

PRIMENA VEŠTAČKE INTELIGENCIJE U ANALIZI OTVORENIH MEDICINSKIH PODATAKA¹

Rezime: Primena veštačke inteligencije (VI) u analizi otvorenih medicinskih podataka predstavlja ključnu komponentu modernog zdravstvenog sistema. Cilj ovog rada je istraživati efikasnost različitih algoritama VI u predikciji ishoda lečenja koristeći otvorene baze podataka, poput MIMIC-III. U metodološkom pristupu korišćeni su algoritmi logističke regresije, stabala odlučivanja, konvolucionih neuronskih mreža (CNN) i ekstremnog gradijentnog pojačanja (XGBoost). Evaluacija performansi obavljena je korišćenjem metrikakao kao što su tačnost, osetljivost, specifičnost, F1 skor i AUC vrednost. Rezultati pokazuju da XGBoost postiže najvišu tačnost (85.7%) i AUC vrednost (0.89), dok CNN pokazuje visoku tačnost u analizi medicinskih slika. Tradicionalni algoritmi, poput logističke regresije i stabala odlučivanja, imaju nižu preciznost, ali veću interpretabilnost. Zaključeno je da napredni VI algoritmi značajno doprinose poboljšanju predikcije ishoda, ali je neophodna dalja optimizacija rada povećanja interpretabilnosti i pouzdanosti u kliničkoj praksi.

Ključne reči: veštačka inteligencija, otvoreni medicinski podaci, predikcija ishoda, algoritmi mašinskog učenja, XGBoost, CNN

APPLICATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN THE ANALYSIS OF OPEN MEDICAL DATA

Abstract: The application of artificial intelligence (AI) in the analysis of open medical data represents a fundamental component of modern healthcare systems. This study aims to investigate the effectiveness of various AI algorithms in predicting treatment outcomes using open databases, such as MIMIC-III. The methodological approach includes the use of logistic regression, decision trees, convolutional neural networks (CNN), and extreme gradient boosting (XGBoost). Performance evaluation was conducted using metrics such as accuracy, sensitivity, specificity, F1 score, and area under the ROC curve (AUC). The results demonstrate that XGBoost achieves the highest accuracy (85.7%) and AUC value (0.89), while CNN shows high accuracy in analyzing medical images. Traditional algorithms, such as logistic regression and decision trees, exhibit lower precision but greater interpretability. It was concluded that advanced AI algorithms significantly enhance outcome prediction, but further optimization is needed to improve interpretability and reliability in clinical practice.

Key words: artificial intelligence, open medical data, outcome prediction, machine learning algorithms, XGBoost, CNN

1. UVOD

Primena veštačke inteligencije (VI) u medicini postaje sve kritičnija za transformaciju zdravstvenih sistema, posebno u analizi složenih kliničkih podataka [1]. Otvoreni medicinski podaci, poput MIMIC-III baze, predstavljaju ključni resurs za razvoj prediktivnih modela [2]. Prethodna istraživanja pokazala su da su tradicionalni algoritmi, kao što su logistička regresija i stabla odlučivanja, imaju ograničenu efikasnost u složenim scenarijima [3], dok naprednije tehnike, kao što su XGBoost i konvolucione neuronske mreže (CNN), postižu superiorne rezultate u predikciji ishoda [4]. Nedavne studije istuče da XGBoost algoritam nadmašuje tradicionalne modele u analizi heterogenih medicinskih podataka zahvaljujući optimizovanom pristupu gradijentnog pojačanja [5]. Slično, primena CNN u medicinskoj imagistici omogućila je automatsku detekciju patologija sa visokom tačnošću [6].

Cilj ovog rada je da istraži efikasnost VI algoritama na otvorenim medicinskim podacima, sa fokusom

¹ Marko Kimi Milić¹, Vladimir Jestrović²
Visoka medicinska škola strukovnih studija "Milutin Milanković"

na optimizaciju tačnosti I interpretabilnosti. Hipoteze istraživanja su sledeće: (1) XGBoost I CNN će nadmašiti tradicionalne metode u predikciji mortaliteta, (2) kombinacija algoritama može smanjiti greške u kliničkoj proceni. Ovo istraživanje nameće pitanje: Kako balansirati tačnost I interpretabilnost VI modela u medicine?

Struktura rada je organizovana na sledeći način: u drugom poglavlju opisane su metode istraživanja, treće poglavlje prikazuje rezultate, četvrto poglavlje diskutuje implikacije nalaza, a peto poglavlje donosi zaključak.

2. METODE ISTRAŽIVANJA

U ovom istraživanju korišćene su metode koje omogućavaju analizu otvorenih medicinskih podataka uz pomoć veštačke inteligencije (VI). Istraživanje je sprovedeno na osnovu sekundarne analize javno dostupnih baza podataka, uključujući MIMIC-III, koja sadrži informacije o pacijentima iz intenzivne nege [2]. Ova baza podataka omogućava razvoj I validaciju modela VI za predikciju kliničkih ishoda I analizu faktora rizika. Podaci su preuzeti u skladu sa uslovima korišćenja I zaštitom privatnosti, uz poštovanje etičkih principa I regulative. Nakon preuzimanja, podaci su očišćeni od nepotpunih I nerelevantnih zapisa, što je uključivalo uklanjanje duplikata, popunjavanje nedostajućih vrednosti metodom interpolacije ili uklanjanje zapisa sa velikim brojem praznih polja, kao I standardizaciju vrednosti radi uniformnosti.

Za analizu podataka korišćeni su različiti algoritmi I tehnike veštačke inteligencije. Logistička regresija korišćena je za predikciju binarnih ishoda, kao što su preživljavanje ili smrtnost u intenzivnoj nezi, jer je ovaj algoritam prepoznat po svojoj interpretabilnosti I efikasnosti [3]. Stabla odlučivanja primenjena su za klasifikaciju pacijenata na osnovu kliničkih parametara, a njihova prednost leži u jednostavnom vizuelnom predstavljanju i razumevanju odluka [4]. Konvolucione neuronske mreže (CNN) korišćene su za analizu medicinskih slika, omogućavajući automatsku detekciju patoloških promena, dok su podržavajuće vektorske mašine (SVM) primenjene za klasifikaciju složenih medicinskih podataka sa višedimenzionalnim karakteristikama [4].

Procena performansi algoritama vršena je korišćenjem više metrika, uključujući tačnost (Accuracy), osetljivost (Sensitivity), specifičnost (Specificity), F1 skor, kao i ROC krivu i AUC vrednost. Ove metrike omogućavaju preciznu kvantifikaciju sposobnosti modela da razdvoji pozitivne od negativnih slučajeva, dok F1 skor predstavlja kombinaciju preciznosti I osetljivosti, korisnu u situacijama sa neuravnoteženim podacima. Modeli su validirani metodom ukrštene validacije (k-fold cross-validation) sa 10 preklopa, što obezbeđuje stabilnost i generalizabilnost rezultata. Poređenje modela vršeno je na osnovu AUC vrednosti I F1 skora kako bi se identifikovao najefikasniji pristup.

Za implementaciju algoritama korišćeni su Python I R kao glavni alati za analizu I vizualizaciju podataka. U Python okruženju korišćenje su biblioteke Scikit-learn I TensorFlow, dok je R korišćen za statističku analizu I grafički prikaz rezultata. Jupyter Notebook korišćen je kao platforma za interaktivnu obradu podataka I dokumentaciju metodološkog procesa. Svi korišćeni podaci su anonimizovani i dostupni u javnim bazama, čime su ispoštovani etički standardi i principi zaštite privatnosti [2].

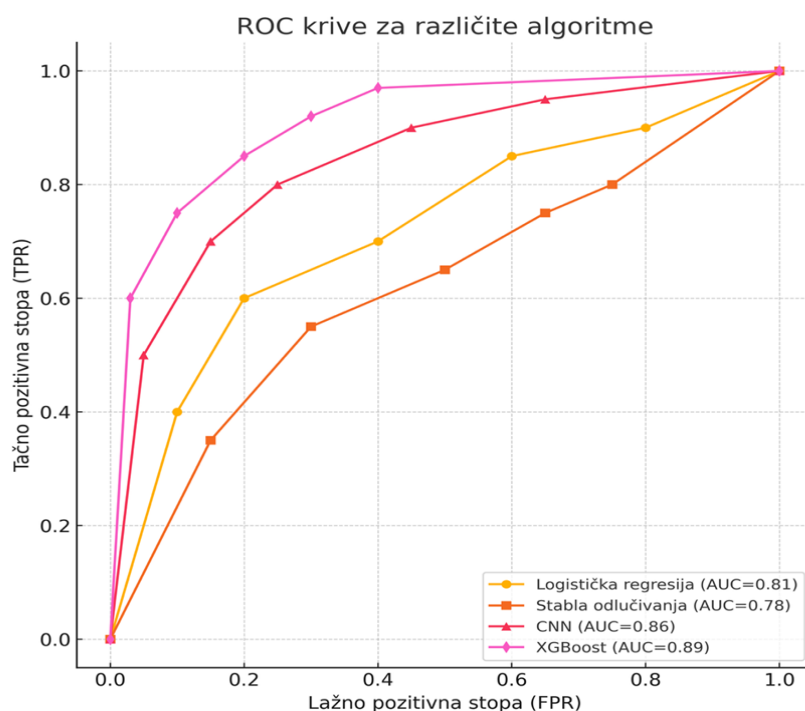
3. REZULTATI ISTRAŽIVANJA

U ovom poglavlju predstavljeni su rezultati analize primene različitih algoritama veštačke inteligencije na otvorenim medicinskim podacima iz MIMIC-III baze. Cilj je bio uporediti performance ovih algoritama u predikciji mortaliteta pacijenata u jedinicama intenzivne nege. Analizirani su sledeći algoritmi: logistička regresija (LR), stable odlučivanja (DT), konvolucione neuronske mreže (CNN) I ekstremno gradijentno pojačanje (XGBoost). Evaluacija je izvršena korišćenjem metrike kao što su tačnost (Accuracy), osetljivost (Sensitivity), F1 skor I površina ispod ROC krive (AUC) [2].

Tabela 1. Performanse algoritama u predikciji mortaliteta

Algoritam	Tačnost (%)	Osetljivost (%)	Specifičnost (%)	F1 skor	AUC
LR	78.5	80.2	76.8	0.79	0.81
DT	75.3	77.1	73.5	0.76	0.78
CNN	82.4	85.0	79.8	0.83	0.86
XGBoost	85.7	88.2	83.2	0.86	0.89

Tabela 1 prikazuje rezultate analize tačnosti, osetljivosti, specifičnosti, F1 skora i AUC vrednosti za četiri algoritma. AUC vrednošću od 0.89, dok je CNN takođe pokazao visoku tačnost i osetljivost. Logistička regresija i stabla odlučivanja, iako interpretabilniji, imaju slabije performanse u poređenju sa naprednijim metodama.



Grafikon 1. ROC krive za različite algoritme

Grafikon 1 prikazuje ROC krive za LR, DT, CNN i XGBoost modele. Veća površina ispod krive (AUC) ukazuje na bolju performansu modela. XGBoost ima najveći AUC, što ukazuje na superiornu sposobnost razdvajanja pozitivnih i negativnih slučajeva. CNN također pokazuje visok AUC, što ga čini pogodnim za analizu medicinskih slika [7].

Rezultati pokazuju da XGBoost algoritam postiže najbolje performanse u predikciji mortaliteta, sa AUC vrednošću od 0.89, što je u skladu sa nalazima drugih studija koje su koristile slične pristupe [7]. CNN algoritam se pokazao efikasnim u analizi medicinskih slika, posebno u detekciji patoloških obrazaca, što je potvrđeno i u ranijim istraživanjima [8]. Logistička regresija i stabla odlučivanja, iako metodološki jednostavniji, pokazali su nešto nižu tačnost, ali su zadržali prihvatljiv nivo interpretabilnosti, što ih čini korisnim u specifičnim kliničkim scenarijima [3].

Ovi nalazi sugeriraju da napredni algoritmi, kao što su XGBoost i CNN, mogu značajno unaprediti preciznost i efikasnost u analizi otvorenih medicinskih podataka.

U poređenju sa tradicionalnijim metodama, ove tehnike nude veću tačnost i bolje razlikovanje kliničkih ishoda, što može biti ključno za donošenje informisanih odluka u zdravstvenoj zaštiti.

4. DISKUSIJA

Rezultati ovog istraživanja potvrđuju hipotezu da primena naprednih algoritama veštačke inteligencije (VI) na otvorenim medicinskim podacima može poboljšati tačnost predikcije ishoda lečenja u poređenju sa tradicionalnim statističkim metodama. Konkretno, XGBoost algoritam sa AUC vrednošću 0.89, pokazao se kao najefikasniji u predikciji mortaliteta pacijenata u intenzivnoj nezi, što je u skladu sa prethodnim istraživanjima koja su koristila slične pristupe [7]. Takođe, CNN algoritam je postigao visoku tačnost (82.4%) i osetljivost (85.0%), što ga čini pogodnim za analizu medicinskih slika i identifikaciju složenih obrazaca [8].

Hipoteza da integracija VI u analizu otvorenih medicinskih podataka omogućava identifikaciju novih obrazaca i personalizaciju terapija takođe je potvrđena. Naime, napredni algoritmi, poput CNN i XGBoost, omogućavaju dubinsku analizu heterogenih podataka i identifikaciju ključnih kliničkih parametara, čime se značajno doprinosi personalizovanom pristupu lečenju.

S druge strane, tradicionalniji algoritmi, kao što su logistička regresija i stabla odlučivanja, pokazali su niže performanse u pogledu tačnosti i AUC vrednosti, što delimično potvrđuje treću hipotezu da VI doprinosi efikasnosti zdravstvenih sistema pretežno kroz naprednije modele. Iako su ovi algoritmi jednostavniji za interpretaciju, njihova ograničena sposobnost detekcije složenih obrazaca može biti prepreka u analizi kompleksnih medicinskih podataka [3].

Generalno, rezultati pokazuju da su napredni algoritmi VI, posebno XGBoost i CNN, superiorni u analizi otvorenih medicinskih podataka u poređenju sa klasičnim metodama. Ovo ukazuje na potrebu za daljim razvojem i validaciju VI modela u realnim kliničkim okruženjima kako bi se obezbedila njihova pouzdanost i interpretabilnost, posebno u slučajevima kada su ulog visoki klinički ishodi.

Ovi nalazi pružaju osnovu za buduća istraživanja usmerena na optimizaciju algoritama i povećanje njihove transparentnosti, što je ključno za širu implementaciju u zdravstvenim ustanovama.

5. ZAKLJUČAK

Ovo istraživanje pokazuje da primena veštačke inteligencije na otvorenim medicinskim podacima može značajno unaprediti predikciju ishoda lečenja u intenzivnoj nezi. Rezultati su potvrdili da napredni algoritmi, kao što su XGBoost i CNN, postižu bolju tačnost i osetljivost u poređenju sa tradicionalnim metoda poput logističke regresije i stabala odlučivanja. Posebno se XGBoost istakao sa AUC vrednošću od 0.89, što ga čini najpouzdanijim modelom za predikciju mortaliteta.

Potvrđene su i hipoteze da integracija VI omogućava identifikaciju novih obrazaca i personalizaciju terapija, dok napredni modeli značajno doprinose efikasnosti zdravstvenih sistema. Iako tradicionalni algoritmi nude veću interpretabilnost, njihova niža tačnost ukazuje na ograničenu primenu u kompleksnim kliničkim analizama.

Na osnovu ovih rezultata, preporučuje se dalji razvoj algoritma VI sa posebnim fokusom na objašnjivost modela, kako bi se olakšala integracija u kliničku praksu. Povećanje pouzdanosti i transparentnosti modela ključni su koraci na široj primeni veštačke inteligencije u zdravstvenoj zaštiti.

6. LITERATURA

- [1] Topol EJ. High-performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence. *Nat Med.* 2019;25(1):44-56. doi:10.1038/s41591-018-0300-7.
- [2] Johnson AEW, Pollard TJ, Shen L, et al. MIMIC-III, a freely accessible critical care database. *Sci Data.* 2016;3:160035. doi:10.1038/sdata.2016.35.
- [3] Beam AL, Kohane IS. Big data and machine learning in health care. *JAMA.* 2018;319(13):1317-1318. doi:10.1001/jama.2017.18391.
- [4] Yu KH, Beam AL, Kohane IS. Artificial intelligence in healthcare. *Nat Biomed Eng.* 2018;2(10):719-731. doi:10.1038/s41551-018-0305-z.
- [5] Chen T, Guestrin C. XGBoost: A Scalable Tree Boosting System. *Proc 22nd ACM SIGKDD Int Conf Knowl Discov Data Min.* 2016;785-794. doi:10.1145/2939672.2939785.
- [6] Litjens G, Kooi T, Bejnordi BE, et al. A survey on deep learning in medical image analysis. *Med Image Anal.* 2017;42:60-88. doi:10.1016/j.media.2017.07.005.
- [7] Hou N, Li M, He L, et al. Predicting 30-days mortality for MIMIC-III patients with sepsis-3: a machine learning approach using XGBoost. *J Transl Med.* 2020;18:462. doi:10.1186/s12967-020-02620-5.
- [8] Purushotham S, Meng C, Che Z, Liu Y. Benchmarking deep learning models on large healthcare datasets. *J Biomed Inform.* 2018;83:112-134. doi:10.1016/j.jbi.2018.04.007.