CENTRALNA BANKA CRNE GORE

Model mašinskog učenja za predikciju stope inflacije u Crnoj Gori

Radna studija br. 37

Podgorica, 2026. godine

IZDAVAČ

Centralna banka Crne Gore
Bulevar Svetog Petra Cetinjskog br. 6
81000 Podgorica, Crna Gora
telefon +382 20/664-997, 664-269

INTERNET STRANICA

www.cbcg.me

AUTORI

Luka Mićović, savjetnik-softver inženjer, Sektor za informacione tehnologije
dr Martin M. Bojaj, direktor, Direkcija za ekonomske analize i projekcije

GRAFIČKA PRIPREMA

Nikola Nikolić

Ovaj materijal izražava stavove autora. Ovi pogledi ne moraju nužno predstavljati stavove i politiku Centralne banke Crne Gore.

Molimo korisnike ove publikacije da, prilikom korišćenja podataka iz Studije, obavezno navedu izvor.

Sadržaj

Apstrakt 4
1. Uvod 6
2. Pregled literature 9
3. Metodologija 12
3.1. Odabir hiperparametara i validacija modela 13
3.2. Random Forest 14
3.3. XGBoost 14
3.4. Ansambl model 15
4. Podaci 17
5. Rezultati 20
5.1. Evaluacija performansi modela 21
5.2. Analiza grafičkog prikaza predikcija 23
5.3. Uporedna analiza modela 25
5.4. Analiza značaja karakteristika 26
6. Zaključak 28
7. Literatura 31
Prilog 34

Apstrakt

U ovom radu[1] se procjenjuje mogućnost primjene modela mašinskog učenja za prognoziranje godišnje stope inflacije na mjesečnom nivou, mjerene indeksom potrošačkih cijena (CPI), što će služiti kao dopuna postojećim ekspertskim prognozama, kao i modelima SVAR i ARIMA. Modeli su trenirani na skupu podataka koji obuhvata 216 mjesečnih opservacija za period od 2008. do 2025. godine. Skup podataka je vremenski podijeljen tako da su serije iz perioda od 2008. do 2024. godine korišćene za treniranje modela, dok su serije iz 2025. godine izdvojene kao testni skup za procjenu tačnosti prognoza. Analiza podataka i procjena značaja ulaznih varijabli pokazale su da stopa inflacije u Evropskoj uniji ima najveći prediktivni značaj na horizontu predikcije od jednog mjeseca unaprijed. Kod prognoza koje se odnose na horizont od šest mjeseci unaprijed raste značaj aktivnih efektivnih kamatnih stopa banaka, dok kod prognoza od dvanaest mjeseci unaprijed najveći značaj imaju pokazatelji tržišta rada i finansijskog sektora. Ansambl model, koji kombinuje Random Forest i XGBoost algoritme, ostvario je najbolje rezultate prema RMSE i R^2 metrikama, dok je Random Forest zabilježio najniži MAPE. Performanse modela ocijenjene su poređenjem generisanih prognoza sa stvarnim vrijednostima inflacije.

Ključne riječi: inflacija, mašinsko učenje, prognoziranje.

JEL klasifikacija: C45, C53, E31, E37

1 Zahvalnost (Acknowledgements):

Autori izražavaju posebnu zahvalnost dr Zorici Kalezić, viceguvernerki Centralne banke Crne Gore, i dr Ani Vlahović na dragocjenim stručnim sugestijama, konstruktivnim komentarima i kontinuiranoj podršci tokom izrade ove studije. Njihova stručna zapažanja i istraživačke smjernice značajno su doprinijeli unapređenju metodološkog pristupa, interpretaciji rezultata i ukupnom kvalitetu istraživanja.

1

Uvod

Prognoziranje inflacije predstavlja važno pitanje savremene makroekonomije, budući da inflacija direktno utiče na kupovnu moć stanovništva, investicione odluke, monetarnu politiku i ukupnu ekonomsku stabilnost. U uslovima povećane neizvjesnosti izazvane globalnim ekonomskim šokovima, energetskim krizama i promjenama monetarne politike vodećih centralnih banaka, potreba za pouzdanim modelima prognoziranja inflacije postaje još izraženija.

Crna Gora kao mala otvorena ekonomija značajno je izložena spoljnim ekonomskim uticajima, naročito kretanjima u Evropskoj uniji i eurozoni. Zbog visokog stepena trgovinske povezanosti sa zemljama Evropske unije, kao i jednostrane upotrebe eura kao zakonskog sredstva plaćanja, promjene inflacije u evropskim ekonomijama često se prenose na domaće tržište. Takođe, na kretanje inflacije utiču i domaći faktori, poput kamatnih stopa, zarada, nezaposlenosti, kreditne aktivnosti i drugih makroekonomskih pokazatelja.

Tradicionalni pristupi prognoziranju inflacije najčešće se zasnivaju na ekonometrijskim modelima, kao što su model vektorske autoregresije, odnosno VAR/SVAR pristup (Stock & Watson, 2001) i autoregresivni integrisani model pokretnih prosjeka, odnosno ARIMA/SARIMA model (Box, Jenkins, Reinsel, & Ljung, 2016). Jedan od početnih primjera modelskog prognoziranja inflacije u Centralnoj banci Crne Gore predstavlja radna studija (Kalezić, Cerović, & Božović, 2007), u kojoj je za projekciju inflacije u Crnoj Gori primijenjen ARIMA model. U toj studiji korišćeni su mjesečni podaci o indeksu cijena na malo za period januar 2002 - decembar 2006. godine, dok je projekcija inflacije izvršena za 2007. godinu. Iako su ovakvi modeli široko primjenjivani u ekonomskoj literaturi i institucionalnoj praksi, njihov učinak može biti oslabljen u situacijama kada postoje nelinearni odnosi između velikog broja ekonomskih varijabli (Varian, 2014). Razvoj metoda mašinskog učenja omogućio je primjenu pristupa koji analiziraju veće skupove podataka, prepoznaju složene obrasce i generišu predikcije bez eksplicitnog programiranja svih pravila odlučivanja (Medeiros, Vasconcelos, Veiga, & Zilberman, 2019; Mullainathan & Spiess, 2017).

Posljednjih godina raste broj istraživanja koja koriste algoritme mašinskog učenja za prognoziranje makroekonomskih pokazatelja (Medeiros, Vasconcelos, Veiga, & Zilberman, 2019; Coulombe, Leroux, Stevanovic, & Surprenant, 2020). Posebnu pažnju privukli su modeli zasnovani na stablima odlučivanja, poput Random Forest (Breiman, 2001) i XGBoost algoritama (Chen & Guestrin, 2016), koji su pokazali dobre performanse u zadacima predikcije zbog sposobnosti modelovanja složenih nelinearnih odnosa i interakcija između varijabli (Yoon, 2021; Kohlscheen, 2021).

Cilj ovog rada je da ispita mogućnost primjene modela mašinskog učenja za prognoziranje godišnje stope inflacije u Crnoj Gori od strane Centralne banke Crne Gore, kao dodatak modelskim i ekspertskim predikcijama. Analiza se zasniva na skupu podataka koji obuhvata period od 2008. do 2025. godine i uključuje širok skup domaćih i stranih makroekonomskih pokazatelja. Pored procjene tačnosti prognoza za horizonte od jednog do dvanaest mjeseci unaprijed, rad analizira i relativni značaj pojedinačnih varijabli u procesu predikcije inflacije.

Novina ovog rada ogleda se u primjeni i poređenju modela mašinskog učenja, konkretno Random Forest, XGBoost i ansambl pristupa, za

prognoziranje stope inflacije u Crnoj Gori, uz korišćenje skupa domaćih i međunarodnih makroekonomskih pokazatelja. Za razliku od tradicionalnih statističkih i ekonometrijskih modela, koji se često oslanjaju na unaprijed definisane funkcionalne odnose i ograničen broj varijabli, primijenjeni modeli mašinskog učenja omogućavaju fleksibilnije obuhvatanje složenih nelinearnih odnosa i interakcija između različitih faktora inflacije. Poseban doprinos rada predstavlja analiza značaja karakteristika za različite horizonte prognoze, odnosno za jedan, šest i dvanaest mjeseci unaprijed, čime se identifikuju varijable koje imaju najveći prediktivni značaj. Kombinovanje prognoza dobijenih primjenom modela mašinskog učenja sa rezultatima tradicionalnih statističkih i ekonometrijskih modela, kao i sa ekspertskim znanjem, može biti korisno za donosioce odluka u Centralnoj banci Crne Gore, ali i za širu privredu Crne Gore, jer pruža dodatnu osnovu za pravovremeno prepoznavanje inflatornih pritisaka, procjenu budućih kretanja cijena i donošenje informisanijih ekonomskih odluka.

Ostatak rada organizovan je na sljedeći način. U drugom poglavlju dat je pregled literature, sa posebnim akcentom na tradicionalne pristupe prognoziranju inflacije, primjenu metoda mašinskog učenja i istraživački jaz koji ovaj rad nastoji da popuni. U trećem poglavlju predstavljena je metodologija istraživanja, uključujući opis korišćenih modela mašinskog učenja, Random Forest, XGBoost i ansambl modela. Četvrto poglavlje sadrži pregled korišćenih podataka, izvore podataka i postupak pripreme skupa podataka za modelovanje. U petom poglavlju prikazani su rezultati prognoziranja inflacije, analiza performansi modela, grafički prikaz predikcija, uporedna analiza modela i analiza značaja pojedinačnih ulaznih varijabli. Šesto poglavlje donosi zaključna razmatranja i glavne nalaze istraživanja, dok je u sedmom poglavlju navedena korišćena literatura. Dodatni materijali prikazani su u prilogu.

2

Pregled literature

U literaturi o prognoziranju inflacije značajno mjesto zauzimaju radovi koji porede različite tradicionalne modele i ukazuju na izazove pouzdanog predviđanja inflacionih kretanja. Faust i Wright (2013), u pregledu literature o prognoziranju inflacije, ističu da tačnost prognoza zavisi od izbora modela, prognoznog horizonta, dostupnih podataka i ekonomskog okruženja. Njihovi nalazi ukazuju da se performanse različitih pristupa mogu značajno razlikovati, zbog čega je korisno poredити više metodoloških pristupa i kombinovati modelske rezultate sa ekspertskim procjenama.

Novija istraživanja sve više ispituju primjenu metoda mašinskog učenja u prognoziranju inflacije. Kohlscheen (2021) koristi pristup zasnovan na velikom broju regresionih stabala za analizu pokretača inflacije u razvijenim ekonomijama i pokazuje da modeli mašinskog učenja mogu pružiti korisne informacije ne samo o tačnosti prognoze, već i o relativnom značaju pojedinačnih prediktora. Boaretto i Medeiros (2023) analiziraju prognoziranje inflacije korišćenjem razloženih komponenti i metoda mašinskog učenja, pri čemu ističu da ML modeli mogu biti posebno korisni u okruženju sa velikim brojem prediktora. Slično tome, Liu, Pan i Xu (2024) analiziraju primjenu modela mašinskog učenja, uključujući Random Forest i XGBoost, u prognoziranju inflacije u Japanu i ukazuju na njihov potencijal za poboljšanje prediktivnih performansi u odnosu na standardne referentne modele. U oblasti prognoziranja vremenskih serija, Ahmed, Atiya, Gayar i El-Shishiny (2010) pokazuju da različiti modeli mašinskog učenja mogu biti uspješno primijenjeni u prediktivnim zadacima, dok Makridakis, Spiliotis i Assimakopoulos (2018) naglašavaju potrebu pažljivog poređenja statističkih i ML metoda u prognoziranju. Athey i Imbens (2019) ukazuju da mašinsko učenje postaje važan dio savremenih ekonomskih istraživanja, naročito u radu sa velikim skupovima podataka, nelinearnim odnosima i interakcijama između varijabli.

Institucionalna istraživanja takođe ukazuju na sve veću upotrebu mašinskog učenja u analizi inflacije. Lenza, Moutachaker i Paredes (2023) prikazuju model mašinskog učenja razvijen u Evropskoj centralnoj banci za prognoziranje inflacije u eurozoni, naglašavajući njegovu sposobnost da obuhvati opšte oblike nelinearnosti u inflacionoj dinamici. Ovakvi radovi su posebno važni za ovo istraživanje jer pokazuju da modeli mašinskog učenja ne moraju zamijeniti postojeće institucionalne i ekspertske prognoze, već mogu služiti kao njihova korisna dopuna.

U domaćem kontekstu, prognoziranje inflacije u Crnoj Gori prvenstveno je vezano za institucionalnu praksu Centralne banke Crne Gore, koja u svojim analizama koristi kombinaciju modelskih i ekspertskih projekcija. Modelske projekcije zasnivaju se na ekonometrijskim modelima vremenskih serija, dok ekspertske procjene omogućavaju uključivanje dodatnih informacija o aktuelnim ekonomskim okolnostima, inflatornim očekivanjima i kretanjima u međunarodnom okruženju. Ovakav pristup pokazuje da se u domaćoj praksi prognoziranje inflacije ne oslanja isključivo na jedan model, već na kombinovanje kvantitativnih i ekspertskih procjena.

Domaća istraživanja dodatno ukazuju na to da se inflacija u Crnoj Gori ne može posmatrati izolovano od međunarodnih kretanja. Ivanović (2023), kroz dijagnostičku analizu inflacije u Crnoj Gori, ističe značaj domaćih i eksternih faktora u formiranju inflatornih pritisaka, posebno u uslovima rasta cijena energenata, hrane i poremećaja na međunarodnim tržištima. Slično tome, Bojaj (2024) razmatra izazove prognoziranja inflacije u

periodu pandemije COVID-19, kada su globalni šokovi, poremećaji u lancima snabdijevanja i promjene u međunarodnom ekonomskom okruženju dodatno otežali pouzdano predviđanje inflacionih kretanja.

Bojaj i Đurović (2020) koriste pristup kombinovanja prognoza, pri čemu se više manjih modela, zasnovanih na ograničenom broju varijabli, objedinjuje u zbirnu projekciju inflacije. Takav pristup pokazuje da se prognoziranje inflacije u Crnoj Gori može unaprijediti kombinovanjem različitih modelskih informacija, umjesto oslanjanja na jednu modelsku specifikaciju. Polazeći od slične ideje da veći broj izvora informacija može doprinijeti boljoj prognozi, ovaj rad ispituje primjenu modela mašinskog učenja koji omogućavaju istovremeno uključivanje većeg broja domaćih i međunarodnih makroekonomskih pokazatelja. Time se analiza proširuje sa kombinovanja manjih modelskih specifikacija na primjenu fleksibilnijih algoritama koji mogu prepoznati složenije odnose između inflacije i relevantnih ekonomskih varijabli.

Na osnovu dosadašnjih istraživanja može se uočiti istraživački jaz. Međunarodna literatura sve više koristi modele mašinskog učenja za prognoziranje inflacije i drugih makroekonomskih pokazatelja, dok je primjena takvih pristupa u slučaju Crne Gore i dalje ograničena. Postojeće domaće analize uglavnom se oslanjaju na ekspertske procjene, tradicionalne modele vremenskih serija i dijagnostičko objašnjenje inflatornih faktora. Manje pažnje posvećeno je poređenju algoritama mašinskog učenja, kao i analizi značaja pojedinačnih ulaznih varijabli.

3

Metodologija

U savremenim sistemima za analizu podataka i prediktivno modelovanje, Random Forest i XGBoost predstavljaju važne predstavnike algoritama mašinskog učenja zasnovanih na stablima odlučivanja. Oba algoritma pripadaju kategoriji ansambl metoda, čiji je osnovni cilj kombinovanje većeg broja pojedinačnih modela radi postizanja veće tačnosti i stabilnosti predikcija. Iako koriste stabla odlučivanja kao osnovne gradivne elemente, njihovi principi rada značajno se razlikuju. Random Forest se zasniva na paralelnom kreiranju većeg broja nezavisnih stabala i agregaciji njihovih predikcija, dok XGBoost koristi sekvencijalni pristup u kojem svako novo stablo nastoji da koriguje greške prethodno izgrađenih stabala.

Prognoze su konstruisane primjenom direktnog višekoračnog pristupa. To znači da je za svaki horizont prognoze, od jednog do dvanaest mjeseci unaprijed, treniran poseban Random Forest i poseban XGBoost model. Na taj način model za horizont od jednog mjeseca unaprijed direktno predviđa inflaciju za naredni mjesec, model za horizont od šest mjeseci unaprijed direktno predviđa inflaciju za šest mjeseci unaprijed, dok model za horizont od dvanaest mjeseci unaprijed direktno predviđa inflaciju za dvanaest mjeseci unaprijed.

Ciljna varijabla za svaki horizont formirana je pomjeranjem serije inflacije za odgovarajući broj mjeseci unaprijed. Kod horizonta od jednog mjeseca, karakteristike dostupne u mjesecu t povezuju se sa inflacijom u mjesecu t+1. Kod horizonta od šest mjeseci, karakteristike iz mjeseca t povezuju se sa inflacijom u mjesecu t+6, dok se kod horizonta od dvanaest mjeseci povezuju sa inflacijom u mjesecu t+12. Na taj način svaka prognoza se dobija direktno za odgovarajući horizont, bez korišćenja prethodno generisanih prognoza kao ulaznih vrijednosti za kasnije horizonte.

U trenutku prognoziranja modelima su bile raspoložive posljednje dostupne vrijednosti ulaznih varijabli, njihove lagovane vrijednosti, kao i kalendarske karakteristike mjeseca za koji se prognoza izrađuje. Pored toga, za svaki horizont dodata je informacija o ciljnom mjesecu, kako bi modeli mogli da obuhvate sezonske obrasce u kretanju inflacije. Stvarne buduće vrijednosti inflacije nijesu korišćene kao ulazne informacije prilikom formiranja prognoza. U slučaju da za pojedine varijable nijesu bile raspoložive vrijednosti za tekući mjesec, zbog različitih rokova objavljivanja domaćih i međunarodnih pokazatelja, za potrebe prognoziranja korišćena je posljednja dostupna vrijednost, odnosno vrijednost iz prethodnog mjeseca.

3.1. Odabir hiperparametara i validacija modela

Hiperparametri Random Forest i XGBoost modela birani su pomoću metode *Randomized Search CV* (Bergstra & Bengio, 2012; Pedregosa, Varoquaux, Gramfort, Michel, & Thirion, 2011). Ovaj pristup podrazumijeva pretragu nasumično odabranih kombinacija hiperparametara iz unaprijed definisanog prostora mogućih vrijednosti, umjesto iscrpnog testiranja svih kombinacija. Na taj način omogućava se efikasno pronalaženje odgovarajućih vrijednosti hiperparametara, posebno kod modela koji imaju veći broj parametara i kod kojih bi potpuna pretraga bila vremenski zahtjevna.

S obzirom na to da se radi o vremenskim serijama, u okviru metode *RandomizedSearchCV* korišćena je metoda *TimeSeriesSplit* za vremensku unakrsnu validaciju (*Time Series Cross-Validation*). Za razliku od standardne unakrsne validacije, koja može uključivati nasumičnu podjelu opservacija, ovaj pristup čuva njihov hronološki redosljed. Trening skup se postepeno proširuje uključivanjem novih opservacija, dok se validacija sprovodi na narednom vremenskom segmentu koji slijedi nakon trening perioda. Na taj način se simulira postupak prognoziranja u kojem se modeli treniraju na prethodno dostupnim podacima, a njihove performanse ocjenjuju na kasnijim opservacijama.

Kombinovanjem metoda *RandomizedSearchCV* i *TimeSeriesSplit* omogućena je optimizacija hiperparametara uz uvažavanje vremenske strukture podataka. Izbor hiperparametara sproveden je isključivo na podacima iz perioda od 2008. do 2024. godine, dok je 2025. godina izdvojena kao nezavisan testni period, koji nije korišćen tokom optimizacije, već isključivo za konačnu evaluaciju prediktivnih performansi modela.

3.2. Random Forest

Random Forest funkcioniše na principu bagging metode (*Bootstrap Aggregating*), pri čemu se iz početnog skupa podataka generiše više različitih bootstrap uzoraka (Breiman, 2001) (Biau & Scornet, 2016). Ako je skup podataka definisan kao:

$$D = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\} \quad (1)$$

za svako stablo kreira se novi bootstrap uzorak $D_b \subset \mathrm{D}$. Na osnovu svakog uzorka konstruiše se posebno stablo odlučivanja. Dodatna slučajnost uvodi se tokom izgradnje stabla tako što se pri svakom grananju razmatra samo nasumično odabrani podskup ulaznih karakteristika umjesto svih raspoloživih atributa. Ovakav pristup smanjuje međusobnu korelaciju stabala i povećava sposobnost generalizacije modela.

Kod regresionih problema Random Forest donosi konačnu odluku računanjem srednje vrijednosti:

$$\hat{y} = \frac{1}{\mathrm{B}} \sum_{\mathrm{i}=1}^{\mathrm{B}} \mathrm{h_i(x)} \quad (2)$$

gdje je $\mathrm{h_i(x)}$ predikcija i-tog stabla, a B broj stabala.

Random Forest je robustan na overfitting i dobro radi sa šumnim podacima.

3.3. XGBoost

XGBoost (*Extreme Gradient Boosting*) predstavlja naprednu implementaciju gradient boosting algoritma, koji spada u grupu ansambl metoda koje koriste sekvencijalno učenje (Chen & Guestrin, 2016; Friedman, 2001; Natekin & Knoll, 2013). Za razliku od bagging pristupa, gdje se modeli treniraju nezavisno, XGBoost gradi niz stabala odlučivanja pri čemu se svako novo stablo trenira da aproksimira negativni gradijent funkcije gubitka u odnosu na trenutne predikcije modela, čime doprinosi smanjenju ukupne greške modela.

Osnovna ideja modela jeste da se predikcija dobija kao suma doprinosa svih stabala u ansamblu:

$$\hat{y}_i = \sum_{k=1}^{K} f_k(x_i) \quad (3)$$

gdje f_k predstavlja pojedinačno stablo odlučivanja, dok K označava ukupan broj stabala u modelu. Svako stablo ima ulogu slabog učenika (*weak learner*), ali njihova kombinacija daje snažan prediktivni model.

Treniranje XGBoost modela zasniva se na minimizaciji funkcije cilja koja se sastoji od dva dijela: funkcije greške i regularizacionog člana. Funkcija greške mjeri odstupanje predikcija od stvarnih vrijednosti, dok regularizacija kontroliše složenost modela i smanjuje rizik od prekomjernog prilagođavanja (*overfitting*):

$$Obj = \sum_{i=1}^{n} l(y_i, \hat{y}_i) + \sum_{k=1}^{K} \Omega(f_k) \quad (4)$$

Regularizacioni član posebno je važan u XGBoost-u jer ograničava kompleksnost stabala i definiše penalizaciju za broj listova i njihove težine:

$$\Omega(f) = \gamma T + \frac{1}{2}\lambda \sum_{j=1}^{T} w_j^2 \quad (5)$$

gdje T predstavlja broj listova u stablu, w_j težinu pojedinačnog lista, dok parametri γ i λ kontrolišu balans između tačnosti i kompleksnosti modela.

Jedna od ključnih prednosti XGBoost algoritma jeste primjena optimizacije zasnovane na gradijentima prvog i drugog reda. Ovaj pristup omogućava preciznije i stabilnije ažuriranje modela tokom treniranja. Aproksimacija funkcije cilja u iteraciji t može se zapisati kao:

$$Obj^{(t)} \approx \sum_{i=1}^{n} [g_i f_t(x_i) + \frac{1}{2} h_i f_t^2(x_i)] + \Omega(f_t) \quad (6)$$

gdje g_i predstavlja prvi izvod funkcije greške (gradijent), dok h_i predstavlja drugi izvod (Hessian), što omogućava preciznije određivanje smjera i veličine korekcije modela.

Zahvaljujući ovakvom pristupu, XGBoost postiže visoku prediktivnu tačnost, dobru generalizaciju i efikasno upravljanje kompleksnim relacijama u podacima. Međutim, u poređenju sa jednostavnijim modelima, zahtijeva pažljivo podešavanje hiperparametara, kao što su dubina stabla, brzina učenja i broj iteracija, kako bi se postigao optimalan balans između performansi i stabilnosti modela.

3.4. Ansambl model

Pored pojedinačnih modela Random Forest i XGBoost, u ovom radu korišćen je i ansambl model. Uključivanje ansambl modela zasniva se na ideji da kombinovanje predikcija više pojedinačnih modela može doprinijeti stabilnijim i tačnijim prognozama (Wang, Hyndman, Li, & Kang, 2023). Ansambl metode kombinuju rezultate više modela u jednu konačnu predikciju, pri čemu se nastoji iskoristiti činjenica da različiti modeli mogu prepoznati različite obrasce u podacima i praviti različite tipove grešaka. Dietterich (2000) ističe da ansambl pristupi mogu poboljšati performanse kada su pojedinačni modeli međusobno različiti, dok Zhou (2012) naglašava da je osnovna ideja ansambl učenja povećanje tačnosti i stabilnosti predikcija kroz kombinovanje više modela.

U ovom radu ansambl model je formiran kombinovanjem predikcija Random Forest i XGBoost modela. Ovakav pristup je primijenjen kako bi se ispitalo da li objedinjavanje dva različita principa učenja može poboljšati prognoziranje stope inflacije u Crnoj Gori. Random Forest koristi paralelno građenje većeg broja stabala i agregaciju njihovih predikcija, dok XGBoost koristi sekvencijalno učenje, pri čemu svako naredno stablo nastoji da koriguje greške prethodnih. Zbog toga njihovo kombinovanje ima metodološko opravdanje, jer modeli ne uče na isti način i mogu različito reagovati na obrasce prisutne u podacima.

Konačna predikcija ansambl modela može se prikazati kao ponderisana kombinacija predikcija pojedinačnih modela:

$$\hat{Y} = w_RF \times \hat{y}_RF + w_XGB \times \hat{y}_XGB \quad (7)$$

gdje $\hat{y}_RF$ predstavlja predikciju Random Forest modela, a $\hat{y}_XGB$ predikciju XGBoost modela, dok w_RF i w_XGB predstavljaju težine dodijeljene pojedinačnim modelima. U slučaju prosjeka koji je korišćen u ovom radu, težine imaju jednake vrijednosti, odnosno ($w_RF = w_XGB = 0.5$).

4

Podaci

Za potrebe ovog istraživanja korišćen je skup mjesečnih podataka koji obuhvata period od januara 2008. do decembra 2025. godine, što čini ukupno 216 mjesečnih opservacija. Za treniranje modela korišćeni su podaci iz perioda od 2008. do 2024. godine, dok je period od januara do decembra 2025. godine korišćen kao testni skup za evaluaciju prediktivnih performansi modela. Ciljna varijabla modela je godišnja stopa promjene potrošačkih cijena, kao zvanična mjera inflacije u Crnoj Gori, dok su kao ulazne varijable uključeni domaći i međunarodni makroekonomski indikatori. Ovi prediktori su odabrani na osnovu ekonomske teorije i relevantnih naučnih radova iz ove oblasti (Berben, Rasiawan, & de Winter, 2025; Aras & Lisboa, 2022), kao varijable za koje se očekuje da imaju prediktivni značaj za kretanje inflacije.

Podaci su prikupljeni iz više izvora, uključujući Centralnu banku Crne Gore (CBCG), Monstat, Eurostat, Evropsku centralnu banku, FAO i Geopolitical Risk Index bazu podataka. Korišćene varijable obuhvataju pokazatelje tržišta rada (broj zaposlenih i nezaposlenih, zarade), pokazatelje spoljnog sektora (kurs američkog dolara i indeks uvoznih cijena), finansijske pokazatelje, kao i međunarodne indikatore poput harmonizovane stope inflacije Evropske unije (HICP), cijene nafte Brent i indeksa geopolitičkog rizika. Detaljan pregled svih korišćenih karakteristika dat je u Tabeli 5 u prilogu.

Svi podaci korišćeni u radu organizovani su na mjesečnoj frekvenciji. Varijable koje su izvorno dostupne na mjesečnom nivou korišćene su u toj frekvenciji, dok su serije koje su dostupne na kvartalnom nivou usklađene sa mjesečnom bazom tako što je kvartalna vrijednost dodijeljena svim mjesecima koji pripadaju odgovarajućem kvartalu.

Vrijednosti varijabli koje predstavljaju indeks uvoznih cijena, broj noćenja turista i broj dolazaka turista nijesu bile dostupne kao potpune vremenske serije za cijeli posmatrani period od 2008. do 2010. godine. Kako bi se očuvao kontinuitet mjesečnih serija i omogućilo uključivanje ovih varijabli u modelovanje, nedostajuće vrijednosti su dopunjene interpolacijom.

S obzirom na to da inflacija predstavlja vremensku seriju čija buduća kretanja u velikoj mjeri zavise od prethodnih vrijednosti, u model su uključene zakašnjele vrijednosti ciljne varijable, odnosno stope inflacije, za period od jednog do dvanaest mjeseci. Na taj način model koristi informacije o kretanju inflacije u prethodnih 12 mjeseci, uključujući i vrijednost iz istog mjeseca prethodne godine. Pored toga, za odabrane makroekonomske pokazatelje za koje se očekuje da mogu imati zakašnjeli prediktivni značaj formirane su zakašnjele vrijednosti za 1, 2, 3, 6 i 12 mjeseci. Ovaj postupak primijenjen je na cijene nafte Brent, kurs američkog dolara, inflaciju u Evropskoj uniji i indeks geopolitičkog rizika. Uključivanje ovih lagova omogućava modelu da obuhvati kratka i duža vremenska kašnjenja u prenosu eksternih šokova i međunarodnih cjenovnih kretanja na inflaciju u Crnoj Gori.

Kako bi se obuhvatile sezonske komponente prisutne u ekonomskim podacima, kreirane su dvije dodatne varijable zasnovane na sinusnoj i kosinusnoj transformaciji kalendarskog mjeseca (Hyndman & Athanasopoulos, 2014). Ove transformacije omogućavaju prepoznavanje periodičnih obrazaca bez potrebe za korišćenjem velikog broja binarnih sezonskih indikatora.

Nakon formiranja svih karakteristika izvršena je provjera nedostajućih vrijednosti. Formirani skup karakteristika korišćen je za treniranje i evaluaciju modela Random Forest, XGBoost i njihovog ansambla. Kontinuirano ažuriranje baze podataka omogućava naknadno ponovno treniranje modela i prilagođavanje novim ekonomskim uslovima, čime se održava relevantnost i tačnost prognoza.

5

Rezultati

5.1. Evaluacija performansi modela

Performanse razvijenih modela ocijenjene su korišćenjem više metrika za regresione zadatke: srednje apsolutne greške (MAE), korijena srednje kvadratne greške (RMSE), srednje apsolutne procentualne greške (MAPE) i koeficijenta determinacije (R^2) (Géron, 2019; Hyndman & Koehler, 2006). Pored ovih metrika, korišćena je i dekompozicija greške na proporciju pristrasnosti, varijanse i kovarijanse, kako bi se detaljnije analizirala struktura odstupanja između stvarnih i predviđenih vrijednosti (Theil, 1965).

Srednja apsolutna greška predstavlja prosječnu apsolutnu razliku između stvarnih i predviđenih vrijednosti. Drugim riječima, ova metrika pokazuje za koliko model u prosjeku griješi prilikom prognoziranja inflacije, bez obzira na to da li je predikcija veća ili manja od stvarne vrijednosti. Zbog toga je MAE jednostavna za interpretaciju, jer je izražena u istoj jedinici kao i ciljna varijabla, u ovom slučaju u procentnim poenima.

Korijen srednje kvadratne greške, odnosno RMSE, mjeri prosječnu veličinu greške predikcije, pri čemu se veća odstupanja dodatno naglašavaju. Za razliku od MAE, koji sve greške tretira jednako, RMSE daje veću težinu većim greškama, pa je posebno koristan za identifikovanje modela koji prave izraženija odstupanja.

Srednja apsolutna procentualna greška, odnosno MAPE, prikazuje prosječnu grešku predikcije u procentima u odnosu na stvarne vrijednosti. Ova metrika je korisna jer omogućava relativno poređenje grešaka, nezavisno od nivoa posmatrane varijable. Niža vrijednost MAPE ukazuje na veću relativnu tačnost prognoze.

Koeficijent determinacije, odnosno R^2, pokazuje koliki dio varijabilnosti stvarnih vrijednosti model uspijeva da objasni. Vrijednost R^2 bliža jedinici ukazuje na bolju sposobnost modela da objasni kretanje ciljne varijable, dok niže vrijednosti znače da model objašnjava manji dio promjena u posmatranoj seriji.

Pored navedenih metrika, korišćena je i dekompozicija greške na proporciju pristrasnosti (*bias*), varijanse i kovarijanse. Proporcija pristrasnosti pokazuje u kojoj mjeri greška potiče od sistematskog odstupanja prosječne predikcije od prosječne stvarne vrijednosti. Visoka vrijednost ukazuje da model sistematski precjenjuje ili potcjenjuje inflaciju. Komponenta varijanse pokazuje u kojoj mjeri greška nastaje zato što model ne uspijeva pravilno da reprodukuje varijabilnost stvarne serije. Visoka vrijednost ove komponente ukazuje da predikcije imaju previše ili premalo oscilacija u odnosu na stvarne vrijednosti. Kovarijansa predstavlja preostali, nesistematski dio greške, odnosno dio koji nije posljedica razlike u prosjeku ili varijansi. U idealnom slučaju, udio pristrasnosti i varijanse treba da budu što niži, dok veći udio kovarijanse ukazuje da je veći dio greške nesistematske prirode.

Horizont	MAE	RMSE	MAPE
1-3 mjeseca	0,11	0,12	4,27
4-8 mjeseci	0,54	0,61	13,69
9-12 mjeseci	0,23	0,25	5,11

TABELA 1

Rezultati po horizontima – Random Forest

TABELA 2

Rezultati po horizontima - XGBoost

Horizont	MAE	RMSE	MAPE
1-3 mjeseca	0,27	0,37	10,35
4-8 mjeseci	0,3	0,31	7,32
9-12 mjeseci	0,62	0,66	13,9

TABELA 3

Rezultati po horizontima – Ansambl

Horizont	MAE	RMSE	MAPE
1-3 mjeseca	0,17	0,24	6,27
4-8 mjeseci	0,42	0,44	10,51
9-12 mjeseci	0,36	0,42	7,91

Rezultati po grupama prognoznih horizonata, prikazani u tabelama 1–3, pokazuju da se preciznost modela mijenja u zavisnosti od udaljenosti mjeseca za koji se prognoza izrađuje. Random Forest ostvaruje najbolje rezultate kod horizonata od jednog do tri mjeseca unaprijed, sa najnižim vrijednostima MAE (0,11), RMSE (0,12) i MAPE (4,27%), što ukazuje na visoku preciznost kratkoročnih prognoza. Kod horizonata od četiri do osam mjeseci njegove greške se povećavaju, dok se kod horizonata od devet do dvanaest mjeseci performanse ponovo poboljšavaju. XGBoost pokazuje drugačiji obrazac, ostvarujući bolje rezultate od ostalih modela u srednjoročnom periodu, sa MAE od 0,30, RMSE od 0,31 i MAPE od 7,32%, dok su njegove greške izraženije u posljednjoj grupi horizonata. Ansambl model ne nadmašuje najbolji pojedinačni model ni u jednoj od posmatranih grupa, ali kombinovanjem prognoza ublažava veća odstupanja pojedinačnih algoritama. Time se postiže povoljniji ukupni rezultat prema RMSE metrici, uprkos tome što ansambl nije najpreciznji u svakoj pojedinačnoj grupi horizonata.

S obzirom na mali broj opservacija u pojedinačnim grupama horizonata, za analizu performansi po grupama prikazane su metrike MAE, RMSE i MAPE, koje direktno mjere veličinu prognostičke greške. Koeficijent determinacije R^2 i dekompozicija greške na komponente pristrasnosti, varijanse i kovarijanse prikazani su samo za ukupni testni period, jer njihova interpretacija na malim uzorcima može biti nepouzdana.

TABELA 4

Zbirna evaluacija za horizonte 1-12 mjeseci

Model	MAE	RMSE	MAPE	R^2	Bias	Varijansa	Kovarijansa
Random Forest	**0,33**	0,42	**8,47**	0,71	0,33	0,00	0,67
XGBoost	0,40	0,47	10,27	0,64	0,40	0,19	0,41
Ansambl	0,34	**0,39**	8,58	**0,74**	0,47	0,13	0,40

Posmatrano na nivou cjelokupnog dvanaestomjesečnog testnog perioda, rezultati iz Tabele 4 pokazuju da ansambl model ostvaruje najbolje performanse prema RMSE i R^2 pokazateljima, dok Random Forest postiže najniže vrijednosti MAE i MAPE. Random Forest ostvaruje MAE od 0,33 procentna poena i MAPE od 8,47%, što ukazuje na najmanja prosječna apsolutna i relativna odstupanja od stvarnih vrijednosti inflacije. Njegov RMSE iznosi 0,42 procentna poena, dok koeficijent determinacije R^2 dostiže vrijednost od 0,71, što potvrđuje zadovoljavajuću prediktivnu sposobnost ovog modela u posmatranom testnom periodu.

XGBoost ostvaruje nešto slabije ukupne rezultate u odnosu na Random Forest, sa MAE od 0,40, RMSE od 0,47 procentnih poena i MAPE od 10,27%. Koeficijent determinacije R^2 iznosi 0,64. Iako XGBoost pokazuje veću prognostičku grešku na nivou ukupnog testnog perioda, rezultati po horizontima ukazuju na njegovu prednost u srednjoročnom prognoziranju, posebno u periodu od četiri do osam mjeseci unaprijed.

Ansambl model, zasnovan na kombinovanju prognoza Random Forest i XGBoost algoritama sa jednakim ponderima od 50%, ostvaruje najnižu ukupnu vrijednost RMSE od 0,39 procentna poena i najveći koeficijent determinacije R^2 od 0,74. Njegov MAE iznosi 0,34 procentna poena, što je neznatno više u odnosu na Random Forest, dok MAPE iznosi 8,58%. Ovi rezultati pokazuju da kombinovanje prognoza doprinosi smanjenju većih odstupanja, što se odražava kroz nižu vrijednost RMSE. Iako Random Forest zadržava prednost prema prosječnoj apsolutnoj i relativnoj grešci, ansambl ostvaruje povoljnije rezultate prema metrikama koje su osjetljivije na izraženija prognostička odstupanja. Time se potvrđuje potencijalna korist kombinovanja različitih algoritama mašinskog učenja u prognoziranju inflacije.

Dekompozicija srednje kvadratne greške pruža dodatni uvid u strukturu odstupanja između stvarnih i prognoziranih vrijednosti inflacije. Kod Random Forest modela udio pristrasnosti iznosi 0,33, dok je udio varijanse približno jednak nuli, što ukazuje na dobro podudaranje varijabilnosti prognoziranih i stvarnih vrijednosti. Najveći dio srednje kvadratne greške pripada komponenti kovarijanse, koja iznosi 0,67, što sugeriše da značajan dio preostale greške potiče od nesistematskih odstupanja.

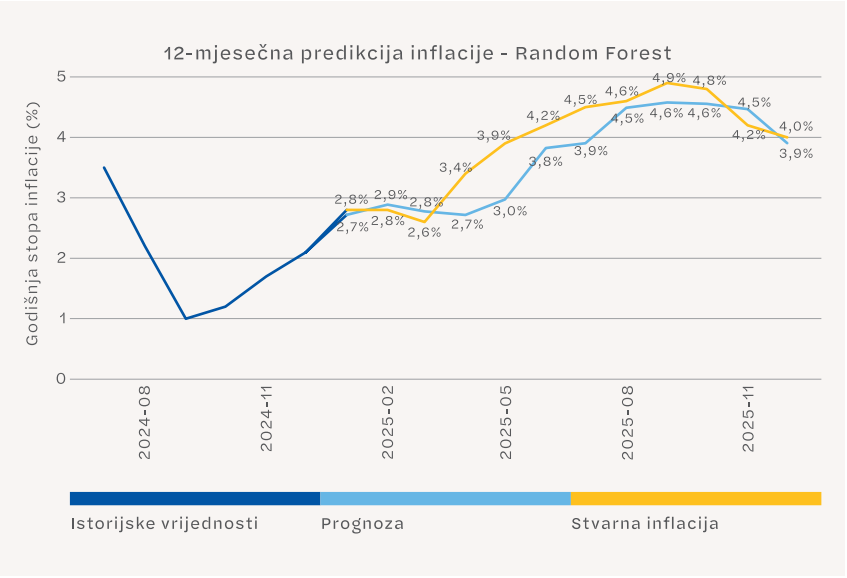
Kod XGBoost modela udio pristrasnosti iznosi 0,40, udio varijanse 0,19, a udio kovarijanse 0,41. Ovakva struktura pokazuje da greška modela proizlazi iz kombinacije sistematskog odstupanja prosječne prognoze, razlika u varijabilnosti prognoziranih i stvarnih vrijednosti, kao i nesistematskih odstupanja.

Kod ansambl modela udio pristrasnosti iznosi 0,47, udio varijanse 0,13, dok komponenta kovarijanse čini 0,40 ukupne srednje kvadratne greške. Iako pristrasnost predstavlja najveću pojedinačnu komponentu greške ansambla, njegova ukupna prognostička greška, mjerena RMSE pokazateljem, niža je nego kod oba pojedinačna modela. To ukazuje da kombinovanje prognoza može doprinijeti smanjenju ukupnih kvadratnih odstupanja, čak i kada relativni udio sistematske komponente greške ostaje izražen. Rezultati dekompozicije, zajedno sa ostalim evaluacionim metrikama, potvrđuju da se modeli razlikuju ne samo prema veličini već i prema strukturi prognostičkih grešaka.

5.2. Analiza grafičkog prikaza predikcija

Pored numeričke evaluacije modela, izvršena je i vizuelna analiza predikcija inflacije za period od januara do decembra 2025. godine. Na slikama su prikazane istorijske vrijednosti inflacije iz trening perioda, stvarne vrijednosti inflacije u testnom periodu i vrijednosti koje su predviđene primjenom Random Forest, XGBoost i ansambl modela. Vertikalna isprekidana linija označava prelaz iz trening perioda u testni period.

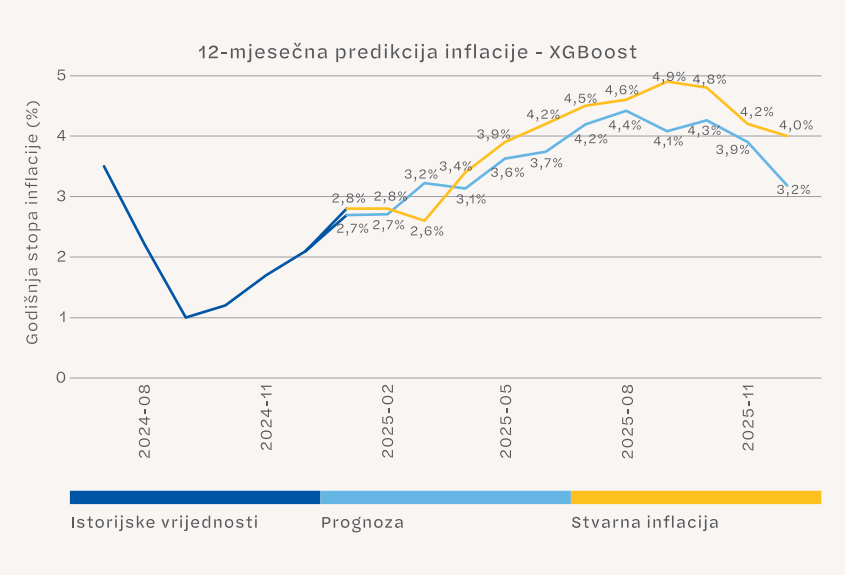
Na slici 1 prikazana je dvanaestomjesečna predikcija inflacije dobijena primjenom Random Forest modela. Grafik pokazuje da ovaj model veoma dobro prati stvarne vrijednosti inflacije tokom većeg dijela testnog perioda. Na početku 2025. godine predikcije su gotovo identične stvarnim vrijednostima, pri čemu model u januaru predviđa inflaciju od 2,7%, dok stvarna vrijednost iznosi 2,8%. U februaru predikcija iznosi 2,9%, a stvarna vrijednost 2,8%, dok je u martu predviđena vrijednost 2,8%, u odnosu na stvarnih 2,6%.



SLIKA 1

Predikcija Random Forest modela

Krajem godine Random Forest pravilno registruje usporavanje inflacije. U novembru model predviđa 4,5%, dok stvarna vrijednost iznosi 4,2%, a u decembru predikcija i stvarna vrijednost iznose približno 4,0%. Ovakvo kretanje pokazuje da Random Forest uspješno prepoznaje i fazu rasta inflacije tokom većeg dijela godine i njeno usporavanje u posljednjem kvartalu. Vizuelna analiza je u skladu sa numeričkim rezultatima, prema kojima Random Forest ostvaruje najbolje performanse prema MAE i MAPE metrikama.

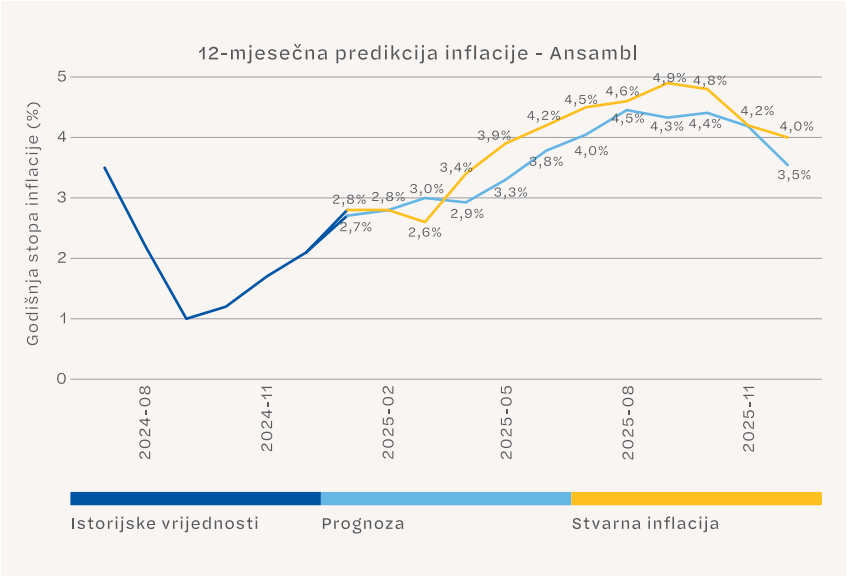


SLIKA 2

Predikcija XGBoost modela

Na slici 2 prikazana je predikcija inflacije dobijena primjenom XGBoost modela. XGBoost takođe prati osnovni smjer kretanja inflacije, ali pokazuje nešto izraženiju tendenciju potcjenjivanja stvarnih vrijednosti u periodu viših inflatornih pritisaka. Model relativno dobro prati početak testnog perioda, ali tokom sredine godine njegove predikcije sporije rastu u odnosu na stvarnu inflaciju. Najizraženije odstupanje javlja se u periodu kada inflacija dostiže najviše vrijednosti, jer model ne uspijeva u potpunosti da dostigne stvarni nivo inflacije.

Na slici 3 prikazana je predikcija inflacije dobijena primjenom ansambl modela. Ansambl model prati osnovni smjer kretanja inflacije tokom 2025. godine, uključujući njen rast tokom većeg dijela godine i usporavanje u posljednjem kvartalu. U početnim mjesecima prognoze su relativno bliske stvarnim vrijednostima, dok tokom sredine godine model



SLIKA 3

Predikcija ansambl modela

pokazuje tendenciju potcjenjivanja inflacije, ali u pojedinim mjesecima ostvaruje manja odstupanja u odnosu na XGBoost. Krajem godine ansambl pravilno prepoznaje usporavanje inflacije. U novembru prognozirana i stvarna vrijednost iznose približno 4,2%, dok u decembru model predviđa 3,5%, naspram stvarnih 4,0%. Iako Random Forest ostvaruje nešto bolje rezultate prema MAE i MAPE metrikama, ansambl postiže najniži ukupni RMSE i najveći R^2, što ukazuje na smanjenje većih prognostičkih odstupanja, u skladu sa rezultatima prikazanim u tabeli 4.

5.3. Uporedna analiza modela

Poređenjem rezultata dobijenih primjenom tri modela može se uočiti da svi modeli u određenoj mjeri prepoznaju osnovni smjer kretanja inflacije tokom 2025. godine. Modeli registruju rast inflacije tokom većeg dijela godine, kao i njeno usporavanje u posljednjem kvartalu. To pokazuje da modeli imaju sposobnost da obuhvate osnovnu dinamiku inflatornih kretanja.

Random Forest ostvaruje najbolje rezultate prema MAE i MAPE metrikama, što ukazuje na najmanja prosječna apsolutna i relativna odstupanja od stvarnih vrijednosti inflacije. XGBoost pokazuje nešto slabije ukupne performanse, ali ostvaruje najbolje rezultate kod srednjoročnih prognoza, za horizonte od četiri do osam mjeseci unaprijed. Ansambl model, koji kombinuje predikcije ova dva algoritma, ostvaruje najnižu vrijednost RMSE i najveći koeficijent determinacije R^2. Ovakvi rezultati ukazuju da kombinovanje predikcija doprinosi smanjenju većih prognostičkih odstupanja, iako ne obezbjeđuje najnižu prosječnu apsolutnu i relativnu grešku.

Uključivanje ansambl modela u analizu omogućilo je ispitivanje da li kombinovanje dva različita pristupa mašinskog učenja može doprinijeti preciznijem prognoziranju inflacije. Rezultati pokazuju da ansambl ostvaruje određene prednosti u odnosu na pojedinačne modele, posebno prema RMSE pokazatelju, dok Random Forest zadržava prednost prema MAE i MAPE metrikama. Time se potvrđuje da izbor najpogodnijeg modela zavisi od kriterijuma kojim se ocjenjuje preciznost prognoze, kao i od posmatranog prognoznog horizonta.

5.4. Analiza značaja karakteristika

Pored evaluacije tačnosti modela, analiziran je i relativni značaj ulaznih karakteristika kod Random Forest modela. Ova analiza omogućava identifikaciju varijabli koje su imale najveći doprinos u formiranju predikcija inflacije za različite vremenske horizonte. Važno je naglasiti da modeli mašinskog učenja mogu odrediti samo relativnu važnost određene karakteristike, što ne znači da mogu precizno objasniti koliki je doprinos određene vrijednosti te karakteristike konačnoj predikciji.

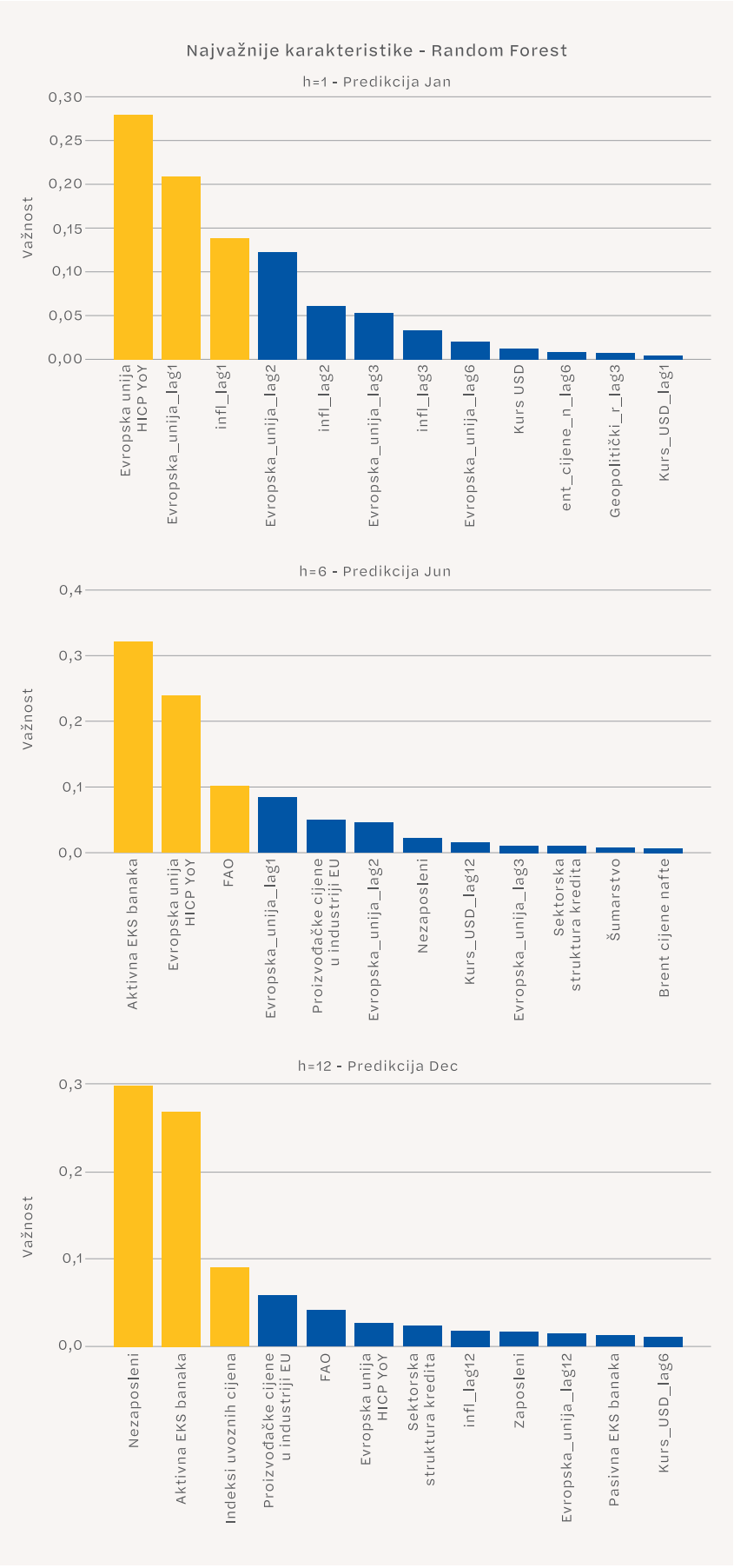
Na slici 4 prikazane su najvažnije karakteristike pri horizontima prognoze od jednog, šest i dvanaest mjeseci unaprijed. Na ovaj način moguće je vidjeti kako se značaj pojedinih varijabli mijenja u zavisnosti od dužine predikcionog horizonta.

Ekonomska interpretacija dobijenih rezultata ukazuje da se značaj pojedinačnih varijabli mijenja u zavisnosti od dužine horizonta. Kod prognoze za jedan mjesec unaprijed, najveći značaj imaju inflacija u Evropskoj uniji i njene lagovane vrijednosti. Ovakav rezultat je očekivan imajući u vidu da je Crna Gora mala i otvorena ekonomija, snažno povezana sa tržištem Evropske unije. Promjene cijena u EU mogu se relativno brzo prenijeti na domaće cijene kroz uvoz robe, energenata i hrane.

Kod prognoze za šest mjeseci unaprijed raste značaj finansijskih pokazatelja, naročito aktivnih efektivnih kamatnih stopa banaka. Ovaj nalaz može se objasniti činjenicom da promjene u uslovima finansiranja ne utiču trenutno na inflaciju, već sa određenim vremenskim kašnjenjem. Više kamatne stope mogu uticati na kreditnu aktivnost, potrošnju i investicije, što se kasnije može odraziti na potražnju i cjenovne pritiske. Pored toga, značaj FAO indeksa cijena hrane i proizvođačkih cijena u EU ukazuje da inflacija u ovom horizontu zavisi i od eksternih troškovnih faktora, posebno zbog uvozne zavisnosti crnogorske ekonomije.

Kod prognoze za dvanaest mjeseci unaprijed veći značaj dobijaju pokazatelji tržišta rada i finansijskog sektora, kao što su nezaposlenost, zaposlenost, bruto plate, kamatne stope i sektorska struktura kredita. Ovi pokazatelji daju uvid u domaće makroekonomske uslove koji utiču na inflaciju kroz raspoloživi dohodak, potrošnju stanovništva, troškove rada i kreditnu aktivnost. Na primjer, promjene u zaposlenosti i zaradama mogu uticati na tražnju za robom i uslugama, dok kretanje kredita i kamatnih stopa utiče na finansijske uslove i potrošačko ponašanje.

Analiza značaja karakteristika potvrđuje da model ne koristi samo prethodne vrijednosti inflacije, već uključuje širi skup domaćih i međunarodnih makroekonomskih informacija. Ipak, rezultate treba tumačiti oprezno, jer relativni značaj karakteristika ne ukazuje na uzročno-posljedičnu vezu, niti pokazuje smjer i tačan kvantitativni efekat pojedinačne varijable na inflaciju. On pokazuje samo koliko je određena varijabla bila korisna modelu u procesu formiranja predikcije.



SLIKA 4

Važnost karakteristika za jedan, šest i dvanaest mjeseci unaprijed

6

Zaključak

U ovom radu ispitana je mogućnost primjene modela mašinskog učenja za prognoziranje godišnje stope inflacije na mjesečnom nivou u Crnoj Gori. Analiza je sprovedena na skupu mjesečnih makroekonomskih podataka koji obuhvata period od 2008. do 2025. godine, pri čemu su kao ulazne varijable korišćeni domaći i međunarodni ekonomski pokazatelji, kao i lagovane vrijednosti inflacije i drugih relevantnih varijabli. Podaci iz perioda 2008 - 2024. godine korišćeni su za treniranje modela, dok je 2025. godina izdvojena kao testni period za procjenu tačnosti prognoza.

Za potrebe prognoziranja korišćeni su Random Forest, XGBoost i ansambl model. Random Forest i XGBoost izabrani su jer predstavljaju dva različita pristupa ansambl učenju zasnovanom na stablima odlučivanja. Ansambl model je uključen kako bi se ispitalo da li kombinovanje ova dva različita pristupa može doprinijeti stabilnijoj i tačnijoj prognozi.

Najbolje rezultate prema MAE i MAPE metrikama ostvario je Random Forest model, sa vrijednostima MAE = 0,33, RMSE = 0,42, MAPE = 8,47% i R^2 = 0,71. Ovi rezultati ukazuju da je Random Forest imao najmanje prosječno apsolutno i relativno odstupanje od stvarnih vrijednosti inflacije. XGBoost je ostvario nešto slabije ukupne rezultate, sa MAE = 0,40, RMSE = 0,47, MAPE = 10,27% i R^2 = 0,64. Sa druge strane, ansambl model ostvario je najbolje rezultate prema RMSE i R^2 metrikama, sa vrijednostima MAE = 0,34, RMSE = 0,39, MAPE = 8,58% i R^2 = 0,74. Ovi rezultati ukazuju da je kombinovanje predikcija doprinijelo smanjenju većih prognostičkih odstupanja, uz zadržavanje prosječne apsolutne greške na nivou približnom Random Forest modelu.

Vizuelna analiza predikcija pokazala je da sva tri modela uspijevaju da registruju osnovnu dinamiku inflacije tokom 2025. godine, odnosno rast tokom većeg dijela godine i usporavanje u posljednjem kvartalu. Random Forest je pokazao visoku preciznost u praćenju stvarnih vrijednosti inflacije, posebno u kratkoročnom i dugoročnom prognoziranju. XGBoost je takođe pratio osnovni trend, ali sa nešto većim ukupnim odstupanjima, pri čemu je najbolje rezultate ostvario kod srednjoročnih horizonata. Ansambl model pokazao je uravnoteženiju prognoznu putanju, smanjujući izraženija odstupanja pojedinačnih modela, što je u skladu sa njegovom najnižom vrijednošću RMSE i najvećim koeficijentom determinacije.

Rezultati ansambl modela pokazuju da kombinovanje predikcija različitih algoritama mašinskog učenja može doprinijeti poboljšanju ukupne preciznosti prognoziranja inflacije. Iako ansambl nije nadmašio Random Forest prema MAE i MAPE metrikama, ostvario je bolje rezultate prema RMSE i R^2 pokazateljima. Ovakav nalaz ukazuje na potencijalnu korist kombinovanja različitih principa učenja Random Forest i XGBoost modela, posebno u pogledu smanjenja većih prognostičkih grešaka. Istovremeno, rezultati potvrđuju da izbor najpogodnijeg modela zavisi od primijenjenog kriterijuma evaluacije i prognoznog horizonta.

Važno je naglasiti da dobijene rezultate treba tumačiti kao preliminarni dokaz korisnosti modela mašinskog učenja u prognoziranju inflacije, a ne kao konačnu potvrdu superiornosti određenog modela u svim okolnostima. Testni period obuhvata samo 2025. godinu, pri čemu je Random Forest ostvario najbolje rezultate prema MAE i MAPE metrikama, dok je ansambl model postigao najnižu vrijednost RMSE i najveći koeficijent determinacije R^2. Ovi nalazi ukazuju da izbor najpogodnijeg modela

zavisi od primijenjenog kriterijuma evaluacije, izabranih ulaznih varijabli, metodologije i posmatranog perioda. Pouzdanija ocjena kvaliteta i stabilnosti modela zahtijevala bi duži testni period i ponovljenu evaluaciju u različitim ekonomskim uslovima.

Ograničenja ovog istraživanja odnose se prije svega na relativno mali broj mjesečnih opservacija, što je čest problem kod makroekonomskih vremenskih serija, kao i na mogućnost da određeni eksterni šokovi nijesu u potpunosti obuhvaćeni dostupnim varijablama. Buduća istraživanja mogla bi uključiti širi skup indikatora, kao što su detaljnije komponente cijena hrane i energenata, očekivanja potrošača, fiskalne mjere, globalni indeksi ponude i dodatni pokazatelji međunarodnih finansijskih uslova. Takođe, korisno bi bilo ispitati dodatne modele mašinskog učenja, hibridne pristupe i različite načine kombinovanja modela.

Uprkos navedenim ograničenjima, rezultati rada pokazuju da modeli mašinskog učenja mogu predstavljati koristan alat za dopunu postojećih modelskih i ekspertskih prognoza inflacije u Centralnoj banci Crne Gore.

7

Literatura

1. Ahmed, N. K., Atiya, A. F., Gayar, N. E., & El-Shishiny, H. (2010). An Empirical Comparison of Machine Learning Models for Time Series Forecasting. *Econometric Reviews*, 594–621. doi:10.1080/07474938.2010.481556
2. Aras, S., & Lisboa, P. J. (2022). Explainable inflation forecasts by machine learning models. *Expert Systems with Applications*, 207. doi:10.1016/j.eswa.2022.117982
3. Athey, S., & Imbens, G. (2019). Machine Learning Methods That Economists Should Know About. *Annual Review of Economics*, 11, 685-725. doi:10.1146/annurev-economics-080217-053433
4. Berben, R.-P., Rasiawan, R., & de Winter, J. (2025). *Forecasting Dutch inflation using machine learning methods*. Amsterdam: De Nederlandsche Bank.
5. Bergstra, J., & Bengio, Y. (2012). Random Search for Hyper-Parameter Optimization. *Journal of Machine Learning Research 13*, 281-305. doi:10.5555/2188385.2188395
6. Biau, G., & Scornet, E. (2016). A random forest guided tour. *TEST*, 25, 197–227. doi:10.1007/s11749-016-0481-7
7. Boaretto, G., & Medeiros, M. C. (2023). *Forecasting inflation using disaggregates and machine learning*. arXiv. Preuzeto sa: https://arxiv.org/abs/2308.11173
8. Bojaj, M. (2024). *Izazov prognoziranja inflacije u periodu pandemije COVID-19*. Podgorica: Centralna banka Crne Gore.
9. Bojaj, M. M., & Đurović, G. (2020). Forecasting Inflation: A Combination Approach. *Inzinerine Ekonomika-Engineering Economics*, 145–154.
10. Box, G. E., Jenkins, G. M., Reinsel, G. C., & Ljung, G. M. (2016). *Time Series Analysis - Forecasting and Control*. Hoboken, New Jersey: Wiley.
11. Breiman, L. (2001). Random Forests. *Machine Learning*, 5-32. doi:10.1023/A:1010933404324
12. Chen, T., & Guestrin, C. (2016). XGBoost: A Scalable Tree Boosting System. *Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining* (pp. 785-794). New York: Association for Computing Machinery. doi:10.1145/2939672.2939785
13. Coulombe, P. G., Leroux, M., Stevanovic, D., & Surprenant, S. (2020). How is Machine Learning Useful for Macroeconomic Forecasting? *Journal of Applied Econometrics*, 920-964. doi:10.1002/jae.2910
14. Dietterich, T. G. (2000). Ensemble Methods in Machine Learning. *Multiple Classifier Systems* (pp. 1-15). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. doi:10.1007/3-540-45014-9_1
15. Faust, J., & Wright, J. H. (2013). Forecasting inflation. *Handbook of economic forecasting*, 2-56. doi:10.1016/B978-0-444-53683-9.00001-3
16. Friedman, J. H. (2001). Greedy Function Approximation: A Gradient Boosting Machine. *The Annals of Statistics*, 1189-1232. doi:10.1214/aos/1013203451
17. Géron, A. (2019). *Hands-on Machine Learning with Scikit-Learn, Keras & TensorFlow* (2nd edition). Sebastopol: O'Reilly Media.

18. Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2014). *Forecasting: Principles and Practice*. Crawley, Western Australia, Australia: OTexts.
19. Hyndman, R. J., & Koehler, A. B. (2006). Another look at measures of forecast accuracy. *International Journal of Forecasting*, 679-688. doi:10.1016/j.ijforecast.2006.03.001
20. Ivanović, M. (2023). *Dijagnostička analiza inflacije u Crnoj Gori*. Podgorica: Centralna banka Crne Gore.
21. Kalezić, Z., Cerović, S., & Božović, B. (2007). *Prognoziranje inflacije: Empirijsko istraživanje kretanja indeksa cijena na malo u Crnoj Gori za 2007. godinu - primjena ARIMA modela*. Podgorica: Centralna banka Crne Gore.
22. Kohlscheen, E. (2021). *What does machine learning say about the drivers of inflation?* Basel: Bank for International Settlements (Working Paper No. 980).
23. Lenza, M., Moutachaker, I., & Paredes, J. (2023, October 17). *Forecasting euro area inflation with machine learning models*. Frankfurt: European Central Bank. Preuzeto sa: https://www.ecb.europa.eu/press/research-publications/resbull/2023/html/ecb.rb231017~b910853393.en.pdf
24. Liu, Y., Pan, R., & Xu, R. (2024). *Mending the Crystal Ball: Enhanced Inflation Forecasts with Machine Learning*. Washington, D.C.: IMF Working Papers 2024, 206.
25. Makridakis, S., Spiliotis, E., & Assimakopoulos, V. (2018). Statistical and Machine Learning forecasting methods: Concerns and ways forward. *PLOS ONE*, 1-26. doi:10.1371/journal.pone.0194889
26. Medeiros, M. C., Vasconcelos, G. F., Veiga, Á., & Zilberman, E. (2019). Forecasting Inflation in a Data-Rich Environment: The Benefits of Machine Learning Methods. *Journal of Business & Economic Statistics*, 1-45. doi:10.1080/07350015.2019.1637745
27. Mullainathan, S., & Spiess, J. (2017). Machine Learning: An Applied Econometric Approach. *Journal of Economic Perspectives*, 87–106. doi:10.1257/jep.31.2.87
28. Natekin, A., & Knoll, A. (2013). Gradient boosting machines, a tutorial. *Frontiers in Neurorobotics*, 7. doi:10.3389/fnbot.2013.00021
29. Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., & Thirion, B. (2011). Scikit-learn: Machine Learning in Python. Journal of Machine Learning Research 12, 2825-2830. doi:10.5555/1953048.2078195
30. Stock, J. H., & Watson, M. W. (2001). Vector Autoregressions. *Journal of Economic Perspectives*, 101-115. doi:10.1257/jep.15.4.101
31. Theil, H. (1965). *Economic forecasts and policy*. North-Holland Publishing Company.
32. Varian, H. R. (2014). Big Data: New Tricks for Econometrics. *Journal of Economic Perspectives*, 3–28. doi:10.1257/jep.28.2.3
33. Wang, X., Hyndman, R. J., Li, F., & Kang, Y. (2023). Forecast combinations: an over 50-year review. *International J Forecasting*, 1518-1547. https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2022.11.005
34. Yoon, J. (2021). Forecasting of Real GDP Growth Using Machine Learning Models: Gradient Boosting and Random Forest Approach. *Computational Economics*, 1-19. doi:10.1007/s10614-020-10054-w
35. Zhou, Z.-H. (2012). *Ensemble Methods: Foundations and Algorithms*. Chapman and Hall/CRC. doi:10.1201/b12207

Prilog

Karakteristika	Izvor
Mjesečna stopa inflacije	CBCG
Indeks proizvođačkih cijena	MONSTAT
Bruto domaći proizvod	MONSTAT
Indeks uvoznih cijena	MONSTAT
Indeks izvoznih cijena	MONSTAT
Vađenje rude i kamena	CBCG
Prerađivačka industrija	CBCG
Snabdijevanje električnom energijom, gasom i parom	CBCG
Šumarstvo	CBCG
Broj noćenja turista	CBCG
Broj dolazaka turista	MONSTAT
Indeks prometa u industriji	MONSTAT
Indeks proizvodnje u industriji	CBCG
Depozitne institucije	CBCG
Sektorska struktura kredita	CBCG
Sektorska struktura depozita	CBCG
Depoziti stanovništva	CBCG
Aktivna EKS banaka	CBCG
Pasivna EKS banaka	CBCG
EKS MFI	CBCG
Zaposleni	CBCG
Nezaposleni	CBCG
Neto zarade	CBCG
Bruto zarade	CBCG
Vrijednost izvršenih građevinskih radova	CBCG
Izvršeni efektivni časovi rada ostvareni na gradilištima	CBCG
Cijena stanova u novogradnji	MONSTAT
Ukupan promet na crnogorskoj berzi	CBCG
RTGS i DNS platni promet	CBCG
Evropska unija HICP	EUROSTAT
Kurs USD	CBCG
Geopolitički rizik	matteoiacoviello.com
Cijene nafte Brent	Investing.com
FAO	fao.org
Proizvođačke cijene u industriji EU	EUROSTAT
Kamatna stopa na depozitne olakšice ECB-a	EUROSTAT

TABELA 5

Lista korišćenih karakteristika

TABELA 6

Tabelarni pregled literature

Autor(i)	Metodologija	Glavni nalazi	Istraživački jaz	Doprinos ovog rada
Aras & Lisboa (2022)	Explainable Machine Learning modeli za prognoziranje inflacije	Naglašavaju značaj interpretabilnosti ML modela kod prognoziranja inflacije.	Fokus je više na objašnjivosti modela, a manje na praktičnoj primjeni u malim otvorenim ekonomijama.	Rad koristi analizu značaja karakteristika kako bi se identifikovali najvažniji prediktori inflacije u Crnoj Gori.
Athey & Imbens (2019)	Primjena mašinskog učenja u ekonomskim istraživanjima	Ističu značaj ML metoda u savremenoj ekonomiji, posebno kod prediktivnih zadataka i rada sa velikim skupovima podataka.	Rad je opšti metodološki pregled i nije usmjeren na prognoziranje inflacije.	Rad koristi ML pristup u konkretnom makroekonomskom problemu prognoziranja inflacije.
Bergstra & Bengio (2012)	Poređenje random search i grid search pristupa za optimizaciju hiperparametara modela mašinskog učenja.	Random search može biti efikasniji od grid search-a, posebno kada samo određeni hiperparametri značajno utiču na performanse modela.	Rad se fokusira na metod optimizacije hiperparametara, bez primjene na specifičan problem.	Ovaj rad primjenjuje randomizovanu pretragu hiperparametara kroz RandomizedSearchCV radi optimizacije ML modela za prognoziranje inflacije u Crnoj Gori.
Biau & Scornet (2016)	Teorijski i praktični pregled Random Forest algoritma	Objašnjavaju osnovne karakteristike Random Forest modela i njegovu sposobnost generalizacije.	Rad je metodološki i ne bavi se primjenom na inflaciju.	Rad koristi Random Forest kao jedan od glavnih modela za prognoziranje inflacije u Crnoj Gori.
Berben, Rasiawan, & de Winter (2025)	ML modeli za prognoziranje holandske inflacije	Pokazuju korisnost ML modela u centralnobankarskom okruženju.	Istraživanje se odnosi na razvijenu ekonomiju sa drugačijom institucionalnom i makroekonomskom strukturom.	Rad testira ML modele u ekonomiji Crne Gore, koja ima karakteristike male, otvorene i uvozno zavisne ekonomije.
Boaretto & Medeiros (2023)	Prognoziranje inflacije korišćenjem disagregiranih komponenti i ML metoda	ML modeli mogu biti korisni kada postoji veliki broj prediktora i detaljnih komponenti inflacije.	Fokus je na disagregiranim komponentama inflacije, dok se manje pažnje posvećuje malim otvorenim ekonomijama.	Rad koristi domaće i međunarodne makroekonomske pokazatelje za prognoziranje inflacije u Crnoj Gori.
Bojaj (2024)	Prognoziranje inflacije u periodu pandemije COVID-19	Ukazuje na teškoće prognoziranja inflacije tokom perioda snažnih eksternih šokova.	Fokus je na specifičnom kriznom periodu, a ne na poređenju različitih ML modela.	Rad proširuje analizu primjenom Random Forest, XGBoost i ansambl modela na širi vremenski period.
Bojaj & Đurović (2020)	Kombinovanje prognoza inflacije u Crnoj Gori	Pokazuju da se prognoziranje inflacije može unaprijediti kombinovanjem više modelskih informacija.	Pristup se zasniva na kombinovanju više manjih modela sa ograničenim brojem varijabli, bez primjene savremenih ML algoritama.	Rad se nadovezuje na logiku kombinovanja, ali koristi ML modele sa većim brojem domaćih i međunarodnih karakteristika.
Box, Jenkins, Reinsel, & Ljung (2016)	ARIMA/SARIMA modeli vremenskih serija	Predstavljaju standardnu metodologiju za modelovanje i prognoziranje vremenskih serija.	Tradicionalni modeli vremenskih serija mogu biti ograničeni kod velikog broja prediktora i nelinearnih odnosa.	Rad koristi ML pristup kao dopunu tradicionalnim statističkim i ekonometrijskim metodama.
Breiman (2001)	Random Forest algoritam	Random Forest kombinuje veliki broj stabala odlučivanja i smanjuje varijansu predikcija.	Originalni rad je metodološki i ne odnosi se konkretno na inflaciju ili Crnu Goru.	Rad primjenjuje Random Forest na prognoziranje stope inflacije u Crnoj Gori.
Chen & Guestrin (2016)	XGBoost algoritam	XGBoost predstavlja efikasan i skalabilan boosting metod zasnovan na stablima odlučivanja.	Rad je metodološki i ne bavi se konkretnom ekonomskom primjenom.	Rad testira XGBoost u kontekstu prognoziranja inflacije i poredi ga sa Random Forest i ansambl modelom.
Dietterich (2000)	Ansambl metode u mašinskom učenju	Ističe da kombinovanje više pojedinačnih modela može poboljšati stabilnost i tačnost predikcija.	Rad je opšti metodološki prikaz ansambl pristupa, bez konkretne makroekonomske primjene.	Rad koristi ansambl model kako bi ispitao da li kombinovanje Random Forest i XGBoost predikcija poboljšava prognozu inflacije.
Friedman (2001)	Gradient boosting metod	Predstavlja osnovu boosting pristupa, gdje se modeli grade sekvencijalno radi smanjenja greške predikcije.	Rad je metodološki i ne odnosi se direktno na inflaciju.	Rad koristi XGBoost, koji se zasniva na principima gradient boosting metode.
Faust & Wright (2013)	Pregled literature o prognoziranju inflacije	Tačnost prognoza zavisi od modela, horizonta prognoze, podataka i ekonomskog okruženja.	Ne postoji univerzalno najbolji pristup za sve zemlje i periode.	Rad poredi više modela i procjenjuje koji je najpogodniji za prognoziranje inflacije u Crnoj Gori.
Goulet Coulombe et al. (2020)	Mašinsko učenje u makroekonomskom prognoziranju	ML modeli mogu poboljšati makroekonomske prognoze, posebno kroz obuhvatanje nelinearnosti i interakcija.	Ne analizira specifično inflaciju u Crnoj Gori niti male otvorene ekonomije.	Rad primjenjuje ML modele na crnogorske mjesečne podatke i ispituje mogućnost njihovog korišćenja u inflacionom prognoziranju.
Géron (2019)	Praktična primjena ML modela i evaluacionih metrika	Objašnjava primjenu regresionih modela, validaciju i metrike kao što su MAE i RMSE.	Knjiga je opšta metodološka referenca, bez posebnog fokusa na inflaciju.	Rad koristi standardne regresione metrike za ocjenu performansi modela inflacije.
Hyndman & Athanasopoulos (2014)	Prognoziranje vremenskih serija i sezonski obrasci	Objašnjavaju metode prognoziranja, sezonalnost i korišćenje vremenskih prediktora.	Fokus je metodološki i nije vezan za inflaciju u Crnoj Gori.	Rad koristi sezonske transformacije mjeseca i vremenske karakteristike u pripremi podataka.

Autor(i)	Metodologija	Glavni nalazi	Istraživački jaz	Doprinos ovog rada
Hyndman & Koehler (2006)	Mjere tačnosti prognoze	Analiziraju prednosti i ograničenja različitih metrika tačnosti prognoza.	Rad se bavi metrikama generalno, a ne konkretnim inflacionim modelima.	Rad koristi više metrika, uključujući MAE, RMSE, MAPE i R^2, kako bi se dobila potpunija ocjena modela.
Ivanović (2023)	Dijagnostička analiza inflacije u Crnoj Gori	Ističe značaj domaćih i međunarodnih faktora u formiranju inflatornih pritisaka.	Analiza je prvenstveno dijagnostička, bez poređenja ML modela za prognoziranje.	Rad koristi sličnu makroekonomsku logiku, ali je dopunjava prediktivnim ML modelima.
Kalezić, Cerović, & Božović (2007)	ARIMA model za prognoziranje inflacije u Crnoj Gori	Predstavljaju jedan od početnih primjera modelskog prognoziranja inflacije u institucionalnoj praksi CBCG.	Analiza se zasniva na tradicionalnom ARIMA pristupu i ograničenom skupu vremenskih podataka.	Rad proširuje ranije modelske pristupe primjenom savremenih metoda mašinskog učenja.
Kohlscheen (2021)	ML analiza pokretača inflacije	ML modeli mogu pružiti informacije o relativnom značaju prediktora inflacije.	Fokus je na širem skupu zemalja i razvijenim ekonomijama.	Rad analizira značaj karakteristika za Crnu Goru i različite horizonte prognoze.
Lenza, Moutachaker, & Paredes (2023)	ML modeli za prognoziranje inflacije u eurozoni	ML modeli mogu obuhvatiti nelinearnosti u inflacionoj dinamici i služiti kao dopuna institucionalnim prognozama.	Istraživanje se odnosi na eurozonu, a ne na pojedinačnu malu otvorenu ekonomiju.	Rad primjenjuje sličnu logiku dopune tradicionalnih prognoza u kontekstu Centralne banke Crne Gore.
Liu, Pan, & Xu (2024)	ML modeli za prognoziranje inflacije u Japanu	Random Forest, XGBoost i drugi ML modeli mogu poboljšati prognoziranje inflacije u odnosu na standardne pristupe.	Fokus je na Japanu, ekonomiji sa drugačijom strukturom i monetarnim okruženjem.	Rad testira Random Forest, XGBoost i ansambl pristup na primjeru Crne Gore.
Makridakis, Spiliotis, & Assimakopoulos (2018)	Poređenje statističkih i ML metoda prognoziranja	Naglašavaju da performanse statističkih i ML metoda zavise od podataka, problema i načina evaluacije.	Rad je opšti pregled metoda prognoziranja i nije fokusiran na inflaciju u malim otvorenim ekonomijama.	Rad poredi više ML modela na konkretnom problemu prognoziranja inflacije u Crnoj Gori.
Medeiros et al. (2019)	Prognoziranje inflacije u okruženju bogatom podacima	ML modeli mogu biti korisni kada postoji veliki broj kovarijabli i složeni odnosi između njih.	Istraživanje se ne odnosi na Crnu Goru niti posebno na male otvorene ekonomije.	Rad koristi skup domaćih i međunarodnih makroekonomskih varijabli za prognoziranje inflacije u Crnoj Gori.
Mullainathan & Spiess (2017)	Mašinsko učenje kao primijenjeni ekonometrijski pristup	Ističu da je mašinsko učenje posebno korisno kada je cilj predikcija van uzorka.	Rad nije usmjeren na inflaciju, već na širu primjenu ML metoda u ekonomiji.	Rad koristi ML modele za prognoziranje inflacije van uzorka.
Natekin & Knoll (2013)	Pregled gradient boosting metoda	Objašnjavaju principe gradient boosting modela i njihovu primjenu u prediktivnom modelovanju.	Rad je metodološki i ne bavi se konkretnim makroekonomskim prognozama.	Rad koristi XGBoost kao naprednu implementaciju boosting pristupa za prognoziranje inflacije.
Pedregosa et al. (2011)	Razvoj i predstavljanje biblioteke scikit-learn za primjenu metoda mašinskog učenja u Pythonu.	Scikit-learn omogućava efikasnu primjenu različitih algoritama mašinskog učenja.	Rad je prvenstveno usmjeren na razvoj softverskog alata, a ne na primjenu ML metoda u prognoziranju.	Ovaj rad koristi scikit-learn za implementaciju ML modela za prognoziranje inflacije u Crnoj Gori.
Stock & Watson (2001)	VAR modeli u makroekonomiji	VAR modeli su važan alat za analizu i prognoziranje makroekonomskih vremenskih serija.	Linearni VAR pristupi mogu biti ograničeni kod nelinearnih odnosa i velikog broja prediktora.	Rad koristi ML modele kao fleksibilniju dopunu tradicionalnim ekonometrijskim pristupima.
Theil (1965)	Dekompozicija greške prognoze	Omogućava razlaganje greške na komponente pristrasnosti, varijanse i kovarijanse.	Metod je evaluacioni i ne predstavlja samostalni model prognoziranja.	Rad koristi ovu dekompoziciju za detaljniju analizu izvora grešaka modela.
Varian (2014)	Big data i fleksibilniji ekonometrijski pristupi	Veliki skupovi podataka omogućavaju modelovanje fleksibilnijih odnosa od jednostavnih linearnih modela.	Rad je opšti metodološki osvrt, bez konkretne primjene na inflaciju u Crnoj Gori.	Rad koristi ML modele kako bi obuhvatio potencijalno nelinearne odnose između inflacije i većeg broja prediktora.
Wang et al. (2023)	Pregled literature o metodama kombinovanja prognoza tokom više od 50 godina.	Kombinovanje prognoza različitih modela može poboljšati preciznost.	Rad pruža opšti metodološki pregled, bez konkretne evaluacije modela mašinskog učenja.	Ovaj rad primjenjuje kombinovanje prognoza Random Forest i XGBoost modela sa jednakim ponderima i ocjenjuje njegovu preciznost u prognoziranju inflacije.
Yoon (2021)	Gradient boosting i Random Forest za prognoziranje realnog BDP-a	Modeli zasnovani na stablima odlučivanja mogu biti korisni u makroekonomskim prediktivnim zadacima.	Fokus je na realnom BDP-u, a ne na inflaciji.	Rad primjenjuje slične ML algoritme, ali na problem prognoziranja inflacije u Crnoj Gori.
Zhou (2012)	Teorijska osnova ansambl učenja	Objašnjava principe kombinovanja više modela radi povećanja tačnosti i stabilnosti predikcija.	Knjiga daje opštu teorijsku osnovu, bez specifične primjene na inflaciju u Crnoj Gori.	Rad koristi ansambl pristup za kombinovanje predikcija Random Forest i XGBoost modela.