

PROGNOZA POTROŠNJE ELEKTRIČNE ENERGIJE PRIMENOM ARMA METODE LOAD FORECASTING USING ARMA METHOD

Andrej Iviciak, *Fakultet tehničkih nauka, Novi Sad*

Oblast – ELEKTROTEHNIKA I RAČUNARSTVO

Kratak sadržaj – U radu su opisani tipovi prognoza potrošnje električne energije. Opisane su neke metode za prognozu potrošnje i faktori koji su od značaja i utiču na njenu preciznost. U praktičnom delu rada, razvijena je veb aplikacija koja primenom ARMA metode vrši prognozu potrošnju električne energije na osnovu istorijske potrošnje električne energije. U radu će biti prikazani rezultati prognoze potrošnje za neke slučajeve, gde će se videti kako odabir vrednosti parametara i interval pretrage utiče na preciznost prognoze potrošnje električne energije.

Ključne reči: Prognoza potrošnje električne energije, ARMA

Abstract – The paper describes the types of load forecasts. Some load forecast methods and important factors that affect accuracy are described. In the practical part of the work, a web application was developed that uses the ARMA method for load forecasting based on historical electricity consumption. The paper will present results of load forecast for some cases, where it will be possible to see how the selection of parameters and search interval values affects the load forecast's precision.

Keywords: Load forecast, ARMA

1. UVOD

Prognoza potrošnje električne energije je od velikog značaja za svaku državu ili elektroenergetsko preduzeće. Pomoću te informacije se računa i određuje koliko će biti potrebno da se proizvede električne energije i ukoliko je količina van kapaciteta sistema, koliko treba da se kupi. Tokom godina su se razvile razne metode za prognozu potrošnje električne energije. Međusobno se mogu razlikovati po tome koje faktore primenjuju da bi povećali preciznost prognoze, za koji period su najefikasnije, itd. Postoji veliki broj faktora koji utiču na preciznost prognoze potrošnje električne energije. Neki od najvažnijih su istorijski podaci o potrošnji električne energije, jačina vetra, temperatura ili drugim rečima vremenski podaci, vremenske prilike, itd.

Prognozu potrošnje električne energije moguće je izvršiti za različite vremenske periode, shodno tome moguće ih je podeliti na:

- kratkoročne (od 1 sata do 1 nedelje)
- srednjoročne (od 1 nedelje do 1 godine)
- dugoročne (od 2 godine pa nadalje)

2. FAKTORI ZA PROGNOZU POTROŠNJE ELEKTRIČNE ENERGIJE

Postoje brojni faktori koji se koriste i utiču na preciznost prognoze potrošnje električne energije, neki su od većeg značaja od drugih ali svi faktori doprinose da se preciznost poveća što je više moguće.

Kod kratkoročnih metoda za prognozu potrošnje neki od faktora sa najvećim značajem su:

- vremenski faktori (dan u nedelji, period u godini, itd.)
- podaci o vremenu (meteorološki podaci)
- potrošačke klase

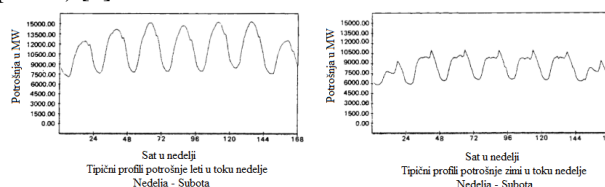
Za srednjoročnu i dugoročnu prognozu postoji veliki broj faktora koji su od značaja, neki od njih su:

- istorijska potrošnja električne energije
- istorijski podaci o vremenu
- broj potrošača po različitim kategorijama
- uređaji u okolini
- ekonomski i demografski podaci, i njihove prognoze

2.1 Vremenski faktori

Značajnu ulogu u uticaju na obrasce potrošnje električne energije, imaju sledeća tri vremenska faktora: sezonski efekti, nedeljno-dnevni ciklusi i zakonski i verski praznici. Sezonske promene određuju da li je isporuka električne energije na vrhuncu tokom leta ili zime. Određene promene u obrascu opterećenja nastaju postepeno kao odgovor na sezonske varijacije kao što su broj sati svetlosti u danu i promena temperature.

Sa druge strane, postoje sezonski događaji koji donose naglu ali važnu strukturalnu modifikaciju u obrascu potrošnje električne energije. To su promene koje donosi letnje računanje vremena (smanjenje ili povećanje broja sati dana), promene u strukturi stope (doba dana, sezonski zahtevi), početak školske godine i značajno smanjenje aktivnosti tokom perioda odmora (Božićni, Novogodišnji period) [1].



Slika 1. Tipični nedeljni obrasci za leto i zimu [1]

NAPOMENA:

Ovaj rad proistekao je iz master rada čiji mentor je bio prof. dr Aleksandar Selakov.

Slika 1. prikazuje tipične potrošačke obrasce letnje i zimske nedelje za leto i zimu kada je isporuka električne energije na vrhuncu [1].

2.2 Vremenske prilike

Jedan od najuticajnijih faktora za prognoze potrošnje električne energije su i podaci o vremenskim prilikama. U obzir se uzimaju razne promenljive. Najčešće korišćene varijable su temperatura i vlažnost vazduha. Indeks temperature i vlažnosti (engl. *Temperature-Humidity index – THI*) i indeks hlađenja vetra (engl. *Wind-Chill index – WCI*) su dve složene vremenske prilike promenljive funkcije, koje su u širokoj upotrebi od strane komunalnih preduzeća kao što su elektrodistribucije. *THI* je mera za nelagodnost od letnje vrućine i tome slično, dok predstavlja *WCI* stres od hladnoće [2].

2.3 Potrošačke klase

Svaka potrošačka klasa ima drugačiji obrazac potrošnje električne energije.

Kada je reč o klasnim razlikama potrošača, njih je moguće podeliti na sledeće potrošačke klase:

- Kućna (kuće, zgrade, itd)
- Komercijalna (prodavnice, bolnice, restorani, hoteli, poslovni prostori, itd)
- Industrijska (proizvodnja, prerada hrane, itd)

Potrošački obrasci se razlikuju između potrošača koji pripadaju drugim klasama, dok su slični oni koji pripadaju istoj klasi. Stoga, većina elektrodistributivnih preduzeća razlikuju potrošnju električne energije od klase do klase [2].

2.4 Faktori za srednjoročnu i dugoročnu prognozu

Kako se period za srednjoročnu i dugoročnu prognozu znatno razlikuje od kratkoročne, istorijski podaci su od najvećeg značaja kako bi prognoza bila što preciznija.

Istorijski podaci koji se koriste su podaci o potrošnji električne energije i podaci o vremenu (o vremenskim prilikama). Što je veća količina istorijskih podataka to je bolje, jer je tada moguće referencirati duži vremenski period i shodno tome postići precizniju prognozu.

Pošto različite kategorije (domaćinstava, ustanove, itd.) troše različitu količinu električne energije, u cilju je da njihov broj bude što tačniji tokom prognoze potrošnje električne energije.

Postoji veliki broj uređaja koji se koriste, svaki od njih troši neku količinu električne energije, neki manju, neki veću. Mnogi faktori utiču na njihovu potrošnju, tu spadaju kvalitet, ekonomičnost, itd.

3. METODE ZA PROGNOZU POTROŠNJE ELEKTRIČNE ENERGIJE

O važnosti predviđanja potrošnje električne energije u određenim područjima, za duži ili kraći vremenski period, svedoči veliki broj metoda koje su u tu svrhu razvijene. Sledi pregled važnijih metoda koje će biti bliže objašnjene u daljem tekstu.

Neke od metoda za kratkoročnu prognozu:

- regresioni modeli (engl. *regression models*)
- vremenske serije (engl. *time series*)
- neuronske mreže (engl. *neural networks*)
- statički algoritmi učenja

Metode za srednjoročnu i dugoročnu prognozu:

- metode koje se oslanjaju na krajnje potrošače (engl. *end-use*)
- ekonometrijski pristup (engl. *econometric approach*)

Predviđa se da će stalan razvoj, unapređenje i pronalazak novih matematičnih alata, dovesti do razvoja (velikog broja) preciznijih tehnika za predviđanje potrošnje električne energije, kao i do novih pristupa i metoda.

3.1 Kratkoročni pristupi prognoze električne energije

Postoji veliki broj, kako pristupa tako i metoda za prognozu kratkotrajne potrošnje električne energije, oni su najčešće bazirani na statistici, matematičkim modelima ili veštačkoj inteligenciji.

3.1.1 Regresioni modeli (engl. *regression models*)

Regresioni pristup je jedan od najšire korišćenih pristupa, koji se zasniva na statističkoj tehnici. Regresione metode najčešće se koriste za modeliranje modela odnosa između potrošnje električne energije i drugih faktora kao što su vremenske prilike, tip dana i potrošačka klasa, za prognozu električne potrošnje [2].

3.1.2 Vremenske serije (engl. *time series*)

Metode vremenskih serija zasnivaju se na pretpostavci da podaci imaju internu strukturu kao što su autokorelacija, trend ili sezonska varijacija. Vremenske serije pronalaze i istražuju takve strukture [2].

Najčešće korišćene metode su:

- ARMA (*autoregressive moving average*)
- ARIMA (*autoregressive integrated moving average*)
- ARMAX (*autoregressive moving average with exogenous variables*)
- ARIMAX (*autoregressive integrated moving average with exogenous variables*)

ARMA modeli se najčešće koriste za stacionarne procese dok je ARIMA predstavlja poboljšanje ARMA za nestacionarne procese. ARMA i ARIMA koriste kao ulazne parametre samo vreme i električnu potrošnju, pošto električna potrošnja zavisi od vremenskih pojava i doba dana, dok se ARIMAX najčešće koristi među klasičnim modelima vremenskih serija [2].

3.1.3 Neuronske mreže (engl. *neural networks*)

Neuronske mreže i veštačka inteligencija postaju sve zastupljene tokom godina. Veštačke neuronske mreže (engl., *artificial neural network* - ANN ili *neural network* - NN) se široko koriste za prognozu potrošnje električne energije još od 1990. godine [2].

Izlazne vrednosti od ANN predstavljaju linearne ili nelinearne matematičke transformacije, ulaznih parametara. Ulazne vrednosti kod ANN mogu biti izlazi nekih drugih mreža. U praksi se najčešće koristi mali broj mrežnih elemenata koji su međusobno povezani kroz različite slojeve, kao mrežni ulazi i izlazi. Postoji više arhitektura koje se koriste za prognozu potrošnje električne energije, kao što su *Hopfield*, *Boltzmann machine*).

Najpopularnija arhitektura za prognozu električne energije koristi propagacije unazad (*back propagation*).

Propagacija unazad koristi kontinuirane vrednosne funkcije i učenje pod nadzorom [2].

3.1.4 Statički algoritmi učenja

Među statičke algoritme učenja spadaju metode potpornih vektora (engl. *support vector machines* - SVMs), SVMs je moćna i među skorijim tehnikama (algoritmima), koja rešava klasifikacione i regresione probleme. Za razliku od ANN, čiji cilj je da definišu kompleksne funkcije ulaznih obeležja, SVMs izvršavaju nelinearno preslikavanje (koristeći tzv. kernel funkcije) podataka u prostor više dimenzije (osobine). Zatim SVMs koriste proste linearne funkcije za kreiranje linearnih granica za odlučivanje u novoj dimenziji (prostoru). Dok je kod ANN problem bio odabir arhitekture, za SVMs problem predstavlja odabir odgovarajućeg kernela [2].

3.2 Srednjoročni i dugoročni pristupi prognoze potrošnje električne energije

Za srednjoročnu i dugoročnu prognozu potrošnje električne energije se najčešće koriste metode koje se oslanjaju na krajnje potrošače i ekonometrijsko modelovanje ili njihova kombinacija.

3.2.1 Modeli koji se oslanjaju na krajnje potrošače (engl. *end-use models*)

Kao što im ime na to i ukazuje, u pitanju su modeli koji se oslanjaju na podatke o potrošnji krajnjih potrošačkih uređaja, odnosno, na podatke sledećeg tipa: koji uređaji su u pitanju, ko su krajnji potrošači, koje su njihove potrebe, njihova starosna dob, veličina stambenog objekta, itd. Ovi podaci zajedno sa njihovim promenama koje se dinamički dešavaju, su osnova prognoze potrošnje električne energije kod modela koji se oslanjaju na krajnje potrošače.

3.2.2 Ekonometrijski pristup (engl. *econometric approach*)

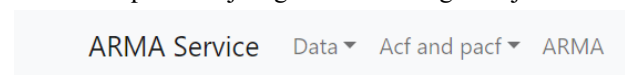
Ekonometrijski pristup kombinuje ekonomiju i statističke tehnike za prognozu potrošnje električne energije. Procenjuju se veze između same potrošnje električne energije kao i faktora koji utiču na njenu potrošnju. Veze se procenjuju metodom najmanjeg kvadrata ili vremenskom serijom [2].

Moguće je integrisati ekonometrijski model u model krajnje upotrebe tako što će se predstaviti dodatne komponente za praćenje ponašanja unutar jednačina krajnje upotrebe [2].

4. KORISNIČKI MENI APLIKACIJE

Razvijena je aplikacija koja primenom ARMA metode vrši prognozu potrošnje električne energije za određeni period. Ona je realizovana kao veb aplikacija, serverska strana je implementirana pomoću Django *framework*-a.. Klijentska strana je implementirana pomoću React.js biblioteke kao SPA (engl. *Single Page Application*) aplikacija, koja prikazuje podatke koji se dobiju od strane servera kao grafikoni, za čije iscrtavanje se koristila Chart.js biblioteka. Podaci koji se koriste za prognozu potrošnje električne energije su istorijski podaci električne energije. Korišćeni podaci se nalaze unutar baze podataka koja predstavlja csv datoteku i sadrži istorijsku potrošnju električne energije za svaki sat u period 2016. – 2019. godine

Na Slici 2. prikazan je izgled korisničkog menija.



Slika 2. Korisnički meni

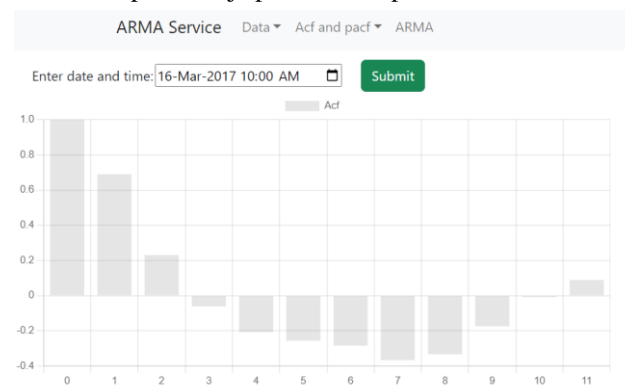
4.1 ACF

Autokorelacija (ACF – engl. *Autocorrelation function*), poznata kao i serijska korelacija u slučaju diskretnog vremena, je korelacija signala sa odloženom kopijom tog signala kao funkcija kašnjenja. Neformalno, to je sličnost između posmatranja slučajne promenljive kao funkcije vremenskog odmaka između njih [3].

Autokorelacija se kod regresionih analiza tipično koristi za modelovanje autoregresionih modela (AR), modela pokretnog proseka (MA), njihova kombinacija ARMA ili ARIMA modela koji je proširen model ARMA modela.

U proceni modela pokretnog proseka (MA), funkcija autokorelacije se koristi za određivanje odgovarajućeg broja termina greške sa kašnjenjem koji će biti uključeni.

Na Slici 3. prikazan je primer ACF prikaza.

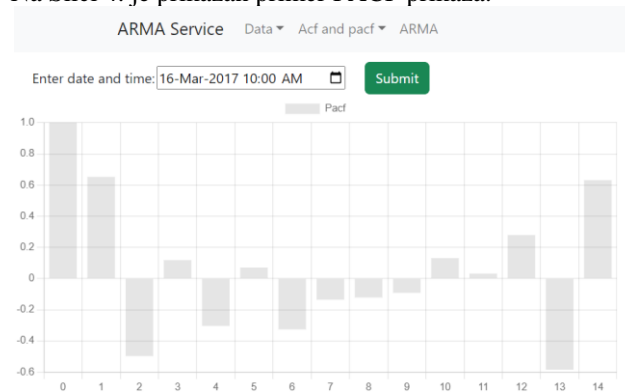


Slika 3. Acf prikaz

4.2 PACF

U analizi vremenskih serija, funkcija parcijalne autokorelacije (PACF - engl. *Partial autocorrelation function*) daje delimičnu korelaciju stacionarne vremenske serije sa sopstvenim zaostalim vrednostima, regresionim vrednostima vremenske serije na svim kraćim kašnjenjima. To je u suprotnosti sa funkcijom autokorelacije, koja ne kontroliše druga zaostajanja. Ova funkcija igra važnu ulogu u analizi podataka koja ima za cilj da identifikuje obim zaostajanja u modelu autoregresije (AR) [4].

Na Slici 4. je prikazan primer PACF prikaza.



Slika 4. Pacf prikaz

4.3 ARMA

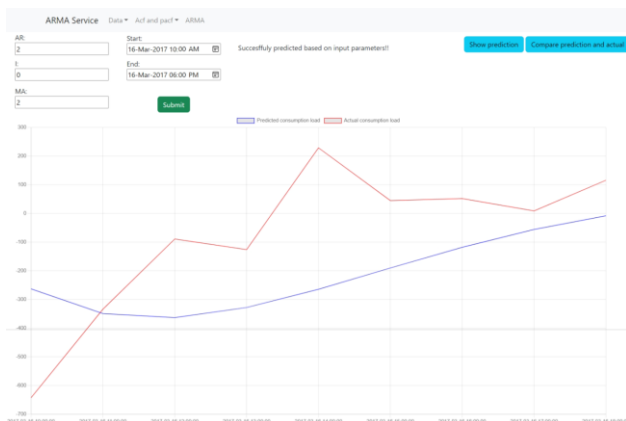
Auto Regressive Moving Average ili ukratko ARMA je klasa modela koja analizira datu vremensku seriju na osnovu njenih vrednosti iz prošlosti, njenih kašnjenja i grešaka prognoze i koristi se da predvidi dalje ponašanje date vremenske serije [5].

ARMA model se može karakterizovati sa dva pojma p i q, gde p je red za AR pojam a q je red za MA pojam.

AR i MA su modeli pomoću kojih se definiše ARMA model.

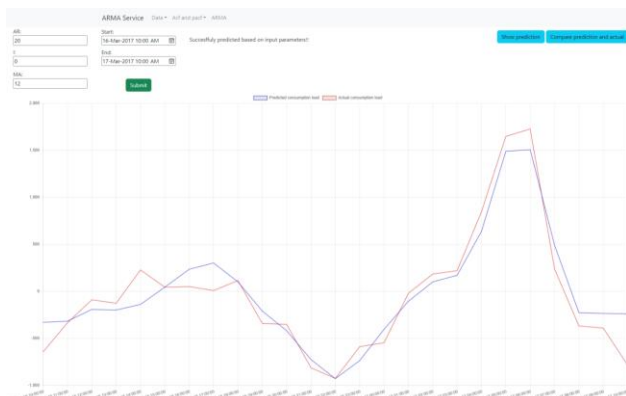
ARMA model:

$$X_t = \varepsilon_t + \sum_{i=1}^p \beta_i X_{t-i} + \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i}$$



Slika 5. ARMA(2,2) očekivane i prave vrednosti za 8h

Na Slici 5. je prikazan rezultat prognoze potrošnje za ARMA(2, 2) i prave vrednosti koje su dobijene iz baze podataka.



Slika 6. ARMA (20,12) očekivane vrednosti i prave vrednosti za 24h

Na Slici 6. je prikazan rezultat prognoze potrošnje za ARMA(20, 12) i prave vrednosti koje su dobijene iz baze podataka. Upoređivanjem Slike 5. i Slike 6. se može primetiti kako izbor različitih redova za ARMA proračun, dobije se različita prognoza.

5. ZAKLJUČAK

Prognoza potrošnje električne energije je od velikog značaja za svaku državu ili preduzeće. Postoji više vrsta i više podela prognoza električne energije, po trajnosti, to su kratkoročne, srednjeročne i dugoročne.

Postoji veliki broj faktora koji mogu da utiču na faktor prognoze električne energije, neki od njih su vremenski faktori koji prate potrošnju energije u zavisnosti od dana, godišnja doba, tu su vremenski uslovi koji se često koriste i od velikog su značaja, kao što su temperature, jačina vetra, vlažnost vazduha, itd. Potrošačke kategorije u kombinaciji sa ekonomskim stanjem domaćinstava zajedno sa kvalitetom uređaja koji se koriste, su direktno povezati i utiču na prognozu potrošnje električne energije.

U ovom radu se koristio ARMA model za prognoziranje potrošnje električne energije. ARMA model sa sastoji od dva modela, AR modela i MA modela. Gde se AR i MA modelima dodeljuju vrednosti, npr. ARMA (20, 12), gde 20 predstavlja red koji se vezuje za model AR a 12 red koji se vezuje za model MA.

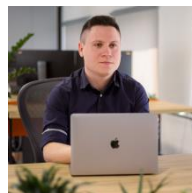
AR model radi sa istorijskim vrednostima dok MA model radi sa greškama i odstupanja u proračunu, a zajedno čine ARMA model. Dok AR model pokušava da prognozira potrošnju na osnovu istorijskih vrednosti, MA model pokušava da popravi napravljene greške da bi krajnji rezultat bio što tačniji.

Izbor redova ARMA modela u velikoj meri utiče na tačnost samog modela, AR deo se bira na pomoću PACF funkcije a MA pomoću ACF funkcije. Ukoliko se izabere pogrešan red u prethodnom poglavlju se moglo videti koliko to loše utiče na tačnost prognoze.

6. LITERATURA

- [1] G. Gross, F. D. Galiana, Short-term forecasting, *Proceedings of the IEEE*, December 1987
- [2] Eugene A. Feinberg, Dora Genethliou, Load Forecasting, State University of New York, 2005
- [3] <https://en.wikipedia.org/wiki/Autocorrelation>, *Autocorrelation*, pristupljeno: jul 2023.
- [4] https://en.wikipedia.org/wiki/Partial_autocorrelation_function, *Partial autocorrelation function*, pristupljeno: jul 2023.
- [5] https://en.wikipedia.org/wiki/Autoregressive%20moving-average_model, *Autoregressive – moving – average model*, pristupljeno: jul 2023.

Kratka biografija:



Andrej Ivičiak rođen je u Novom Sadu 1996. godine. Osnovne akademske studije na Fakultetu tehničkih nauka Univerziteta u Novom Sadu upisao je 2015. godine. Diplomirao je 2019. godine i iste godine upisuje master akademske studije.

Kontakt: andrejftnivicia@gmail.com