Broj rada: R4-16
DOI:10.46793/CIRED2026.R4-16_202

REDUKOVAN MODEL VEŠTAČKE NEURALNE MREŽE ZA OPTIMALNO UPRAVLJANJE MIKROMREŽAMA U REALNOM VREMENU

REDUCED ARTIFICIAL NEURAL NETWORK MODEL FOR OPTIMAL REAL-TIME CONTROL OF MICROGRIDS

Luka ZOROJE, Organizacija, Država*
Goran DOBRIĆ, Organizacija, Država
Mileta ŽARKOVIĆ, Organizacija, Država
Miodrag FORCAN, Organizacija, Država

KRATAK SADRŽAJ

Upravljanje mikromrežom u realnom vremenu od suštinskog je značaja za povećanje fleksibilnosti elektroenergetskih sistema sa sve većim udelom distribuiranih izvora energije, uz istovremeno održavanje operativnih troškova mikromreže na minimumu. Pravilno obučena neuralna mreža može vrlo brzo i precizno odgovoriti na sve neizvesnosti u mikromreži koje sa sobom unose obnovljivi izvori energije tako da zadrži njen optimalan rad. Ovaj rad nudi rešenje veštačke neuralne mreže koja za ulazne podatke koristi predikcije rada kontrolabilnih distribuiranih izvora mikromreže za dan unapred i na osnovu tek ponekih trenutnih merenja mikromreže vrši korekciju prognoze zarad postizanja trenutnog optimalnog stanja. Rezultati pokazuju da je tako obučena neuralna mreža sposobna da vrši upravljanje pod velikim neizvesnostima sa velikom preciznošću dajući malo srednje kvadratno odstupanje u odnosu na stvarni optimum, a da se pri tom takvim upravljanjem smanjuje iskorišćenje računarskog procesora za više od 99 %. Ogled je sproveden na standardnoj CIGRE srednjenaponskoj mreži i simulacija rada ovakvog upravljanja potvrđeni su korišćenjem OPAL-RT simulatora u realnom vremenu.

Ključne reči: Optimalni tokovi snaga, Neuralne mreže, Mikromreže, Upravljanje u realnom vremenu

ABSTRACT

Real-time microgrid control is crucial for increasing the flexibility of systems that include a growing number of distributed energy resources, while keeping microgrid operating costs to a minimum. A properly trained neural network can respond very quickly and accurately to all uncertainties in the microgrid introduced by renewable energy sources, thereby maintaining its optimal operation. This paper proposes an artificial neural network solution that uses day-ahead operation forecasts of controllable distributed energy resources in the microgrid as an input data and based on only a limited number of real-time microgrid measurements corrects the forecast in order to achieve the current optimal operating state. It is shown that such a trained neural network is capable of performing control under high uncertainty with high accuracy, yielding

* Luka Zoroje zoroje@etf.bg.ac.rs; Goran Dobrić dobric@etf.rs; Mileta Žarković mileta@etf.rs; Miodrag Forcan miodrag.forcan@etf.ues.rs.ba

a low mean squared error with respect to the true optimum, while at the same time reducing CPU utilization by more than 99 %. The experiment was conducted on standard CIGRE medium-voltage network, and simulations of this control approach were validated using an OPAL-RT real-time simulator.

Keywords: Optimal Power Flow, Neural Networks, Microgrids, Real-time Control

UVOD

Sve veća integracija obnovljivih izvora energije uvodi značajne neizvesnosti u upravljanje savremenim elektroenergetskim sistemima. Mikromreže predstavljaju fleksibilno rešenje za decentralizovano upravljanje energijom, ali njihovo optimalno upravljanje u realnom vremenu ostaje izazov zbog promenljivosti proizvodnje iz obnovljivih izvora energije i računske zahtevnosti optimizacionih algoritama.

Optimalni proračun tokova snaga (OPF) omogućava precizno određivanje optimalnih radnih tačaka sistema, ali njegova primena u realnom vremenu često nije praktična zbog velike računske zahtevnosti i potrebe za potpunom opservabilnošću sistema. Zbog toga se u poslednjih nekoliko godina razvijaju pristupi zasnovani na mašinskom učenju i veštačkim neuralnim mrežama za ubrzano rešavanje problema upravljanja mikromrežom [1]-[16]. Postojeći radovi uglavnom zahtevaju veliki broj ulaznih podataka ili nisu validirani na simulatorima realnom vremena.

U ovom radu predstavljen je ANN kontroler koji koristi dan-unapred predikcije rada mikromreže i ograničen broj trenutnih merenja za određivanje optimalnog upravljanja u realnom vremenu. Model je testiran na standardnoj CIGRE srednjenaponskoj mreži i validiran korišćenjem OPAL-RT simulatora. Glavni doprinosi rada su:

1. **Visoko kvalitetni sintetički skup podataka**: Skup podataka kreiran korišćenjem skalabilne metode za formiranje 9600 OPF rešenja. Ovaj skup podataka realistično oslikava veze između snage potrošnje električne energije, snage proizvodnje iz obnovljivih izvora i cena električne energije.

2. **Kontroler baziran na veštačkoj inteligenciji**: Kontroler koji koristi dan-unapred predikcije optimalnog rada kontrolabilnih izvora energije u mikromreži zajedno sa tek ponekim trenutnim merenjima u sistemu u cilju nalaženja trenutnog optimuma sistema koji minimizuje ukupne operativne troškove.

3. **Validacija na simulatoru realnog vremena**: Integracija i validacija implementiranog kontrolera baziranog na veštačkoj inteligenciji uz korišćenje OPAL-RT simulatora realnog vremena.

Ostatak rada organizovan je na sledeći način. U prvom poglavlju predstavljen je problem optimalnog proračuna tokova snaga i opisana je CIGRE srednjenaponska mreža korišćena u analizi. U drugom poglavlju prikazan je predloženi ANN kontroler, postupak generisanja sintetičkog skupa podataka i proces obučavanja neuralne mreže. U trećem poglavlju opisano je implementiranje ANN kontrolera u RT-LAB okruženju radi validacije rada u realnom vremenu. Na kraju, u četvrtom poglavlju dati su zaključci rada i razmotreni glavni doprinosi predloženog pristupa.

1. OPTIMALAN PRORAČUN TOKOVA SNAGA

1.1 Definisanje problema

AC OPF ima za cilj da minimizuje ukupne operativne troškove mikromreže (C_{tot}), uz istovremeno zadovoljavanje jednačina tokova snaga u mreži, ograničenja napona u svakom čvoru, ograničenja struja u svakoj grani i ograničenja izlazne snage generatora. Matematički:

$$\min_{P_G,Q_G,V,\theta} C_{tot} = \sum_{g\in\mathcal{G}} a_g\left(P_{G,g}\right)^2 + b_g\left(P_{G,g}\right) + c_g + p_{grid}P_{grid} \qquad (1)$$

$$\text{s.t.} \quad \mathbf{f}(P_G, Q_G, V, \theta) = 0 \qquad \text{(AC PF)}$$

$$0 \le I_l \le \bar{I} \qquad \forall l \in \mathcal{L}$$

$$\underline{V} \le V_i \le \overline{V} \qquad \forall i \in \mathcal{N}$$

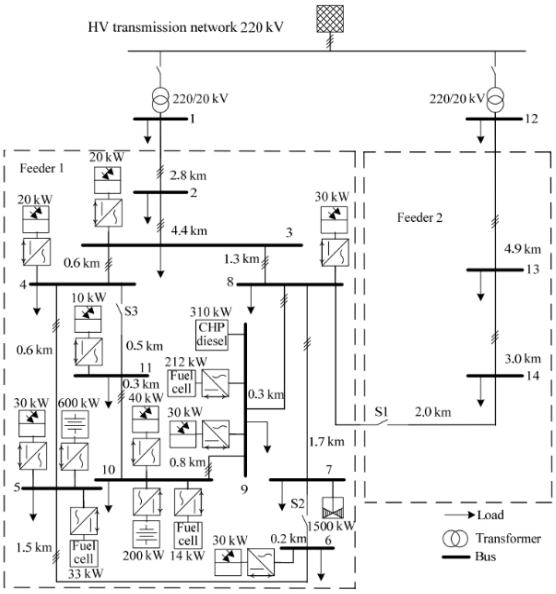
$$0 \le P_{G,g} \le \overline{P_{G,g}}, 0 \le Q_{G,g} \le \overline{Q_{G,g}}. \qquad \forall g \in \mathcal{G}$$

U ovim jednačinama a_g predstavlja kvadratni koeficijent funkcije troškova proizvodnje (\$/(kW)^2) generatora g, b_g je linearni koeficijent funkcije troškova proizvodnje (\$/kW) generatora g, a c_g je fiksni trošak pokretanja, koji se zanemaruje prilikom proračuna optimalnog upravljanja u realnom vremenu. Koeficijent p_{grid} predstavlja cenu električne energije koju mikromreža preuzima iz glavne mreže. Parametri P_G, Q_G, V i θ predstavljaju redom aktivnu i reaktivnu snagu proizvodnje generatora, amplitudu napona i fazni stav napona svakog čvora u mreži. Oznaka $\mathcal{G}$ predstavlja skup kontrolabilnih izvora energije u mreži, koji imaju ograničenje po pitanju maksimalne aktivne i reaktivne snage koje mogu da proizvedu, oznaka $\mathcal{N}$ predstavlja skup koji sadrži sve čvorove mreže, ograničene minimalnim i maksimalnim vrednostima napona i oznaka $\mathcal{L}$ predstavlja skup koji sadrži sve grane posmatrane mreže. Prvo ograničenje jednačina definisano je AC jednačinama protoka snage u mreži.

1.2 Uvod u studiju slučaja

CIGRE mreža prikazana na Slici 1 [17] obuhvata četiri kontrolabilna izvora energije: dve rezidencijalne gorivne ćelije (FC-res), jednu kogenerativnu toplotno-električnu gorivnu ćeliju (CHP-FC) i jedan kogenerativni toplotno-električni dizel agregat (CHP-Diesel).

Kada su poznate aktivna i reaktivna snaga koju proizvode obnovljivi izvori energije, kao i aktivna i reaktivna snaga potrošnje u svakom čvoru mikromreže, OPF algoritam se može lako primeniti. Ovaj sistem se smatra reprezentom kompletne srednjenaponske (MV) mikromreže.



Slika 1 - Srednjenaponska CIGRE mreža [17]

Kriterijumska funckija je definisana tako da obuhvata troškove proizvodnje četiri kontrolabilna izvora i troškove razmene energije sa glavnom mrežom. Konkretni parametri korišćeni u ovoj analizi usvojeni su na osnovu analize sprovedene u [18] i njihove vrednosti prikazane su u Tabeli I.

Tabela I - Koeficijenti funkcije troškova kontrolabilnih izvora energije

Generator	*G1*	*G2*	*G3*	*G4*
Tehnologija	FC-res	CHP-FC	CHP-Diesel	FC-res
Lokacija (čvor)	5	9	9	10
Nominalna snaga (kW)	33	212	310	14
a_g *($/(kW)^2)*	0.00481	0.00016	0.000272	0.00481
b_g *($/kW)*	0.06885	0.06885	0.27839	0.06885
c_g *($)*	0.74075	22.223	9.52408	0.74075

1.2.1 Kliknite ovde i unesite naslov potpoglavlja drugog nivoa

Klik za unos teksta. ENTER za sledeći pasus / Click to enter text. ENTER for next paragraph

2 ANN KONTROLER

2.1 Kreiranje base podataka za obučavanje ANN kontrolera

Glavna ideja rada je da implementirani ANN kontroler pravi korekcije dan-unapred predikcija rada mikromreže na osnovu samo tek ponekih trenutnih merenja u mikromreži u cilju pronalaženja trenutnog optimalnog stanja. Dakle, implementirani ANN kontroler će imati redukovan broj ulaznih podataka u odnosu na OPF algoritam, koji za proračun zahteva kompletno poznavanje stanja mikromreže.

ANN kontroler implementiran u ovom radu obučen je tako da za ulazne podatke koristi vrednosti aktivne i reaktivne snage potrošnje u samo tri čvora od ukupno četrnaest - u petom, šestom i desetom čvoru. Ovakav pristup je vrlo pogodan za primenu u realnim scenarijima jer često ne možemo imati dostupne podatke o trenutnim vrednostima veličina u celoj mikromreži. Tabela II prikazuje i objašnjava sve ulazne podatke implementiranog ANN kontrolera.

Tabela II - Ulazni signali implementiranog ANN kontrolera

Kategorija	*Broj ulaza*	*Opis*
Potrošnja sistema	6	Aktivna (P) i reaktivna snaga u čvorovima 5, 6 i 10.
Obnovljivi izvori energije	2	(i) Ukupna izlazna snaga fotonaponskih sistema - osam krovnih fotonaponskih nozova ima proporcionalan profil usled ujednačene insolacije, tako da je dovoljno jedno merenje; (ii) izlazna snaga jedne vetroelektrane
Cene električne energije	3	Tarife u realnom vremenu za dizel agregat, gorivne ćelije i dostavljenu energiju iz mreže koje se koriste u kriterijumskoj funkciji.
Napon	1	Efektivna vrednost napona u balansno-referentnom čvoru (V_1), kome se dozvoljava da odstupa ±5 % od nominalne vrednosti.
Dan unapred predikcije	4	Dan unapred predikcije aktivne snage proizvodnje iz 4 kontrolabilna izvora energije u mikromreži.

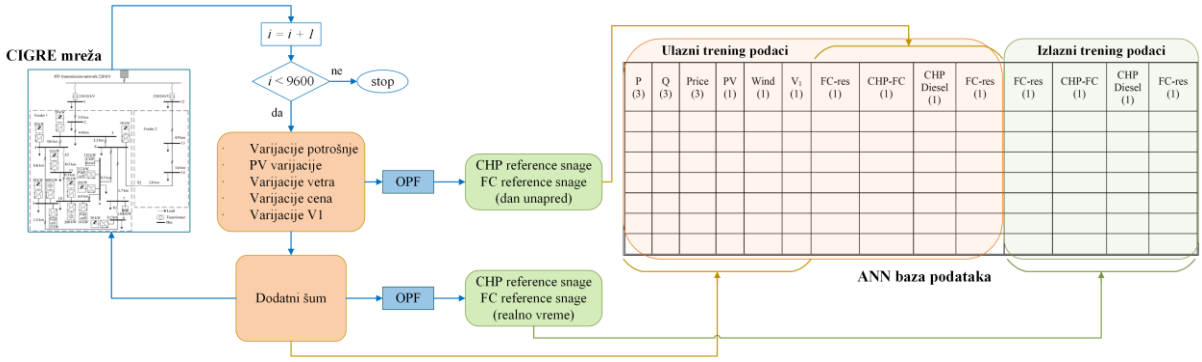
Za obučavanje ANN kontrolera generisan je sintetički skup podataka sa 9600 različitih radnih stanja mikromreže. Varirani su profili potrošnje, proizvodnje iz obnovljivih izvora, cene električne energije i napon balansno-referentnog čvora. Ovaj skup podataka je zatim provučen kroz OPF kod koji je razvijen za razmatranu mikromrežu. Kao rezultat, OPF kod obezbeđuje dan-unapred raspored rada kontrolabilnih izvora energije u mikromreži koji minimizuje ukupne operativne troškove. Tako dobijene dan-unapred predikcije rada kontrolabilnih izvora u mikromreži će se, zatim, koristiti kao ulazi implementiranog ANN kontrolera.

Radi simuliranja realnih uslova, u prethodno sintetički napravljen skup podataka sa 9600 dan-unapred predikcija stanja mikromreže dodat je šum koji predstavlja odstupanja predikcija u odnosu na stvarno ostvareno stanje mikromreže. Na ovaj način dobijen je novi set podataka za koji se usvaja da predstavlja stvarno ostvareno stanje mikromreže. Ovom metodom, inicijalni set podataka sa 9600 dan-napred predikcija korigovan je na sledeći način:

- Predikcije snaga potrošnje električne energije, cena električne energije i napona u balansno-referentnom čvoru korigovane su u opsegu ±5%;
- Za fotonaponske (PV) sisteme usvojena je rezerva od ±50% za pogrešnu predikciju;
- Za vetroelektrane usvojena je rezerva od ±70% za pogrešnu predikciju.

Sve navedene varijacije stanja mikromreže provučene su kroz OPF kod da bi se dobio tačan optimalan rad kontrolabilnih izvora energije u mikromreži. Dobijena OPF rešenja korišćena su kao izlazni podaci za obučavanje ANN kontrolera.

Cela opisana procedura obučavanja neuralne mreže i kreiranje odgovarajućeg ulaznog i izlaznog seta podataka za proces obučavanja grafički je prikazana na Slici 2.



Slika 2 - Procedura obučavanja neuralne mreže

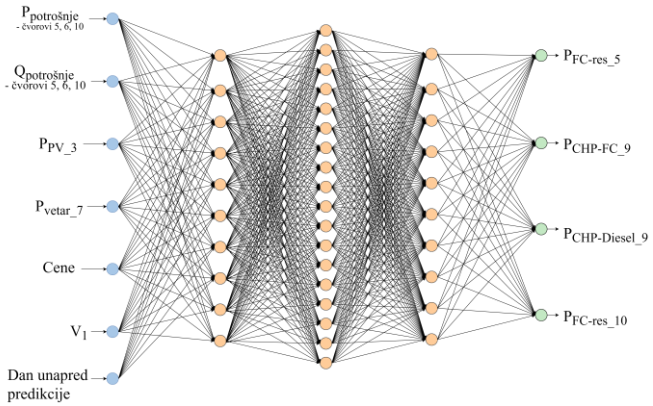
2.2 Dizajn veštačke neuralne mreže i obučavanje

Nakon evaluacije različitih podešavanja hiperparametara, kao konačan model izabran je kompaktni višeslojni perceptron prikazan na Slici 3.

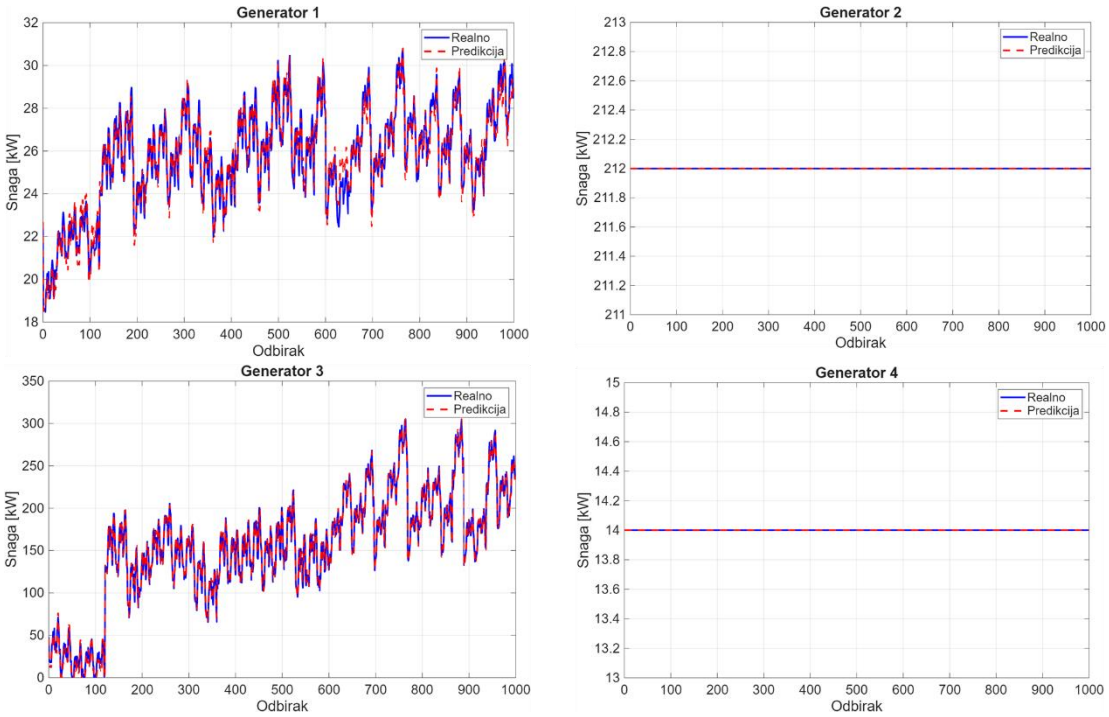
Obučena veštačka neuralna mreža se korišćenjem MATLAB funkcije *gensim* može konvertovati u S-funkciju koja je kompatibilna sa OPAL-RT simulatorom. Prema opisanom pristupu, veštačka neuralna mreža je projektovana sa tri skrivena sloja: prvi sa 10 neurona, drugi sa 18 neurona i treći sa 10 neurona. Neuroni u skrivenim slojevima koriste hiperboličku tangens sigmoidnu aktivacionu funkciju, dok izlazni sloj koristi linearnu aktivacionu funkciju.

Nakon obučavanja, predviđene vrednosti snage ANN-a za kontrolabilne izvore energije upoređeni su sa rezultatima dobijenim iz OPF koda. Ova poređenja su prikazana na četiri grafika na Slici 4. Generator 1, prikazan na prvom grafiku, odgovara gorivnoj ćeliji nominalne snage 33 kW koja se nalazi u čvoru 5. Generator 2, prikazan na drugom grafiku, odgovara CHP gorivnoj ćeliji nominalne snage 212 kW koja se nalazi u čvoru 9. Generator 3, prikazan na trećem grafiku, odgovara CHP dizel agregatu nominalne snage koji se takođe nalazi u čvoru 9 i Generator 4 odgovara gorivnoj ćeliji nominalne snage 14 kW koja se nalazi u čvoru 10.

Na graficima, stvarne optimalne vrednosti snage (iz OPF koda) prikazane su plavom linijom, dok su predviđanja koja pravi ANN prikazana crvenom isprekidanom linijom. Malo odstupanje između ovih linija ukazuje na to da ANN može sa velikom preciznošću da predvidi izlazne snage sva četiri kontrolabilna izvora energije.



Slika 3 - Struktura ANN kontrolera



Slika 4 - Performans ANN kontrolera

Performanse ANN kontrolera ocenjene su korišćenjem standardnih metričkih grešaka MAPE, MAE, MSE i RMSE. Dobijene vrednosti prikazane su u Tabeli III i potvrđuju visoku tačnost implementiranog modela.

U Tabeli III, N predstavlja dimenziju skupa podataka, y_i je predviđena vrednost koju daje ANN kontroler, a y stvarna vrednost koju daje OPF kod.

Kao što se može uočiti sa grafika na Slici 4, neuralna mreže obučena na opisani način pruža vrlo tačna predviđanja za sva četiri kontrolabilna izvora energije, što potvrđuju i izračunate metričke greške koje jasno ukazuju na visoku preciznost implementiranog ANN kontrolera.

Tabela III - Proračunate metričke greške ANN kontrolera

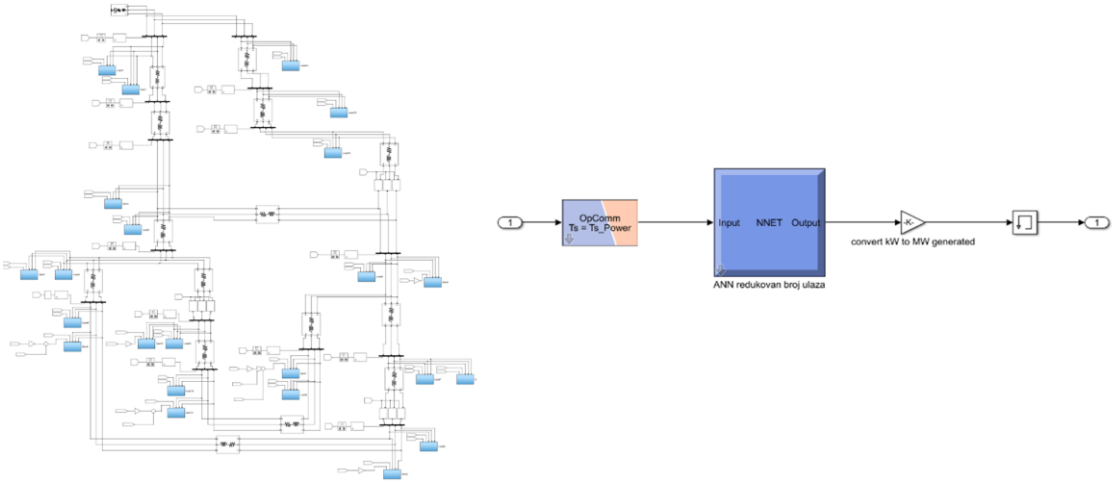
$\text{MAPE} = \dfrac{\sum_{i=1}^{N} \dfrac{\lvert y_{t,i} - y_i \rvert}{y_{t,i}}}{N} \cdot 100\ \% = 3.9747\ \% \qquad (y \neq 0)$
$\text{MAE} = \dfrac{\sum_{i=1}^{N} \lvert y_{t,i} - y_i \rvert}{N} = 0.8181\ \text{kW}$
$\text{MSE} = \dfrac{\sum_{i=1}^{N} (y_{t,i} - y_i)^2}{N} = 3.9431\ (\text{kW})^2$
$\text{RMSE} = \sqrt{\dfrac{\sum_{i=1}^{N} (y_{t,i} - y_i)^2}{N}} = 1.9857\ \text{kW}$

3 IMPLEMENTIRANJE ANN KONTROLERA U SIMULACIJU

Nakon što je ANN pravilno obučena i njena tačnost potvrđena, može se dodati u RT-LAB okruženje korišćenjem MATLAB komande *gensim*(*net, st*). U ovoj komandi *net* predstavlja model obučene veštačke neuralne mreže, dok je *st* vreme odabiranja simulacija, koje je podešeno na 50 μs.

Za testiranje u realnom vremenu upravljačkog sistema zasnovanog na ANN kontroleru koristi se prethodno pomenuti OPAL-RT simulator. Okruženje simulacije organizovano je u dva glavna dela - *Master* podsistem predstavlja mikromrežu i njeno električno ponašanje, dok *Slave* podsistem sadrži upravljačke komponente, uključujući model ANN kontrolera. Struktura *Master* i *Slave* podsistema u RT-LAB okruženju prikazani su na Slici 5.

Razmena podataka između ova dva podsistema vrši se preko OPComm blokova koji omogućavaju komunikaciju u svakom koraku izvršavanja simulacije. Memorijski blokovi se takođe koriste i njiova namena je čuvanje vrednosti iz prethodnog vremenskog koraka simulacije kako bi podsistemi mogli da rade simultano. Ovakva struktura obezbeđuje da model mikromreže i upravljačka logika rade simultano na stabilan i predvidiv način. Kompajliranjem *Slave* podsistema sa modelom ANN kontrolera na OPAL-RT platformu, ANN kontroler može trenutno da reaguje na promene u mikromreži.



(a) (b)

Slika 5 - Podsistemi u RT-LAB okruženju
(a) *Master* podsistem; (b) *Slave* podsistem

4 ZAKLJUČAK

U ovom radu predstavljen je pristup zasnovan na veštačkoj neuralnoj mreži za optimalno upravljanje mikromrežom u realnom vremenu projektovan da efikasno funkcioniše u uslovima visokih neizvesnosti u scenarijima u kojima nije dostupan uvid u potpuno stanje mikromreže. Implementirani kontroler zasnovan na veštačkoj neuralnoj mreži koristi dan-unapred predikcije rada mikromreže i vrši korekcije u realnom vremenu kako bi se postiglo trenutno optimalno radno stanje sistema.

Ključni doprinos ovog rada ogleda se u smanjenoj zavisnosti od ulaznih podataka, jer kontroler zahteva merenja iz samo tri od ukupno četrnaest čvorova u posmatranoj mikromreži, čime se značajno smanjuje potreba za obimnom infrastrukturom za nadzor i komunikaciju. Uprkos mogućim značajnim odstupanjima u proizvodnji energije iz obnovljivih izvora, do 50% za fotonaponske sisteme i do 70% za vetroelektrane, kontroler pokazuje veoma visoku preciznost i robusnost, ostvarujući srednju kvadratnu grešku od 3,9431 $(kW)^2$.

Pored toga, implementirani pristup donosi značajne računarske predsnoti, omogućavajući brz odziv pogodan za primene u realnom vremenu, uz smanjenje opterećenja procesora za više od 99% u odnosu na konvencionalne algoritme za optimalan proračun tokova snaga. Ovo čini metod posebno pogodnim za praktičnu primenu u mikromrežama sa ograničenim računarskim resursima. Ova analiza je sprovedena na procesoru Intel Core Ultra 7 Processor 155HL, koji ima baznu frekvenciju jezgra od 1,4 GHz.

Kontroler je implementiran na simulatoru u realnom vremenu, a njegove performanse su potvrđene na standardnoj CIGRE srednjenaponskoj mreži korišćenjem OPAL-RT platforme, čime je potvrđena njegova efikasnost i sposobnost rada u realnom vremenu.

U celini, implementirani metod predstavlja skalabilno, efikasno rešenje sa malim zahtevima za upravljanje mikromrežama, sposobno da održi optimalan rad u uslovima neizvesnosti, uz značajno smanjenje računarskih i mernih zahteva.

LITERATURA

[1] N. Aksoy and I. Genc, „AI-driven energy storage optimization in microgrids: Integrating deep reinforcement learning with BiLSTM and LightGBM models”, *Applied Soft Computing*, vol. 190, 2026
[2] J. Wu, S. Li, Y. Yu, Y. Guan, B. Wei and Z. Chen, „Deep reinforcement learning-based multi-objective energy management system for microgrids under flexible energy market”, *Applied Energy*, vol. 406, 2026
[3] F. Yao, W. Zhao, M. Forshaw and Y. Song, „A holistic power optimization approach for microgrid control based on deep reinforcement learning”, *Neurocomputing*, vol. 654, 2025
[4] F. Yao, W. Zhao, M. Forshaw and W. Zhou, „A unified data-driven approach under deep reinforcement learning with direct control responses for microgrid operations”, *Knowledge-Based Systems*, vol. 325, 2025
[5] A. Deihim, D. Apostolopoulou and E. Alonso, „Initial estimate of AC optimal power flow with graph neural networks”, *Electric Power Systems Research*, vol. 234, 2024
[6] J. Rahman, C. Feng and J. Zhang, „A learning-augmented approach for AC optimal power flow”, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 130, 2021
[7] Renjin, Liyunhe, Gongshenggao, Biantao, „A hybrid fuzzy logic-based energy management strategy for grid-connected photovoltaic microgrids with energy storage optimization”, *Computers and Electrical Engineering*, vol. 131, 2026
[8] F. Yaprakdal, M. B. Yılmaz, M. Baysal, A. Anvari-Moghaddam, „A Deep Neural Network-Assisted Approach to Enhance Short-Term Optimal Operational Scheduling of a Microgrid”, *Sustainability*, vol. 12, br. 4, 2020
[9] N. S. Boghrabadi, Z. Wang, L. Timilsina, O. Ciftci, A. A. Khan, B. Papari and C. S. Edrington, „A deep learning approach to nonconvex optimal energy management for microgrids”, *Electric Power Systems Research*, vol. 252, 2026

[10] G. Gurumoorthi, S. Senthilkumar, G. Karthikeyan and F. Alsaif, „A hybrid deep learning approach to solve optimal power flow problem in hybrid renewable energy systems", *Scientific Reports*, vol. 14, 2024
[11] D. Cao, W. Hu, X. Hu, Q. Wu, Q. Huang, Z. Chen and F. Blaabjerg, „Deep Reinforcement Learning Based Approach for Optimal Power Flow of Distribution Networks Embedded with Renewable Energy and Storage Devices", *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, vol. 9, br. 5, 2021, str. 1101-1110
[12] R. Nellikkath and S. Chatzivasileiadis, „Physics-Informed Neural Networks for AC Optimal Power Flow", *Electric Power Systems Research*, vol. 212, 2022
[13] D. Owerko, F. Gama and A. Ribeiro, „Optimal Power Flow Using Graph Neural Networks", ICASSP 2020 - 2020 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), Barcelona, Spain, 2020, str. 5930-5934
[14] P. Y. Lak, J.-W. Lim, S.-R. Nam, „Deep Neural Network-Based Optimal Power Flow for Active Distribution Systems with High Photovoltaic Penetration", *Energies*, vol. 18, br. 17, 2025
[15] L. Zoroje, M. Forcan, F. D. P. García-López, G. Dobrić, J. Forcan, M. Larruskain, M. Žarković, M. Barragán-Villarejo, O. Abarrategi, „The Application of Artificial Neural Network for Optimal Real-Time Control of Microgrids", 2nd International Conference on Artificial Intelligence, Metaverse, and Cybersecurity (ICAMAC), 2025, str. 1-6
[16] H. Khaloie, M. Dolányi, J.-F. Toubeau and F. Vallée, „Review of machine learning techniques for optimal power flow", *Applied Energy*, vol. 388, 2025
[17] K. Rudion, A. Orths, Z. A. Styczynski and K. Strunz, „Design of benchmark of medium voltage distribution network for investigation of DG integration", 2006 IEEE Power Engineering Society General Meeting, Montreal, QC, Canada, 2006
[18] J. Forcan and M. Forcan, „Behavior of prosumers in Smart Grid: A comparison of Net Energy Metering and Billing Schemes and Game Theory-based Local Electricity Market", *Sustainable Energy, Grids and Networks*, vol. 34, 2023