Broj rada: R5-01
DOI:10.46793/CIRED2026.R5-01_127

SVEOBUHVATNA ANALIZA REKURENTNIH I KONVOLUCIONIH MODELA DUBOKOG UČENJA ZA PROGNOZU POTROŠNJE ELEKTRIČNE ENERGIJE

COMPREHENSIVE ANALYSIS OF RECURRENT AND CONVOLUTIONAL DEEP LEARNING MODELS FOR ELECTRICITY LOAD FORECASTING

Živko SOKOLOVIĆ, Univerzitet u Beogradu, Elektrotehnički Institut Nikola Tesla, Srbija*
Saša MILIĆ, Univerzitet u Beogradu, Elektrotehnički Institut Nikola Tesla, Srbija
Goran KVAŠČEV, Univerzitet u Beogradu, Elektrotehnički fakultet, Srbija
Mileta ŽARKOVIĆ, Univerzitet u Beogradu, Elektrotehnički fakultet, Srbija
Miroslav STANKOVIĆ, Univerzitet u Beogradu, Elektrotehnički Institut Nikola Tesla, Srbija

KRATAK SADRŽAJ

Tačna prognoza potrošnje električne energije je od suštinskog značaja za planiranje elektroenergetskog sistema i upravljanje integracijom obnovljivih izvora energije. Poslednjih godina predložen je veliki broj modela zasnovanih na dubokom učenju za rešavanje problema prognoze vremenskih serija. Duboke neuralne mreže, kao što su rekurentne i konvolucione, sposobne su da automatski prepoznaju složene vremenske obrasce u podacima i obezbede tačne prognoze. Posebno se izdvajaju vremenske konvolucione mreže (*Temporal Convolutional Networks* - TCN) kao novija arhitektura koja ima određene prednosti u odnosu na rekurentne mreže u zadacima prognoziranja. TCN modeli su u stanju da modeluju dugoročne zavisnosti korišćenjem dilatiranih kauzalnih konvolucija i rezidualnih blokova, uz istovremeno postizanje veće računarske efikasnosti. U ovom radu je prikazana komparativna analiza dve arhitekture dubokog učenja, *Long Short-Term Memory* (LSTM) i TCN, primenjeni na prognoziranje podataka o potrošnji električne energije domaćinstava, malih i srednjih preduzeća, dopunjene meteorološkim merenjima. Rezultati pokazuju da obe arhitekture uspešno prepoznaju složene dnevne i nedeljne obrasce potrošnje, dok se razlike javljaju u tačnosti prognoze i računarskoj efikasnosti. Rad ističe prednosti i ograničenja konvolucionih i rekurentnih pristupa za prognozu potrošnje i pruža smernice za izbor modela u savremenim distributivnim elektroenergetskim mrežama.

Ključne reči: vremenske serije, modeli mašinskog učenja, TCN, LSTM, prognoza potrošnje električne energije

ABSTRACT

Accurate electricity load forecasting is essential for power system planning and for managing the integration of renewable energy sources. In recent years, numerous deep learning models have been proposed to address time series forecasting problems. Deep neural networks, such as recurrent or convolutional, are capable of automatically recognizing complex temporal patterns

* Živko Sokolović zivko.sokolovic@ieent.org; Saša Milić s-milic@ieent.org; Goran Kvaščev kvascev@etf.bg.ac.rs; Mileta Žarković mileta@etf.rs; Miroslav Stanković miroslav.stankovic@ieent.org

in time series data and provide accurate predictions. Temporal convolutional networks (TCN) stand out as a newer architecture that has certain advantages over recurrent networks in forecasting tasks. TCNs are able to model long-term dependencies using dilated causal convolutions and residual blocks, while also achieving higher computational efficiency. This work presents a comparative analysis of two deep learning architectures, Long Short-Term Memory (LSTM) and TCN, applied to the forecasting of electricity consumption data from households, small and medium enterprises, complemented with meteorological measurements. The results demonstrate that both architectures can capture complex daily and weekly consumption patterns, while differences emerge in forecast accuracy and computational efficiency. The study highlights the advantages and limitations of convolutional versus recurrent approaches for load forecasting and provides guidance for model selection in modern distribution network applications.

Keywords: time series, machine learning models, TCN, LSTM, electricity load forecasting

1 UVOD

Disbalans između proizvodnje i potrošnje električne energije često je posledica netačnih prognoza potrošnje, što može dovesti do ozbiljnih posledica, kao što je potpuni nestanak napajanja električnom energijom (*blackout*). Suprotno, u slučajevima kada je proizvodnja veća od potrošnje dolazi do nepotrebnog skladištenja viškova energije. Takvi viškovi dodatno uzrokuju povećanje kapitalnih ulaganja i troškova održavanja sistema [1]. Prognoza potrošnje predstavlja proces koji koristi istorijske podatke o električnoj energiji da predvidi buduće potrebe za električnom energijom. Tačno prognoziranje potrošnje može da snizi troškove rada energetskog sistema, pružajući efikasno upravljanje proizvodnjom i distribucijom električne energije [2].

U realnosti, nekoliko spoljnih faktora kao što su klimatski uslovi, temperatura, kalendarski indikatori i specijalni događaji utiču značajno na potrošnju energije. Podaci o potrošnji mogu da izlažu složene obrasce i trendove u različitim vremenskim periodima, dok se njihova statistička svojstva menjaju tokom vremena [3].

Podaci o električnoj energiji su po svojoj prirodi sekvencijalni i predstavljaju vremenske serije. Tradicionalne metode za predikciju vremenskih serija su bazirane na statistici. Statističke metode kao što su ARIMA [4] i ETS [5] modeli su dugo korišćeni za predikciju potrošnje električne energije. Ove metode imaju određena ograničenja koja utiču na efektivnost prognoza. Muče se sa prepoznavanjem složenih i nelinearnih obrazaca potrošnje, osetljivi su na probleme kvaliteta podataka i suočavaju se sa izazovima u pogledu visokodimenzionalnih podataka [6].

Poslednjih godina, modeli mašinskog učenja su privukli značajnu pažnju usled mogućnosti obrade složenih i velikih skupova podataka što ih čini popularnim pristupom u polju prognoze potrošnje. Među tim modelima, rekurentne neuralne mreže (RNN) predstavljaju polaznu tačku kad je reč o modelovanju sekvencijalnih podataka. Ipak, RNN se suočavaju sa ograničenjima kao što su isčezavajući i eksplodirajući gradijenti pri procesiranju dugačkih sekvenci [7]. Da bi se ti problemi prevazišli, uvedena je poboljšana verzija RNN-a poznata kao *Long Short-Term Memory* (LSTM) [8]. U radu [9] je izvršena kratkoročna prognoza potrošnje električne energije jedne elektroenergetske kompanije u Palestini uz pomoć rekurentnih modela. Pokazalo se da *Gated Recurrent Units* (GRU) [10], moderna varijanta rekurentnih mreža slična LSTM modelu,

ali sa manje parametara, postiže najbolje performanse u pogledu tačnosti predikcija. Ova varijanta je računski efikasna i pogodna za rad sa manjim skupovima podataka.

Skorija istraživanja su pokazala da konvolucione arhitekture mogu da nadmaše rekurentne mreže u zadacima modelovanja sekvenci kao što su audio sinteza i mašinsko prevođenje. Stoga, u radu [11] uvedena je nova arhitektura pod nazivom *Temporal Convolutional Network* (TCN). U navedenom radu je izvršeno poređenje ove arhitekture i rekurentnih modela na različitim skupovima podataka, pri čemu su rezultati pokazali da konvolucione mreže treba da se smatraju polaznom tačkom za modelovanje sekvenci. Shodno tome, u ovom radu nova arhitektura biće ispitana u kontekstu prognoze vremenskih serija, odnosno, kratkoročne prognoze potrošnje električne energije za dan unapred.

Ostatak rada organizovan je na sledeći način: u Poglavlju 2 prikazana je teorijska osnova dva modela. Poglavlje 3 obuhvata metodologiju rada, uključujući opis i obradu podataka, postavku parametara modela, kao i korišćene metrike. U Poglavlju 4 prikazani su rezultati istraživanja i njihova diskusija. Poglavlje 5 zaključuje rad i daje smernice za buduća istraživanja.

2 REKURENTNI I KONVOLUCIONI MODELI ZA VREMENSKE SERIJE

2.1 Long short-term memory

LSTM predstavlja poboljšanu varijantu RNN-a koja je dizajnirana da reši probleme sa dugotrajnim zavisnostima sekvencijalnih podataka. Struktura LSTM ćelije je prikazana na Slici 1. Ćelija sadrži stanje ćelije (*cell state)* i tri kapije (*gate*) koje kontrolišu tok informacija: *forget gate, input gate* i *output gate*.

Forget gate određuje stepen informacija koji će biti odbačen iz prethodnog stanja ćelije C_{t-1}. *Input gate* odlučuje koje nove informacije ulaza x_t će biti dodate u trenutno stanje ćelije C_t. Na kraju, *output gate* kontroliše koje informacije iz ažuriranog stanja ćelije C_t će biti prenesene kao izlaz ćelije h_t. Matematička formulacija ovog procesa je opisana sledećim jednačinama:

$$f_t = \sigma\left(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f\right) \quad (1)$$

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (2)$$

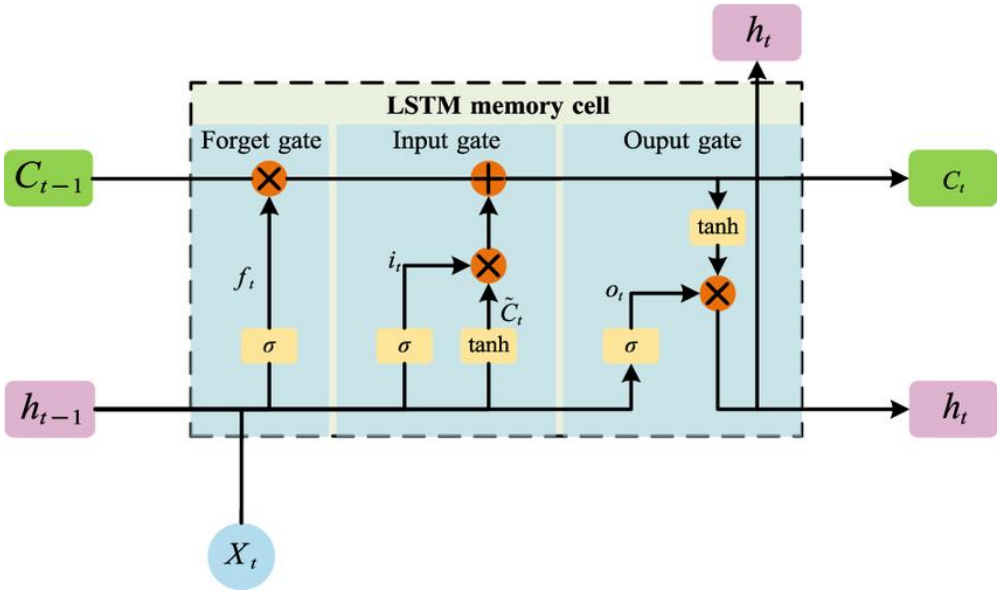
$$\widetilde{C_t} = tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C) \quad (3)$$

$$C_t = f_t \times \mathrm{C_{t-1}} + i_t \times \widetilde{C_t} \quad (4)$$

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (5)$$

$$h_t = o_t \times \tanh\left(C_t\right) \quad (6)$$

U gore navedenim jednačinama, σ predstavlja sigmoid funkciju, $tanh$ hiperboličku tangens funkciju, W_f, W_i, W_C, W_o su matrice težina, a b_f, b_i, b_C, b_o bias članovi. Operator $\cdot$ označava matrično množenje, $\times$ element-po-element množenje, $+$ predstavlja sabiranje element-po-element, dok operator [] označava nadovezivanje vektora.



Slika 1- Blok dijagram LSTM ćelije

2.2 Temporal convolutional network

TCN je nova mrežna arhitektura koja sadrži jednodimenzioni kauzalni dilatirani konvolucioni sloj, što predstavljanje poboljšanje u odnosu na standardnu konvolucionu neuralnu mrežu (CNN) i rešava problem degradacije mreže korišćenjem rezidualnih blokova [12].

Jednodimenziona konvolucija se odnosi na kretanje konvolucionog filtera/kernela kroz jednodimenzioni niz. Kauzalnost znači da vrednost izlaza u određenom trenutku zavisi isključivo od trenutnih i prethodnih ulaznih vrednosti, ali ne i od budućih. Na Slici 2 (a), veza od ulaznog sloja (*input layer*) do skrivenog sloja (*hidden layer*) ilustruje ovu operaciju sa filterom veličine 3.

Međutim, korišćenje samo jednodimenzione kauzalne konvolucije ima ograničenja u pogledu dužih vremenskih zavisnosti jer konvolucioni filter određuje receptivno polje. Kao rešenje se nameće veća veličina filtera k ili slaganje više slojeva, ali to može dovesti do eksplodirajućih ili isčezavajućih gradijenata, kao i do dužeg vremena treniranja usled većeg broja parametara. Da bi se problem prevazišao, uvodi se dilatirana konvolucija koja omogućava mreži da obuhvati dužu istoriju ulaznih podataka sa relativno manje slojeva. Dilatacija ili dilatacioni faktor se odnosi na rastojanje između dva ulazna elementa i označen je sa d. Na Slici 2 (a), dilatacioni faktor ulaznog sloja je postavljen na 1, što ukazuje da se svaki element razmatra. Dilatacioni faktor prvog skrivenog sloja je 2. Uglavnom, ovaj faktor raste eksponencijalno sa brojem slojeva n. Česta je praksa da se kao baza dilatacije usvoji 2, što za m-ti sloj rezultira u 2^{m-1}.

Dužina sekvence L koju TCN mreža može obuhvatiti sa n slojeva, bazom b i veličinom filtera k, određena je izrazom:

$$L = 1 + \sum_{i=0}^{n-1} (k-1)b^i = 1 + (k-1)\frac{b^{n-1}-1}{b-1} \tag{7}$$

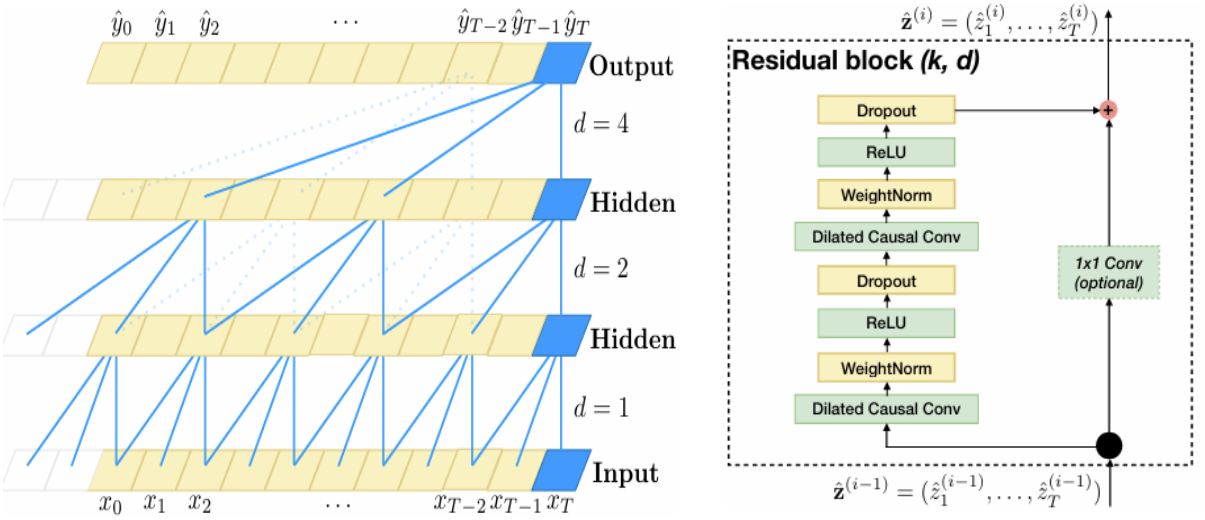
Rezidualni blokovi (*Residual Block*) omogućavaju stabilnije treniranje dubljih mreža i rešavaju problem degradacije performansi kod veoma dubokih modela. Ideja je da umesto da mreža uči

direktno mapiranje $H(x)$, ona uči rezidualnu funkciju $F(x) = H(x) - x$, što znači da izlaz bloka postaje:

$$y = F(x) + x \tag{8}$$

Gde je x ulaz bloka, a $F(x)$ predstavlja niz transformacija.

TCN mreža se sastoji od više uzastopno složenih rezidualnih blokova, čija je struktura prikazana na Slici 2 (b). Svaki rezidualni blok sadrži dva osnovna sloja, od kojih je svaki sačinjen od jednodimenzionih kauzalnih dilatiranih konvolucionih slojeva (*Dilated Causal Conv*). Nakon konvolucije primenjuje se normalizacija težina (*WeightNorm*) radi stabilizacije i ubrzanja treninga, a potom *ReLU* aktivacija, koja uvodi nelinearnost i omogućava mreži da uči složenije obrasce. Pored toga, *Dropout* slojevi mogu biti uključeni radi smanjenja prekomernog učenja.



(a) (b)

Slika 2 – TCN arhitektura a) Dilatirana kauzalna konvolucija sa dilatacionim faktorom $d = 1, 2, 4$ i veličinom filtera $k = 3$. b) Rezidualni blok

3 METODOLOGIJA

3.1 Opis skupa podataka i obrada

Skup podataka korišćen u ovom radu sadrži merenja o potrošnji električne energije domaćinstava, malih i srednjih preduzeća priključenih na niskonaponsku mrežu grada Ciriha sa 15-minutnom vremenskom rezolucijom u periodu od 1. januara 2015. do 31. avgusta 2022. [13]. Podaci o potrošnji su dopunjeni sa meteorološkim merenjima, uključujući temperaturu, solarnu iradijaciju, vazdušni pritisak, brzinu i smer vetra, relativnu vlažnost vazduha i trajanje padavina. Radi pojednostavljenja analize, skup podataka je vremenski redukovan na period od 1. januara 2020. do 31. avgusta 2022. godine, što ukupno obuhvata 93409 vremenskih uzoraka.

Pored istorijskih vrednosti potrošnje električne energije i meteoroloških promenljivih, kao ulazni podaci u modelima koriste se i dodatno izvedeni kalendarski(vremenski) atributi, uključujući sat u danu, dan u nedelji, redni broj nedelje i mesec u godini. Ovi atributi se uvode kako bi se modelima omogućilo da efikasnije uhvate dnevne, nedeljne i sezonske obrasce u

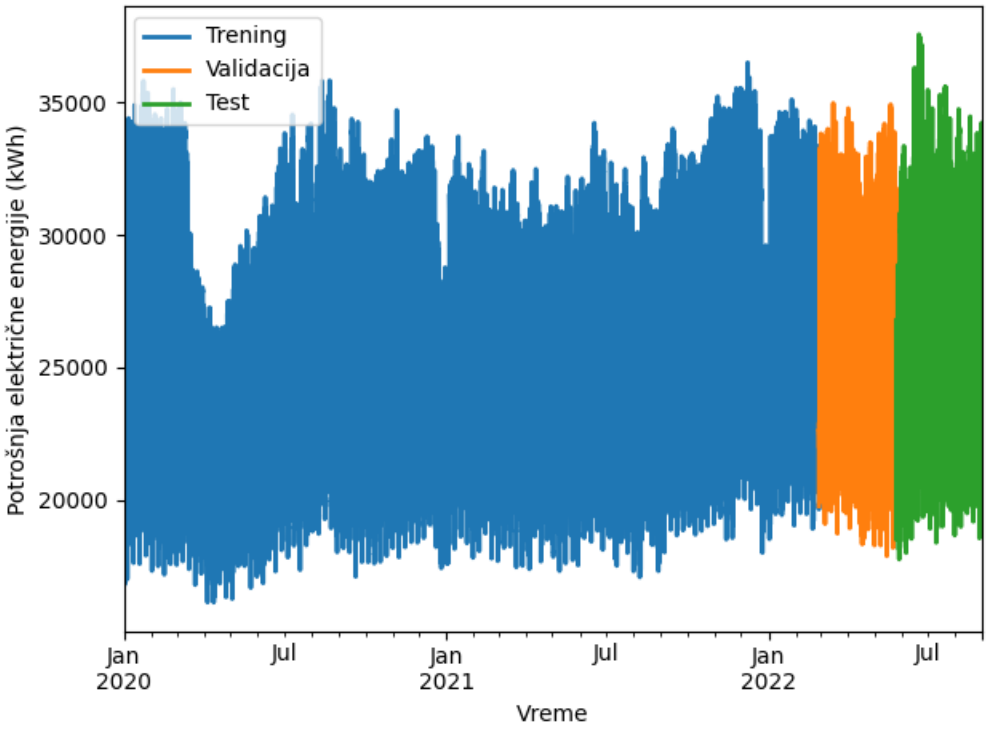
potrošnji električne energije, koji su posledica ustaljenih društvenih aktivnosti, radnih ciklusa i sezonskih varijacija.

Sve promenljive u skupu podataka su transformisane putem Min-Max normalizacije. Normalizacija olakšava proces treniranja i doprinosi poboljšanju tačnosti predikcija modela mašinskog učenja. Ovaj tip normalizacije skalira svaku promenljivu u zajednički opseg [0, 1] na sledeći način:

$$\hat{x} = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \tag{9}$$

gde je x je originalna vrednost, $\hat{x}$ je normalizovana vrednost, x_{min} i x_{max} označavaju minimalnu i maksimalnu vrednost iz vektora promenljive, respektivno.

Nakon obrade podataka, izvršena je podela na trenirajući, validacioni i testirajući skup podataka u odnosu 8:1:1, kao što je ilustrovano na Slici 3.



Slika 3 - Potrošnja električne energije u gradu Cirihu: podela na trenirajući, validacioni i testirajući skup

3.2 Podešavanje parametara modela

Tabela I navodi hiperparametre modela za eksperimente u Sekciji 4. Kod TCN-a najvažniji faktor prilikom odabira parametara treba da obezbedi dovoljno veliko receptivno polje da se pokrije celokupna ulazna sekvenca. Veličina filtera, baza dilatacije i broj rezidualnih blokova (slojeva) određuju veličinu receptivnog polja i odabrani su u skladu sa tim, pri čemu su veličina filtera i baza dilatacije postavljeni fiksno. Primera radi, broj rezidualnih blokova za ovako odabrane parametre iznosi 6 za ulaznu sekvencu dužine 192 (2 dana).

Postavka parametara LSTM-a je relativno jednostavna. Ključni hiperparamateri su broj rekurentnih slojeva i njihova dimenzionalnost. Uobičajene vrednosti za ove parametre iznose 1, 2 ili 3 za broj slojeva i 32, 64, 128 za dimenzionalnost. Vrednosti u Tabeli I su odabrani tako da ukupan broj trenirajućih parametara bude približno jednak TCN radi ravnopravnog poređenja performansi. Ukupan broj trenirajućih parametara iznosi 54 000 za LSTM model i približno 40 000 za TCN model. U cilju sprečavanja preobučenosti (*overfitting)* modela primenjena je regularizaciona tehnika *dropout*.

Tabela II navodi hiperparametre treniranja koji su zajednički za oba modela. *Early stopping* je primenjen kao tehnika regularizacije kojom se treniranje modela prekida u trenutku kada validaciona greška prestane da opada, čime se sprečava preobučenost i poboljšava sposobnost generalizacije modela. Dodatno, primena ove tehnike doprinosi skraćenju vremena treniranja, budući da se izbegava nepotrebno izvođenje većeg broja epoha.

Tabela I – Postavka hiperparametara modela za eksperimente

Model	Hiperparametri	
TCN postavka	velicina filtera	3
	broj filtera	32
	baza dilatacije	2
	broj rezidualnih blokova	određen tako da receptivno polje pokriva dužinu ulazne sekvence
	normalizacija težina	Da
	dropout	0.1
LSTM postavka	broj rekurentnih slojeva	2
	dimenzionalnost rekurentnih slojeva	64
	dropout	0.1

Tabela II Hipeparametri treniranja

Hiperparametri treniranja	
veličina mini-paketa (*batch size*)	64
broj epoha (*number of epochs*)	30
optimizator (*optimizer*)	Adam [14]
stopa učenja (*learning rate*)	1×10^{-3}
funkcija gubitka (*loss function*)	MSE
strategija regularizacije	Early stopping

3.3 Metrike evaluacije

Da bi smo procenili performanse predloženih modela dubokog učenja, usvojene su standardno korišćene metrike za merenje tačnosti predviđanja vremenskih serija: srednja apsolutna procentualna greška (MAPE), srednja apsolutna greška (MAE) i kvadratni koren srednje kvadratne greške (RMSE). Ove metrike su definisane jednačinama (2) – (4).

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\left|\frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t}\right| \cdot 100 \qquad (10)$$

$$\text{MAE} = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}|y_t - \hat{y}_t| \tag{11}$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}(y_t - \hat{y}_t)^2} \tag{12}$$

gde n označava ukupan broj tačaka podataka, y_t predstavlja stvarnu vrednost u trenutku t, dok $\hat{y}_t$označava prognoziranu vrednost u trenutku t.

4 EKSPERIMENTALNI REZULTATI I DISKUSIJA

U ovoj sekciji izloženi su rezultati eksperimenata za predložena dva modela. Takođe, ispitana je efikasnost treniranja i testiranja u pogledu izmerenog vremena.

Modeli dubokog učenja su implementirani u Darts python biblioteci [15], koja obezbeđuje moderni modul mašinskog učenja za analizu i predviđanje vremenskih serija. Svi eksperimenti su izvršeni u okviru Google Colab servisa (colab.research.google.com), na računaru opremljenom grafičkom kartom NVIDIA Tesla T4 GPU @16 GB u cilju ubrzanja procesa treniranja modela.

4.1 Variranje dužine ulazne sekvence

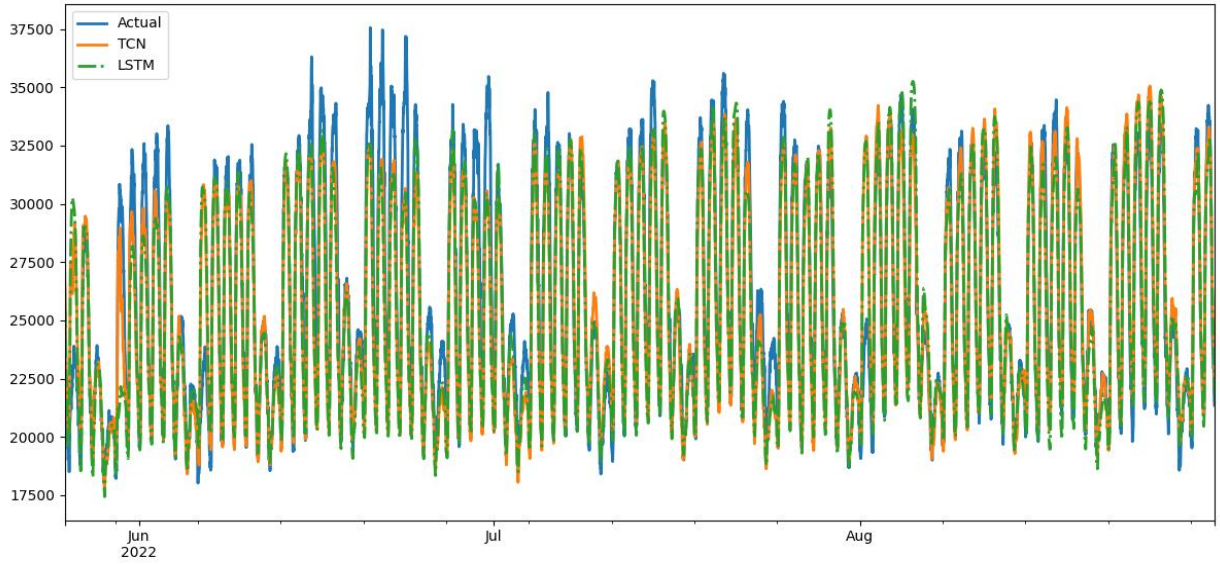
U ovom eksperimentu je testiran uticaj različitih dužina ulazne sekvence (veličina vremenskog prozora) na performanse oba modela. Modeli su trenirani sa ulazom dužine $L \in \{192, 288, 384, 480, 672, 960, 1344\}$ za fiksni horizont predikcije od 96 vremenskih tačaka (dan-unapred). Cilj eksperimenta je da se proceni kako istorija podataka utiče na kvalitet predikcije i da se identifikuje optimalna dužina ulazne sekvence koja balansira između dovoljno informacija za preciznu predikciju i složenosti modela.

Tabela III prikazuje rezultate eksperimenta, pri čemu su najbolji rezultati podebljani. Kod TCN modela performanse postepeno rastu sa povećanjem dužine ulazne sekvence, dostižući maksimum pri 480 koraka (MAE = 1123.31, MAPE = 4.232, RMSE = 1646.51). Za duge sekvence (672 – 1344 koraka) dolazi do pogoršanja performansi što ukazuje na uvođenje šuma i smanjenje efikasnosti učenja zbog prevelikog konteksta. Sa druge strane, LSTM model pokazuje najbolje performanse pri 960 koraka (MAE = 1112.49, MAPE = 4.19, RMSE = 1630.3), što ukazuje da LSTM efikasnije koristi duži kontekst. Oba modela pokazuju relativnu stabilnost, ali su osetljiva na preveliku dužinu ulaznih sekvenci. Ovi rezultati potvrđuju da dužina istorijskog konteksta predstavlja ključan hiperparametar koji utiče na tačnost i stabilnost modela.

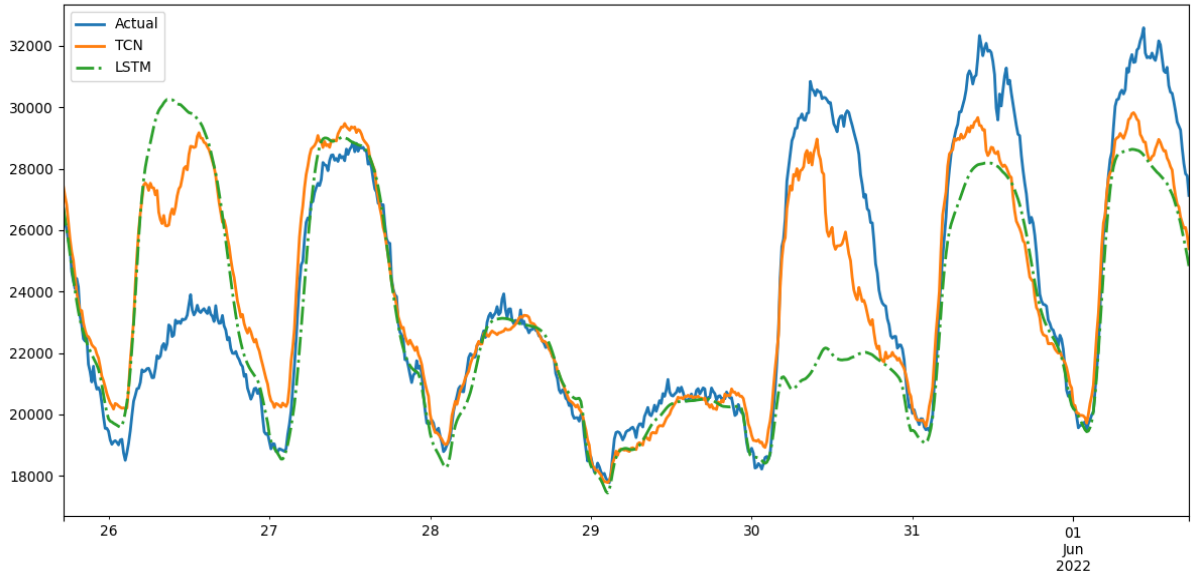
Slika 4 prikazuje prognozu najbolje odabranih modela na testirajućem skupu za tri različita vremenska perioda. Sa grafika se može zaključiti da TCN bolje hvata kratkoročne fluktuacije i brze promene u podacima. Oba modela potvrđuju svoju efektivnost u prognozi.

Tabela III - Evaluacija performansi modela u zavisnosti od dužine ulazne sekvence *L*

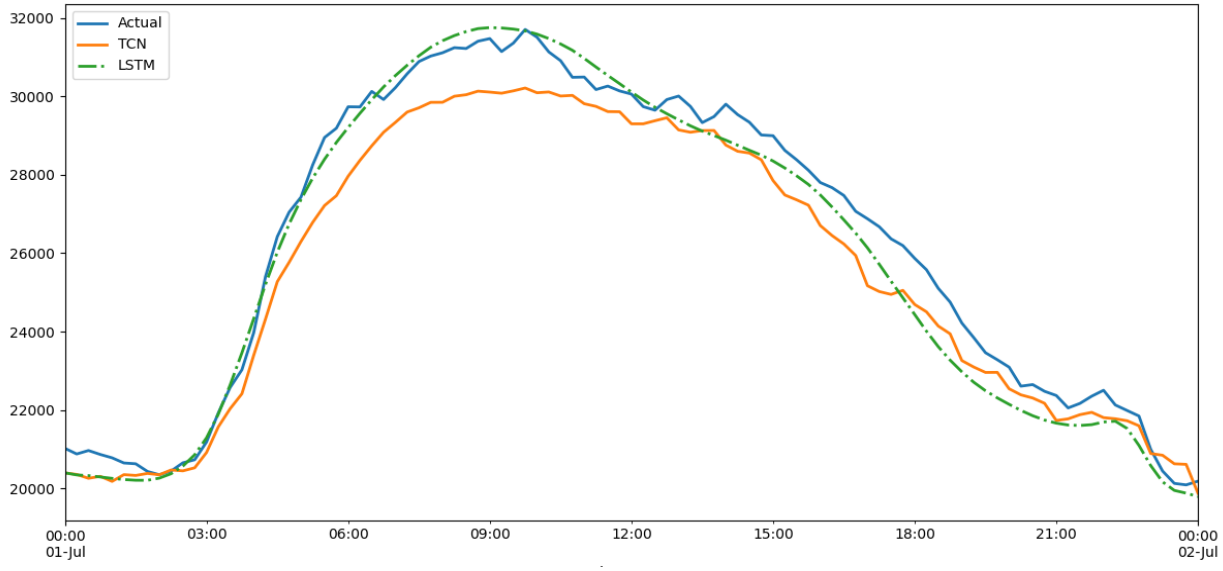
Modeli		TCN			LSTM		
Metrike		MAE	MAPE	RMSE	MAE	MAPE	RMSE
Dužina ulazne sekvence	192	1274.131	4.82	1830.721	1181.438	4.461	1719.89
	288	1226.969	4.631	1786.81	1225.142	4.613	1821.891
	384	1186.601	4.481	1725.706	1152.177	4.348	1673.548
	480	**1123.31**	**4.232**	**1646.51**	1204.19	4.54	1794.09
	672	1225.505	4.64	1780.461	1138.94	4.26	1776.5
	960	1177.293	4.49	1702.561	**1112.49**	**4.19**	**1630.3**
	1344	1426.934	5.402	1991.657	1227.04	4.66	1764.18



(a)



(b)



(c)

Slika 4 – Stvarne vrednosti i prognozirane vrednosti najbolje odabranih modela na testirajućem skupu: TCN predikcije (narandzasta linija), LSTM predikcije (zelena isprekidana linija), stvarne vrednosti (plava linija). a) ceo testirajući skup b) 7 dana c) 1 dan

4.2 Uticaj spoljnih promenljivih

U ovom eksperimentu analiziran je uticaj različitih skupova ulaznih varijabli na performanse modela. Razmatrane su tri konfiguracije: (i) univarijantni pristup (P – potrošnja), (ii) potrošnja sa kalendarskim karakteristikama (P+KK), i (iii) potrošnja sa kalendarskim karakteristikama i meteorološkim podacima (P+KK+MP). Cilj eksperimenta je da se utvrdi doprinos pojedinačnih grupa spoljnih promenljivih i njihova praktična vrednost u scenarijima ograničene dostupnosti podataka.

Rezultati prikazani u Tabeli IV i Tabeli V jasno ukazuju na značajan uticaj izbora ulaznih varijabli na performanse modela. U slučaju univarijantnog pristupa (P), oba modela ostvaruju znatno lošije rezultate. LSTM model pokazuje posebno visoke vrednosti greške za kraće sekvence (npr. MAPE = 25.206 za dužinu 192), dok TCN model daje stabilnije rezultate tek za duže sekvence (MAPE = 6.18 za dužinu 960). Ovo potvrđuje da istorijski podaci potrošnje sami po sebi nisu dovoljni za precizno modelovanje. Uvođenjem kalendarskih karakteristika (P+KK) dolazi do značajnog poboljšanja performansi kod oba modela. TCN model postiže najbolje rezultate za kraće sekvence (MAPE = 4.33 za 192), dok LSTM model takođe beleži stabilno smanjenje greške u odnosu na univarijantni pristup. Najbolji rezultati postižu se u konfiguraciji sa svim promenljivim (P+KK+MP). U ovom slučaju, LSTM model ostvaruje najnižu grešku za dužinu sekvence od 960 (MAPE = 4.19), dok TCN model pokazuje stabilne performanse sa optimalnim rezultatom pri 480 koraka (MAPE = 4.232).

Dobijeni rezultati ukazuju da kalendarske karakteristike imaju ključnu ulogu u modelovanju potrošnje električne energije, jer omogućavaju modelima da nauče dnevne i nedeljne obrasce. Njihovo uvođenje dovodi do drastičnog smanjenja greške u odnosu na univarijantni pristup. Sa druge strane, meteorološki podaci dodatno poboljšavaju performanse, ali u manjoj meri u odnosu na kalendarske karakteristike. Ovo ukazuje da najveći deo varijabilnosti potrošnje može biti objašnjen sezonalnošću, dok meteorološki faktori predstavljaju dodatni izvor informacija. Ovo je posebno relevantno u realnim sistemima gde meteorološki podaci mogu biti nedostupni ili nepouzdani.

Tabela IV Uticaj različitih ulaznih promenljivih na tačnost predikcija TCN

Modeli		TCN								
		P+KK+MP			P+KK			P		
Metrike		MAE	MAPE	RMSE	MAE	MAPE	RMSE	MAE	MAPE	RMSE
Dužina ulazne sekvence	192	1274.131	4.82	1830.721	**1145.86**	**4.33**	**1675.219**	N.A.	N.A.	N.A.
	288	1226.969	4.631	1786.807	1580.306	5.86	2093.007	N.A.	N.A.	N.A.
	384	1186.601	4.481	1725.706	1236.584	4.654	1770.389	N.A.	N.A.	N.A.
	480	**1123.31**	**4.232**	**1646.508**	1538.799	5.777	2064.951	N.A.	N.A.	N.A.
	672	1225.505	4.64	1780.461	1714.068	6.407	2240.861	4873.006	17.105	6576.104
	960	1177.293	4.49	1702.561	1389.812	5.233	1895.258	**1637.27**	**6.18**	**2128.12**
	1344	1426.934	5.402	1991.657	1687.193	6.328	2210.881	2275.323	8.528	3211.76

Tabela V Uticaj različitih ulaznih promenljivih na tačnost predikcija LSTM

Modeli		LSTM								
		P+KK+MP			P+KK			P		
Metrike		MAE	MAPE	RMSE	MAE	MAPE	RMSE	MAE	MAPE	RMSE
Dužina ulazne sekvence	192	1181.438	4.461	1719.89	1595.793	5.972	2083.447	6594.276	25.206	8264.17
	288	1225.142	4.613	1821.891	1395.797	5.266	1919.133	4779.621	17.283	6179.188
	384	1152.177	4.348	1673.548	**1310.42**	**4.921**	**1859.433**	4482.409	16.391	5743.019
	480	1204.19	4.54	1794.09	1599.917	6.013	2112.188	5272.186	20.495	6642.616
	672	1138.94	4.26	1776.5	1752.172	6.578	2205.881	5342.711	18.88	6851.438
	960	**1112.49**	**4.19**	**1630.3**	1666.087	6.294	2172.214	3733.525	13.855	4969.4
	1344	1227.04	4.66	1764.18	1458.686	5.448	1991.733	**2894.84**	**11.106**	**4124.28**

4.3 Efikasnost treniranja i testiranja

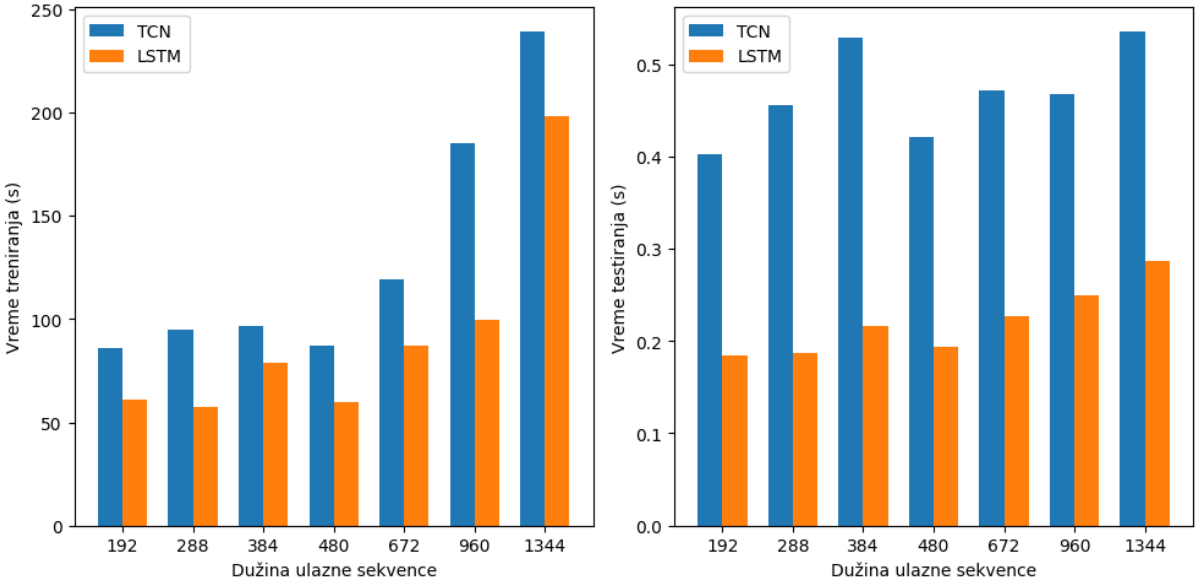
U cilju procene računske efikasnosti predloženih modela, analizirano je vreme treniranja i vreme testiranja u zavisnosti od dužine ulazne sekvence (Slika 5).

Rezultati pokazuju da TCN model zahteva znatno više vremena za treniranje u poređenju sa LSTM modelom za sve izabrane dužine ulazne sekvence. Ovo povećanje postaje naročito izraženo kod dužih sekvenci, gde vreme treniranja TCN-a raste disproporcionalno brže. Sličan trend, iako manje izražen, primećen je i kod vremena testiranja, gde LSTM takođe pokazuje konzistentno bolje performanse.

Iako TCN arhitekture omogućavaju paralelnu obradu cele ulazne sekvence, ova prednost ne dovodi nužno do kraćeg vremena izvršavanja u praksi. Razlog za to leži u većoj računarskoj složenosti TCN modela, koja proizilazi iz primene višeslojnih dilatiranih konvolucija. Sa povećanjem dužine sekvence, raste i efektivno receptivno polje modela, što dovodi do većeg broja operacija nad ulaznim podacima. Kao posledica toga, ukupna složenost modela može se aproksimirati kao funkcija dužine sekvence, broja slojeva i broja konvolucionih filtera, što značajno utiče na vreme treniranja.

Sa druge strane, LSTM modeli obrađuju sekvencu sekvencijalno, što ih teorijski čini manje pogodnim za paralelizaciju. Međutim, njihova interna struktura uključuje manji broj operacija po vremenskom koraku, kao i visoko optimizovane implementacije u savremenim bibliotekama. Zbog toga LSTM pokazuje stabilniji i približno linearan rast vremena izvršavanja u odnosu na dužinu ulazne sekvence.

Dobijeni rezultati ukazuju da prednost paralelizma kod TCN modela ne uspeva da kompenzuje povećanu računarsku složenost, naročito u scenarijima sa dugim ulaznim sekvencama. Nasuprot tome, LSTM modeli se pokazuju kao efikasniji izbor u pogledu vremena treniranja i inferencije, što ih čini pogodnijim za primene sa ograničenim računarskim resursima ili zahtevima za rad u realnom vremenu.



Slika 5 – Vreme treniranja (levo) i vreme testiranja (desno) u zavisnosti od dužine ulazne sekvence

5 ZAKLJUČAK

U radu je sprovedena analiza i poređenje dve arhitekture neuralnih mreža u kontekstu kratkoročne prognoze potrošnje električne energije. Rezultati su pokazali da TCN najbolje funkcioniše sa srednje dugim sekvencama, uspešno hvatajući kratkoročne fluktuacije, dok duže sekvence uvode šum i smanjuju efikasnost učenja. LSTM model optimalno koristi duže sekvence pružajući stabilne predikcije i efikasno učeći dugoročne trendove. Takođe je utvrđeno da kalendarske i meteorološke karakteristike značajno poboljšavaju tačnost predikcija oba tipa modela.

Analiza efikasnosti treniranja i inferencije pokazuje da paralelizam kod TCN-a ne garantuje automatski brže izvođenje, već zavisi od konfiguracije modela, dok LSTM, iako sekvencijalno procesira podatke, može biti konkurentan u vremenu izvršavanja u određenim uslovima. Generalno, oba modela daju tačne prognoze, što ih čini pogodnim za praktičnu primenu u kratkoročnom planiranju potrošnje električne energije.

Buduća istraživanja će se kretati u dva pravca. Prvi pravac uključuje ispitivanje različitih konfiguracija hiperparametara kako bi se dodatno optimizovale performanse modela. Drugi pravac uključuje proširenje horizonta predikcije kako bi se procenila sposobnost modela da predviđa potrošnju na srednji i duži rok, čime bi se povećala praktična primenljivost u planiranju EES-a.

ZAHVALNICA

Ovaj rad je podržalo Ministarstvo nauke, tehnološkog razvoja i inovacija Republike Srbije kroz Ugovor o realizaciji i finansiranju naučnoistraživačkog rada NIO u 2026. godini.

LITERATURA

[1] S. A. Nabavi, S. Mohammadi, N. H. Motlagh, S. Tarkoma i P. Geyer, „Deep learning modeling in electricity load forecasting: Improved accuracy by combining DWT and LSTM," *Energy Reports,* t. 12, pp. 2873-2900, 2024.

[2] M. Hasan, Z. Mifta, S. J. Papiya, P. Roy i P. Dey, „A state-of-the-art comparative review of load forecasting methods: Characteristics, perspectives, and applications," *Energy Conversion and Management: X,* t. 26, 2025.

[3] C. Zuo, J. Wang, M. Liu, S. Deng i Q. Wang, „An Ensemble Framework for Short-Term Load Forecasting Based on TimesNet and TCN," *Energies,* t. 16, br. 14, 2023.

[4] „ARIMA based forecasting of solar and hydro energy consumption with implications for grid stability and renewable policy," 2025.

[5] J. W. Taylor, „Short-Term Load Forecasting With Exponentially Weighted Methods," *IEEE Transactions on Power Systems,* t. 27, br. 1, 2012.

[6] A. Miraki, P. Parviainen i R. Arghandeh, „Electricity demand forecasting at distribution and household levels using explainable causal graph neural network," *Energy and AI,* t. 16, 2024.

[7] L. Ma, L. Wang, S. Zeng i Y. Zhao, „Short-Term Household Load Forecasting Based on Attention Mechanism and CNN-ICPSO-LSTM," *Energy Engineering,* t. 121, br. 6, 2024.

[8] S. Hochreiter i J. Schmidhuber, „Long Short-Term Memory," *Neural Computation,* t. 9, 1997.

[9] M. Abumohsen, A. Y. Owda i M. Owda, „Electrical Load Forecasting Using LSTM, GRU, and RNN Algorithms," *Energies,* t. 16, br. 5, p. 2283, 2023.

[10] J. Chung, C. Gulcehre, K. Cho i Y. Bengio, „Empirical Evaluation of Gated Recurrent Neural Networks on Sequence Modeling," *arXiv,* 2014.

[11] S. Bai, J. Z. Kolter i V. Koltun, „An Empirical Evaluation of Generic Convolutional and Recurrent Networks for Sequence Modeling," *arXiv,* 2018.

[12] Z. Zhao i W. Lin, „Short-term electric load forecasting based on empirical wavelet transform and temporal convolutional network," *IET Generation, Transmission & Distribution,* t. 18, br. 8.

[13] S. N. Kotagudem, „Zurich Electricity Consumption + Weather Data," Kaggle, 2025. [Na mreži]. Available: https://www.kaggle.com/dsv/12844046.

[14] K. Diederik i B. Jimmy, „Adam: a method for stochastic optimization," *International Conference for Learning Representation,* 2015.

[15] J. Herzen, F. Lässig, S. G. Piazzetta i T. Neuer, „Darts: User-Friendly Modern Machine Learning for Time Series," *Journal of Machine Learning Research,* t. 23, br. 124, pp. 1-6, 2022.