomija također pronalazi svoju primjenu u integraciji AI tehnologija. Digitalni sistemi u stanju su da podrže niže kognitivne nivoe (prepoznavanje, razumijevanje), ali i više razine mišljenja (analiza, evaluacija, kreacija), posebno kroz alate koji omogućavaju učenicima istraživanje, modeliranje i dizajniranje rješenja. AI tako postaje medij koji ne samo olakšava usvajanje sadržaja, već podstiče razvoj viših intelektualnih sposobnosti.

U kontekstu savremene škole i obrazovnih

reformi, pedagoški autori, uključujući prof. dr. Muhameda Omerovića, naglašavaju značaj digitalnih kompetencija i potrebu za integracijom tehnologije u nastavni proces na način koji ima jasnu metodološku svrhu. AI u obrazovanju omogućava bolju diferencijaciju i inkluzivnost, jer prepoznaje različite stilove i ritmove učenja, pružajući svakom učeniku personalizovanu podršku. Na taj način se ostvaruje princip individualizacije, jedan od ključnih didaktičkih elemenata savremene nastave.

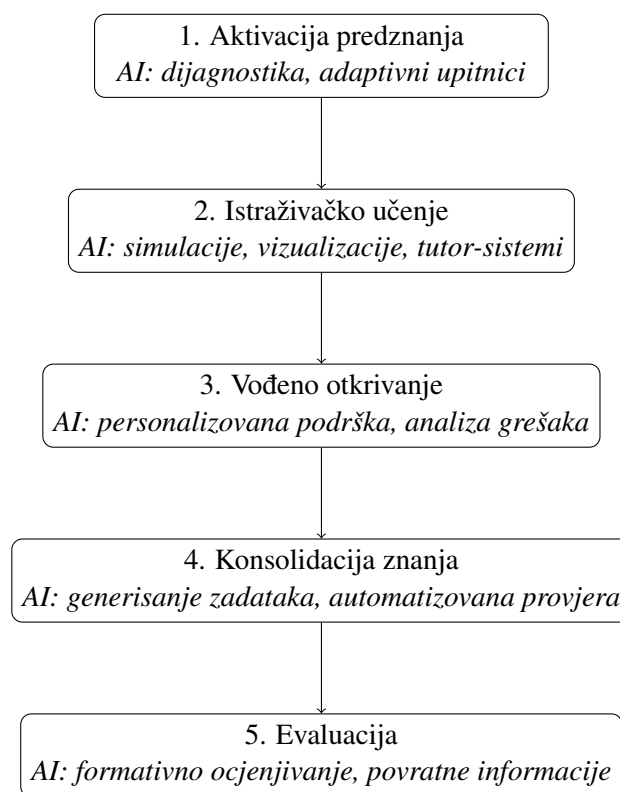
Ono što AI čini posebno vrijednim jeste njegova sposobnost da generira povratne informacije u realnom vremenu. Formativno ocjenjivanje, koje savremena pedagogija smatra temeljem kvalitetne nastave, postaje efikasnije zahvaljujući algoritmima koji analiziraju odgovore učenika, detektuju greške i predlažu korektivne aktivnosti. Takav proces ojačava metakognitivne kompetencije učenika i doprinosi autonomiji u učenju.

U konačnici, AI ne zamjenjuje nastavnika, nego proširuje njegove mogućnosti. Nastavnik ostaje pedagoški autoritet i moderator učenja, dok AI preuzima repetitivne i analitičke zadatke, oslobađajući prostor za humaniziran, refleksivan i interaktivan rad s učenicima. Integracija AI u obrazovanje predstavlja primjer sinergije tehnologije i pedagogije, gdje se digitalni alati uklapaju u didaktičku strukturu nastave i doprinose dubljem, funkcionalnom učenju.

## Didaktičko-metodički okvir primjene AI

Primjena vještačke inteligencije u obrazovnom procesu zahtijeva jasno definisan didaktičko-metodički okvir koji omogućava razumijevanje načina na koji tehnologija utiče na učenje, motivaciju i napredak učenika. Savremena škola naglašava važnost aktivnog učenja, konstruktivističkog pristupa i formativnog praćenja napretka, što se u značajnoj mjeri može unaprijediti integracijom AI alata. Pedagoške teorije navode da učenik postaje aktivni subjekat učenja tek kada dobije mogućnost interakcije sa sadržajem, eksperimentisanja i refleksije o vlastitom znanju, što AI sistemi čine dostup-

nim kroz adaptivne i personalizovane povratne informacije. Didaktički posmatrano, AI se uklapa u ciklus učenja koji se sastoji od nekoliko ključnih faza: aktivacije predznanja, istraživačkog učenja, vođenog otkrivanja, konsolidacije znanja i evaluacije. U svakoj od ovih faza AI preuzima različite uloge – od dijagnostičkog alata, preko asistenta u učenju, do sredstva za automatizaciju procjene i davanje povratne informacije. Ovakva struktura omogućava nastavniku da zadrži svoju pedagošku ulogu, dok se AI koristi kao metodički resurs koji unapređuje kvalitet nastave. U nastavku je prikazana didaktička shema u kojoj su predstavljene faze nastavnog procesa i funkcije AI unutar svake faze.



Ova didaktička shema prikazuje logičan slijed aktivnosti u kojima se AI integriše kao podrška učenju. Umjesto da zamjenjuje nastavnika, AI omogućava da se složeni procesi poput evaluacije, analize napretka i adaptacije sadržaja odvijaju automatski, čime nastavniku ostaje više vremena za pedagoško vođenje, motivaciju i interpersonalnu komunikaciju. Na taj način tehnologija ne narušava odnos učenik–nastavnik, nego ga nadopunjuje, u potpunosti poštujući pedagoške principe

savremene škole. Primjena ovakvih didaktičkih modela pokazuje da AI nije samo tehnički alat, nego i metodički resurs koji doprinosi razvoju viših kognitivnih nivoa, rješavanju problema, kreativnosti i metakognicije. Upravo u tome leži njegova najveća obrazovna vrijednost, i to je dimenzija koju savremena pedagogija — uključujući autore poput prof. dr. Muhameda Omerovića — sve snažnije naglašava.

## Personalizacija

Personalizacija učenja predstavlja jedno od najvažnijih dostignuća savremenih AI sistema u obrazovanju. Suština personalizacije leži u sposobnosti tehnologije da prilagodi sadržaj, tempo i nivo podrške individualnim potrebama učenika. Platforme poput Khan Academy, Smart Sparrow ili adaptivnih sistema zasnovanih na mašinskom učenju analiziraju obrasce u rješavanju zadataka, procjenjuju nivo predznanja i prepoznaju tipične greške, na osnovu čega automatski prilagođavaju naredne aktivnosti. Takvi sistemi omogućavaju da svaki učenik radi u skladu sa svojim ritmom, čime se povećava motivacija, angažovanost i osjećaj kompetentnosti.

Teorijski posmatrano, personalizacija snažno korespondira s Vygotskyjevom zonom narednog razvoja, prema kojoj je najefikasnije učenje ono koje se odvija na granici učenikovih trenutnih mogućnosti, uz optimalan stepen podrške. AI sistemi upravo na ovoj granici djeluju – nude izazovne, ali dostižne zadatke, prilagođavaju nivo težine i pružaju ciljana objašnjenja. Slično tome, Brunerov koncept spiralnog kurikuluma odražava se u načinu na koji AI platforme uvode nove sadržaje: postepeno, uz vraćanje na prethodne koncepte i njihovo produblјivanje kroz složenije zadatke i kontekste.

Sa metodičkog stanovišta, personalizacija omogućava da se nastava udalji od uniformnog pristupa i približi modelu diferencijalne i inkluzivne nastave, što savremeni didaktički autori snažno naglašavaju. U radovima prof. dr. Muhameda Omerovića ističe se važnost prilagođavanja nastavnog procesa različitim stilovima i tempima učenja, a AI tehnologije pružaju praktična sredstva za ostvarenje ovog

principa. Kroz detaljne analize podataka o radu učenika, AI može identifikovati individualne razvojne puteve i predložiti sadržaje koji najbolje odgovaraju njihovom trenutnom nivou i mogućnostima.

U pedagoškom smislu, personalizacija doprinosi razvoju autonomije učenika. Mogućnost da prate vlastiti napredak, dobijaju povratne informacije u realnom vremenu i biraju tempo učenja razvija metakognitivne kompetencije, što je jedna od ključnih dimenzija savremenog kurikuluma. Učenici ne dobijaju samo informacije, nego stiču uvid u to kako uče, gdje griješe i kako da unaprijede svoje strategije učenja. AI u tom smislu postaje i didaktički partner, koji prati učenje, usmjerava i podržava, ali ne zamjenjuje ulogu nastavnika.

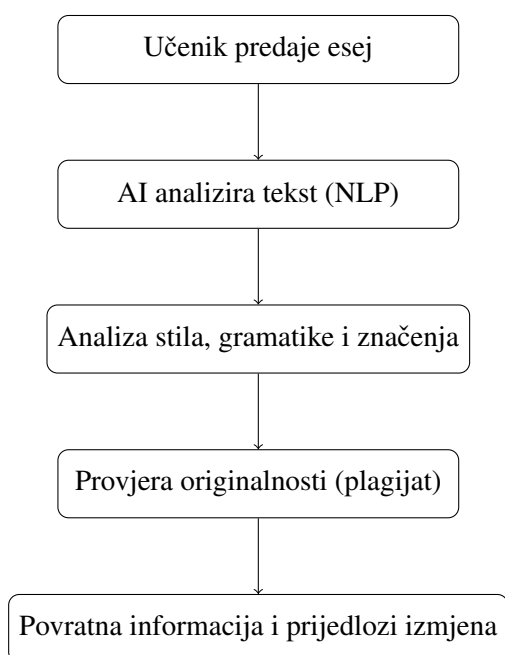
## Automatsko ocjenjivanje

Automatsko ocjenjivanje predstavlja jedan od najnaprednijih oblika primjene vještačke inteligencije u obrazovanju. Savremeni NLP (Natural Language Processing) sistemi, poput Grammarly-ja ili Turnitin-a, koriste duboke neuronske mreže i modele jezičkih reprezentacija kako bi analizirali stil pisanja, koherentnost argumentacije, strukturu rečenica i semantičku povezanost sadržaja. Ovi sistemi ne samo da otkrivaju pravopisne i gramatičke greške, već procjenjuju stil, jasnoću izraza, akademski ton i logički tok eseja. Turnitin, kao vodeća platforma, koristi napredne algoritme detekcije sličnosti kako bi otkrio plagijat, parafraziranje i neoriginalne dijelove, čime doprinosi akademskom integritetu. Pedagoški posmatrano, automatsko ocjenjivanje ima dvostruku ulogu. S jedne strane, pruža učenicima povratnu informaciju u realnom vremenu, omogućavajući im da odmah koriguju greške i unaprijede vlastiti rad. S druge strane, rasterećuje nastavnika repetitivnih zadataka i omogućava mu da se fokusira na kvalitativne aspekte nastave, kao što su kreativno pisanje, argumentacija i mentorski rad. Ovo se uklapa u Brunerov pristup „učenja putem otkrivanja“, gdje se tehnologija koristi kao podrška, a ne zamjena nastavnika. Uprkos tome, automatsko ocjenjivanje nije bez izazova. AI

sistemi mogu imati teškoća u detekciji suptilnih stilskih nijansi, kreativnih izraza ili kulturnih specifičnosti jezika. Stoga je uloga nastavnika neizostavna — AI postaje alat, a ne arbitar, dok nastavnik zadržava pedagošku procjenu i kontekstualnu interpretaciju rezultata. Sljedeća tabela prikazuje poređenje tradicionalnog i AI zasnovanog ocjenjivanja u obrazovnom procesu.

Aspekt	Tradicionalno	AI ocjenjivanje
Brzina reakcije	Sporo, ponekad danima	Trenutno, u realnom vremenu
Objektivnost	Podložno procjeni nastavnika	Standard i konzistentno
Povratna informacija	Kratka, ograničena	Detaljna analiza jezika i strukture
Detekcija plagijata	Ručna, često neprecizna	Automatska analiza velikih baza
Podrška učenju	Ograničena vremenom nastavnika	Kontinuirana podrška tokom pisanja

U nastavku je jednostavan dijagram koji prikazuje proces automatskog ocjenjivanja putem AI sistema.



Ovaj dijagram prikazuje ključne korake u procesu automatskog ocjenjivanja i jasno ilustruje kako AI sistemi analiziraju tekst na više različitih nivoa — od površinske jezičke strukture do duboke semantičke procjene. Pedagoški značaj ovakvih sistema ogleda se u njihovoj sposobnosti da učenicima pruže personalizovanu podršku, razvijaju kritičko pisanje i povećaju autonomiju u učenju.

## Analitika učenja

Analitika učenja predstavlja skup tehnika i modela kojima se prate, analiziraju i predviđaju obrasci učenja učenika s ciljem unapređenja nastave i podrške individualnom razvoju. Savremeni sistemi učenja koriste modele mašinskog učenja kako bi otkrili skrivene strukture u podacima, predvidjeli poteškoće, identifikovali napredak i generisali preporuke koje su prilagođene specifičnim potrebama učenika. Ovakvi sistemi omogućavaju nastavniku da dobije jasnu sliku o dinamici učenja, a učenicima pomažu da razviju metakognitivne strategije i bolje razumiju sopstveni napredak.

Matematički modeli analitike učenja najčešće se zasnivaju na prediktivnim funkcijama koje procjenjuju vjerovatnoću tačnog odgovora ili uspješnog rješavanja zadatka. Jednostavan oblik ovakvog modela može se zapisati kao:

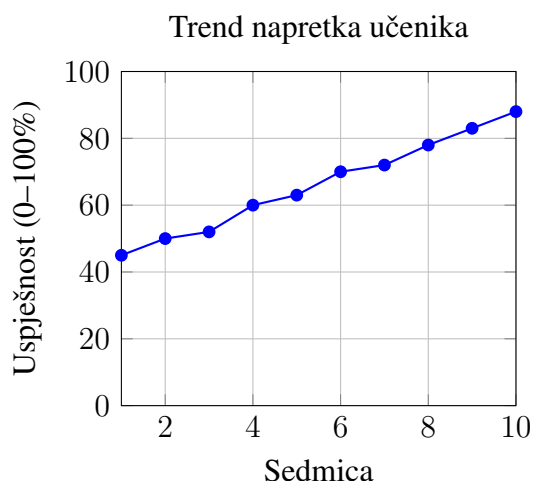
$$P(\text{uspjeh}) = \sigma(w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_nx_n + b),$$

gdje su  $x_i$  karakteristike učenika (prošle greške, vrijeme rješavanja, broj pokušaja), a  $\sigma$  logistička funkcija koja pretvara linearni model u vjerovatnoću. Ovakvi modeli čine osnovu adaptivnih sistema koji predviđaju kada učenik ima povećan rizik od pogreške i u skladu s tim nude dodatne materijale ili upute.

Sa pedagoškog stanovišta, analitika učenja usklađena je sa konceptima formativnog ocjenjivanja i konstruktivističkih teorija. U radovima savremenih pedagoga, uključujući prof. dr. Muhameda Omerovića, naglašava se važnost kontinuirane povratne informacije i praćenja procesa, a ne samo konačnog rezultata. AI sistemi omogućavaju upravo takav pristup: njihova analitika pruža nastavniku korisne uvide o tome gdje učenici napreduju, gdje stagniraju

i koja vrsta podrške im je potrebna. Tako se unapređuje metodička dimenzija nastave, jer se aktivnosti mogu planirati na osnovu objektivnih podataka umjesto intuitivnih procjena.

U nastavku je prikazan jednostavan grafički prikaz trenda napretka učenika. Ovaj dijagram ilustruje kako analitika učenja može vizualno prikazati promjene u uspješnosti tokom vremena.

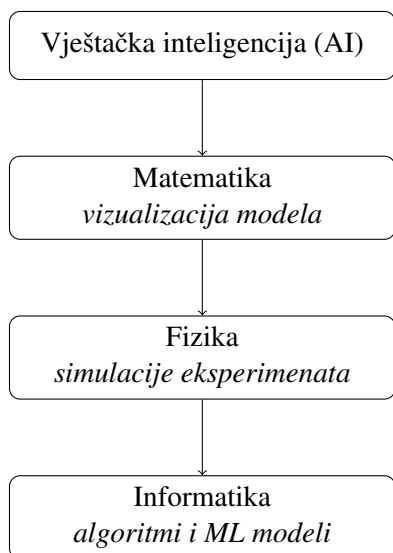


Grafikon prikazuje uobičajen uzlazni trend koji AI sistemi mogu prepoznati kao pokazatelj uspješnog učenja. Na osnovu ovakvih podataka sistem može automatski generisati prijedloge dodatnih zadataka, upozoriti na potencijalne poteškoće ili ponuditi podršku u oblastima u kojima se napredak usporava. U tom smislu, analitika učenja ne služi samo kao alat praćenja, nego kao pedagoški resurs koji unapređuje kvalitet nastave i omogućava dublje razumijevanje procesa učenja.

## STEM primjene

STEM oblasti predstavljaju jedno od najvažnijih područja primjene vještačke inteligencije u savremenom obrazovanju. AI tehnologije omogućavaju učenicima da razumiju složene procese putem vizualizacija, simulacija i algoritamskog modeliranja, čime se unapređuje dublje razumijevanje matematičkih, fizičkih i informatičkih koncepata. U matematici, vještačka inteligencija pruža mogućnost dinamičke vizualizacije složenih funkcija, geometrijskih transformacija i optimizacionih modela, čime se apstraktni sadržaji pretvaraju u intuitivne i

razumljive prikaze. Ovakav pristup olakšava povezivanje teorijskih znanja sa stvarnim problemima i razvija sposobnost matematičkog modeliranja. U fizici, AI omogućava simulaciju eksperimenata koji bi u stvarnosti bili skupi, opasni ili logistički složeni. Učenici mogu analizirati promjene parametara u realnom vremenu, posmatrati posljedice različitih početnih uslova i donositi zaključke na osnovu podataka koje generiraju simulirani fizički sistemi. Ovakav pristup direktno je povezan sa eksperimentalnom i istraživačkom dimenzijom fizike, što doprinosi razvoju naučnog mišljenja. Informatika predstavlja prirodno okruženje za razvoj i primjenu AI tehnologija. Učenici koji uče programiranje, algoritme i mašinsko učenje imaju priliku izgraditi sopstvene modele, analizirati skupove podataka i eksperimentirati sa procesima treniranja neuronskih mreža. Ovakav rad podstiče problemsko učenje i kreativno rješavanje zadataka, što je u skladu s modernim STEM pristupima. AI tako služi kao most između STEM disciplina, integrirajući matematičko razmišljanje, fizikalne modele i računске tehnike u jedinstven sistem učenja. Pedagoški posmatrano, STEM primjene AI tehnologija u potpunosti prate konstruktivističke principe, jer učenici aktivno upotrebljavaju digitalne alate u rješavanju realnih problema. Kako ističu savremeni pedagozi, uključujući prof. dr. Muhameda Omerovića, ključ STEM obrazovanja je razvoj funkcionalnih i primjenjivih znanja, a upravo AI omogućava takvo povezivanje teorije i prakse. U nastavku se nalazi kompaktan dijagram koji prikazuje međusobnu povezanost AI tehnologija sa tri ključne STEM oblasti.



Dijagram pokazuje kako se AI nadovezuje na svaku STEM oblast, istovremeno omogućavajući interdisciplinarni pristup. Na taj način učenici razvijaju sposobnost integracije matematičkog, fizičkog i informatičkog razmišljanja, što predstavlja suštinu STEM obrazovanja u digitalnom dobu.

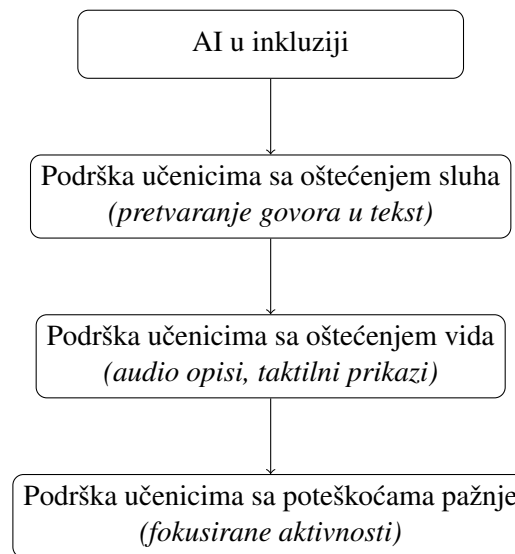
## Inkluzivno obrazovanje

Inkluzivno obrazovanje predstavlja jedan od najvažnijih zadataka savremene škole, jer teži stvaranju okruženja u kojem svaki učenik ima jednake mogućnosti za učenje i napredovanje. Vještačka inteligencija pruža nove mogućnosti u ovom području zahvaljujući alatima koji podržavaju učenike s različitim razvojnim, senzornim i kognitivnim poteškoćama. AI tehnologije mogu pretvarati govor u tekst za učenike sa oštećenjem sluha, generisati taktilne ili audifikovane opise za učenike sa oštećenjem vida, te nuditi personalizovane podsjetnike, smanjene distrakcije i fokusirane aktivnosti za učenike sa poteškoćama pažnje. Na taj način tehnologija postaje element koji nadopunjuje pedagoški rad nastavnika, čineći nastavno okruženje pristupačnijim i fleksibilnijim.

Pedagoški temelj inkluzivne primjene AI uklapa se u koncept univerzalnog dizajna učenja (UDL), koji podrazumijeva da nastavni materijali budu dostupni svim učenicima, bez obzira na njihove individualne razlike. Savremeni pedagozi, uključujući prof. dr. Muhameda Omerovića, ističu da inkluzija nije samo

tehnička prilagodba, već i duboko pedagoško uvjerenje da svi učenici imaju potencijal, a uloga nastave je da taj potencijal otkrije i oznaži. U tom smislu, AI tehnologije djeluju kao produžena ruka nastavnika, jer pomažu u identifikaciji prepreka, pružaju ciljanu podršku i omogućavaju kontinuirano praćenje učenikovog napretka.

AI alati mogu analizirati obrasce u ponašanju i učenju, prilagoditi sadržaj specifičnim potrebama i ponuditi intervencije prije nego što poteškoće prerastu u ozbiljne prepreke. Tako se razvija inkluzivna kultura učenja zasnovana na prevenciji, ranom prepoznavanju i adekvatnoj podršci. Učenicima se omogućava da ravnopravno učestvuju u nastavnom procesu, a nastavnicima se pružaju kvalitetne informacije koje im pomažu u tome da donose pedagoški utemeljene odluke. Slijedeća grafička shema prikazuje kako AI doprinosi različitim aspektima inkluzivnog obrazovanja.



Ova shema ilustrira kako se AI povezuje sa različitim tipovima podrške koji čine osnovu inkluzivnog obrazovanja. U praksi, primjena ovakvih tehnologija olakšava pristup znanju, smanjuje prepreke u učenju i omogućava svim učenicima da razviju svoje potencijale u skladu sa individualnim sposobnostima. Time se ostvaruje ključni cilj inkluzivne pedagogije — stvaranje okruženja u kojem je znanje dostupno svima, a nastava fleksibilna, pravedna i pedagoški utemeljena.

## Zaključak

Vještačka inteligencija postala je ključni pokretač digitalne transformacije savremenog društva, utičući na obrazovanje, industriju, zdravstvo i razvoj pametnih gradova. Njena primjena omogućava automatizaciju, analizu velikih skupova podataka, personalizaciju procesa i unapređenje kvaliteta usluga, čime se stvaraju novi modeli rada i učenja. U obrazovanju, AI doprinosi razvoju individualiziranih pristupa učenju, podršci učenicima s poteškoćama, unapređenju evaluacije i razvoju STEM kompetencija, čime se nastavni proces približava savremenim pedagoškim standardima i istraživačko-konstruktivističkim metodama.

U širem društvenom kontekstu, AI transformiše industrijsku proizvodnju, medicinsku dijagnostiku, saobraćajne sisteme i upravljanje resursima, te time postaje strateška tehnologija 21. stoljeća. Međutim, ubrzani razvoj AI sistema otvara pitanja etike, odgovorne primjene, transparentnosti algoritama, sigurnosti podataka i pravednosti pristupa. Zato razvoj AI mora biti praćen interdisciplinarnom saradnjom stručnjaka, nastavnika, zakonodavaca i istraživača, kako bi se izgradila tehnologija koja služi čovjeku, a ne obrnuto.

Budućnost AI zavisi od balansiranja inovacije i etike. Samo pristup zasnovan na odgovornom razvoju, stručnoj regulaciji i jasnim pedagoškim i društvenim standardima može osigurati da AI ostane alat koji unapređuje kvalitet

života, demokratizuje pristup obrazovanju i doprinosi općem razvoju društva. Ovaj rad nastoji ukazati na potrebu integracije tehnoloških, pedagoških i etičkih perspektiva, kako bi se vještačka inteligencija koristila u skladu s vrijednostima humanističkog i inkluzivnog obrazovanja.

## Reference

1. Russell, S., Norvig, P. (2020). *Artificial Intelligence: A Modern Approach*.
2. Goodfellow, I., Bengio, Y., Courville, A. (2016). *Deep Learning*.
3. Čajić, E., Stosović, D. (2024). Optimization of Numerical Solutions of SDEs.
4. Smith, J. (2022). *AI in Smart Cities*.
5. Galić, R., Čajić, E. (2023). GAN Models for Simulations.
6. Omerović, M., Džaferagić-Franca, A. (2012). Aktivno učenje u osnovnoj školi. *Metodički obzori*, 7(1), 167–181.
7. Omerović, M. (2016). *Metodika nastavnog rada – pedagoška moć odlučivanja*. OFF-SET, Tuzla.
8. Omerović, M., Musić, H., Šehović, M., Tomić, R. (2009). *Predškolska pedagogija*. Tuzla: OFFSET.
9. Džaferagić-Franca, A., Omerović, M. (2012). Aktivno učenje u osnovnoj školi. *Metodički obzori*, 7(14), 167–181.
10. Omerović, M. (godina n/d). *Osnove ekološke pedagogije – metode ekološkog odgoja i obrazovanja*. OFF-SET, Tuzla.