

**KRATKOROČNA PROGNOZA PROIZVODNJE FOTONAPONSKE ELEKTRANE  
SHORT-TERM FORECAST OF PHOTOVOLTAIC POWER PLANT PRODUCTION**Živko Stojanović, Vladimir A. Katić, *Fakultet tehničkih nauka, Novi Sad***Oblast – ELEKTROENERGETIKA - ENERGETSKA  
ELEKTRONIKA I ELEKTRIČNE MAŠINE**

**Kratak sadržaj** – Predmet istraživanja ovog master rada je određivanje, poređenje i ispitivanje najefikasnijih metoda kratkoročnog predviđanja proizvodnje fotonaponskih sistema, u pogledu tačnosti, preciznosti i tehnoekonomske isplativosti. Izabrana metoda je testirana najednoj fotonaponskoj elektrani u Novom Sadu.

**Ključne reči:** metode predviđanja, fotonaponska elektrana, kratkoročno

**Abstract** – The aim of this master's thesis is to determine, compare and test the most efficient methods for photovoltaic energy production short-term forecasting, in terms of accuracy, precision, and techno-economic profitability. The selected method is tested on a photovoltaic power plant in Novi Sad.

**Keywords:** forecasting methods, photovoltaic power plant, short-term

**1. UVOD**

Brz napredak industrije i tehnologije proizvodnje fotonaponskih (FN) ćelija poslednjih godina, rezultirao je višestrukim padom cena komponenti FN sistema na tržištu, a takođe i velikim rastom instalisanih kapaciteta, koji su priključeni na elektroenergetski sistem [1,2].

Dalji tehnološki napredak FN sistema usmeren je ka razvoju energetske efikasnijih i jeftinijih FN ćelija (na primer tehnologije tankih filmova, organskih FN ćelija i mineralne tehnologije FN ćelija), kao i ka razvoju pretvaračkih sistema za njihovo povezivanje na mrežu [3,4].

Sa tehnoekonomskeg aspekta, solarna energija je najbrže rastuća obnovljiva tehnologija i sektor sa najvećim stepenom investicija [5]. Ulaganje u solarne elektrane je isplativo jer ova postrojenja imaju izuzetno niske troškove održavanja i ne traže dodatno angažovanje radnika, dugoročno je stabilno i sigurno donosi prihod [6].

Ključni aspekt planiranja rada FN elektrane i njene isplativosti je mogućnost predviđanja proizvodnje, kako dugoročno (mesečno, godišnje), tako i kratkoročno (polusatno, satno). Predviđanje proizvodnje solarne energije zahteva poznavanje položaja Zemlje prilikom rotacije oko Sunca, atmosferskih uslova, karakteristika solarne elektrane, stanja u mreži, posedovanje istorijskih podataka i drugih parametara.

**NAPOMENA:**

Ovaj rad proistekao je iz master rada čiji mentor je bio prof. dr Vladimir A. Katić.

Cilj rada jeste da se razmotri mogućnost uspostavljanja dovoljno dobrog modela predikcije, koji bi mogao da funkcioniše bez ili sa malo meteoroloških podataka (temperatura, oblačnost, vlažnost, itd.) koji zbog svoje brojnosti predstavljaju opterećenje za računarski model, bazu podataka i zahtevaju veoma skup hardver.

**2. ZNAČAJ PROGNOZE**

Potrebe za preciznom prognozom proizvodnje FN elektrane povećavaju se razvojem FN elektrana i njihovim sve većim udelom u energetske bilansima. Time se postiže povećanje poizdanosti i smanjenje troškova, sigurnije upravljanje elektroenergetskim mrežama, efikasnije trgovanje električnom energijom dobijenom iz FN elektrane i dr. [7]. Dodatno, predviđanje dovodi do smanjenja broja jedinica u stanju pripravnosti i smanjenju operativnih troškova rada u celom sistemu [8]. Posebno, ono predstavlja mogućnost adekvatnijeg upravljanja u slučaju agregiranja više manjih FN elektrana u virtuelne elektrane, jer se tada može umanjiti negativan uticaj promenljivosti sunčevog zračenja [9,10].

U proteklih nekoliko godina, razvijen je veliki broj metoda i tehnika predviđanja proizvodnje FN sistema. Jedna klasifikacija ovih metoda bazira se na horizontu predviđanja, tj. intervalu vremena između stvarnog vremena i efektivnog vremena predviđanja [10]. Čak i ako ne postoji široko usaglašen kriterijum za klasifikaciju najčešća klasifikacija je sledeća:

- dugoročno (1–10 godina),
- srednjeročno (1 mesec – 1 godina),
- kratkoročno (1 sat – 1 sedmica),
- vrlo kratko (1 minut-nekoliko minuta).

Poslednja dva horizonta su takođe poznata kao 'unutar jednog dana' [10], dok je najvažniji horizont za prognozu 24 sata sledećeg dana [11].

**3. POREĐENJE METODA I NAČIN OCENJIVANJA**

Generalno, upoređivanje tehnika predviđanja je izazovno, budući da su faktori koji utiču na performanse brojni i menjaju se u različitim situacijama:

- dostupnost istorijskih podataka i podataka vremenske prognoze,
- vremenski horizont i rezolucija,
- vremenski uslovi,
- geografski položaj, i uslovi instalacije.

U slučaju statističkih metoda, odgovarajuća predobrada podataka (na primer, uklanjanje noćnog uzorka kada nema proizvodnje električne energije) je takođe neophodna kako bi se postigli dobri rezultati i smanjili računski troškovi.

U cilju kratkoročne prognoze proizvodnje električne energije FN sistema, u praksi se najčešće koriste dve grupe metoda MLP (engl. *Multi-Layer Perceptron*) i ANN (engl. *Artificial Neural Network*). Uzimajući karakteristične indekse grešaka, kao indekse performansi metoda predviđanja FN proizvodnje električne energije za dan unapred (prema [12]), kao što su:

- normalizovane srednje apsolutne greške, NMAE%;
- srednje apsolutne procentualne greške, MAPE%,
- izmerene srednje apsolutne greške, WMAE%

upoređene su dve najčešće korišćene grupe metoda MLP i ANN. Rezultati poređenja i odgovarajuća ocena za svaki indeks, dati su u tabeli 1. Može se zaključiti da je MLP superiornija u odnosu na ANN, što ukazuje veća ukupna ocena (tabela 1).

Uzimajući kriterijume, odnosno indekse performansi navedenih u prethodnom poglavlju, zaključeno je da MLP grupa metoda pokazuje bolje performanse u odnosu na ANN. U ovom master radu, biće izvršeno formiranje modela za prognozu srednje snage za jedan sat unapred, na osnovu višestruke linearne regresije (MLR), koja pripada MLP grupi metoda. Ona je trenirana putem metode veštačke inteligencije, što omogućuje dobre adaptivne karakteristike, prilagođavanje na nove situacije, samoučenje i veliku brzinu rada. Ono što je jedinstveno je da pokazuje veliku preciznost predviđanja sa redukovanim setom podataka (na primer, bez meteoroloških podataka), što znatno smanjuje troškove.

#### 4. PRIMENA MLR METODE NA TEST PRIMERU

Metodologija za kratkoročnu prognozu proizvodnje FN elektrane ilustrovana je na realnom primeru elektrane u Novom Sadu, uporebom metode višestruke linearne regresije (MLR). Kao primer FN elektrane u Novom Sadu Instalirana snaga elektrane iznosi  $P_{inst} = 140$  kW a elektrana je montirana na zemlji, u okviru jedne radionice za obradu mašinskih delova.

Tabela 1. *Evaluacija indeksa performansi za MLP i ANN metode za šest sunčanih dana*

Indeks performansi	MLP	ANN
NMAE%	2%	varij.
Ocena	1	0
MAPE%	23.6%	10,0%
Ocena	1	1
WMAE%	10,1%	12,4%
Ocena	1	0
<b>Ukupna ocena</b>	<b>3</b>	<b>1</b>

Cilj primene MLR je bio da se ispita da li može da se uspostavi dovoljno dobar model za predikciju, koji bi mogao da funkcioniše bez meteoroloških podataka (temperatura, oblačnost, vlažnost itd.).

Drugim rečima, izvršeno je ispitivanje višestruke linearne regresije kao modela za predviđanje satnih profila proizvodnje, u okviru koga se utvrđuje zavisnosti

narednog sata planirane proizvodnje sa ostvarenom proizvodnjom iz prethodnog sata, uz korelaciju za svaki mesec rada.

Zbog toga je korišćen redukovani skup podataka koji se sastoji samo od hronoloških podataka (sat u toku dana i mesec u toku godine). Kao dodatna prediktorska varijabla korišćena je snaga elektrane u prethodnom satu. Kako se prognoza vrši za jedan sat unapred, ova varijabla je ključna za određivanje prognozirane snage.

Za razliku od prognoze potrošnje, gde u velikoj meri na prognozu utiču i drugi parametri, kao što su dan u nedelji, tip dana (da li je radni ili neradni), kao i temperatura od koje jako zavisi potrošnja električne energije za grejanje i hlađenje, u ovom modelu korišćene su samo tri prediktorske promenljive.

Naravno, model bi sigurno bio tačniji kada bi se sagledala i temperatura i brzina vetra. Ove veličine jako utiču na temperaturu panela, a od nje opet, zavisi i proizvedena snaga panela.

Primenom formule (1) izvršeno je treniranje modela i proračun koeficijenata regresije.

$$Q = \sum_{i=1}^n (Y_i - \beta_0 - \beta_1 X_{i1} - \beta_2 X_{i2} - \dots - \beta_{p-1} X_{i,p-1})^2 \quad (1)$$

gde su:

Q - minimiziranje sume kvadrata,

$Y_i$  -  $i$ -ta vrednost zavisne promenljive,

$\beta_{p-1}$  - odgovarajući regresioni koeficijent,

$\beta_0$  - odsečak, koji predstavlja vrednost zavisne

promenljive u slučaju kada su sve nezavisne promenljive jednake nuli,

$X_{i,p-1}$   $i$ -ta vrednost odgovarajuće promenljive.

Praktično, treniranje modela izvršeno je na celom skupu podataka, jer nije bilo podataka za više godina unazad. Koeficijenti regresije određeni su minimizacijom sume kvadratnih odstupanja, korišćenjem programa *Matlab* i funkcije *fitlm*. Korišćenjem ove funkcije i programskog koda koji je dat u dodatku ovog rada, dobijaju se koeficijenti regresije dati u tabeli 2.

Model pokazuje dobro slaganje sa tačnim vrednostima prikazano u tabeli 2, budući da je vrednost koeficijenta korelacije vrlo visoka:  $R=0,943$ .

Srednja kvadratna greška (RMSE - engl. *Root Mean Square Error*) odstupanja može se primeniti na različite modele prognoze kako bi se odredila tačnost prognoze. Ova veličina definiše se izrazom (2):

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (x_i - \bar{x}_i)^2}{n}} \quad (2)$$

gde  $x_i$  i  $\bar{x}_i$  predstavljaju stvarnu i prognoziranu vrednost na  $n$  uzoraka.

Normalizovana RMSE vrednost (engl. *Normalized RMSE*) računa se na osnovu sledećeg izraza:

$$NRMSE = \frac{1}{P_{max}} \sqrt{\frac{\sum (x_i - \bar{x}_i)^2}{n}} \quad (3)$$

Tabela 2. Koeficijenti regresije

Estimated coefficients:				
	Estimate	SE	tStat	pValue
(Intercept)	0.053962	0.40869	0.13204	0.89496
Month	-0.0082844	0.02256	-0.36721	0.71347
Time_01:55	3.60E-14	0.53932	6.68E-14	1
Time_02:55	3.15E-14	0.53932	5.84E-14	1
Time_03:55	0.2988	0.53932	0.55403	0.57957
Time_04:55	2.4002	0.53932	4.4503	8.68E-06
Time_05:55	8.0757	0.53945	14.97	4.75E-50
Time_06:55	15.551	0.54123	28.733	1.37E-173
Time_07:55	19.146	0.55014	34.803	1.09E-248
Time_08:55	18.298	0.56916	32.149	1.87E-214
Time_09:55	13.578	0.59249	22.916	6.38E-113
Time_10:55	6.4749	0.60906	10.631	3.09E-26
Time_11:55	0.41662	0.61086	0.68203	0.49524
Time_12:55	-3.9569	0.60058	-6.5884	4.70E-11
Time_13:55	-8.1882	0.58427	-14.014	3.81E-44
Time_14:55	-11.751	0.56558	-20.776	1.25E-93
Time_15:55	-11.283	0.54948	-20.534	1.51E-91
Time_16:55	-6.7928	0.54142	-12.546	8.44E-36
Time_17:55	-2.3426	0.53951	-4.342	1.43E-05
Time_18:55	-0.57195	0.53933	-1.0605	0.28896
Time_19:55	-0.049803	0.53932	-0.092344	0.92643
Time_20:55	-2.65E-16	0.53932	-4.92E-16	1
Time_21:55	9.11E-15	0.53932	1.69E-14	1
Time_22:55	-1.50E-15	0.53932	-2.79E-15	1
Time_23:55	2.26E-05	0.53932	4.20E-05	0.99997
v	0.91499	0.0043114	212.22	0

Oznake u tabeli 2 imaju sledeće značenje:

- Estimate — vrednost koeficijenta u modelu.
- intercept – konstanti član linearnog modela
- SE — standardna greška
- tStat — t-statistika (ili Studentova statistika) za svaku od pretpostavki da je odgovarajući koeficijent različit od nule.
- pValue — p-vrednost za t-statistiku hipoteze da je odgovarajući koeficijent jednak nuli ili ne.

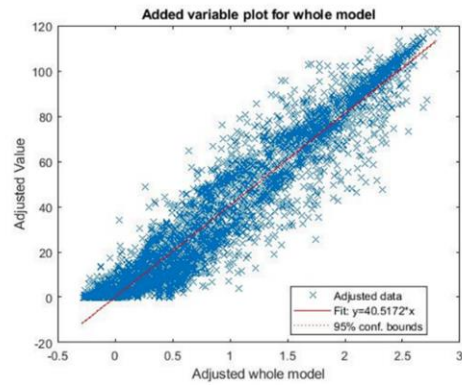
Srednja kvadratna greška u ovom slučaju iznosi 7,3 kW ili ako se normalizuje na vrednost podeljenu sa maksimalnom snagom elektrane NRMS = 5,2%.

Tačnost sunčeve prognoze zavisi od regiona. Na primer, RMSE su se kretali od oko 20% do 35% u Španiji, dostižući 40% do 60% u Centralnoj Evropi [13].

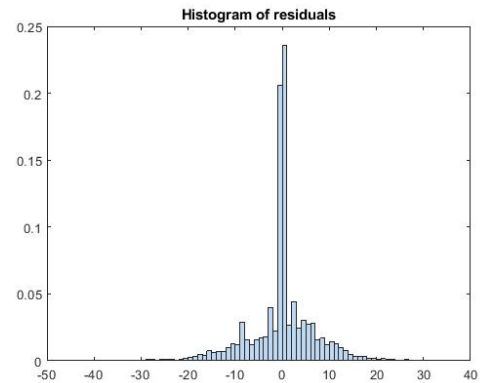
Pokazuje se da se tačnost prognoze značajno se poboljšava kako se povećava geografska oblast koja se razmatra povećava. Dijagrami odstupanja procenjenih od stvarnih vrednosti, kao i histogram vrednosti reziduala prikazani su na slikama 1 i 2.

Karakteristični dnevni dijagrami proizvodnje za jedan zimski (04.01.2018.) i jedan letnji dan (21.08.2018.) dati su na slikama 3 i 4.

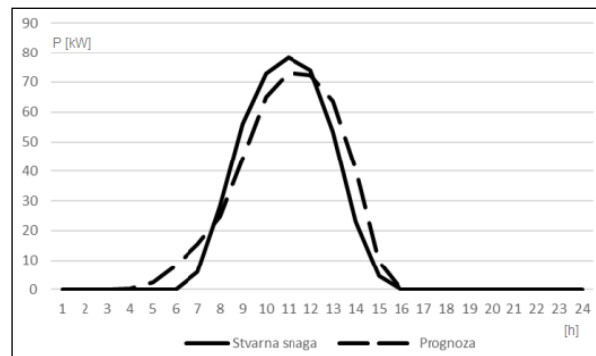
Iz dijagrama datih na slikama 3 i 4 vidljivo je da su najveća odstupanja u periodima najvećih snaga. Takođe, veća su odstupanja zimi, nego leti, kao i pri promenama solarnog zračenja. Ovo se može objasniti činjenicom da je u zimskim mesecima mnogo veća varijacija snage u toku meseca, te je i trening podataka podložan većem broju grešaka.



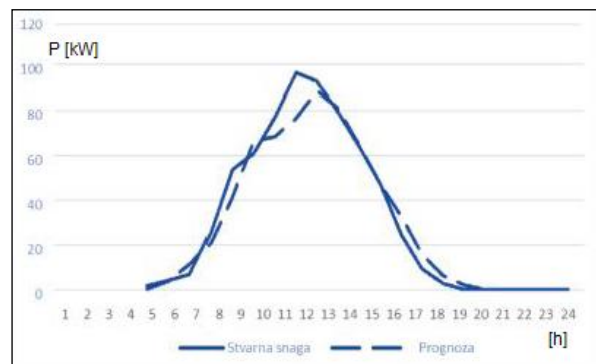
Sl. 1. Odstupanja procenjenih od tačnih vrednosti



Sl. 2. Histogram reziduala



Sl. 3. Satna proizvodnja elektrane za karakterističan zimski dan



Sl. 4. Satna proizvodnja elektrane za karakterističan letnji dan

Na tržištu električne energije greška u prognozi može da ima velike finansijske posledice ukoliko znatno odstupa od prijavljenih količina proizvodnje za dan unapred. Pod uslovom da proizvođač snosi balansnu odgovornost na

tržištu, sva odstupanja plaća po cenama poravnanja koje određuje operator prenosnog sistema (Elektromreže Srbije - EMS u Srbiji) [14].

Tehno-ekonomskom analizom [14] u toku jednog dana, vrednost penala usled loše prognoze može da iznosi i više od 500 evra, što na godišnjem nivou, čak i za tako malu elektranu predstavlja veliki iznos. Ova analiza je uprošćena, jer se ne vodi računa o unutardnevnom tržištu niti o dozvoljenom odstupanju elektrane, ali je dovoljno ilustrativna da pokaže važnost tačne prognoze proizvedene energije.

## 5. ZAKLJUČAK

U elektroenergetskom sistemu, zbog svojih tehnološko-tehničkih svojstava, solarni FN sistemi su komercijalno najzastupljenija tehnička rešenja koja apsorbuju i konvertuju energije sunca direktno u električnu energiju korišćenjem modularnih panela i skalabilnih invertora za transformaciju jednosmerne struju u naizmeničnu, a koji mogu da se prilagode različitim potrebama.

Skalabilnost sistema i cenovna pristupačnost tehnologije uticalo je na stvaranje ogromnog tržišta na svetskom nivou i razvoju podsticajnih mehanizama kroz regulatorno-ekonomske okvire za omasovljavanje primene FN sistema prvenstveno na nivou distributivnih mreža, gde se sama solarna elektrana postavlja u neposrednoj blizini potrošača u mreži (distribuirane elektrane). Instalacijom distribuiranih elektrana, pored ekološkog efekta, uticalo bi se pozitivno na smanjenje termičkih gubitaka koji se javljaju pri prenosu i distribuciji električne energije, čime se produžava životni vek infrastrukture.

U Srbiji, najveći izazov u primeni modela za predviđanje potrošnje, samim tim i proizvodnje, jeste dostupnost podataka. Komercijalno dostupna softverska rešenja na koja se mogu osloniti prvenstveno snabevači električne energije su efikasna, ali i skupa i mogu zadovoljiti potrebe predviđanja proizvodnje električne energije iz solarnih elektrana, jer dovode u korelaciju spoljne uslove: iradijaciju na specifičnoj lokaciji ( $\text{kW/m}^2$ ), temperaturu, vlažnost vazduha, itd. u spregu sa instalisanom snagom elektrane i tehničkim karakteristikama opreme. Međutim, raspolaganje istorijskim podacima za više hidrometeoroloških parametara za više lokacija nije zanemarljiv trošak. U ovom radu je dokazano je da je moguće koristiti modele za predikciju sa ograničenim setom vrednosti, koji bi se bazirali samo na istorijskim podacima o proizvodnji, sezonalnim ili mesečnim razgraničavanjem, koja je ujedno prihvatljiva snabdevaču ili elektrani kao balansnoj strani za troškove balansiranja.

## 6. LITERATURA

- [1] M.A.Green, K. Emery, Y. Hishikawa, W. Warta, E. D. Dunlop, Solar cell efficiency tables (Version 45), Progress in Photovoltaics, 23 (1), 2015, pp. 1-9;
- [2] Global market outlook for photovoltaics until 2014, 2014, EPIA;
- [3] A.M. Ismail, R. Ramirez-Iniguez, M. Asif, A. B. Munir, F. Muhammed-Sukki, Progress of solar photovoltaic in ASEAN countries: A review, Renewable and Sustainable Energy Reviews, 48 (2015), pp. 339-412
- [4] Global market outlook for photovoltaics 2014-2018, EPIA
- [5] Global landscape of Renewable Energy Finance. IRENA, 2018.
- [6] Reikard G. Predicting solar radiation at high resolutions: a comparison of time series forecasts. Solar Energy 2009; 83: 342–9.
- [7] Connecting the Sun-Solar Photovoltaics on the Road To Large Scale Grid Integration. EPIA, 2012.
- [8] Antonanzas, J.; Osorio, N.; Escobar, R.; Urraca, R.; Martinez-De Pison, F.; Antonanzas-Torres, F. Review of photovoltaic power forecasting. Sol. Energy 2016, 136, 78–111.
- [9] Antonanzas, J.; Osorio, N.; Escobar, R.; Urraca, R.; Martinez-De Pison, F.; Antonanzas-Torres, F. Review of photovoltaic power forecasting. Solar Energy 2016, 136, 78–111.
- [10] Mills, A.; Wiser, R. Implications of Wide-Area Geographic Diversity for Short-Term Variability of Solar Power; Technical Report LBNL-3884E; Lawrence Berkeley National Laboratory: Washington, DC, USA, Sept. 2010.
- [11] B. Parida, S. Iniyar, R. Goic, A review of solar photovoltaic technologies, Renewable and Sustainable Energy Reviews, 15 (2011), 3, pp. 1625-1636.
- [12] Nespoli, A.; Ogliari, E.; Leva, S.; Massi Pavan, A.; Mellit, A.; Lughì, V.; Dolara, A. Day-Ahead Photovoltaic Forecasting: A Comparison of the Most Effective Techniques. Energies 2019, 12, 1621.
- [13] IEA (2020), Solar PV, IEA, Paris <https://www.iea.org/reports/solar-pv>
- [14] Agencija za energetiku Republike Srbije; dostupno na: <https://www.aers.rs/>

### Kratka biografija:



**Živko Stojanović** rođen je u Bijeljini 1994. god. Gimnaziju "Filip Višnjić", završio je u Bijeljini, 2013 god. Diplomirao je na Fakultetu tehničkih nauka, studijski program Energetika, elektronika i telekomunikacije 2017. god. Od 2017. god. upisuje master akademske studije Elektroenergetika - Energetska elektronika i električne mašine na svom matičnom fakultetu.



**Vladimir A. Katić, red.prof.** rođen je 1954. godine u Novom Sadu. Diplomirao je na Fakultetu tehničkih nauka u Novom Sadu 1978. god., a magistrirao i doktorirao na Univerzitetu u Beogradu 1981. i 1991. godine, respektivno. Od 2002. godine je redovni profesor Univerziteta u Novom Sadu. Oblasni interesovanja su energetska elektronika, obnovljivi izvori električne energije, kvalitet električne energije i električna vozila.