

# Poređenje različitih metoda za dugoročno prognoziranje električne energije

Ana Anđelković  
Elektrotehnički fakultet u Beogradu  
Elektrotehnički institut Nikola Tesla  
Beograd, Srbija  
ana.andjelkovic@ieent.org

Miloš Anđelković  
Elektrotehnički fakultet u Beogradu  
Elektrotehnički institut Nikola Tesla  
Beograd, Srbija  
milos.andjelkovic@ieent.org

**Sažetak**—U radu su predstavljene različite metode za prognoziranje električne energije. Predstavice se pregled tradicionalnih i sadašnjih načina formiranja prognoze. Izvršice se poređenje metoda. Uradiće se kratak osvrt na nove aktuelne metode koje koriste metode veštačke inteligencije – neuralne mreže, genetski algoritam, fuzzy logika. Analiziraće se i potrebni ulazni podaci. Autori će dati kratak opis svake metode i uporediti rezultate na test distributivnog mreži.

**Ključne riječi**—dugoročno planiranje; metode; opterećenje; (key words)

## I. UVOD

Proces prognoziranja predstavlja jedan od prvih koraka u planiranju i razvoju prenosnog i distributivnog sistema. Jedan od primarnih zadataka je tačnost predviđanja dugoročne prognoze radi daljeg razvoja elektroenergetskog sistema koji uključuje izgradnju novih trafostanica i vodova. Jedna od osnovnih funkcija elektroenergetskog sistema je snabdevanje potrošača što pouzdanije i sigurnije moguće. Druga je prepoznavanje potreba potrošača. Električna energija se ne može skladištiti i mora se generisati po potražnji. Stoga prognoziranje opterećenje je jedan od najbitnijih procesa u razvoju sistema. Tačne prognoze omogućavaju i moguće uštede operacija i održavanja. [1][2][3][4]

## II. ULAZNI PODACI

Osnovni parametar koji utiče na potrošnju električne energije je broj stanovnika. Ovi podaci se uzimaju iz popisa stanovništva koji se rade na svakih deset godina i na osnovu njih se prognozira dalji porast broja stanovnika. Republički zavod za statistiku daje procenu broja stanovnika za svaku godinu. Procene stanovnika ne obuhvataju migraciona kretanja koja itekako bi trebalo uzeti u obzir. Godine između popisa je potrebno ekstrapolirati prema popisnim podacima. To je baza za prognozu stanovništva koja se posle koristi pri prognozi opterećenja. Postoje razne metode za prognozu stanovništva. Potrebno je baratati sa podacima o broju domaćinstva u prethodnom periodu kao i o broju članova prosečnog domaćinstva.[1][8]

Drugi važan parametar koji određuje kretanje potrošnje električne energije je ekonomski razvoj tj. razvoj privrede. Najbolji pokazatelji su bruto domaći proizvod (BDP) i bruto nacionalni dohodak (BND). Ovi parametri su obično jako

povezani sa potrošnjom domaćinstava. Potrebno je uraditi prognozu ovoga (najčešće se koristi neki trend).[1]

Glavna grupa podataka koja se koristi u daljem radu je potrošnja iz prethodnog perioda. Razlikujemo potrošnju po kategorijama i distributivnim područjima. Kategorije potrošnje su visoki napon 110 kV, ŽTO, srednji napon 35 kV, srednji napon 10/20 kV, 0,4 kV I stepen, 0,4 kV II stepen, domaćinstva i javno osvetljenje. Iz ovih podataka može se zaključiti na koji način raste ili opada potrošnja po pojedinim područjima ili kategorijama, kao i procenite rasta.

Neophodno je baratati sa informacijama o postojećim i budućim opterećenjima krajnjih čvorišta, podacima o postojećoj prenosnoj mreži i podacima o postojećim i novim izvorima električne energije.

Dodatno se koriste i podaci o specifičnoj potrošnji energije svedenoj na stanovnika ili domaćinstvo. Oni se dodatno analitički analiziraju i prognoziraju.

Bitnu grupu podataka čine informacije o zbirnoj maksimalnoj snazi korisnika prenosnog sistema. Ova merenja su jako precizna prethodnih godina pojavom novih sistema za merenje.

Neophodno je naći nivoe korelacije između određenih grupa podataka. Ovo će ukazati na izbor modela za prognozu potrošnje energije. Nivo korelacije je određen Pearsonovim koeficijentom linearne korelacije:

$$R = \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_x \sigma_y}$$

gde su

$\sigma_{xy}$  – kovarijansa, a

$\sigma_x$  и  $\sigma_y$  – standardne devijacije promenljivih  $x$  и  $y$ .

koje se izračunavaju kao:

$$\sigma_{xy} = \frac{\sum x \cdot y}{n} - \frac{\sum x}{n} \cdot \frac{\sum y}{n},$$

$$\sigma_x = \sqrt{\frac{\sum x^2}{n} - \left(\frac{\sum x}{n}\right)^2},$$

$$\sigma_y = \sqrt{\frac{\sum y^2}{n} - \left(\frac{\sum y}{n}\right)^2}.$$

Iz koeficijenta korelacije se kvadriranjem izračunava koeficijent determinacije  $R^2$ . Apsolutne vrednosti koeficijenta korelacije iznad 0.7 odnosno koeficijenta determinacije iznad 0.5 ukazuju na jaku povezanost dve promenljive.

### III. METODE

#### A. Trend analize

Jedna od tradicionalnih metoda je praćenje trenda. Formiraju se trend linije na osnovu podataka iz prethodnih godina o potrošnji po kategorijama ili po distributivnim područjima, kao i po ukupnoj potrošnji. Ovi trendovi se formiraju preko ekstrapolacionih funkcija: linearne, eksponencijalne, logaritamske i polinomske. Primer ove četiri metode je prikazan na Slika. 1. Ovo su podaci dobijeni na test distributivnoj mreži. Svaka trend linija ima svoj koeficijent determinisanosti koji pokazuje koliko dobro ta linija fituje postojeće podatke.[9][6][5]

Prednost trend analiza je što su jednostavne, brze i jeftine za analiziranje.

Međutim trend linije su jako zgodne za buduću prognozu BDP-a i BND-a, koji se dalje koriste za prognozu neke od kategorija potrošnje sa kojom je u dobroj korelaciji ili za prognozu ukupne potrošnje.

Ukoliko se identifikuje određeni nivo korelacije između podataka o električnoj energiji i veličina koje neposredno ili posredno utiču na nju onda se formiraju različite ekstrapolacione funkcije između njih za koje se utvrđuje stepen korelacije i funkcija koja najbolje ekstrapolira ponašanje u prošlosti i može se koristiti za prognozu u budućnosti.

#### B. Stope rasta

Prognoza potrošnje se može formirati i na osnovi prosečnih godišnjih procenata rasta zabeleženih u nekom periodu izračunatih kao:

$$p = \left( \frac{W_{T_2}}{W_{T_1}} \right)^{\frac{1}{T_2 - T_1}} - 1$$

gde su  $T_2$  i  $T_1$ , godine u kojima su zabeležene potrošnje  $W_{T_2}$  i  $W_{T_1}$ .

#### C. Specifična potrošnja

Da bi bilo moguće raditi prognozu preko ovog podatka potrebno je prvo uraditi prognozu broja stanovnika i broja domaćinstava. Ovo se najčešće koristi za prognozu domaćinstava.

Obično se koristi relacija:

$$W_{sp} = W_{sp(t-1)} * e^{\frac{n_t \ln W_{grsp}}{T}}$$

$W_{sp}$  – specifična potrošnja po stanovniku ili po domaćinstvu na kraju posmatrane etape

$W_{sp(t-1)}$  – specifična potrošnja po stanovniku ili po domaćinstvu na kraju prethodne etape

$n_t$  – dužina (broj godina) posmatrane etape

$W_{grsp}$  – pretpostavljena granična specifična potrošnja po stanovniku ili po domaćinstvu

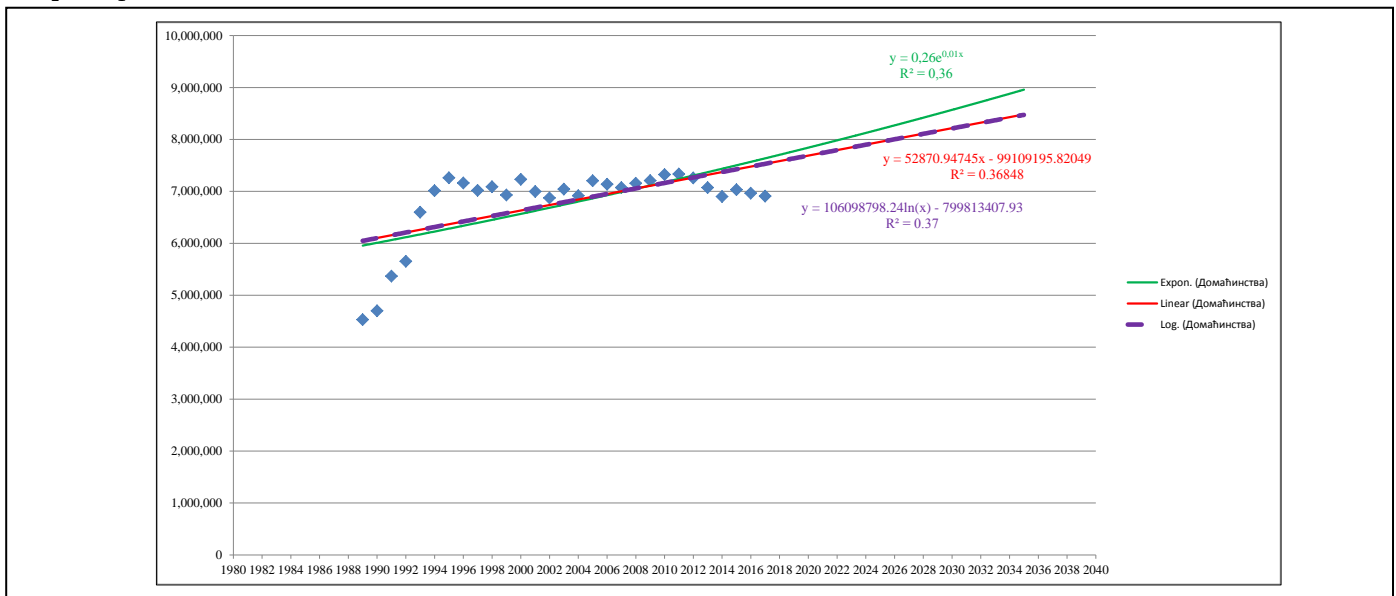
$T$  – pretpostavljena dužina perioda za koje bi specifična potrošnja po stanovniku dostigla utvrđenu graničnu vrednost

#### D. Vršna snaga

Kad je u pitanju prognoza električne energije i snage polazeći od vršnih snaga, razlikuju se dve metode “odozgonaniže” i “odozdo-naviše”.

Prvi metod se sastoji od prognoze globalne potrošnje preko različitih ekstrapolacionih metoda, imajući u vidu minimalnu standardnu devijaciju koja je pokazatelj dobrog ili lošeg poklapanja krive sa podacima iz prošlosti. Zatim će se ta proračunata potrošnja preraspoređivati iz viših naponskih nivoa na niže. Poseban dodatni problem je prostorna raspodela te potrošnje po napojnim trafostanicama.

Drugi metod polazi od formiranja potrošnje po trafostanicama na nižim naponskim nivoima, pa se zatim ide na više naponske nivoe.



Slika. 1 Primer trend metoda

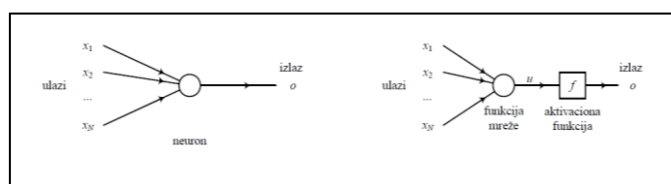
#### IV. NOVE METODE

##### A. Neuralne mreže

Jedna od novijih metoda koje se koriste su neuralne mreže. Najvažnije karakteristike neuralnih mreža su:

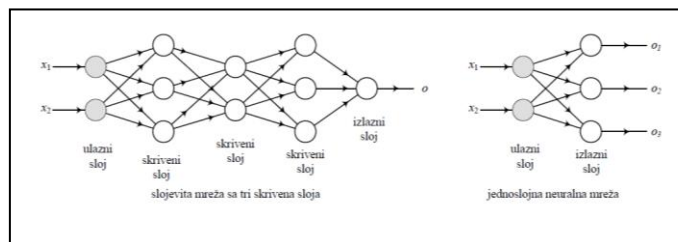
- paralelna obrada informacija
- svojstvo redundantnosti tj. svojstvo otpora na kvar
- mogućnost obrade nepreciznih podataka u nepoznatom okruženju
- modelovanje i upravljanje viševarijabilnim procesima

Polazi se od ulaznih podataka -  $x$  i težinskih odnosa međusobnih veza -  $w$ . Zatim se obrađuje funkcije prenosa i aktivaciona funkcija koja obrađuje izlaz funkcije prenosa. Aktivaciona funkcija može biti linearna, binarna, sigmoidna itd. Čitav proces je prikazan na Slika. 2



Slika. 2 Proces neuralnih mreža

Neuralna mreža se sastoji od neurona i od slojeva. Svaki sloj ima određen broj neurona (Slika. 3). Koliko će mreža imati slojeva zavisi od kompleksnosti problema.



Slika. 3 Slojevi u neuralnim mrežama

Proces obučavanja mreže može biti:

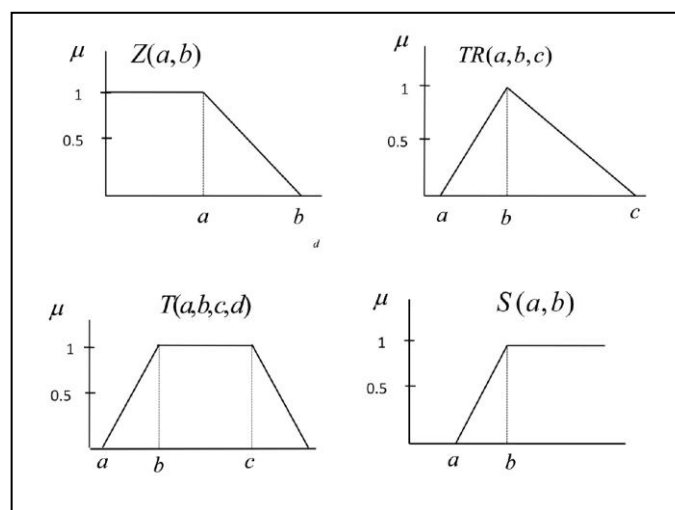
- Obučavanje sa nadzorom (supervised learning)
- Obučavanje sa podsticanjem (reinforcement learning)
- samoobučavanje (unsupervised learning)

Ulazni podaci u ovom slučaju mogu biti potrošnja u prethodnom periodu, broj stanovnika, BDP ili BND. Broj stanovnika, BDP i BNP potrebno je posebno prognozirati nekom ekstrapolacionom metodom. Neophodno je izabrati model neuralne mreže – broj skrivenih slojeva i neurona.[5] [6] [7]

##### B. Fuzzy logika

Postoje situacije u kojima nije moguće znanje o sistemu reprezentovati na apsolutno precizan način.[7] Proces korišćenja Fuzzy sistema obuhvata sledeće faze:

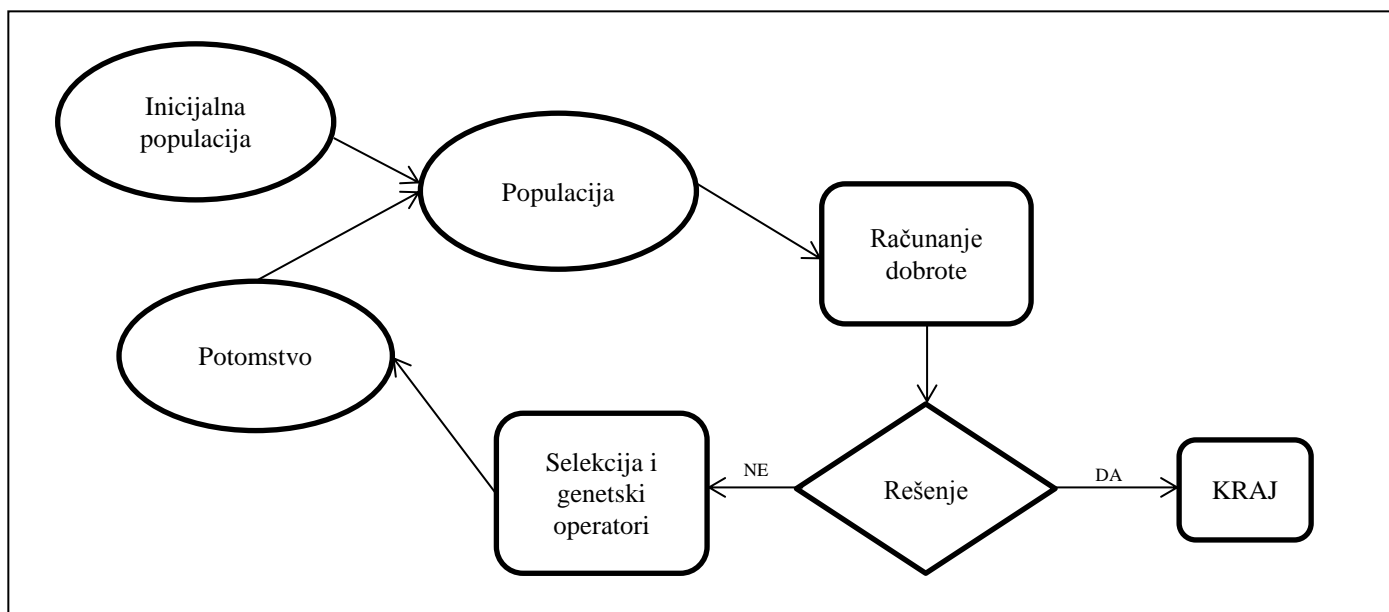
- Fuzifikacija naprosto modifikuje signale ulaza tako da mogu biti pravilno protumačeni i upoređeni sa pravilima u bazi pravila
- Zaključivanje na osnovu pravila je mehanizam za procenjivanje koja kontrolna pravila su relevantna za trenutno stanje sistema i odlučuje logičkim sklopom kakav će biti upravljački signal tj. ulaz u proces (Slika. 4).
- Defuzifikacija transformiše fuzzy oblik u oblik signala koji je razumljiv.
- Ukupno zadovoljenje uslova se računa preko operatora nad fuzzy funkcijama pripadnosti



Slika. 4 Primeri fuzzy funkcija

##### C. Genetski algoritam

Genetski algoritam simulira mehanizam prirodne selekcije. Osnovni genetski algoritam koristi binarnu reprezentaciju, prostu selekciju ukrštanjem sa jednom tačkom prekida i prostu mutaciju. Kod genetskih algoritama jedinke predstavljaju trenutne aproksimacije rešenja problema koji se rešava. Svaka jedinka se kodira i pridružuje joj se određena mera kvaliteta – fitness koja se određuje pomoću funkcije cilja. Početna populacija se generiše prilikom inicijalizacije koja se obično generiše slučajnim izborom rešenja iz domena. Zatim sledi selekcija, ukrštanje i mutacija. Ovaj proces se ponavlja dok se ne zadovolji uslov zaustavljanja. Uglavnom loše jedinke izumiru, a bolje ostaju i u sledećem koraku se ukrštaju čime se prenose osobine roditelja na decu. Ovim se omogućuje da iz generacije u generaciju raste prosečan kvalitet populacije. Na Slika. 5 je prikazan grafički prikaz algoritma.



Slika. 5 Genetski algoritam

## V. ANALIZA REZULTATA

Analize su sprovedene na test distributivnoj mreži, za dvadeset godina unapred. Trend analize (slika 1.) su dale sledeće rezultate: eksponencijalna 8,91 miliona MWh, linearna 8,48 miliona MWh, a logaritamska 8,47 miliona MWh. Preko specifične potrošnje domaćinstva dobija se 7,28 MWh, sto je malo niža prognoza.

Pri obradi podataka neuralnim mrežama uzeti su podaci o potrošnji, broju domaćinstava, boju stanovnika i GDP prethodnih 20 godina. mreža se sastojala od 2 sloja sa 6 i 3 neurona. Ovom analizom došlo se do rezultata 7.36 miliona MWh. Genetskim algoritmom je minimizovana greška - 7.2 miliona MWh. Fuzzy logikom je dobijen nelogičan rezultat.

## VI. ZAKLJUČAK

Različite metode za prognozu opterećenja prikazane su u radu. Svi ovi algoritmi mogu se koristiti za predviđanje opterećenja, ali raspoloživost ulaznih podataka i varijabli koje su neophodne prave razliku u tačnosti. Za dugoročnu prognozu neophodno je detaljno upoznati elektroenergetski sistem a posle toga se može odabrati najpogodnija i najpreciznija metoda. Vrlo često možemo kombinovati različite metode i porediti njihovu tačnost.

Praksa je pokazala da su tradicionalne metode preciznije pri dugoročnoj prognozi opterećenja, daju bolje i jasnije rezultate. One se koriste u većini zemalja zbog pouzdanih rezultata. Jako je važno da se pri konstataciji velike korelacije između podataka nađe logičko objašnjenje za tu povezanost. Mora se imati u vidu istorija ekonomskih, socijalnih, ekonometrijskih i klimatskih veličina.

Nove metode (metode optimizacije) su jako zgodne pri kratkoročnoj prognozi. One jako brzo rešavaju nelinearne probleme i prevazilaze problem nedostataka svih podataka. Nisu u potpunosti pouzdane kada je u pitanju dugoročna prognoza.

## LITERATURA

- [1] "Metodologija i kriterijumi za planiranje prenosne mreže", Elektrotehnički Institut Nikola Tesla, 2000
- [2] "Studija perspektivnog razvoja prenosne mreže Srbije do 2020 (2025) godine", Elektrotehnički Institut Nikola Tesla, 2009
- [3] "Izrada studije razvoja distributivne mreže na teritoriji ogranaka ED Čačak, Jagodina i Arandelovac", Elektrotehnički Institut Nikola Tesla, 2017
- [4] "Izrada studije razvoja distributivne mreže na teritoriji ogranka ED Užice", Elektrotehnički Institut Nikola Tesla, 2014
- [5] Ladan Ghods and Mohsen Kalantar, "Methods for long-term electric load demand forecasting; a comprehensive investigation", 2008 IEEE International Conference on Industrial Technology, 21-24 April 2008, DOI: 10.1109/ICIT.2008.4608469
- [6] Ladan Ghods and Mohsen Kalantar, "Different methods of long term electric load demand forecasting; a comprehensive review", Iranian Journal of Electrical & Electronic Engineering, Vol. 7, No.4, Dec. 2011
- [7] Melodi A.O., Adeniyi S.T. and Oluwaniyi R.H., "Long term load forecasting for Nigeria's electric power grid using ann and fuzzy logic models", 2017 IEEE International Conference on Electro-Technology for National Development (NIGERCON), 2017, 978-1-5090-6422-9/17
- [8] Melodi A.O., Momoh J.A, and Adeniyi S.T., "Probabilistic long term load forecast for nigerian bulk power transmission system expansion planning", 2016 IEEE PES Power Africa Conference, 2016, 978-1-4673-9981-4/16
- [9] Eisa Almeshaie, Hassan Soltan, "A methodology for electric power load forecasting", Alexandria Engineering Journal (2011) 50, page 137-144

## ABSTRACT

Different methods for forecasting of load are presented in this paper. An overview of traditional and current algorithm of forecasting will be presented. Comparison of methods will be made. A brief overview of recent actual methods using artificial intelligence methods - neural networks, genetic algorithm, fuzzy logic will be made. The necessary input data will be analyzed. The final selection of the results which would be used is very complex and the authors will try to answer this question.

### Methods for long-term forecasting of load

Ana Anđelković  
Miloš Anđelković