

UNIVERZITET U BEOGRADU

ELEKTROTEHNIČKI FAKULTET

Lena A. Zec

**PLANIRANJE POTROŠNJE U
MIKROMREŽAMA I
ELEKTROENERGETSKIM SISTEMIMA SA
OBNOVLJIVIM IZVORIMA ENERGIJE
PRIMENOM VEŠTAČKE INTELIGENCIJE**

doktorska disertacija

Beograd, 2025

UNIVERSITY OF BELGRADE
SCHOOL OF ELECTRICAL ENGINEERING

Lena A. Zec

**PLANNING OF CONSUMPTION IN
MICROGRIDS AND POWER SYSTEMS WITH
RENEWABLE ENERGY SOURCES USING
ARTIFICIAL INTELLIGENCE**

Doctoral Dissertation

Belgrade, 2025

PODACI O MENTORU I ČLANOVIMA KOMISIJE

Mentor:

dr Jovan Mikulović, redovni profesor, Univerzitet u Beogradu – Elektrotehnički fakultet

Članovi komisije:

Dr Mileta Žarković

Dr Željko Đurišić

Dr Aleksandar Savić

Dr Predrag Tadić

Dr Aleksandar Milićević

Datum odbrane:

ZAHVALNICA I POSVETA

Čast mi je i zadovoljstvo da se zahvalim mom mentoru prof. dr Jovanu Mikuloviću na nesebično prenesenom znanju tokom celog studiranja, kao i na mnogobrojnim korisnim savetima i predlozima prilikom izrade doktorske disertacije.

Takođe, veliku zahvalnost dugujem prof. dr Mileti Žarkoviću i prof. dr Željku Đurišiću, koji su podržavali moje studiranje na II i III ciklusu studija u Beogradu, te sa korisnim predlozima podržali su izradu ove doktorske disertacije.

Želim da se zahvalim svim članovima komisije na trudu koji su uložili prilikom pregledavanja disertacije, kao i na praktičnim savetima koji su uticali na poboljšanje kvaliteta ove disertacije.

Osim toga zahvalnost dugujem svim profesorima i asistentima sa Elektrotehničkog fakulteta u Beogradu i Elektrotehničkog fakulteta u Istočnom Sarajevu na nesebično prenesenim znanjima, savetima i idejama tokom studiranja.

Tokom svih godina neprekidnog rada i učenja želim da se zahvalim mojoj majci Stani i tati Aleksandru na pruženoj ljubavi i moralnoj podršci. Zahvaljujući njima osećala sam bezgraničnu snagu i vjerovala sam u svoje snove. Ovu doktorsku disertaciju posvećujem mojim roditeljima Stani i Aleksandru, uz veliko HVALA!

Posvećeno Stani i Aleksandru

Planiranje potrošnje u mikromrežama i elektroenergetskim sistemima sa obnovljivim izvorima energije primenom veštačke inteligencije

Rezime

Velike količine ugljen-dioksida i gasova staklene bašte u atmosferi utiču na klimatske promene. U cilju izbegavanja efekta staklene bašte uočava se sve veća integracija obnovljivih izvora energije, što kao posledicu ima razne tehnike optimizacije i upravljanja u elektroenergetskim sistemima. U ovoj doktorskoj disertaciji akcenat je na planiranju dijagrama snage potrošnje u mikromrežama i elektroenergetskim sistemima sa obnovljivim izvorima energije primenom tehnika veštačke inteligencije. Planiranje je intelektualni proces formiranja budućih predikcija vrednosti potrošnje, a upravljanje potrošnjom je racionalno korišćenje električne energije koje za posledicu ima smanjenje potrošnje električne energije i finansijske uštede. Na potrošnju električne energije utiču mnogobrojni faktori, kao što je stepen povećanja potrošnje u prošlosti, vremenski uslovi, društveni i ekonomski faktori, kao i komplementarnost sa drugim vrstama energije. U zavisnosti da li se planira izgradnja novih elektrana, izgradnja prenosne i distributivne mreže ili za potrebe operativnog planiranja važna je prognoza potrošnje. Na ovaj način je moguće razviti inovativne metode, koje će dati bolje rezultate u poređenju sa tradicionalnim pristupom. Tradicionalne metode planiranja potrošnje zasnivaju se na analizi istorijskih podataka i primeni statističkih i matematičkih modela za prognozu buduće potrošnje.

U današnje vreme solarne elektrane i vetroelektrane imaju najveći trend gradnje. Njihovi kapaciteti zauzimaju značajno mesto na prenosnoj i distributivnoj elektroenergetskoj mreži. Planiranje potrošnje i inteligenčno upravljanje tokovima energije utiče na veću fleksibilnost i ekonomičnost rada mikromreža. Veliki izazov je projektovanje i implementacija izolovanih mikromreža, imajući u vidu da obnovljivi izvori energije zavise od dostupnosti primarnog energenta, te potrošači nemaju mogućnost rezervnog napajanja iz mreže. Ovakvim sistemima su potrebne akumulatorske baterije. U disertaciji se analizira autonomni sistem sa fotonaponskim modulima, vetrogeneratorom i akumulatorskim baterijama. Doktorska disertacija sadrži značajan doprinos razvoju metode za određivanje dijagrama potrošnje domaćinstva i primenu fazi logike za upravljanje potrošnjom i tokovima energije bez narušavanja komfora korisnika, te u cilju postizanja optimizacije rada mikromreže i smanjenja kapaciteta akumulatorskih baterija. Takođe su analizirani različiti koncepti mikromreže povezane na distributivnu mrežu, sa i bez baterija. Dokazano je da upravljanje tokovima energije i potrošnjom omogućava poboljšanje efikasnosti rada mikromreže povezane na distributivnu mrežu i doprinosi smanjenju investicionih troškova korisnika. Osim toga u doktorskoj disertaciji je predložena metoda predviđanja dijagrama potrošnje primenom veštačke neuralne mreže, a njena verifikacija je urađena na području Sarajevske regije u Bosni i Hercegovini. Dobijeni rezultati primenom veštačke neuralne mreže su upoređeni sa tradicionalnim rezultatima dobijenih na osnovu ARIMA modela (*Autoregressive Integrated Moving Average*). Još jedan naučni doprinos se ogleda u metodi za predviđanje dijagrama potrošnje u elektroenergetskim sistemima pomoću veštačke neuralne mreže. Istraživanja u okviru doktorske disertacije su pokazala da su dobijeni rezultati pouzdaniji u poređenju sa tradicionalnim metodama.

Ključne riječi: planiranje potrošnje, upravljanje potrošnjom, Power Flow Control (PFC), Fuzzy Logic Controller (FLC), fazi logika, veštačka neuralna mreža (ANN).

Naučna oblast: Tehničke nauke - Elektrotehnika

Uža naučna oblast: Elektroenergetski sistemi

UDK: 621.3

Planning of consumption in microgrids and power systems with renewable energy sources using artificial intelligence

Abstract

Large amounts of carbon dioxide and other greenhouse gases in the atmosphere are contributed to climate change through the greenhouse effect. To mitigate the greenhouse effect, increasing the share of renewable energy sources has become a priority, leading to the development of various optimization and management techniques in power systems. This doctoral dissertation focuses on planning consumption diagrams in microgrids and power systems with renewable energy sources using artificial intelligence techniques. Planning is the intellectual process of forming future predictions of consumption values, and consumption management is the rational use of electricity, which results in reduced electricity consumption and financial savings. Electricity consumption is influenced by numerous factors, including historical consumption trends, weather conditions, social and economic dynamics, and complementarity with other energy types. Accurate consumption forecasts are crucial for various purposes, such as constructing new power plants, expanding transmission and distribution networks, or operational planning. This enables the establishment of innovative techniques that outperform traditional methods, yielding more effective results. Traditional methods of consumption planning are based on the analysis of historical data and the application of statistical and mathematical models to forecast future consumption.

Nowadays, solar and wind power plants are experiencing the highest growth rates, both in the transmission power grid and within the distribution grid. Consumption planning and intelligent energy flow management contribute to greater flexibility and cost-effectiveness in microgrid operations. A significant challenge lies in designing and implementing off-grid microgrids, as renewable energy sources depend on variable primary energy inputs and consumers lack backup power due to their disconnection from the grid. Such systems require rechargeable batteries. The dissertation analyzes an autonomous system with photovoltaic modules, a wind turbine and batteries. The scientific contributions of this doctoral dissertation include the development of a method for determining household consumption diagrams and the application of fuzzy logic to manage consumption and energy flows. This approach optimizes microgrid operation, reduces battery capacity, and maintains user comfort. The different concepts of microgrids connected to the distribution network, with and without batteries, were also analyzed. It has also been demonstrated that managing energy flows and consumption improves the efficiency of a microgrid connected to the distribution network and helps reduce user investment costs. Furthermore, the doctoral dissertation develops a consumption planning method using artificial neural networks, with verification carried out in the Sarajevo region of Bosnia and Herzegovina. The results obtained from the artificial neural network are compared with the traditional results obtained based on the ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) model. Another significant contribution is reflected in the method for predicting consumption diagrams in power systems using an artificial neural network, which produces more reliable results compared to traditional methods.

Keywords: consumption planning, consumption management, Power Flow Control (PFC), Fuzzy Logic Controller (FLC), fuzzy logic, artificial neural network (ANN).

Scientific field: Technical science – Electrical engineering

Scientific subfield: Power Systems

UDK: 621.3

SADRŽAJ:

1	UVOD	1
2	ZNAČAJ PROGNOZE POTROŠNJE ELEKTRIČNE ENERGIJE I SNAGE	4
2.1	Potreba za prognozom potrošnje	4
2.2	Opšti problemi	5
2.3	Najčešći metodi dugoročnog predviđanja potrošnje električne energije i snage.....	7
2.3.1	Kvalitativni metodi.....	7
2.3.2	Ekstrapolacioni metodi.....	8
2.3.3	Korelacioni metodi	10
2.4	Najčešći metodi kratkoročnog predviđanja potrošnje električne energije i snage	11
2.4.1	Kratkoročna prognoza potrošnje	11
2.4.2	Model autoregresivnih integrisanih pokretnih proseka (ARIMA)	14
2.4.3	Savremene tehnike predviđanja potrošnje električne energije i snage.....	16
2.5	Promene potrošnje i uticaj različitih pokazatelja potrošnje tokom godine.....	17
2.6	Predviđanje maksimalnog i minimalnog opterećenja.....	18
2.7	Praktične primene modela prognoze potrošnje	20
3	ZNAČAJ OPERATIVNOG PLANIRANJA	23
3.1	Prikaz važnih funkcija u operativnom planiranju	23
3.2	Kratkoročna prognoza potrošnje	23
3.3	Formiranje plana remonta.....	24
3.4	Određivanje rezervi proizvodnih kapaciteta.....	24
3.4.1	Regulaciona rezerva	25
3.4.2	Rotirajuća havarijska rezerva	25
3.4.3	Remontna rezerva.....	26
3.5	Elektroenergetski bilans	26
4	VEŠTAČKA INTELIGENCIJA	29
4.1	Fazi teorija i fazi brojevi.....	29
4.1.1	Fazi skupovi	30
4.1.2	Fazi brojevi.....	31
4.2	Fazi logika	33
4.3	Veštačke neuralne mreže	37

5 PLANIRANJE POTROŠNJE U IZOLOVANOJ MIKROMREŽI KORISTEĆI ALGORITAM TOKA SNAGE I FAZI LOGIČKI KONTROLER.....	44
5.1 Uvod	44
5.2 Dimenzionisanje PV-vetrogeneratorskog sistema sa skladištenjem energije.....	45
5.3 Upravljanje tokom snage i potrošnjom primenom PFC algoritma.....	49
5.4 Upravljanje tokom snage i potrošnjom primenom FLC-a.....	52
5.5 Verifikacija predloženih metoda i diskusija	54
5.6 Rezime upravljanja potrošnjom u izolovanoj mikromreži	70
5.7 Zaključak	70
6 RAZLIČITI KONCEPTI MREŽNO POVEZANIH MIKROMREŽA SA PLANIRANJEM POTROŠNJE KORISTEĆI FAZI LOGIKU.....	71
6.1 Uvod	71
6.2 Određivanje osnovnih veličina u mrežno povezanim mikromrežama sa PV sistemom.....	73
6.3 Upravljanje tokom energije u mikromrežama primenom fazi logičkog kontrolera	74
6.4 Mrežno povezana mikromreža bez upravljanja potrošnjom.....	77
6.4.1 Mrežno povezana mikromreža sa akumulatorskim baterijama	78
6.4.2 Mrežno povezana mikromreža bez baterija	82
6.4.3 Rezime analiziranih mikromreža bez upravljanja potrošnjom.....	83
6.5 Mrežno povezana mikromreža sa upravljanjem potrošnjom.....	83
6.5.1 Mrežno povezana mikromreža sa akumulatorskim baterijama	86
6.5.2 Mrežno povezana mikromreža bez baterija	89
6.5.3 Rezime analiziranih mikromreža sa upravljanjem potrošnjom.....	92
6.6 Zaključak	93
7 PRIMENA VEŠTAČKE NURALNE MREŽE U PLANIRANJU POTROŠNJE U ELEKTROENERGETSKIM SISTEMIMA	94
7.1 Uvod	94
7.2 Primena veštačke neuralne mreže (ANN) za prognoziranje potrošnje.....	97
7.3 Uticaj ulaznih parametara na dijagram potrošnje	102
7.4 Analiza grešaka u planiranju potrošnje	117
7.5 Perspektiva za buduća istraživanja	121
7.6 Zaključak	122
8 ZAKLJUČAK	123

LITERATURA.....	125
BIOGRAFIJA AUTORA.....	135

POPIS SLIKA

Slika 1. Ilustracija prognoze ekstrapolacijom trenda	9
Slika 2. Skup A i elementi x i y.....	30
Slika 3. Fazi skup A i elementi x, y i z.....	30
Slika 4. Osobine klasičnih i fazi skupova	31
Slika 5. Fazi broj T i stepen pripadnosti $\alpha=0,5$ za odgovarajući interval poverenja.....	32
Slika 6. Grafički prikaz metode odsecanja Mamdani sistema zaključivanja	35
Slika 7. Grafički prikaz metode skaliranja Mamdani sistema zaključivanja	36
Slika 8. Rezultati metoda defazifikacije.....	37
Slika 9. Grafički prikaz biološkog neurona.....	38
Slika 10. Sigmoidna aktivaciona funkcija.....	39
Slika 11. Tanges hiperbolična aktivaciona funkcija.....	39
Slika 12. ReLU aktivaciona funkcija	39
Slika 13. Leaky ReLU aktivaciona funkcija	40
Slika 14. Primer strukture višeslojne neuralne mreže	40
Slika 15. Kritični mesec za PV-vetrogeneratorski sistem prema: (a) prosečnoj dnevnoj gustini energije vетра и sunca po mesecima; (b) prosečne dnevne gustine energije vетра и sunca u decembru	49
Slika 16. PFC algoritam za upravljanje tokom snage i potrošnje	52
Slika 17. Blok dijagram hibridnog autonomnog sistema u kojem se primenjuje upravljanje potrošnjom korišćenjem fazi logike	53
Slika 18. Dijagram snage proizvodnje iz PV modula za period od 7 dana	55
Slika 19. Kriva snage vetroagregata.....	56
Slika 20. Dijagram snage proizvodnje iz vetrogeneratora za period od 7 dana	56
Slika 21. Dijagram snage potrošnje za period od 7 dana	57
Slika 22. Hibridni PV- vetrogeneratorski sistem bez primene upravljanja potrošnjom: dijagram snage potrošnje P_c , prosečni dijagrama snage potrošnje P_{mean} i snage potrošnje po grupama aparata P_{g1} , P_{g2} i P_{g3} za period od 7 dana	58
Slika 23. Hibridni PV-vetrogeneratorski sistem bez primene upravljanja potrošnjom: dijagram snage proizvodnja P_p , dijagram snage potrošnje P_c i SOC baterije tokom godine	58
Slika 24. Dijagram snage potrošnje P_c za mesec decembar	59
Slika 25. Hibridni PV-vetrogeneratorski sistem sa primenom PFC algoritma: snaga potrošnje pre P_c i posle P_c^{new} primene PFC algoritma za period od 7 dana	59

Slika 26. Ukupna snaga proizvodnje iz PV-vetrogeneratorskog sistema P_p za period od 7 dana	60
Slika 27. Novo SOC ^{new} baterija nakon primene PFC algoritma za period od 7 dana.....	60
Slika 28. Hibridni PV-vetrogeneratorski sistem sa primenom PFC algoritma: snaga proizvodnja P_p , nova snaga potrošnje P_c^{new} i novo SOC ^{new} baterije nakon primene PFC algoritma tokom godine ...	61
Slika 29. Histogram razlike između snage proizvodnje P_p i snage potrošnje P_c i njegova aproksimacija trougaonom funkcijom.....	62
Slika 30. Funkcije pripadnosti ulaza u FLC: P_p-P_c	63
Slika 31. Funkcije pripadnosti ulaza u FLC: SOC	63
Slika 32. Funkcije pripadnosti izlaza u FLC za grupu uređaja G_1	63
Slika 33. Verovatnoća uključivanja grupe uređaja G_1	64
Slika 34. Verovatnoća uključivanja grupe uređaja G_2	64
Slika 35. Verovatnoća uključivanja grupe uređaja G_3	64
Slika 36. FLC sa ulazima i izlazima	65
Slika 37. Hibridni PV-vetrogeneratorski sistem sa primenom fazi logičkog kontrolera (FLC): snaga potrošnja pre P_c i posle P_c^{new} primene FLC za period od 7 dana	66
Slika 38. Novo SOC ^{new} baterija nakon primene FLC za period od 7 dana	66
Slika 39. Hibridni PV-vetrogeneratorski sistem sa primenom fazi logičkog kontrolera (FLC): snaga proizvodnja P_p , snaga potrošnja P_c^{new} i novo SOC ^{new} baterije nakon primene FLC u toku godine.....	67
Slika 40. Karakterističan dnevni dijagram potrošnje za zimu bez primene upravljanja potrošnjom P_c , sa primenom PFC algoritma P_{cPFC} i sa primenom FLC-a P_{cFLC}	68
Slika 41. Karakterističan dnevni dijagram potrošnje za leto bez primene upravljanja potrošnjom P_c , sa primenom PFC algoritma P_{cPFC} i sa primenom FLC-a P_{cFLC}	68
Slika 42. Sistem upravljanja potrošnjom pomoću FLC.....	75
Slika 43. FLC sa ulazima i izlazima.....	75
Slika 44. Algoritam upravljanja tokom električne energije.....	77
Slika 45. Mrežno povezana mikromreža sa baterijama: snaga proizvodnje P_{PV} iz PV sistema i snaga potrošnje P_C za 7 dana.....	79
Slika 46. Mrežno povezana mikromreža sa baterijama: snaga proizvodnje P_{PV} iz PV sistema i snaga potrošnje P_C za jedan dana.....	79
Slika 47. Mrežno povezana mikromreža sa baterijama: razmena snage P_m sa distributivnom mrežom za 7 dana.....	80
Slika 48. Mrežno povezana mikromreža sa baterijama: SOC baterije za 7 dana.....	80
Slika 49. FLC ulaz: razlika između proizvodnje iz P_{PV} sistema i potrošnje P_C	84

Slika 50. FLC ulaz: SOC baterije.....	85
Slika 51. FLC izlaz za grupu uređaja G ₁	85
Slika 52. Mrežno povezana mikromreža sa PV sistemom i baterijama: snaga potrošnje P_C pre primene FLC i snaga potrošnje P_C^{new} nakon primene FLC za 7 dana	87
Slika 53. Mrežno povezana mikromreža sa PV sistemom i baterijama: snaga proizvodnje P_{PV} iz PV sistema i snaga razmene P_m sa mrežom za 7 dana	87
Slika 54. Mrežno povezana mikromreža sa PV sistemom i baterijama: SOC baterije za 7 dana	88
Slika 55. Mrežno povezana mikromreža sa PV sistemom bez baterija: snaga potrošnje P_C pre primene FLC i snaga potrošnje P_C^{new} nakon primene FLC za 7 dana	90
Slika 56. Karakterističan dnevni dijagram potrošnje za zimu bez primene upravljanja potrošnjom P_c i sa primenom upravljanja potrošnjom P_c^{new}	90
Slika 57. Karakterističan dnevni dijagram potrošnje za leto bez primene upravljanja potrošnjom P_c i sa primenom upravljanja potrošnjom P_c^{new}	91
Slika 58. Mrežno povezana mikromreža sa PV sistemom bez baterija: snaga proizvodnja P_{PV} iz PV sistema i snaga razmene P_m sa distributivnom mrežom za 7 dana	91
Slika 59. Blok šema neuralne mreže	98
Slika 60. Ostvarena snaga potrošnje za period od 2018. do 2021. godine	101
Slika 61. Apsolutna greška između predviđene snage potrošnje dobijena na osnovu ANN <i>Prediction</i> i ostvarene potrošnja P_{r2021} za 2021. godinu	101
Slika 62. Predviđena snaga potrošnje na osnovu ANN <i>Prediction</i> , planirana snaga potrošnje P_{p2021} i ostvarena snaga potrošnje P_{r2021} za 7 zimskih dana u 2021.....	102
Slika 63. Predviđena snaga potrošnje na osnovu ANN <i>Prediction</i> , planirana snaga potrošnje P_{p2021} i ostvarena snaga potrošnje P_{r2021} za 7 letnjih dana u 2021.....	102
Slika 64. Predviđena snaga potrošnje zasnovana na ANN <i>Prediction</i> i ostvarena snaga potrošnje P_{r2021} za mesec januar.....	103
Slika 65. Dijagram temperature za mesec januar	104
Slika 66. Predviđena snaga potrošnje zasnovana na ANN <i>Prediction</i> i ostvarena snaga potrošnje P_{r2021} za mesec juli.....	104
Slika 67. Dijagram temperature za mesec juli.....	105
Slika 68. Dijagram satnih vrednosti horizontalne insolacije za mesec januar	106
Slika 69.Dijagram satnih vrednosti horizontalne insolacije za mesec juli	106
Slika 70. Dijagram brzine vetra za mesec januar	108
Slika 71. Dijagram brzine vetra za mesec juli.....	108
Slika 72. Dnevne satne vrednosti Pearson-ovog koeficijenta korelacije između temperature i ostvarene potrošnje: r_{ty} za celu godinu, r_{ts} za leto, r_{tw} za zimu i r_{tpp} za prelazni period.....	109

Slika 73. Dnevne satne vrednosti Pearson-ovog koeficijenta korelacije između horizontalne insolacije i ostvarene potrošnje: r_{iy} za celu godinu, r_{is} za leto, r_{iw} za zimu i r_{itp} za prelazni period	110
Slika 74. Dnevne satne vrednosti Pearson-ovog koeficijenta korelacije između brzine vetra i ostvarene potrošnje: r_{wy} za celu godinu, r_{ws} za leto, r_{ww} za zimu i r_{wtp} za prelazni period	110
Slika 75. Prikaz mernih podataka o snazi potrošnje i temperaturi za period od 2017. do 2020. godine	111
Slika 76. Prikaz mernih podataka o snazi potrošnje i temperaturi za letnje sezone od 2017. do 2020. godine	112
Slika 77. Prikaz mernih podataka o snazi potrošnje i temperaturi za zimske sezone od 2017. do 2020. godine	112
Slika 78. Prikaz mernih podataka o snazi potrošnje i temperaturi za prelazne sezone (proleća i jeseni) od 2017. do 2020. godine	113
Slika 79. Prikaz mernih podataka o snazi potrošnje i horizontalnoj insolaciji za period od 2017. do 2020. godine	113
Slika 80. Prikaz mernih podataka o snazi potrošnje i horizontalnoj insolaciji za letnje sezone od 2017. do 2020. godine	114
Slika 81. Prikaz mernih podataka o snazi potrošnje i horizontalnoj insolaciji za zimske sezone od 2017. do 2020. godine	114
Slika 82. Prikaz mernih podataka o snazi potrošnje i horizontalnoj insolaciji za prelazne periode (proleća i jeseni) od 2017. do 2020. godine	115
Slika 83. Prikaz mernih podataka o snazi potrošnje i brzini vetra za period od 2017. do 2020. godine	115
Slika 84. Prikaz mernih podataka o snazi potrošnje i brzini vetra za letnje sezone od 2017. do 2020. godine	116
Slika 85. Prikaz mernih podataka o snazi potrošnje i brzini vetra za zimske sezone od 2017. do 2020. godine	116
Slika 86. Prikaz mernih podataka o snazi potrošnje i brzini vetra za prelazne periode (proleća i jeseni) od 2017. do 2020. godine	117
Slika 87. Srednja kvadratna greška tokom obuke i validacije	118
Slika 88. Regresija u slučajevima obuke, validacije i ukupna vrednost	118
Slika 89. Predviđena snaga potrošnje na osnovu neuralne mreže <i>Prediction</i> , ostvarena snaga potrošnje P_{r2021} i predviđena snaga potrošnje na osnovu ARIMA P_{arima} za 7 dana zimi	120
Slika 90. Predviđena snaga potrošnje na osnovu neuralne mreže <i>Prediction</i> , ostvarena snaga potrošnje P_{r2021} i predvidena snaga potrošnje na osnovu ARIMA P_{arima} za 7 dana leti	120

SPISAK TABELA

Tabela 1. Grupe aparata	54
Tabela 2. Fazi pravila	65
Tabela 3. Razmena električne energije za mikromrežu sa PV sistemom i baterijama bez upravljanja potrošnjom.....	81
Tabela 4. Razmena električne energije za mikromrežu sa PV sistemom bez baterijama bez upravljanja potrošnjom.....	82
Tabela 5. Grupe uređaja	84
Tabela 6. FLC pravila.....	86
Tabela 7. Razmena električne energije za mikromrežu sa PV sistemom i baterijama sa upravljanjem potrošnjom.....	86
Tabela 8. Razmena električne energije za mikromrežu sa PV sistemom bez baterijama sa upravljanjem potrošnjom.....	89
Tabela 9. Srednje vrednosti <i>Pearson</i> -ovog koeficijenta korelacije.....	111
Tabela 10. Poređenje grešaka za ANN, planiranu potrošnju kompanije P_{p2021} i ARIMA model....	121

SPISAK SKRAĆENICA

PFC – Power Flow Control

FLC – Fazi Logic Controller

DC – Direct Current

AC – Alternating Current

ARIMA – Autoregression Integration Moving Average

SOC – State of Charge

MAE – Mean Absolute Error

MSE – Mean Squared Error

RMSE – Root Mean Squared Error

MAPE – Mean Absolute Percentage Error

1 UVOD

Sa sigurnošću se može reći da je u toku nova tehnološka era koja se odnosi na primenu različitih obnovljivih izvora energije, kako u velikim elektroenergetskim sistemima, tako i u lokalnim mikromrežama. U skladu sa tim energetika se susreće sa mnogobrojnim izazovima, a jedan od njih je obezbeđivanje dovoljnih količina energije, sa velikim udelom iz obnovljivih izvora. Na ovaj način se jača ekološka svest i naučnici istražuju mnogobrojne načine za povećanje efiksnosti, optimizaciju različitih sistema, kao i potreba za što tačnjim planiranjem, predviđanjem i upravljanjem potrošnjom [1]. U ovoj doktorskoj disertaciji akcenat je na istraživanju inovativnih metoda za upravljanje potrošnjom, kao i metoda za preciznije predviđanje potrošnje.

U drugom poglavlju predstavljen je značaj predviđanja potrošnje električne energije. Od izuzetne važnosti je obezbediti potrošačima pouzdanu isporuku električne energije. Da bi se omogućila pouzdana isporuka električne energije potrebno je omogućiti energetsku infrastrukturu, te kvalitetnu električnu energiju sa povoljnim cenama. U ovom radu akcenat je na potrošnji i njenom planiranju i upravljanju. Dakle, važno je poznavati potrebe za potrošnjom, opšte probleme, metode za planiranje potrošnje, veličine koje utiču na potrošnju, te izazivaju njene varijacije i praktične primene modela prognoze potrošnje. Predviđanje potrošnje je od značaja i za planove razvoja prenosne i distributivne mreže, aktivnosti operativnog planiranja, upravljanja opterećenjem u konceptu pametnih gradova, te u slučaju potreba kupovine električne energije. Planiranje potrošnje je značajno i pri izgradnji novih proizvodnih jedinica.

Kako bi se stepen pouzdanosti elektroenergetskog sistema podigao na veći nivo potrebno je dati na značaju aktivnostima operativnog planiranja. O njima se govori u trećem poglavlju ove disertacije i akcenat je na bitnim funkcijama operativnog planiranja na nivou dana, sedmica, meseca i godina. Jedna od važnijih aktivnosti operativnog planiranja je prognoza potrošnje.

Predviđanje potrošnje nosi mnogo izazova i neizvesnosti sa sobom. Osim toga naučnici veoma često raspolažu sa nepreciznim, nejasnim podacima i koriste svoje iskustvo, intuiciju i subjektivni osećaj. Dakle, nameće se primena veštačke inteligencije pri rešavanju ovih problema i o njoj se govori u četvrtom poglavlju ove disertacije. Opisane su osnove fazi logike i veštačkih neuralnih mreža. U osnovi fazi logike je nejasnoća i neodređenost koje se iz lingvistike uvode kroz fazi skupove. Kroz bazu fazi pravila moguće je prikazati različite matematičke tvrdnje i pri tome koristiti svo stečeno znanje, iskustvo i subjektivni osećaj. Takođe, opisani su Mamdani i Sugeno tip zaključivanja. Zahvaljujući ovim znanjima nastaju fazi ekspertske sistemi. Ograničena je primena fazi logike u slučaju kada je potrebna veća preciznost, postoji više promenljivih što utiče na eksponencionalni rast pravila, te nema sposobnosti implementacije strategije učenja. Veštačke neuralne mreže su moćan alat kada je reč o predviđanju potrošnje na osnovu istorijskih podataka. Njihova osnovna gradivna jedinica je neuron, a zadatak je da budu „učive“ aproksimacije preslikavanja ulaza na izlaz. Upravo ova osobina učenja iz primera, bez potrebe za eksplicitnim programiranjem čini neuralne mreže poželjnim za upotrebu, a njihov učinak se obično meri pomoću funkcije greške. Zahvaljujući bazi podataka, vrši se podešavanje težinskih faktora svih neurona tokom procesa učenja, čime se omogućava da mreža što bolje modeluje zavisnost izlaza od ulaznih podataka. Bolje modelovana mreža daje i bolju predikciju rezultata na izlazu.

U petom poglavlju disertacije prikazan je postupak dimenzionisanja hibridnog autonomnog sistema koga čine fotonaponski (PV) moduli, vetrogenerator i sistem za skladištenje energije. Cilj ovog poglavlja jeste poređenje hibridnog sistema bez upravljanja potrošnjom sa hibridnim sistemom u kojem je upravljanje potrošnjom realizovano pomoću algoritma za upravljanje tokom energije (PFC - *Power Flow Control*) i fazi-logičkog kontrolera (FLC – *Fuzzy Logic Controller*). Hibridni sistem nastaje povezivanjem fotonaponskog sistema sa nekim drugim izvorima električne energije, kao što su vetroagregati, hidroagregati i agregati pogonjeni motorima sa unutrašnjim sagorevanjem. Većina ovakvih sistema ima akumulatorske baterije za skladištenje energije i ne primenjuju metode upravljanja tokovima energije i potrošnjom. Pokazano je da se upravljanjem potrošnjom smanjuje potreban kapacitet sistema za skladištenje energije i neznatno smanjuje potrošnja, bez ugrožavanja udobnosti korisnika električne energije. Analiza je urađena primenom PFC algoritma i FLC-a koristeći merene podatke u desetominutnoj rezoluciji o temperaturi, horizontalnoj insolaciji, brzini veta na različitim visinama i smeru veta za područje Beograda za period od jedne godine. Takođe, korišćeni su petnaestominutni merni podaci o potrošnji stambenog naselja u Beogradu na osnovu kojih su izračunati dijagami prosečne potrošnje jednog domaćinstva. S obzirom da sadrže usrednjene snage potrošnje, ovakvi dijagrami nisu pogodni za direktnu primenu u postupku dimenzionisanja hibridnog autonomnog sistema, ali su korisna informacija za procenu realističnih dijagrama potrošnje jednog domaćinstva. PFC algoritam omogućava upravljanje tokom energije i grupama potrošača u hibridnom off-grid sistemu. FLC upravlja grupama potrošača na osnovu faze logike i podataka o proizvedenoj energiji iz obnovljivih izvora energije (OIE), potrošnje jednog domaćinstva i stanja napunjenoosti baterije. Izlazni podaci iz fazi ekspertskega sistema su verovatnoće uključenja pojedinih grupa potrošača. U ovom radu primjenjeni su fazi sistemi, umesto probabilističkih grafičkih modela poput Bayesovih mreža, pre svega zbog njihove jednostavnije interpretacije i mogućnosti lakšeg uključivanja ekspertskeg znanja u oblikovanje pravila. Metodologija fazi sistema je fleksibilna, jednostavna, široko u upotrebi, tolerantna na nepreciznost podataka, bazirana na lingvističkim varijablama i projektovana je na bazi iskustva.

U šestom poglavlju ove disertacije predstavljene su različite varijante mrežno povezanih mikromreža koje se sastoje od fotonaponskog (PV) sistema i baterija. Na osnovu desetominutnih podataka o potrošnji stambenog naselja izvršena je procena dijagrama potrošnje jednog domaćinstva, kao i utvrđivanje njegovog neupravljivog i upravljivog dela. Za upravljanje potrošnjom jednog domaćinstva primjenjen je FLC i algoritam za upravljanje tokom energije. Predloženo upravljanje potrošnjom obezbeđuje kontinuirano napajanje potrošača iz njegovog fotonaponskog sistema, baterija i distributivne mreže, omogućavajući razmenu energije sa mrežom. Na ovaj način korisniku će biti objašnjen koncept neto merenja koji se primenjuje u Srbiji. Ulagani podaci za FLC su razlika između proizvodnje iz fotonaponskog sistema i potrošnje u domaćinstvu i stanje napunjenoosti baterije. Izlazni podaci iz FLC su verovatnoće uključenja potrošača (kućnih aparata). Prikazana analiza je izvršena za period od godinu dana za jedno domaćinstvo koje je povezano na distributivnu mrežu u Beogradu.

U sedmom poglavlju ove disertacije objašnjena je metoda za predviđanje potrošnje u elektroenergetskom sistemu korišćenjem veštačke neuralne mreže (ANN). Metoda je validirana u slučaju predviđanja potrošnje za Sarajevsku regiju u BiH. Potrošnja se planira dnevno za dan unapred sa satnom rezolucijom. Izmereni podaci o temperaturi vazduha, brzini veta i insolaciji

korišćeni su kao ulazne varijable u predloženoj metodi predviđanja potrošnje. Neuralna mreža je prošla obuku na podacima od 2017. do 2020. godine, a zatim je primenjena za prognozu potrošnje za dan unapred za 2021. godinu. Zahvaljujući implementaciji neuralne mreže sa većim brojem ulaznih varijabli, ostvaruje se manja greška u prognozi potrošnje za 2021. godinu u odnosu na prognozu koju je izvršila Elektroprivreda BiH. Stoga se predložena metoda može koristiti kao pouzdaniji alat za predviđanje potrošnje za dan unapred. Uticaj ulaznih varijabli na potrošnju analiziran je korišćenjem *Pearson*-ovog koeficijenta korelaciije. Osim toga, očekuje se da će kontinualno povećanje istorijskih podataka o potrošnji i uticajnim varijablama tokom vremena dodatno poboljšati pouzdanost predviđanja potrošnje korišćenjem ANN-a.

2 ZNAČAJ PROGNOZE POTROŠNJE ELEKTRIČNE ENERGIJE I SNAGE

Ako se posmatra ekonomski razvoj neke zemlje, onda je od velikog značaja raspoloživost električne energije. Takođe, direktna je veza između dostupnosti električne energije i industrije. U cilju postizanja značajnog ekonomskog razvoja bilo koje države važno je obezbititi energetsku infrastrukturu do industrijskih zona, te omogućiti što jeftiniju i kvalitetniju električnu energiju.

Aktivnosti planiranja zauzimaju značajno mesto pri obezbeđenju pouzdanog i stabilnog elektroenergetskog sistema [2]. Iz toga razloga postoji operativno planiranje sa aktivnostima dan unapred sa timom ljudi koji obavljaju zadatku vezano za prikupljanje podataka o planu proizvodnje, potrošnje, planirane programe razmene učesnika na tržištu unutar jedne zemlje, te planove prekogranične razmene električne energije. Neophodno je obezbititi korektno upravljanje procesom nominacija dnevnih rasporeda učesnika na tržištu i usaglašavanje prekograničnih planova razmene. Svi nominovani prekogranični planovi razmena se proveravaju i usaglašavaju sa susednim operatorima sistema, te s koordinatorom bloka. Osim toga učesnici registrovani za pružanje pomoćnih usluga dostavljaju svoje ponude u danu D-1. Takođe, neophodno je proveriti ispravnost nominovanih ponuda za pružanje pomoćnih usluga. Finalni proizvod je zbirni dnevni raspored pomoću koga se sektor za upravljanje sistemom u realnom vremenu prati i upravlja elektroenergetskim sistemom jedne države.

U ovoj disertaciji akcenat je na planiranju potrošnje na nivou domaćinstva, kao i na planiranju potrošnje nekog područja. Kada je u pitanju upravljanje potrošnjom jednog domaćinstva, sva analiza se odnosi na hibridni autonomni sistem. Hibridni sistem je energetski sistem koji kombinuje dva ili više izvora energije, a u ovom slučaju to su fotonaponski (photovoltaic-PV) paneli i vetroturbina, čime se obezbeđuje stabilno i efikasno napajanje. Sistem je autonoman jer nije povezan na mrežu i funkcioniše samostalno. Osim toga, analiziraju se mikromreže sa PV sistemom koje su povezane na mrežu sa/bez baterija. Jedan deo disertacije se bavi razvojem metodologije za predviđanje potrošnje koja je verifikovana na primeru potrošačkog konzuma Sarajevske regije. Mnogi naučnici su u svojim stručnim radovima koristili različite algoritme, tehnike i inovativne metode u cilju rešavanja sličnih problema. Neophodno je da korišćena inovativna metoda bude pouzdana, efikasna i ekonomski isplativa za korisnika. Na taj način ona postaje prihvatljiva i ekonomski opravdana u poređenju sa prethodnim metodama. Iz svega navedenog se ističe koliki je značaj i potreba za prognoziranjem potrošnje. O tome svedoče mnogi naučni radovi iz ove oblasti.

2.1 Potreba za prognozom potrošnje

Pouzdano snabdevanje potrošača električnom energijom se postiže sledećim aktivnostima: planiranjem kupovine energije, planiranjem razvoja prenosne i distributivne mreže, upravljanjem sistemom u realnom vremenu, kao i upravljanjem potrošnjom [2].

1 Potreba za kupovinom električne energije.

Pouzdana prognoza potrošnje omogućava tačno planiranje potrebne količine električne energije koja se mora kupiti, bilo putem međunarodne trgovine ili na domaćem tržištu. U kontekstu svih učesnika na tržištu koji imaju svoju potrošnju, ovo je ključno za optimizaciju nabavke energije, kako bi se izbeglo kupovanje previše ili premalo energije, što može dovesti do gubitaka ili prekida

snabdevanja. Prognoza potrošnje direktno utiče na odluke o količini energije koju učesnici treba da kupe.

2 Planovi razvoja prenosne i distributivne mreže.

Rastuće potrebe za potrošnjom energijom zahtevaju stalnu adaptaciju energetske infrastrukture. Planiranje razvoja prenosne i distributivne mreže omogućava pravovremeno proširenje kapaciteta mreže, što je od esencijalne važnosti za obezbeđivanje pouzdane i efikasne snabdevke energijom u budućnosti, kako bi infrastruktura mogla da podrži rastuću potrošnju.

3 Upravljanje sistemom u realnom vremenu.

Praćenje trenutne potrošnje i proizvodnje energije u realnom vremenu omogućava brzo prepoznavanje odstupanja trenutne vrednosti od planirane vrednosti potrošnje i proizvodnje, kao i donošenje odluka o optimizaciji i balansiranju opterećenja. Ovo je ključno za stabilno funkcionisanje elektroenergetskog sistema, jer omogućava brzo reagovanje u slučaju promena u potrošnji ili proizvodnji.

4 Upravljanje potrošnjom

Upravljanje potrošnjom je važan aspekt za efikasnost elektroenergetskih sistema. Tehnike kao što su smanjenje vršnih opterećenja ili prilagođavanje vremena potrošnje prema raspoloživosti energije (npr. korišćenje energije kad je cena niska ili kada je proizvodnja iz obnovljivih izvora veća) pomažu u optimizaciji sistema. Ove tehnike omogućavaju smanjenje troškova i povećanje energetske efikasnosti.

Ove stavke omogućavaju koordinaciju između planiranja, upravljanja potrošnjom i potrebama za infrastrukturom, čime se postiže stabilnost, efikasnost i ekomska održivost elektroenergetskih sistema [2].

2.2 Opšti problemi

Važna aktivnost u samom procesu planiranja razvoja i eksploatacije elektroenergetskog sistema (EES) je prognoza potrošnje. To predstavlja prvi korak u rešavanju zadatka koji se odnosi na planiranje razvoja proizvodnih jedinica i prenosne mreže. U elektroenergetskom sistemu treba da postoji ravnoteža između proizvodnje i potrošnje, a razlog toga je održavanje frekvencije.

Za potrošnju električne energije može se reći da podleže određenim zakonitostima, te postaje u velikoj meri predvidiva. Potrebe potrošača su na direktni ili indirektni način vezane za mnogobrojne uticajne faktore, kao što su stepen porasta potrošnje u prošlosti, socijalni i ekonomski faktori, vremenski uslovi i komplementarnost potrošnje sa različitim izvorima energije, poput gasa ili čvrstih goriva za grejanje. Planiranje potrošnje električne energije sa velikom tačnošću postaje komplikovano i izazovno. Ono obično zahteva primene različitih matematičkih modela koji uključuju različite uticajne veličine, kao i primenu znanja i iskustva [3].

Planovi potrošnje električne energije su u skladu sa trenutnim i planiranim razvojem ekonomije u državi. U operativnom planiranju važna je prognoza potrošnje za različite aktivnosti kao što je: angažovanje agregata, formiranje plana remonata, postojanje hidro-termo koordinacije i ekonomski dispečing. Iz svega navedenog zaključuje se koliki je značaj precizne prognoze potrošnje električne

energije. Osim toga važno je analizirati strukture potrošnje i naći uzročno-posledičnu vezu između uticajnih veličina na potrošnju.

U odnosu na prostorni okvir razlikuje se lokalna, regionalna potrošnja i potrošnja na nivou države. U odnosu na vremenski interval potrošnja se može predviđati za kraći ili duži vremenski period. Tri osnovne osobine vezane za potrošnju su [3]:

- potrebna prognoza potrošnje za energetski sistem,
- prognoza maksimalnih i minimalnih opterećenja i
- predviđanje ukupne krive trajanja opterećenja.

Agregirana prognoza potrošnje električne energije, vršna opterećenja za ukupan elektroenergetski sistem, te prognoze ukupne krive trajanja opterećenja su značajni pri izgradnji novih elektrana. Maksimalne i minimalne aktivne i reaktivne snage za svaki čvor su neophodne za studije razvoja prenosne mreže [3].

Pri posmatranju vremenskih dijagrama potrošnje moguće je uočiti postojanje trenda, sezonske zavisnosti i neregularnosti. Trend se lako uočava kada postoje dugoročni podaci analizirane veličine. Promene u trendu zavise od različitih faktora, kao što su promene u privredi, promene u strukturi stanovništva, tržišne promene, inflacija, kao i drugi faktori. Potrebno je istaći da inženjeri ne formiraju dijagrame snage potrošnje pojedinačno i izolovano, već ih mogu formirati u bilo kojoj kombinaciji, kao i sve zajedno u celini.

Osnovne kategorije prognoze potrošnje zavise od posmatranog vremenskog horizonta za koju je potrebno uraditi prognozu. U skladu sa navedenim razlikuju se sledeće kategorije prognoze potrošnje [3]:

1. Kratkoročna prognoza podrazumeva prognozu potrošnje u satnoj rezoluciji sa vremenskim horizontom od dana do sedmice. Ovakva prognoza je korisna pri rešavanju problema koji se odnose na planiranje EES-a na dnevnoj i nedeljnoj bazi.
2. Srednjeročna prognoza podrazumeva prognozu potrošnje od jednog meseca do pet godina, sa vremenskom diskretizacijom od nedelje ili mesec dana. Ova prognoza je od značaja pri rešavanju srednjeročnih i mesečnih problema rada EES-a (mesečni i godišnji plan bilansa, formiranje plana remonta, planovi punjenja i pražnjenja akumulacija hidroelektrana, razmene dogovorenih količina energije, nabavka goriva, analize sigurnosti, te ekonomskе analize).
3. Dugoročna prognoza podrazumeva prognozu potrošnje od pet do trideset godina i poseduje vremensku diskretizaciju od godinu ili mesec dana. Ova prognoza je od velike koristi pri dugoročnim planovima investicija na globalnom nivou, kao i pri izgradnji novih sistema ili širenje već postojećih prenosnih i proizvodnih kapaciteta.

Pomenute kategorije prognoze potrošnje mogu se planirati na lokalnom, regionalnom i državnom nivou. U zavisnosti od potrebe moguće je predviđati potrošnju nekog sektora, individualnog sistema ili više nacionalnih nezavisnih EES-a.

Ako je potrebno uraditi kratkoročnu prognozu potrošnje, onda se postupci razlikuju po tome da li uvažavaju sledeće podatke [3]:

- meteorološke podatke i

-
- baze podataka o potrošnji iz prošlosti.

Srednjoročne i dugoročne prognoze potrošnje koriste se za planiranje potrebne energije u energetskom sistemu, maksimalnih i minimalnih opterećenja, kao i ukupnih krivih trajanja opterećenja. U tom domenu prognoze koriste se sledeći metodi [3]:

- kvalitativni metodi,
- nezavisni (ekstrapolacioni) metodi i
- zavisni (korelacioni) metodi.

Kvalitativni metodi se oslanjaju na mišljenje, subjektivni osećaj i intuicije. Za njih je karakteristično da ne koriste matematičke proračune, pa dobijeni rezultati na ovaj način nisu dovoljno pouzdani. Međutim, primena matematičkih proračuna je dominantna u ekstrapolacionim i korelacionim metodama (kvantitativni metodi), a ostvareni rezultati su realniji i tačniji.

Bez obzira na metode koje se koriste pri predviđanju potrošnje uočavaju se sledeći koraci [3]:

- proučavanje ostvarene potrošnje iz prošlosti,
- odabir odgovarajuće metode i uticajnih faktora,
- računanje trendova buduće potrošnje i
- analiza dobijenih rezultata potrošnje.

2.3 Najčešći metodi dugoročnog predviđanja potrošnje električne energije i snage

U procesu razvoja elektroenergetskog sistema značajno mesto zauzimaju dugoročne metode predviđanja potrošnje električne energije i snage. Ako se analizira ukupna potrošnja električne energije, mogu se uočiti različite kategorije potrošnje pri čemu se dominantne karakteristike razlikuju. Iz tog razloga neophodno je obezbediti prethodno razdvajanje potrošnje po kategorijama, a zatim uraditi pojedinačnu prognozu. Da bi se dobila ukupna potrošnja neophodno je uraditi agregaciju dobijenih rezultata za prognozirani period. Najčešće zastupljene kategorije potrošnje u agregiranoj potrošnji su potrošnja u domaćinstvu, industriji, saobraćaju, poljoprivredi, komunalna potrošnja i ostala potrošnja.

Najzanimljiviji sektor za prognozu potrošnje je široka potrošnja ili ukupna potrošnja EES-a. Pri planiranju potrošnje u velikim elektroeneretskim sistemima obično se planira potrošnja po kategorijama na nivou pojedinih regiona, a zatim se agregira na nivou ukupnog EES-a. Mnogi naučnici su svoja istraživanja posvetili upravo širokoj potrošnji.

Predviđanje potrošnje u industriji, saobraćaju, poljoprivredi, komunalnoj i ostaloj potrošnji zavisi od budućih planova i ideja dobijenih od strane odgovarajućih ministarstava, privrednih komora i odgovornih institucija [3].

2.3.1 Kvalitativni metodi

Kao što je već naglašeno, kvalitativne metode se ne oslanjaju striktno na matematičke proračune, već na sopstvena iskustva, mišljenja i procene. Ova metoda je primenljiva u situacijama kada nema dovoljno kvantitativnih podataka, te je teško uspostaviti vezu između prošlih i budućih događaja. Dakle, predviđanje potrošnje električne energije kvalitativnim metodama postiže se koristeći:

-
- različite ankete stanovništva,
 - agregaciju pojedinačnih prognoza za neke potrošače ili potrošačke grupe,
 - sličnosti koje se odnose na široku potrošnju električne energije u odnosu na druge zemlje koje su u prošlosti prošle kroz sličnu fazu i
 - grafičku ekstrapolaciju ostvarene potrošnje iz prošlosti kako bi se prognozirala potrošnja u budućnosti.

Prethodno navedeni metodi su i dalje u primeni, ili kao samostalni ili spojeni sa drugim metodama za prognozu. Mana ovih metoda je unošenje subjektivnosti, jer su zasnovani na ljudskom iskustvu i mišljenju. Rezultati su izraz želja, osećaja, raspoloženja, pre nego stvarna objektivna procena. Primena kvalitativnih metoda je najzastupljenija kada nije moguća upotreba kvantitativnih metoda, kao što je slučaj pri planiranju potrošnje u novim urbanim naseljima, gde ne postoji baza ostvarene potrošnje iz prošlosti [3].

2.3.2 Ekstrapolacioni metodi

Ekstrapolacioni metodi obično poseduju vremenske serije podataka o električnoj energiji i snazi u prošlosti, te nakon analize podataka primenom matematičkog modela postiže se ekstrapolacija u budućnost. Dva osnovna tipa modela u ovoj grupi su:

- a) deterministički modeli (bazirani na analizi vremenskih nizova)
- b) stohastički modeli.

a) Deterministički model

Za neki model se kaže da je deterministički ako ne sadrži slučajnu komponentu. Takođe, izlaz je u ovom slučaju određen čim su definisani ulazi i odnosi među njima. Deterministički modeli posmatrajući ostvarenja električne energije i snage iz prošlosti predviđaju da će se nastaviti sličan trend i u budućnosti. Obično se iz tog razloga kod ekstrapolacionih metoda planiranje potrošnje u budućnosti bazira na izračunavanju porasta ili određivanju trenda dugoročnog povećanja potrošnje u posmatranom vremenskom periodu. Neophodno je nacrtati dijagram koji se odnosi na ostvarenja posmatrane karakteristične veličine iz prošlosti X_{0t} . Nakon toga se realizuje analiza svih ostvarenja iz prošlosti u cilju određivanja funkcionalne zavisnosti $X_t=f(t)$ koja na najbolji mogući način opisuje ostvarenja odgovarajuće veličine iz prošlosti. Provlačenjem krive kroz odgovarajuće tačke ostvarenja iz prošlosti, takođe se ostvaruje ekstrapolacija budućih vrednosti. Na slici 1 prikazana je ekstrapolacija budućih vrednosti [3]. Ako posmatrani period iz prošlosti ima veću dužinu od perioda za predviđanje budućih vrednosti, to će postignuti rezultati biti pouzdaniji. Dakle, od ključnog značaja je izbor odgovarajuće matematičke funkcije koja će na najbolji mogući način okarakterisati buduću veličinu i sve parametre funkcije [3]. Ovaj model daje rezultate relevantnih proračuna samo za jedan scenario. Direktnim proračunom se dobijaju rezultati za deterministički model, ali je ponekad potrebno koristiti numeričke aproksimacije.

Različite analitičke funkcije se upotrebljavaju za takozvano "fitovanje" podataka iz prošlosti u cilju prognoziranja buduće potrošnje. Sledećim izrazima opisane su najčešće funkcije: polinomska, eksponencijalna funkcija, inverzna logaritamska, logistička funkcija i Gompertzova kriva, respektivno [3].

$$X_t = \sum_i \beta_i t^i \quad (2.1)$$

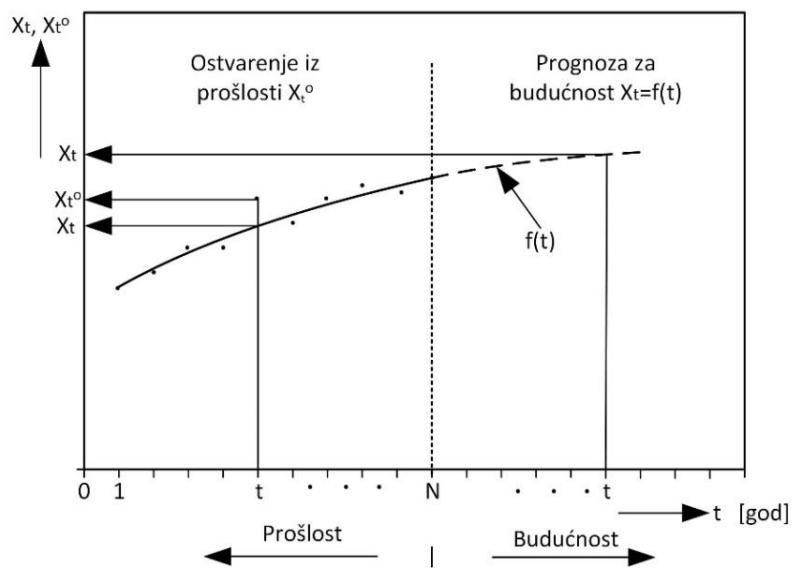
$$X_t = ae^{bt} \quad (2.2)$$

$$X_t = ae^{b/t} \quad (2.3)$$

$$X_t = a / (1 + be^{-ct}) \quad (2.4)$$

$$X_t = ae^{-be^{-ct}} \quad (2.5)$$

U izrazima (2.1) - (2.5) koriste se sledeće označke: t predstavlja vremensku koordinatu, a veličina koja se predviđa je X_t , vrednost funkcije $X_t=f(t)$ u odgovarajućem trenutku t posmatranog vremenskog intervala, a β_i , a , b i c su nepoznati parametri. Prognoza može biti izvedena tek nakon što su parametri određeni, a samo određivanje parametara se računa u procesu "fitovanja" odnosno učenja modela. Metod minimuma sume kvadrata odstupanja koristi se za određivanje konstanti analitičkih funkcija (2.1) - (2.5) [3].



Slika 1. Ilustracija prognoze ekstrapolacijom trenda

b) Stohastički model

Za stohastički model je karakteristično da prepoznaje slučajnu prirodu ulaznih komponenti. Dakle, u ovom modelu izlaz je po prirodi slučajan, a to isto važi i za ulaz gde su prisutne slučajne varijable. Primenom determinističkih modela, nakon izvršene procedure dobija se samo jedna vrednost buduće prognozirane veličine. Ovo je glavna manja determinističkih modela. Pomenuti problem najviše je uočljiv u planiranju izvora ili prenosne mreže, te je od velike važnosti analizirati uticaj predviđene vrednosti na budući energetski sistem. Iz tog razloga su razvijeni stohastički (ili probabilistički) modeli za dugoročno predviđanje, koji su bazirani na regresionim modelima. Zahvaljujući stohastičkom modelu izračunavaju se mogući opsezi prognozirane veličine, kao i srednja vrednost prognoziranih veličina [3].

2.3.3 Korelacioni metodi

Korelace metode daju korelacionu vezu između potrošnje električne energije i ostalih uticajnih faktora. Mnogobrojni su faktori koji utiču na potrošnju električne energije, a neki od najznačajnijih su veličina i struktura društvenog proizvoda, uticaj cene različitih vrsta energije, te uvođenje elektrifikacije u domaćinstvima i industriji. Funkcionalne zavisnosti najbolje opisuju međusobne relacije i delovanje između različitih uticajnih faktora i potrošnje električne energije zahvaljujući primeni korelacione analize.

Korelaciona analiza bavi se istraživanjem i kvantifikovanjem povezanosti među statističkim varijablama. Karakteristično za korelacioni model je primena opisnih promenljivih koje imaju uticaj na potrošnju električne energije. U svrhu opisa međusobnih zavisnosti potrošnje električne energije i mnogobrojnih uticajnih faktora često se koristi koncept spoljašnjih (egzogenih) i unutrašnjih (endogenih) promenljivih. Ove promenljive su neizostavne u svakom korelacionom modelu.

Potrošnja električne energije može se posmatrati kao endogena promenljiva i predstavlja se kao funkcionalna zavisnost od egzogenih promenljivih, koje čine spoljne ulaze u sistem jednačina. Dakle, endogena promenljiva je ta koju želimo da prognoziramo, dok egzogene promenljive služe kao ulazi koji utiču na njenu vrednost. Neki od demografskih i ekonomskih faktora u svojstvu egzogenih promenljivih su [3]:

- bruto nacionalni proizvod (BNP),
- razvijenost industrije i investiranje u različite privredne sektore,
- broj stanovnika i njihov standard,
- cene različitih vrsta energije,
- prodaja električnih aparata itd.

Sa aspekta sezonskih promena potrošnje ističu se meteorološki i sezonski nivoi egzogenih promenljivih.

U meteorološke promenljive spadaju:

- temperatura,
- vlažnost vazduha,
- oblačnost,
- brzina vetra i
- faktor hlađenja usled vetra.

Kada se analizira uticaj sezonskog nivoa proizvodnje, onda je važno istaći da se to odnosi na:

- turizam,
- poljoprivredu,
- građevinarstvo i
- mnogobrojne sezonske privredne aktivnosti.

Predviđanje potrošnje električne energije primenom korelacionih metoda se realizuje u dva koraka. U prvom koraku je neophodno utvrditi funkcionalnu zavisnost između egzogenih promenljivih i potrošnje, kao i izračunati sve nepoznate koeficijente modela. U drugom koraku je potrebno izvršiti i predviđanje promena egzogenih promenljivih sa vremenom [3].

2.4 Najčešći metodi kratkoročnog predviđanja potrošnje električne energije i snage

2.4.1 Kratkoročna prognoza potrošnje

Sledeći izraz opisuju potrošnju koja se odnosi na i -tu mesečnu (sedmičnu) potrošnju u odgovarajućoj j -toj godini i ona zavisi od četiri komponente [3]:

$$W_p^{i,j} = W_0^{i,j} + S^{i,j} + H^{i,j} + \varepsilon^{i,j} [\text{MWh}] \quad (2.6)$$

gde su:

j indeks godine $j=1,2\dots$,

i je indeks meseca u godini $i=m=1,2,\dots,12$,

i je indeks sedmice u godini $i=s=1,2,\dots,52$,

a preostale komponente su:

$W_0^{i,j}$ se odnosi na energiju prognozirane potrošnje u i -tom mesecu/sedmici j -te godine,

$S^{i,j}$ je korekcija energije prognozirane potrošnje pod uticajem sezonskih promena,

$H^{i,j}$ se odnosi na korekciju energije prognozirane potrošnje uzimajući u obzir praznike i neradne dane i

$\varepsilon^{i,j}$ je rezidualna greška koja se odnosi na prognozu potrošnje.

S obzirom na to da $W_0^{i,j}$ predstavlja glavnu prognozu potrošnje, koja se ostvaruje na osnovu modela dugoročne godišnje prognoze, ona omogućava distribuciju ukupne godišnje prognoze na mesečne ili sedmične intervale. Ova osobina je moguća jer $W_0^{i,j}$ predstavlja osnovnu, agregiranu vrednost, dok su ostale komponente, kao što su sezonske korekcije $S^{i,j}$, korekcije za praznike $H^{i,j}$ i rezidualne greške $\varepsilon^{i,j}$, dodatne korekcije koje zavise od specifičnih varijacija tokom godine. Posmatrajući ovu veličinu kroz više godina, uočena je karakteristika trenda porasta potrošnje.

Sezonska korekcija prognoze potrošnje energije $S^{i,j}$ uvažava uticaj mnogobrojnih sezonskih varijacija. Kada se govori o sezonskim varijacijama koje utiču na promenu potrošnje, neophodno je spomenuti ekonomski i socijalne uticaje (tu spadaju godišnji odmori, raspusti, različite sezonske aktivnosti kao što je poljoprivreda, turizam i ostale). Potrebno je posedovati modele sa velikom bazom podataka iz prošlosti da bi se odredila komponenta korekcije energije prognozirane potrošnje. Dakle, iako mesec ili sedmica nosi informaciju o sezoni, dodatna korekcija $S^{i,j}$ omogućava da se model dodatno prilagodi specifičnim sezonskim promenama koje nisu potpuno obuhvaćene samo tim vremenskim periodima. Može biti korisno korigovati te mesečne vrednosti na temelju mikro-sezonskih varijacija. Na primer, specifična razlika u temperaturi ili vremenskim uslovima tokom pojedinih meseci može dovesti do povećanja ili smanjenja potrošnje, čak i ako je mesec isti kao i prethodne godine. Razlaganje modela na ovaj način omogućava da se preciznije

uzmu u obzir specifične sezonske varijacije koje mogu uticati na potrošnju električne energije [3]. Sve češće u cilju rešavanja pomenutog problema koristi se primena veštačkih neuralnih mreža [4].

Korekcija energije prognozirane potrošnje $H^{i,j}$ uvažava uticaj svih praznika i neradnih dana. Ova korekcija se može dosta tačno predvideti za bilo koji period $i=m$ ili $i=s$ zahvaljujući odnosu potrošnje u navedenim danima iz statističke baze podataka [3].

Zahvaljujući predviđenoj potrošnji energije $W_p^{i,j}$ za odgovarajući period moguće je odrediti maksimalne $P_{pM}^{i,j}$ i minimalne snage $P_{pm}^{i,j}$ pomoću sledećeg izraza [3]:

$$P_{pM}^{i,j} = \frac{W_p^{i,j}}{T_M^{i,j}} \quad (2.7)$$

gde je $T_M^{i,j}$ vreme iskorišćenja maksimalne snage.

Koristeći prethodni izraz za izračunavanje maksimalnih $P_{pM}^{i,j}$ i minimalnih $P_{pm}^{i,j}$ snaga, potrebno je proceniti vrednosti za vremenske periode koji odgovaraju $i=m$ ili $i=s$, kako bi se odredilo vreme iskorišćenja maksimalne snage $T_M^{i,j}$, kao i odnos između minimuma i maksimuma.

$$m_0^{i,j} = \frac{P_{pm}^{i,j}}{P_{pM}^{i,j}} \quad (2.8)$$

Pomoću modela koji se sastoje od velikih istorijskih baza podataka moguće je odrediti veličine $T_M^{i,j}$ i $m_0^{i,j}$. Predviđanje dnevne krive opterećenja se veoma često određuje pomoću podataka kratkoročne vremenske prognoze od strane hidrometeorološkog zavoda. Po uzoru na mesečnu ili sedmičnu jednačinu prognoze potrošnje energije, određuje se jednačina za predviđeno satno opterećenje u d -tom danu na osnovu [3]:

$$P_p^{k,d} = P_0^{k,d} + V^{k,d} + D^{k,d} + \varepsilon^{k,d} \quad (2.9)$$

gde je:

$P_0^{k,d}$ glavno opterećenje za sat $k = 1, 2, \dots, 24$ i dan $d = 1, 2, \dots, 7$,

$V^{k,d}$ korekcija koja se odnosi na uticaj meteoroloških uslova zbog kolebanja temeperature (θ), vlažnosti vazduha (h), osvetljenja (ili oblačnosti l) i efekta rashlađivanja pod dejstvom vetra (c),

$D^{k,d}$ korekcija koja uzima u obzir efekat dana u sedmici ($d=1$ označava ponedeljak, $d=2$ utorak, itd.) i

$\varepsilon^{k,d}$ je rezidualna greška prognoze.

Glavno opterećenje $P_0^{k,d}$ određuje se kao srednja vrednost više ostvarenja iz nedavne prošlosti. Dakle, to se obično odnosi za iste sate i radne dane, kao i za neradne dane i praznike. Da bi se odredila korekcija koja se odnosi na uticaj meteoroloških uslova $V^{k,d}$, potrebno je izračunati

koeficijente koji utiču na promenu opterećenja usled promena temperature, vlažnosti vazduha i uvažiti uticaj temperaturnog ekvivalenta brzine vetra. Način pomoću kojeg se definišu koeficijenti osetljivosti je primena iskustvene formule ili formiranje komplikovanih statističkih modela.

Koristeći se podacima o ostvarenim vrednostima iz prošlosti za pojedinačne dane u sedmici sa sličnim vremenskim parametrima moguće je odrediti efekat dana u nedjelji $D^{k,d}$ [3].

Posmatrajući izraze (2.6) i (2.9) uočava se da su oba modela kombinacija dva skupa komponenti. Za prvi skup važi da poseduje efekat dugoročnog trenda promena (misli se na osnovne komponente, sezonske promene, sedmične periodičnosti) i ovaj skup je deterministički. U drugom skupu uzimaju se u obzir slučajne dnevne i satne promene meteoroloških promenljivih i on je stohastički. Oba skupa se identifikuju detaljnom analizom statističkih podataka ostvarenja iz prošlosti [5].

Formiranja modela za kratkoročnu prognozu potrošnje koja uvažava uticaj srednje satne temperature ima jednostavan oblik. U ovom modelu nije uzet u obzir uticaj vlažnosti vazduha, sunčevog zračenja i vetra, a njegov oblik je [3]:

$$P_p(k) = B(k) + A(k) |\theta_a(k) - \theta_{gr}| + \varepsilon(k) \quad (2.10)$$

pri čemu je:

$$\theta_{gr} = \theta_z \text{ ili } \theta_{gr} = \theta_l$$

$\theta_z = 15 - 20 \text{ } ^\circ\text{C}$ je gornja granica temperature za aktiviranje grejanja tokom zime,

$\theta_l = 24 \text{ } ^\circ\text{C}$ je donja granica temperature za aktiviranje klime u letnjim mesecima,

$\theta_a(k)$ je srednja ambijentalna temperatura vazduha za $k=1,2,\dots$,

$\varepsilon(k)$ je rezidualna greška,

$B(k), A(k)$ su koeficijenti koji su dobijeni iz niza merenja i izraženi su u [MW] ili [MW/ $^\circ\text{C}$] i k je indeks merenog uzorka.

Obično je uzorkovanje periodično, te uzorci k mogu se uzimati svakog sata ili svakih 15 minuta. Potrebno je odrediti vremenski period Δt za formiranje uzorka, te je moguće korišćenje indeksa k za određivanje k - tog uzorka primenom formule [3]:

$$t_k = t_0 + k\Delta t \quad (2.11)$$

gde t_0 označava početni trenutak i $k=1,2,\dots$

Ukoliko se posmatra vremenski zavisni model potrošnje iz (2.10) od važnosti je da se formira temperaturna zavisnost promene potrošnje. U slučaju da se pri merenju dijagram potrošnje mnogo ne menja, onda model potrošnje iz (2.10) dobija sledeći oblik:

$$P_p(k) = B + A\Delta\theta_a(k) + \varepsilon(k) \quad (2.12)$$

gde se $\Delta\theta_a(k) = \theta_a(k) - \theta_l$ odnosi na leto, a $\Delta\theta_a(k) = \theta_z - \theta_a(k)$ se odnosi na zimu [3]. Indeks k se odnosi na mereni uzorak, a ne na specifični vremenski trenutak [5].

2.4.2 Model autoregresivnih integrisanih pokretnih proseka (ARIMA)

U ovom poglavlju disertacije biće reči o primeni ARIMA (Autoregression Integration Moving Average) modela za prognoziranje vremenskih serija, uključujući predviđanje potrošnje električne energije. Istaknutost ovog modela proizlazi iz njegove jednostavnosti, interpretabilnosti i jakih performansi za linearne i stacionarne vremenske serije. Razlog zbog čega je ARIMA često u upotrebi za predviđanje potrošnje električne energije je:

- Priroda vremenske serije: Najčešće podaci o potrošnji električne energije obrazuju vremensku seriju, a ARIMA je za to dobro prilagođena.
- Istoriska upotreba: ARIMA je već dugo korišćena u statistici za predviđanje vremenskih serija u različitim industrijama, uključujući elektroenergetske sisteme [6].
- Rad sa stacionarnim podacima: ARIMA model omogućava rad sa nestacionarnim podacima tako što primenjuje diferenciranje, što omogućava pretvaranje nestacionarnih serija u stacionarne. Ovaj proces je ključan za efikasnu primenu modela, jer ARIMA zahteva stacionarnost podataka da bi mogao da predviđa tačno.

Posmatrajući ovaj model uočavaju se tri dela [6]:

- Autoregresivni model (AR), koji koristi vezu između trenutne vrednosti i prošlih vrednosti,
- Komponenta integracije (I), koja podrazumeva diferenciranje vremenskog niza u cilju otklanjanja nestacionarnosti i
- Model pomičnog proseka (MA), koji podrazumeva da se greška tj. rezidualna komponenta serije ponaša kao linearna funkcija grešaka iz prošlosti.

Dakle, diferenciranjem se postiže oduzimanje trenutne vrednosti od prethodne vrednosti u nizu. Međutim, ako niz nije stacionaran može biti neophodno diferenciranje više puta u cilju uklanjanja sezonalnosti. Sa modelom pomičnih proseka poboljšava se tačnost predviđene vrednosti koristeći greške iz prošlosti. U literaturi se primećuje specificiranje ovog modela na način opisan sa ARIMA (p, q, d) , gde p , q i d predstavljaju parametre pojedinih komponenti modela. Parametar p podrazumeva broj koji se odnosi na zaostale vrednosti serije nad kojima se obavlja autoregresivni model, q se odnosi na broj zaostalih grešaka iz istorije nad kojima se primenjuje model pomičnog proseka, a d je stepen diferenciranja vremenske serije. Najbitnije pri upotrebni ARIMA modela jeste adekvatan odabir parametara p , q , d , za koje bi poželjno bilo da bude odabran od strane stručnjaka [7].

Opšti izraz za AR model se prikazuje pomoću jednačine [8]:

$$y_t = \alpha_1 y_{t-1} + \cdots + \alpha_p y_{t-p} + e_t \quad (2.13)$$

gde y_t označava varijabilnu vrednost u trenutku t , α_i (za $i=1, 2, \dots, p$) su AR koeficijenti, e_t se odnosi na vrednost greške u trenutku t i p je red AR modela. Vrednost prethodnog zapažanja utiče na AR model.

Opšti izraz za MA model prikazan je pomoću jednačine [8]:

$$y_t = e_t - \theta_1 e_{t-1} - \cdots - \theta_q e_{t-q} \quad (2.14)$$

gde y_t označava varijabilnu vrednost u trenutku t , θ_i se odnosi na koeficijent pokretnog proseka pri čemu je $i=1, 2, \dots, q$, e_t predstavlja grešku predviđanja u trenutku t , a q je red MA modela. Greške

predviđanja su razlike između stvarnih vrednosti i vrednosti koje je model predvideo u prethodnim vremenskim periodima. Iako ove greške nisu poznate unapred, koriste se za ispravke i korekcije u budućim predviđanjima. Trenutna greška i prethodne greške, svaka sa odgovarajućim težinskim faktorom, utiču na MA model.

ARIMA model je prikazan izrazom (2.15), a nastao je koristeći izraz (2.13) za AR model i MA model sa izrazom (2.14).

$$y_t = a_1 y_{t-1} + \cdots + a_p y_{t-p} + e_t - \theta_1 e_{t-1} - \cdots - \theta_q e_{t-q} \quad (2.15)$$

Parametri koji se koriste u izrazu (2.15) su identični kao u izrazima (2.13) i (2.14). U izrazu (2.15) važi da trenutna vrednost zavisi od prethodnih vrednosti, uvažavajući trenutnu vrednost greške i nekoliko prethodnih vrednosti grešaka [8].

ARIMA model je svoju primenu našao u analizi vremenskih serija, a posebno za prognozu u slučaju nestacionarnih vremenskih serija. Važno je poznavati sledeće korake pri predviđanju veličina koje su osmislili Box i Jenkins i oni glase [9]:

1. Neophodno je testirati stacionarnost izlazne serije modela. Da bi se ispunio uslov stacionarnosti, nestacionarnost se može eliminisati primenom diferenciranja. Stacionarnost se testira korišćenjem statističkih testova poput *Augmented Dickey-Fuller* (ADF) testa, *Phillips-Perron* (PP) testa ili *Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin* (KPSS) testa.
2. Karakteristike odziva se određuju proračunom statističkih parametara, na primer ACF (autokorelaciona funkcija) i PACF (parcijalna autokorelaciona funkcija). Zahvaljujući navedenim funkcijama moguće je definisati parametre p i q ,
3. Estimacija nepoznatih parametara modela, kao i testiranje veličine serije grešaka i
4. Analiza modela u cilju verifikacije modela i određivanje da li model korespondira sa karakteristikama podataka.

Ako se uzme u obzir sve navedeno, pri izboru modela, neophodno je obratiti pažnju na sledeće [9]:

1. ekonomičnost – cilj je opisati pojavu što jednostavnijim modelom, fokusirajući se na ključne karakteristike izračunatih vrednosti,
2. identifikabilnost – u slučaju da model nije identifikabilan, tada bi postojala barem dva skupa vrednosti koeficijenata koja su u saglasnosti sa podacima,
3. konzistentnost između podataka (opservacija) i izlaza modela (odnosno predikcija) – zahvaljujući primeni testova određuje se adekvatnost modela, odnosno usaglašenost sa podacima i znanjem. Model se usvaja da je dobar ako ima osobinu dobrog prilagođavanja podacima. Osim toga od modela se očekuje da ima male reziduale sa karakteristikama potpuno slučajnog procesa,
4. prihvatljivost podataka – model bi trebao da predvidi vrednosti koje se nalaze u odgovarajućem opsegu koji je prirođan za analiziranu veličinu (npr. model ne sme dati negativne vrednosti za veličine koje nikad nemaju negativne vrednosti),
5. uspešnost prognoziranja – kriterijum uspešnosti prognoziranja proverava se tako što se koriste opservacije van uzorka za ocenjivanje. Takođe, ako jedan od modela ima manju

srednju kvadratnu grešku prognoze, a sve ostale karakteristike su jednake, onda se taj model smatra pogodnim za korišćenje i

6. obuhvatnost – osim što je potrebno model objasniti, neophodno je ustanoviti uspeh ili promašaj konkurenetskog modela nad istim podacima.

Ograničenja primene ARIMA-e u elektroenergetskim sistemima su [9]:

- Prepostavlja linearost: U ARIMA modelu se prepostavlja da su odnosi u podacima linearni, što možda neće uzeti u obzir složenu dinamiku elektroenergetskih sistema.
- Uslov stacionarnosti: ARIMA i dalje ima poteškoće sa izrazito nestacionarnim ili sezonskim podacima osim ako se ne dopuni sezonskim proširenjima (SARIMA).
- Nedostatak vanjskih faktora: ARIMA ne može koristiti egzogene varijable kao što je vreme, ekonomski pokazatelji ili status mreže, koji imaju uticaj na potrošnju električne energije.

2.4.3 Savremene tehnike predviđanja potrošnje električne energije i snage

U savremene tehnike za predviđanje potrošnje električne energije ubrajaju se:

1. Modeli mašinskog učenja:
 - Model slučajne šume (*Random Forests*), Gradijentno pojačavanje (*Gradient Boosting*): imaju mogućnost rukovanja nelinearnostima, kao i sposobnost uključivanja vanjskih karakteristika [10,11].
 - Modeli potpornih vektora (*Support Vector Machines - SVM*): efikasne su za pojedine obrasce vremenskih serija [12].
 - Neuralne mreže (*Neural Networks*): koriste se za složene, nelinearne odnose i vremenske zavisnosti [13].
2. Modeli dubokog učenja:
 - Sa dugoročnim-kratkoročnim memorijama (*Long Short-Term Memory - LSTM*) i *Gated Recurrent Units* (GRU): ove jedinice omogućavaju upravljanje dugoročnim korelacijama između vrednosti vremenskih serija u različitim vremenskim trenucima [14,15].
3. Hibridni modeli:
 - Kombinovanje ARIMA-e sa modelima mašinskog učenja u cilju formiranja hibridnog modela koji koristi prednosti oba modela [16,17].
4. Statistički modeli:
 - SARIMA (*Seasonal ARIMA*): ona uzima u obzir sezonsku potrošnju električne energije [18].
 - Prophet (osnovan od strane *Facebooka*): na fleksibilniji način se bavi sezonalnošću i vanjskim regresorima [19].
5. Modeli prostora stanja:
 - Modeli prostora stanja, dinamički linearni modeli: korisni za stohastičke varijacije i predviđanje u realnom vremenu [20].

Slobodno se može istaći da ARIMA ima široku primenu i poznata je, a razlog za to je njena jednostavnost [6]. Međutim, za precizniju prognozu potrošnje električne energije u elektroenergetskim sistemima često je zamenjuje moderno mašinsko učenje i modeli dubokog

učenja. Zahvaljujući novijim metodama efikasnije se rešava nelinearnost, sezonalnost i vanjski uticaji, što ih čini sve popularnijim u praktičnim primenama.

Ako se koriste veštačke neuralne mreže (*Artificial Neural Networks* - ANN) za predviđanje potrošnje električne energije, dobijeni rezultati su često pouzdani u smislu složenosti odnosa, korišćenja različitih izvora podataka i rukovanja sa vremenskim zavisnostima. Njihova mana je što zahtevaju pažljivu obuku, podešavanje i resurse za postizanje optimalnih rezultata. Odlični rezultati se postižu kada postoji izražena nelinearnost, veliki skupovi podataka i različiti spoljašnji uticaji [13].

Novije arhitekture kao što su LSTM i GRU su posebno vešte u modelovanju vremenskih zavisnosti, kao što su dnevni i sezonski ciklusi. Njihova prednost je mogućnost obrade velike količine podataka, što ih čini pogodnim za scenarije koji uključuju pametna brojila [14,15].

ANN zahtevaju potpune podatke kako bi bile efikasne. Nedostajući podaci se obično rešavaju imputacijom, uklanjanjem instanci sa nedostajućim vrednostima ili korišćenjem modela koji mogu obraditi nepotpune podatke. Imputacija je popunjavanje nedostajućih vrednosti, najčešće sa srednjom vrednošću ili korišćenjem algoritama poput k najbližih suseda (k-NN). Uklanjanje podataka podrazumeva brisanje redova koje sadrže nedostajuće vrednosti, a ova metoda se obično primenjuje kada broj takvih instanci nije značajan u odnosu na ukupan skup podataka. Modeli koji podržavaju nedostajuće podatke, poput XGBoost-a, mogu efikasno obraditi podatke sa nedostajućim vrednostima bez potrebe za imputacijom, jer su dizajnirani da prepoznaju i koriste informacije čak i kada su neki podaci nepotpuni [21]. Iz tog razloga, potrebne su dovoljne količine uzoraka za obuku i odgovarajući računski resursi, posebno kada su u pitanju duboke mreže. One dobro generalizuju na nove podatke koji nisu korišćeni tokom treninga, odnosno na podatke koje mreža prethodno nije "videla". U cilju postizanja bolje tačnosti predviđene veličine moguće je koristiti i eksterne varijable, ali modeli se često suočavaju sa izazovima interpretacije u poređenju sa tradicionalnim metodama. ANN su vrlo svestrane i mogu se prilagoditi specifičnim potrebama predviđanja.

2.5 Promene potrošnje i uticaj različitih pokazatelja potrošnje tokom godine

Modeli koji se odnose na dugoročno predviđanje potrošnje električne energije poseduju vremensku diskretizaciju od jedne godine. Posmatrajući potrošnju u toku godine uočavaju se razlike u potrošnji na dnevnom, sedmičnom i mesečnom nivou. Dakle, sezonske promene i neočekivani poremećaji utiču na kolebanje potrošnje tokom godine [3].

U potrošnji električne energije uočava se promenljivost tokom dana, sedmica, meseci i godina, koja je uzrokovana varijacijama u dinamici ljudskih aktivnosti, zavisno od doba dana, kao i promenama temperature usled smene godišnjih doba. Promenljivost zavisi od uključenja ili isključenja različitih potrošača, a to je veoma često povezano sa promenama vremenskih uslova. Tako npr. klimatske i sezonske promene ljudskih aktivnosti utiču na sezonske varijacije potrošnje električne energije. Osim toga, veliki značaj ima poznavanje strukture potrošača u elektroenergetskom sistemu. Potrošnja električne energije koja se odnosi na grejanje, hlađenje, javnu rasvetu u direktnoj je zavisnosti od godišnjih doba. Veliki broj industrijskih potrošača ima svoje planove koji ne zavisi od promena vremenskih prilika [3].

Variranje potrošnje predstavlja problem srednjoročne prognoze kada se posmatra potrošnja na vremenskom periodu od godinu dana. Srednjoročne aktivnosti koje se odnose na planove potrošnje potrebno je da uvaže predviđene planova ulaska novih proizvodnih jedinica u skladu sa potrebama potrošača, te da budu u skladu sa godišnjim elektroenergetskim bilansom sa vremenskom diskretizacijom sedmice i meseca, kao i predviđenim remontima i snabdevanju gorivom [3].

Pomoću mesečnih a_i^m ili sedmičnih a_j^s faktora udela u ukupnoj potrošnji na nivou godine W_p^g moguće je odrediti potrošnju električne energije za mesec ili sedmicu, kao što je prikazano sledećim formulama [3]:

$$W_{pi}^m = a_i^m W_p^g \quad i=1, 2, \dots, 12; \quad \sum_{i=1}^{12} a_i^m = 1 \quad (2.16)$$

$$W_{pj}^m = a_j^s W_p^g; \quad j=1, 2, \dots, 52; \quad \sum_{j=1}^{52} a_j^s = 1 \quad (2.17)$$

gde je W_{pi}^m ukupna potrošnja električne energije na nivou meseca, a_i^m je mesečni faktor udela, W_p^g je ukupna potrošnja električne energije na nivou godine, W_{pj}^m ukupna potrošnja električne energije na nivou sedmice, a_j^s je sedmični faktor udela.

Srednja vrednost mesečnog i sedmičnog faktora udela prikazana je izrazima [3]:

$$a_{sr}^m = 1/12 = 0,0833 \quad (2.18)$$

$$a_{sr}^s = 1/52 = 0,0192 \quad (2.19)$$

Vrednost faktora udela za zimu je više izražena u poređenju sa letom, a razlog toga je uticaj klime u analiziranim krajevima. Posmatrajući te vrednosti, zapaženo je da potrošnja električne energije u prvih sedam meseci ima tendenciju smanjenja, a za ostatak godine ima tendenciju povećanja [3]. Pretpostavka da su faktori udela isti tokom godine usvojena je zbog jednostavnosti proračuna, jer smanjuje kompleksnost modeliranja, a faktori udela ne bi doveli do značajnijih promena u rezultatima, s obzirom na njihov ograničen uticaj na ukupnu potrošnju.

Radna aktivnost potrošača električne energije (radni i neradni dan) u cikličnom periodu od sedam dana utiče na dnevnu potrošnju. Obično su potrebe za potrošnjom električne energije veće tokom radnog dela sedmice u odnosu na vikend. Često se primećuje rast potrošnje od ponedeljka, te blago smanjenje potrošnje ka petku.

Ako se proučava potrošnja električne energije iz prošlosti moguće je primetiti uticaj drugih faktora, kao što je nagla promena vremenskih uslova u odnosu na uobičajne za taj vremenski period, odstupanje od planiranih privrednih aktivnosti. Analizirajući potrošnju kroz dugi niz godina iz prošlosti moguće je koristiti "fitovanja" i ekstrapolaciju krive, te na taj način ustanoviti vrednosti faktora udela na nivou meseci i sedmica. Zahvaljujući relacijama (2.16) i (2.17) određuje se mesečna ili sedmična potrošnja električne energije [3].

2.6 Predviđanje maksimalnog i minimalnog opterećenja

Za dugoročno ili srednjoročno predviđanje opterećenja pri razvoju elektroenergetskog sistema, bitno je planirati ukupnu godišnju, mesečnu ili sedmičnu potrošnju aktivne električne energije. Pri

analiziranju opterećenja u elektroenergetskom sistemu potrebno je predvideti maksimalna i minimalna opterećenja za posmatrani vremenski period. Poznavanje maksimalnih i minimalnih opterećenja je važno zbog naponskih prilika i analize u elektroeneretskom sistemu. Pri ovoj prognozi dostupna su dva alternativna metoda [3].

1. Metoda za predviđanje maksimalnog i minimalnog opterećenja pomoću planirane potrošnje

Predviđanje maksimalnih i minimalnih opterećenja obično se postiže pomoću planirane potrošnje električne energije. U tu svrhu koriste se sledeći izrazi [3]:

$$P_{pM}^g = W_p^g / a^g m^g; P_{pM}^m = W_p^m / a^m m^m; P_{pM}^s = W_p^s / 168m^s \quad (2.20)$$

$$a^g = 8760 \text{ ili } 8784 \text{ [h]; } a^m = 672, 696, 720 \text{ ili } 744 \text{ [h]} \quad (2.21)$$

$$P_{pm}^g = m_0^g P_{pM}^g; P_{pm}^m = m_0^m P_{pM}^m; P_{pm}^s = m_0^s P_{pM}^s \quad (2.22)$$

gde m predstavlja faktor opterećenja, pa za period od godinu dana je označen sa m^g , za mesec dana je m^m , za sedmicu m^s i odnos između minimalnih i maksimalnih opterećenja je m^0 za predhodno navedene periode. U cilju određivanja faktora opterećenja moguće je koristiti identične metode koje se primenjuju pri predviđanju potrošnje, vodeći računa o raznovrsnim sektorima potrošnje. Ekstrapolacioni metodi se najčešće primenjuju u sektoru široke potrošnje. Planiranje maksimalnih i minimalnih opterećenja je najviše zastupljeno u slučaju planiranja razvoja izvora pri čemu se planiranje odnosi na celi elektroenergetski sistem.

Predviđanje maksimalnih ili minimalnih opterećenja je u skladu sa izrazima (2.20) do (2.22), te je potrebno uraditi agregaciju potrošnje za svaki sektor pomoću izraza [3]:

$$P_{pMS} = k_{jed} \sum_j P_{pMj} \quad (2.23)$$

gde se sa k_{jed} označava faktor jednovremenosti, a j predstavlja indeks koji se odnosi na različite sektore ili kategorije potrošnje (npr. domaćinstvo, saobraćaj, industrija, poljoprivreda itd). Osim faktora jednovremenosti moguće je primeniti faktor nejednovremenosti pomoću sledećeg izraza [3]:

$$k_{njed} = 1 / k_{jed} = \sum_j P_{pMj} / P_{pMS} \quad (2.24)$$

Najčešća pretpostavka je da se prognoza odnosi na normalne uslove za koje važi normalni vremenski indeks, na primer, ambijentalna temperatura $\theta_N = +(15 - 20) \text{ } ^\circ\text{C}$. Bilo da postoji odstupanje temperature u odnosu na prag grejanja za sisteme sa zimskim vrhom ($\theta_Z = + 15 \text{ } ^\circ\text{C}$), a u letnjim uslovima da postoji odstupanje temperature od praga hlađenja u sistemima sa letnjim vrhom ($\theta_L = +24 \text{ } ^\circ\text{C}$), neophodno je izdvojiti sektore potrošnje čije maksimalno opterećenje zavisi od temperature i uraditi popravku tih sektora "j" uvažavajući koeficijent osetljivosti na promenu temperature $k_{\theta j}$, pa je maksimalno opterećenje j -te kategorije [3].

$$P_{pMj}^\theta = P_{pMj}^{\theta_N} \left[1 + k_{\theta j} (\theta - \theta_N) \right]; \theta < \theta_Z \text{ ili } \theta > \theta_L \quad (2.25)$$

gde važi da koeficijent osetljivosti $k_{\theta j}$ u elektroenergetskom sistemu ima negativnu vrednost tokom zime, a tokom leta poseduje pozitivnu vrednost [3].

2. Primena ekstrapolacionog metoda i dugoročne baze podataka za predviđanje potrošnje

Iste metode koje se primenjuju za predviđanje potrošnje mogu se koristiti i za određivanje maksimalnih i minimalnih opterećenja. U cilju ostvarenja što tačnije prognoze potrebno je primeniti što dužu bazu podataka iz prošlosti. Takođe, treba imati na umu da su znatno veća kolebanja maksimalnih i minimalnih opterećenja u poređenju sa kolebanjem ukupne potrošnje. Uvažavajući sve navedeno ovaj postupak je poželjno primeniti za srednjeročne prognoze koje obuhvataju sedmice, mesece i kraće su od godine. Navedeni ekstrapolacioni koncept predviđanja maksimalnih i minimalnih opterećenja je našao primenu pri planiranju razvoja prenosnih mreža. Dakle, u ovom slučaju od značaja su vrednosti snaga u čvorovima mreže, a akcenat nije na ukupnoj prognozi potrošnje [3].

Određivanjem ukupne krive trajanja opterećenja jednostavno se predviđa maksimalno i minimalno opterećenje za traženi period. Takođe, potrebno je posedovati velike nizove podataka koji prikazuju krivu trajanja opterećenja za posmatrani period iz prošlosti. U cilju eliminisanja velike obrade podataka iz prošlosti, obično se konstatuju normalizovane krive trajanja opterećenja posebno za svaki sektor potrošnje iz prošlosti. Da bi se odredila buduća kriva trajanja opterećenja, neophodno je da se postupak ponovi na velikom broju diskretnih tačaka. U ove svrhe se najčešće koriste ekstrapolacioni metodi. Osim toga potrebno je uskladiti prethodno realizovanu prognozu potrošnje sa novom formiranim krivom trajanja opterećenja [3].

Obično se maksimalno opterećenje javlja u zimskim mesecima, a to je posledica korišćenja električne energije za grejanje. Iz svega navedenog sledi koliki je značaj temperature okoline na opterećenja sistema. Najčešće se minimalno opterećenje ostvaruje tokom leta ili kasnog proleća. S obzirom na česte promene klime zastupljen je i porast minimalnog opterećenja, a to je posledica povećanja ugradnje klima uređaja i većih potreba za hlađenjem prostora.

Kada su određene vrednosti maksimalnog i minimalnog opterećenja, potrebno ih je prikazati za sve potrošačke čvorove. Ovo je značajno pri planiranju prenosne mreže. S obzirom na to da je potrošnja podeljena na sektore, predviđanje potrošnje za sektor industrije i saobraćaja vrši se na osnovu planova razvoja tih sektora. Za svaki čvor prenosne mreže usvaja se pretpostavka da dijagram široke potrošnje ima isti oblik. Od važnosti je poznavanje koeficijenata učešća za sve čvorove za kompletno opterećenje elektroenergetskog sistema. Zbir koeficijenata za ukupan sistem mora biti jednak 1. Zahvaljujući vrednostima navedenih koeficijenata može se za široku potrošnju izračunati apsolutna vrednost opterećenja pojedinačno za svaki čvor, te se može detaljno analizirati sistem [3].

2.7 Praktične primene modela prognoze potrošnje

Sama struktura elektroenergetskog sistema utiče na primenu metoda za predviđanje potrošnje. Ako elektroenergetski sistem ima proizvodnju električne energije samo iz termoelektrana koje se karakterišu preko snage, onda je od velikog značaja predviđanje maksimalnog i minimalnog opterećenja. Međutim, ako elektroenergetski sistem proizvodnju električne energije ostvaruje samo ili uglavnom iz hidroelektrana, onda je od velikog značaja predviđanje potrošnje električne energije, a iz nje se može odrediti maksimalno i minimalno opterećenje [3].

Na osnovu prethodnih razmatranja, može se konstatovati postojanje mnogobrojnih modela i raznovrsnih metoda koje se primenjuju za predviđanje potrošnje, te određivanje maksimalnih i minimalnih opterećenja. Dakle, može se zaključiti da se nijedan model ili metod ne smatraju najboljim u smislu postizanja što tačnijih rezultata. To otvara mogućnosti primene različitih metoda i kritičkih analiza svakog navedenog metoda.

Razvoj zemlje, njena energetska politika i prelazak sa fosilnih goriva na obnovljive izvore energije direktno utiču na dinamiku potrošnje i potrebu za maksimalnim opterećenjem. Cena energije, cena instalacije sistema, pouzdanost i udobnost korisnika su najznačajniji parametri za korisnika ako u tom delu zemlje postoji više različitih izvora energije. Posmatrajući mnogobrojne analize iz prošlosti ustanovljen je rast udela električne energije u celoj potrošnji. Posledica toga je nastojanje da se korisnicima obezbedi što veća udobnost, pri čemu se ponekad daje prioritet udobnosti u odnosu na cenu [3].

Kada su u pitanju industrijski potrošači kao što su železare, fabrike za topljenje različitih metala, elektrolize i železnice, potrebno je koristiti metode koje uvažavaju planove gradnje i potrebe navedenih industrija. Bilo kakve druge metode neće biti adekvatne. U zemljama sa razvijenom industrijom potrebno je obezbediti pouzdane uslove za rad. Dakle, navedeni zahtevi automatski utiču na planove gradnje izvora i prenosne mreže [3].

Svake godine se nakon pribavljanja vrednosti potrošnje iz prošle godine baza podataka nadopunjuje, te je cilj da se poseduju podaci o potrošnji sa što boljom vremenskom rezolucijom. Ažuriranje podataka je od velike koristi. Jedan od glavnih povoda za ove smernice je mogućnost odstupanja u odnosu na ulazne parametare iz ranijeg perioda, najčešće zbog sledećih razloga [3]:

- Pojava zasićenja potrošnje u domaćinstvu, koja zavisi najviše od promene cena električne energije, te zamene potrošnje sa ostalim izvorima energije, kao i upravljanje potrošnjom itd.
- Izmena koje se odnose na stopu porasta stanovništva i broja potrošača.
- Izmena koja se odnosi na gradnju i/ili obnovu značajnijih industrijskih potrošača.
- Izmena faktora opterećenja sistema i gubitaka na nivou prenosne i distributivne mreže.

Koliki je značaj prognoziranja potrošnje, kao i maksimalnih i minimalnih opterećenja, ogleda se u činjenici da se baš ove vrednosti upotrebljavaju za planove gradnje novih proizvodnih i prenosnih kapaciteta. Navedeni kapaciteti imaju zadatku da omoguće rast potrošnje, proizvodnje i stabilan i pouzdan prenos električne energije u budućnosti. Ako bi se potcenio trend rasta potreba, to bi uticalo na smanjenje potrošnje ili plaćanje uvozne električne energije. Analogno navedenom, bilo koje precenjivanje potreba bi uticalo na neracionalno korišćenje proizvodnih i prenosnih kapaciteta. Prethodna dva navedena primera imaju finansijske gubitke koji se odnose na funkcionisanje elektroprivrede. Iz svega navedenog se zaključuje da svaka namera o gradnji proizvodnih i prenosnih kapaciteta je zasnovana na budućim planiranim potrebama. Osim toga, potrebno je sagledati sve ekonomski, socijalne i političke parametre jedne zemlje. Dakle, nije dovoljno samo dati prognozu koja se odnosi na potrebe potrošnje u budućnosti, već je važno istaći primenu metoda, uticaj i analizu ulaznih parametara na ostvarene rezultate, te sva pojašnjenja vezano za plan budućih vrednosti. Tako mnogobrojne elektroprivrede kao finalni rezultat imaju dve krive. Prva kriva odgovara optimističkoj krivoj, a druga pesimističkoj krivoj. Na ovaj način su predviđena

moguća iznenadenja, ali se obično očekuje scenario koji će se nalaziti između optimističke i pesimističke krive. Veoma često je važno predvideti potrošnju jedne zemlje, a u te svrhe se koriste različite inovativne metode i modeli [3].

3 ZNAČAJ OPERATIVNOG PLANIRANJA

3.1 Prikaz važnih funkcija u operativnom planiranju

Funkcija operativnog planiranja je od velikog značaja za svaki elektroenergetski sistem. One se mogu izvršavati na godišnjim, mesečnim (sedmičnim) i dnevnim ciklusima. Ako posmatramo godišnji ciklus aktivnosti, onda tu pripadaju sledeće bitne funkcije [3]:

- prognoza potrošnje (misli se na energiju, maksimalne i minimalne snage i planiranje dijagrama snage potrošnje),
- formiranje planova remonta elektrana i održavanje razvodnih postrojenja i dalekovoda,
- obezbeđenje remontne rezerve,
- planovi proizvodnje elektrana,
- planovi razmene električne energije,
- planovi kupovine električne energije od industrijskih elektrana,
- formiranje godišnjeg elektroenergetskog bilansa,
- analiza elektroenergetskog sistema u specifičnim pogonskim situacijama,
- formiranje plana nabavke i predračun troškova goriva i
- proračun troškova goriva i ekonomska analiza svih prihoda i rashoda planiranog rada EES-a (misli se na bilans kompanije u elektroenergetskom sektorу).

Najbitnije aktivnosti operativnog planiranja koje se odnose na mesečni ili sedmični ciklus su [3]:

- prognoza potrošnje,
- radovi u objektima i planovi održavanja,
- provera da li ima dovoljno operativne rezerve,
- planovi proizvodnje elektrana,
- plan razmene sa susednim operatorima,
- formiranje mesečnog ili sedmičnog elektroenergetskog bilansa,
- analiza rada sistema i
- obračun troškova pogona.

Najvažnije funkcije operativnog planiranja koje se odnose na dnevni ciklus obično sadrže [3]:

- prognozu dnevnog dijagrama potrošnje,
- formiranje plana angažovanja termičkih agregata i elektrana,
- proračun havarijske i regulacione obrtne rezerve,
- formiranje dnevnog plana pogona elektrana i razmene sa susedima,
- analizu rada sistema i
- ekonomske proračune pogona sistema.

3.2 Kratkoročna prognoza potrošnje

U eksploraciji prognoza potrošnje je potpuno drugačija u poređenju sa prognozom koja se sprovodi pri planiranju razvoja elektroenergetskog sistema. Na kratkoročnu prognozu potrošnje (dnevna, sedmična i mesečna) utiču mnogobrojni sezonski i vremenski uticaji kao što je temperatura, vlažnost vazduha, vetar, oblačnosti i sl. [3]. U slučaju godišnjeg, mesečnog ili sedmičnog planiranja potrebno je uraditi prognozu energije, te maksimalnih i minimalnih opterećenja. Ako je u pitanju dnevno planiranje onda je od značaja formirati ukupan hronološki dijagram opterećenja [5].

Vremenska rezolucija za kratkoročnu prognozu potrošnje je satna ili minutna, a horizont prognoze se obično odnosi na dan unapred ili nekoliko dana unapred. Kratkoročna prognoza potrošnje je značajna za aktivnosti operativnog planiranja, te je potrebno poznavati optimalna operativna stanja, pripremu za buduće opterećenje i plan održavanja. Detalji proračuna kratkoročne pronoze potrošnje su opisani u poglavljju 2.4.1.

3.3 Formiranje plana remonta

Da bi elektroenergetski sistem funkcionisao na najbolji mogući način potrebno je redovno održavanje objekata EES i izvođenje remonata. Pod remontom se podrazumeva skup aktivnosti i različitih postupaka koje se izvode na proizvodnim jedinicama i postrojenjima u odgovarajućem vremenskom intervalu, a cilj je omogućiti radne sposobnosti proizvodnih jedinica ili postrojenja koji su bili u remontu [5]. Akcenat se stavlja na održavanje proizvodnih objekata. U cilju zadovoljavanja ekonomskih zahteva savremenim EES-i se stvaraju da rade sa što manjom rezervom.

Kada je u pitanju remont hidroelektrana, onda se obično određuje da bude u vremenskom intervalu malih voda, te se na taj način izbegava prisustvo posebne remontne rezerve. Dok, pri obavljanju remonta termoelektrana važno je da bude dobro isplaniran i realizovan, te vodeći računa da pogonski troškovi u sistemu budu što manji [3].

Remont mora biti detaljno isplaniran, a razlog toga su mnogobrojne aktivnosti, složenost procesa, vreme trajanja i veličine angažovanih resursa. Za ovakve aktivnosti potrebno je izabrati najbolji period i redosled remonata pojedinih agregata vodeći računa da pogonski troškovi budu minimalni. Pri planovima remonata od krucijalne važnosti je voditi računa da potrebe svih potrošača budu zadovoljene. Pri heurističkoj proceduri obično se koristi računarska simulacija za rad sistema pri određivanju optimalnog plana remonata. Navedena simulacija se sprovodi za svaku sedmicu prethodno dogovorenog perioda održavanja, te se vodi računa o svim jedinicama u remontu, a za preostale jedinice se smatra da su dostupne sa svojom nominalnom snagom. Takođe, računa se zbirna snaga svih nominalnih snaga i množi se sa očekivanim raspoloživošću. Da bi se obezbedio remont proizvodne jedinice, potrebno je za svaku sedmicu pojedinačno porebiti ukupne predviđene snage sa planiranim vršnjim opterećenjem. Ukoliko se utvrdi da su potrebe potrošnje zadovoljene i bez te generatorske jedinice, onda se saopštava da ta jedinica može ići u remont [3].

Pri donošenju odluke da više jedinica može da ide u remont, potrebno je proveriti da li su zbirne vrednosti snaga planiranih jedinica za remont u skladu sa dozvoljenim snagama sistema koje mogu biti van pogona za sve sedmice posmatranog remontnog perioda. Neki od parametara vezano za remont i održavanje o kojima treba voditi računa je vreme koje je prošlo od poslednjeg remonta, maksimalan broj dozvoljenih jedinaca u isto vreme na istoj lokaciji i ograničenja prenosne mreže [3].

3.4 Određivanje rezervi proizvodnih kapaciteta

U sklopu operativnog planiranja elektroenergetskog sistema zastupljene su aktivnosti koje se odnose na proračun regulacione (RgR), rotirajuće havarijske (RoHR) i remontne rezerve (ReR). Regulaciona rezerva i rotirajuća havarijska rezerva se nazivaju operativnom rezervom (OR) koja je dominantna u upravljanju sistema u realnom vremenu. Kada je u pitanju operativno planiranje važno je istaći remontnu rezervu [3].

3.4.1 Regulaciona rezerva

Regulacionu rezervu pružaju elektrane koje su registrovane za pružanje pomoćnih usluga. Njihov zadatak je da smanje ukupnu grešku elektroenergetskog sistema između prognoziranih i ostvarenih opterećenja. S obzirom da ostvarene vrednosti mogu biti veće ili manje u odnosu na planirane vrednosti, onda i vrednosti greške mogu biti pozitivne ili negativne. Dakle, regulaciona rezerva ima svoj opseg regulacije i ima zadatak da deluje. Kada je planirano opterećenje manje od ostvarenog, onda regulaciona rezerva ima smer ka povećanju. U slučaju da je planirano opterećenje veće od ostvarenog, onda rezerva ima smer ka smanjenju snage agregata koji pruža ovu uslugu. Najčešće mrežni regulator direktno šalje regulacione impulse na regulacione elektrane koje pružaju pomoćne usluge [3].

Najčešća približna formula za izračunavanje ovog opsega je definisana sledećim izrazom [3]:

$$RgR = \pm a \sqrt{P_p} \text{ [MW]} \quad (3.1)$$

gde je $a = (1 - 2) u \text{ [MW]}^{1/2}$, a $P_p \text{ [MW]}$ je opterećenje sistema.

Prethodni izraz koji je našao primenu u eksploataciji može se napisati jednostavnije. Za vremenski period koji odgovara noćnim satima, opterećenje je minimalno, dok je za dnevne sate maksimalno opterećenje sistema, što važi [3,5]:

$$RgR^{Dan} = \pm a \sqrt{P_{pM}} \text{ [MW]} \quad (3.2)$$

$$RgR^{Noć} = \pm a \sqrt{P_{pm}} \text{ [MW]} \quad (3.3)$$

Koristeći se prethodnim izrazima obično regulaciona rezerva je $\pm (1-3\%)$ od opterećenja sistema. Ona se može rasporediti na sve regulacione jedinice za pružanje pomoćnih usluga, a to su elektrane za automatsku sekundarnu regulaciju.

Nova formula koja se primenjuje ima sledeći oblik [3]:

$$RgR = \sqrt{aP_{pM} + b^2} - b \text{ [MW]} \quad (3.4)$$

gde je $a=10$, $b=150$, a P_{pM} je maksimalna snaga potrošača sistema.

Ovu regulaciju mogu da pružaju generatori i potrošači. Po pravilu ovu uslugu pružaju generatori koji su registrovani za pružanje regulacione rezerve. Potrošači se koriste jako retko u ove svrhe i to su specifični slučajevi kada nema dovoljno proizvodnih jedinica. Obično se automatski ili ručno isključuju potrošači sa nižeg napona, a isključenje ide u skladu sa prioritetom potrošača [3].

3.4.2 Rotirajuća havarijska rezerva

U slučaju nepredvidivih ispada proizvodnih jedinica iz radnog pogona potrebno je angažovanje rotirajuće havarijske rezerve. Od velike važnosti je zadovoljiti standardnu pouzdanost za snabdevanja potrošača električnom energijom koja mora biti veća od 0,999 [3].

Ispadi proizvodnih jedinica su neočekivani i utiču na narušavanja kontinualne isporuke električne energije potrošačima. Iz navedenog razloga za procenu havarijske rezerve moraju se koristiti metode teorije verovatnoće [3].

Ispad bilo kojeg proizvodnog agregata istog tipa od ukupno n agregata u sistemu računa se pomoću Bernoullijeve formule (binomnog obrasca) i označava verovatnoću stanja ispada [3]:

$$(p+q)^n = p^n + np^{n-1}q + \frac{n(n-1)}{1 \cdot 2} p^{n-2}q^2 + \dots + \binom{n}{n-1} pq^{n-1} + q^n = 1 \quad (3.5)$$

gde je p verovatnoća agregata koji radi, a q je verovatnoća agregata koji se nalazi u havarijskom stanju i važi da je $p + q = 1$.

Verovatnoća agregata koji se nalazi u havarijskom stanju q može se napisati pomoću sledeće formule:

$$q = \frac{T_h}{T_h + T_i} \quad (3.6)$$

gde se T_i odnosi na vreme rada ispravnog agregata, a T_h na vreme popravke ili havarijsko stanje agregata najčešće za vremenski period od godinu dana. Vrednost verovatnoće koja se odnosi na manifestaciju havarijskog stanja za hidrogeneratore obično iznosi od 0,005, dok za turboaggregate na fosilna goriva iznosi od 0,05 – 0,06 za velike, te moguće je da dostigne vrednost preko 0,1 za velike turboaggregate termoelektrana koji su se pravili u prošlosti na paru sa fosilnim gorivom, kao i za nuklearne elektrane. U slučaju kad ne bi bilo havarijske rezerve u elektroenergetskom sistemu, ispad bilo koje generatorske jedinice izazvao bi manjak električne energije. Određivanje rotirajuće havarijske rezerve u praksi se određuje da je jednako ispadu najvećeg generatora u energetskom sistemu te države [3].

3.4.3 Remontna rezerva

Remontna rezerva (ReR) ima zadatak da nadomesti snagu agregata u termoelektranama koja je u stanju bilo redovnog ili vanrednog pregleda i popravke. Jedan od mogućih scenarija je da se vreme popravke poklopi sa periodima kada su vrednosti opterećenja u elektroenergetskom sistemu maksimalne. Iz navedenog razloga neophodno je osigurati potrebnu rezervu u proizvodnim kapacitetima koja obično iznosi 5-8% u odnosu na ukupnu instalisanu snagu termoelektrana. Treba naglasiti da spomenuta rezerva ne važi za hidroelektrane, jer se njihov remont realizuje po pravilu kada nastupa vremenski period malih voda. Dakle, na ovaj način ne postoji mogućnost narušavanja njihove proizvodnje [3].

3.5 Elektroenergetski bilans

Ako se posmatra uopšteno pojam bilansa se odnosi na suočavanje ukupnih prihoda i rashoda bilo koje veličine u odgovarajućem vremenskom periodu. Elektroenergetski bilans se zasniva na tehničkim normama i tehničkim kriterijumima za planiranje proizvodnje i potrošnje, te postizanju stabilnog rada elektroenergetskog sistema. Dakle, kada je reč o elektroenergetskom bilansu, treba imati u vidu da se upoređuju ukupna potrošnja i proizvodnja električne energije, kao i adekvatne snage u odgovarajućem vremenskom periodu (dan, sedmica, mesec, godina). Najčešće se elektroenergetski bilans računa na nivou države, i to na pragu elektrana, a kada su pitanju distributivne kompanije onda je na pragu distribucije. Obično se bilans pravi za vremenski period od godine dana, sa diskretizacijom na nivou meseca ili sedmice [3,5].

Glavna relacija koja se odnosi na definiciju elektroenergetskog bilansa energije je [3]:

$$W_p = \sum_i W_{gi} + W_u - W_{iz} + W_{red} \quad (3.7)$$

gde W_p označava potrošnju električne energije, W_g označava proizvodnju električne energije, W_u je električna energija iz uvoza, W_{iz} je električna energija za izvoz i W_{red} je električna energija redukcije potrošnje.

Glavna relacija koja se odnosi na definiciju elektroenergetskog bilansa snage je [3]:

$$P_p \leq \sum_i P_{gi} + P_u - P_{iz} + P_{red} + P_{gr} \quad (3.8)$$

gde P_p označava snagu potrošnje, P_g označava snagu proizvodnju, P_u je snaga iz uvoza, P_{iz} je snaga za izvoz, P_{red} je snaga redukcije potrošnje i P_{gr} je snaga rezerve generatorskih kapaciteta.

Bilans električne energije računa se posebno za rashode, a posebno za prihode. Ove formule mogu se koristiti ne samo za analizu jedne godine, već i za analizu ostvarene potrošnje električne energije.

Ukupni godišnji elektroenergetski bilans sastoji se od mesečnih programa predviđene proizvodnje električne energije za sve dostupne elektrane i programa predviđenog uvoza električne energije. U plan prognoze ukupne proizvodnje električne energije potrebno je uzeti u obzir predviđene periode za remont elektrana, kao i planove hidroloških prilika koji se odnose na rad hidroelektrana, kao i rad u generatorskom režimu za reverzibilne hidroelektrane. Energetski bilans predstavlja važnu osnovu za formiranje scenarija budućeg razvoja i za simulaciju uticaja mera uštade energije i strategije razvoja različitih sektora u kojima se energija troši [3].

Potrošnja na pragu elektrana dobija se sumiranjem neto potreba potrošača, izvoza, gubitaka i potrebe reverzibilnih hidroelektrana da rade u pumpnom režimu. Ukupna proizvodnja elektroenergetskog sistema se određuje sabiranjem vrednosti ukupne proizvodnje iz termoelektrana, hidroelektrana i reverzibilnih hidroelektrana. Raspoloživa energija za potrošnju formira se sumiranjem vrednosti ukupne proizvodnje sistema, kupovine od industrije i uvoza. Da bi se izračunao mesečni bilans energije, potrebno je vrednost mesečne potrošnje na pragu elektrane oduzeti od vrednosti mesečne raspoložive energije za potrošnju. Ako je vrednost opisane razlike pozitivna, onda to znači da postoji višak proizvodnje u odnosu na potrošnju. Ako je vrednost negativna, to znači da postoji manjak proizvodnje u odnosu na potrošnju. Dakle, u nekim mesecima bilans može biti pozitivan, a u nekim negativan, ali je cilj da na nivou godine bilans bude u ravnoteži, tj. da ne postoji ni višak ni manjak [3].

U slučaju da je mesečni bilans energije pozitivan, onda se preduzimaju neke od navedenih aktivnosti [3]:

- višak energije se prodaje susednim partnerima,
- planira se više vremena pumpnog rada reverzibilnih hidroelektrana,
- smanjuje se proizvodnja iz termoelektrana i
- dopušten je preliv na hidroelektranama.

Ukoliko je mesečni bilans energije negativan, u cilju uspostavljanja ravnoteže bilansa neophodno je izvesti neke od sledećih aktivnosti [3]:

-
- kupovina viška električne energije od susednih partnera,
 - planira se veći broj sati proizvodnje iz termoelektrana ili se planira angažman rezervnih agregata,
 - moguće je koristiti rezervnu energiju iz akumulacionih hidroelektrana i
 - kao poslednja opcija je redukcija potrošnje.

Bilansi električnih snaga su blisko u vezi sa bilansima električne energije. Najčešće, kada je reč o bilansu snaga, akcenat je na bilansu snage koji se odnosi na maksimalna i minimalna opterećenja u elektroenergetskom sistemu. U cilju zadovoljavanja vršnih opterećenja i određivanja rezerve sistema, važan je bilans maksimalnih snaga. Bilans minimalnih snaga je neophodan kako bi se proverile mogućnosti angažovanja termoelektrana na tehničkim minimumima u uslovima malih opterećenja u sistemu ili tokom perioda povećane proizvodnje protočnih hidroelektrana u režimu velikih voda. Za bilans snage je važno poznavati podatke o snazi rezerve za periode vršnih opterećenja, što nije slučaj sa bilansom energije [3].

4 VEŠTAČKA INTELIGENCIJA

4.1 Fazi teorija i fazi brojevi

Veoma često se raspolaze sa podacima koji nisu dovoljno precizni pri rešavanju mnogih socijalnih, tehničkih i ekonomskih problema. Ljudi pri rešavanju problema iz različitih oblasti koriste se iskustvom, intuicijom i subjektivnim osećajem. Često je neophodno rešiti veoma složene i komplikovane zadatke, koji sadrže izvesnu neodređenost. Matematički metodi se nameću kao rešenje koji u svom sastavu tretiraju neodređenost i subjektivnost. Osnova fazi logike je uvažavanje neizvesnosti i nejasnoće. Primenom fazi logike rešeni su mnogobrojni problemi iz različitih oblasti, te je ostvaren veliki tehnološki napredak [22].

Neodređenosti iz lingvistike moguće je uvesti kroz fazi skupove, te formirati matematički model za rešavanje problema koji u sebi imaju dozu neizvesnosti, iskustva, subjektivnog osećaja i neodređenosti. Osoba koja nastoji da reši problem iz neke oblasti koristiće svoje prethodno iskustvo i znanje pri formiranju fazi pravila. Upravo baza fazi pravila čini osnovu fazi ekspertskega sistema za donošenje odluka [23].

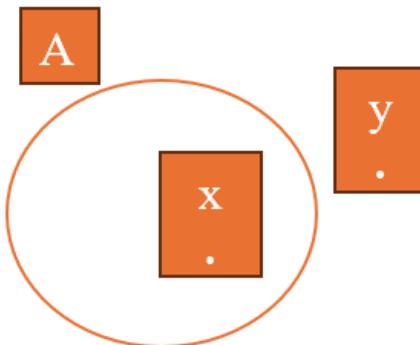
Teorija fazi skupova (*Fuzzy Set Theory*) tj. nejasnih skupova uvedena je sa razlogom da pomoći matematički formalizovanog načina prezentuje i modeluje sve jezičke neodređenost. U praksi su zastupljeni slučajevi kada nije moguće napraviti jasnu razliku da li elementi pripadaju ili ne pripadaju datom skupu. To znači da nije moguće koristiti principe klasične teorije skupova, a ovakvih primera je mnogo u životu. Teorija fazi skupova predstavlja pogodan matematički aparat za rešavanje mnogobrojnih problema koji uključuju nepreciznost. Ona omogućava unošenje subjektivnog osećaja i ljudske neodređenosti pri rešavanju problema. Baza pravila nastala na osnovu intuicije i iskustva su osnova ekspertskega sistema [24].

U Sjedinjenim Američkim Državama profesor Lotfi Zadeh (*Lotfi Zadeh*) je objavio prvi rad na temu fazi skupova 1965. godine [24]. U teoriji klasičnih skupova je jasno definisana pripadnost nekog elementa određenom skupu, a karakteristično za fazi skupove je da nemaju jasno definisane granice između skupova. Profesor Zadeh je prvi put uveo u svojoj teoriji fazi skupova korišćenje funkcije pripadnosti (*membership function*). Funkcija pripadnosti poseduje vrednosti iz intervala $[0,1]$, određujući na taj način stepen pripadnosti bilo kog pojedinačnog elementa fazi skupu. Razlika između klasične funkcije pripadnosti i fazi funkcije pripadnosti je u tome što klasična funkcija pripadnosti može dodeliti samo vrednosti 0 ili 1, dok fazi funkcija pripadnosti može dodeliti bilo koju realnu vrednost unutar intervala od 0 do 1. Klasični skupovi uvek imaju jedinstvenu funkciju pripadnosti, dok fazi skupovi mogu definisati beskonačno mnogo različitih funkcija pripadnosti. Profesor Zadeh je objasnio osnovne karakteristike fazi logike, te istakao jasnu razliku između Bulove logike (*Boolean logic*) i fazi logike. Za Bulovu logiku je karakteristično da koristi samo dve vrednosti („0“ – netačno i „1“ – tačno), a fazi logika raspolaze svim vrednostima iz intervala $[0,1]$ (gde „0“ označava apsolutno netačno, a „1“ apsolutno tačno). Fazi logika omogućava da se prikaže stepen istinitosti neke tvrdnje. Fazi logikom se uklanja jednoznačnost, te neka tvrdnja u isto vreme može da bude delimično tačna i delimično netačna.

Fazi logika se razlikuje u odnosu na verovatnoću. Verovatnoća se bavi brojem ponavljanja i iza nje stoji eksperiment. Fazi logika ima za cilj prevazilaženje problema između pravila u klasičnoj teoriji i ljudskom razmišljanju [22 -24].

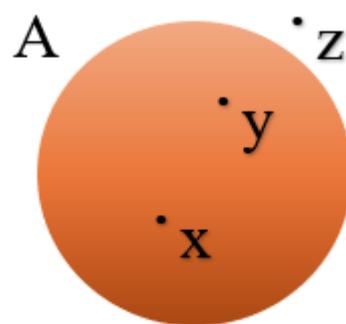
4.1.1 Fazi skupovi

U klasičnoj teoriji skupova, jasno su definisani kriterijumi za pripadnost, gde svaki element ili pripada jednom skupu ili drugom, a skupovi mogu imati zajedničke elemente. Slika 2 opisuje klasičan skup A sa elementom x koji pripada navedenom skupu, a pripadnost elementa x definisana je funkcijom pripadnosti $\mu_A(x)$ koja ima vrednost 1 ako i samo ako je element u skupu A ili vrednost 0 u suprotnom. Posmatrajući sliku uočava se da je $\mu_A(x)=1$ i $\mu_A(y)=0$ [25].



Slika 2. Skup A i elementi x i y

U stvarnosti pri rešavanju problema iz života nemamo uvek jasno definisane granice između skupova i one zavise od iskustva i subjektivnog osećaja istraživača. Najvažnija karakteristika fazi skupova je funkcija pripadnosti. Neka je sa U predstavljen univerzalni skup, a sa $\mu_A(x)$ funkcija pripadnosti, pri čemu važi da se fazi skup A može predstaviti kao skup uređenih parova $A=\{x, \mu_A(x) | x \in U\}$, a $\mu_A(x)$ stepen pripadnosti elementa x skupu A. Ako je $\mu_A(x)$ veće, to znači da je veći stepen istinitosti tvrdnje da element x pripada skupu A. Na slici 3 je prikazan fazi skup A sa nedefinisanim granicama i odgovarajućim elementima x, y i z [25].



Slika 3. Fazi skup A i elementi x, y i z

Slika 4 opisuje operacije sa fazi skupovima, a iste označavaju uopštenje operacija sa klasičnim skupovima [26].

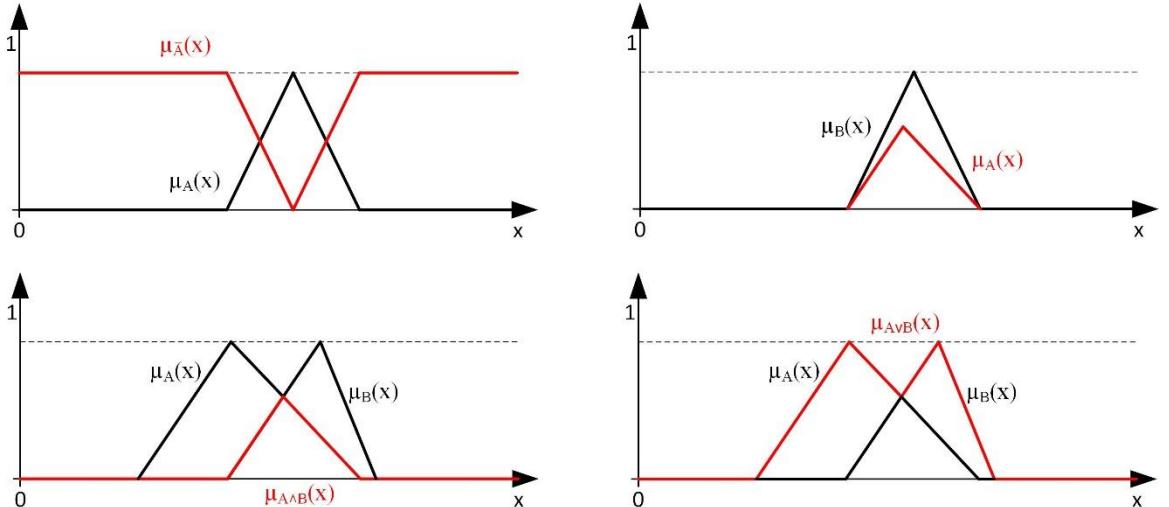
Za fazi skup A kaže se da je podskup fazi skupa B ako i samo ako važi uslov $\mu_A(x) \leq \mu_B(x)$ za sve elemente x iz skupa X nad kojim su fazi skupovi A i B definisani. Odnosno, $A \subset B$ ako je za svako x stepen pripadnosti fazi skupu A manji ili jednak stepenu pripadnosti fazi skupu B.

Operacija koja se odnosi na presek fazi skupova A i B definiše se kao najveći fazi skup čiji se elementi istovremeno nalaze u fazi skupovima A i B. Presek pripada logička operacija „i“. Funkcija pripadnosti $\mu_{A \cap B}(x)$ preseka A \cap B opisana je na sledeći način [24]:

$$\mu_{A \cap B}(x) = \min[\mu_A(x), \mu_B(x)] = \mu_A(x) \wedge \mu_B(x) \quad (4.1)$$

Za fazi skupove A i B moguće je odrediti uniju, a ona se označava kao $A \cup B$ i određuje se kao najveći fazi skup koji u isto vreme sadrži elemente i fazi skupa A i fazi skupa B. Uniji odgovara logička operacija „ili“. Funkcija pripadnosti uniji fazi skupova A i B definiše se pomoću izraza [24]:

$$\mu_{A \cup B}(x) = \max[\mu_A(x), \mu_B(x)] = \mu_A(x) \cup \mu_B(x) \quad (4.2)$$

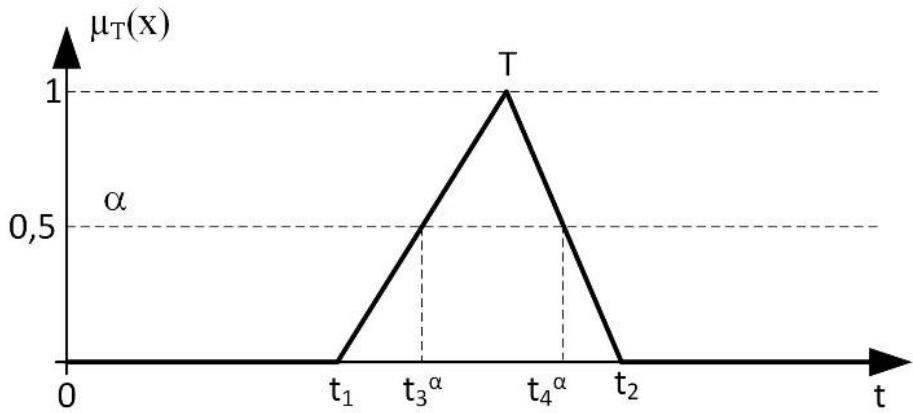


Slika 4. Osobine klasičnih i fazi skupova

4.1.2 Fazi brojevi

Fazi skupovi su definisani na skupu realnih brojeva \mathbb{R} . Pod odgovarajućim uslovima fazi skupovi se mogu posmatrati kao fazi brojevi. Fazi broj (*Fuzzy number*) je specijalan fazi skup koji je konveksan, normalizovan, definisan na realnoj osi, za koji važi da je funkcija pripadnosti deo po deo neprekidna. Fazi broj predstavlja uopštenje koncepta intervala pripadanja i određuje se preko gornje i donje granice. Na slici 5 prikazan je fazi broj T , pri čemu T predstavlja odgovarajući vremenski interval, npr. vreme trajanja maksimalne potrošnje u toku dana [27]. Posmatrajući sliku možemo uočiti da vremenski interval ne traje kraće od t_1 i ne traje duže od t_2 , tada zatvoren interval $[t_1, t_2]$ predstavlja interval poverenja i to se simbolički označava kao: $T=[t_1, t_2]$. Stepen pripadnosti odgovarajućem intervalu se označava sa $\alpha \in [0,1]$ i za interval poverenja $[t_1, t_2]$ iznosi $\alpha=\mu_T(t_1)=\mu_T(t_2)=0$. Ako posmatramo drugi interval poverenja, $[t_3, t_4]$, onda stepen pripadnosti za ovaj interval iznosi: $\alpha=\mu_T(t_3)=\mu_T(t_4)=0,5$.

Fazi broj T u suštini je fazi skup koji poseduje određene osobine [28]. Bilo koja vrednost t_x iz intervala poverenja fazi broja ima stepen pripadnosti definisan funkcijom pripadnosti, koji pokazuje u kojoj meri ta vrednost pripada skupu. Ovaj stepen može varirati, čime se uvodi neizvesnost, jer vrednosti sa nižim stepenom pripadnosti nose veću neizvesnost, dok vrednosti sa višim stepenom pripadnosti imaju veću pouzdanost. Za funkciju pripadnosti trougaonog fazi broja kaže se da je linearna funkcija, pri čemu se sastoји od dva liniarna dela koja se spajaju u tački maksimuma. Često, mnogi autori definišu levi i desni trougaoni fazi broj. Levi trougaoni fazi broj opisuje pojave poput velike potrošnje, velikog profita ili velikog rizika, jer funkcija pripadnosti raste sa leve strane prema vrhu i opada sa desne strane. Desni trougaoni fazi broj opisuje pojave poput male potrošnje, malog profita ili malog rizika, jer funkcija pripadnosti raste sa desne strane prema vrhu i opada sa leve strane. Primena fazi brojeva je značajna u programiranju, energetici, kao i inžinjeringu za komunikacione tehnologije.



Slika 5. Fazi broj T i stepen pripadnosti $\alpha=0,5$ za odgovarajući interval poverenja

Fazi brojevi imaju veliku primenu u elektroenergetici, a posebno posebno kada se radi o vrednostima promenljivih čija je tačnost ili istinitost neizvesna. Pomenuti fazi brojevi se koriste u različitim jednačinama matematičkih modela. Da bi se mogli koristiti, neophodno je definisati sve operacije nad njima. Sabiranje fazi brojeva se vrši tako što se sabiraju odgovarajući intervali poverenja. Neka X_α i Y_α predstavljaju intervale poverenja ovih brojeva sa stepenom pripadnosti α , pa zbir ovih fazi brojeva glasi [29]:

$$X_\alpha + Y_\alpha = [x_1^\alpha, x_2^\alpha] (+) [y_1^\alpha, y_2^\alpha] = [x_1^\alpha + y_1^\alpha, x_2^\alpha + y_2^\alpha] \quad (4.3)$$

Analogno sabiranju fazi brojeva vrši se i oduzimanje fazi brojeva i to oduzimanje intervala poverenja. Prilikom oduzimanja fazi brojeva nephodno je da se oduzimaju intervali poverenja sa istom vrednošću stepena pripadnosti. Neka su sa X_α i Y_α označeni intervali poverenja kojima odgovara stepen pripadnosti α , pa važi [29]:

$$X_\alpha - Y_\alpha = [x_1^\alpha, x_2^\alpha] (-) [y_1^\alpha, y_2^\alpha] = [x_1^\alpha - y_2^\alpha, x_2^\alpha - y_1^\alpha] \quad (4.4)$$

Proizvod fazi brojeva X_α i Y_α sa stepenom pripadnosti α definiše se kao [29]:

$$X_\alpha \cdot Y_\alpha = [x_1^\alpha, x_2^\alpha] (\cdot) [y_1^\alpha, y_2^\alpha] = [x_1^\alpha y_1^\alpha, x_2^\alpha y_2^\alpha] \quad (4.5)$$

Količnik za prethodno pomenute fazi brojeve se definiše kao [29]:

$$X_\alpha \div Y_\alpha = \left[x_1^\alpha, x_2^\alpha \right] (\div) \left[y_1^\alpha, y_2^\alpha \right] = \left[x_1^\alpha / y_2^\alpha, x_2^\alpha / y_1^\alpha \right] \quad (4.6)$$

4.2 Fazi logika

Motivacija za uvođenje fazi logike leži u činjenici da čovekovo rasuđivanje može da ima znanje i iskustvo koje ne mora biti tačno definisano sa precizno određenim granicama. Veoma je česta pojava da se mešaju izrazi kao što je fazi logika, fazi broj i fazi skup. Dakle, fazi logika u poređenju sa klasičnim logičkim sistemima, poseduje uglavnom nejasna, neprecizna i nesigurna znanja. Poznati profesor *Lotfi Zadeh* je 1973. godine je publikovao drugi najvažniji rad na temu fazi logike koji uvodi jedan inovativni pristup, koji koristi fazi pravila za modelovanje složenih sistema i donošenje odluka [30]. Upravo *if – then* pravila čine osnovu na kojoj počiva fazi logika. Posmatrajući binarnu logiku jasno se uočavaju jedina dva slučaja, a to je tačno i netačno. Dakle, binarna logika raspolaže sa preciznim podacima koji zahtevaju znatno više uloženog novca i vremena, dok definisanje fazi pravila takođe zahteva dodatno vreme, ali omogućava efikasniji rad u složenim sistemima. Fazi logika za razliku od binarne logike unosi i međunajanse između tačnog i netačnog. Mnogi problemi iz različitih oblasti uključujući i inženjerstvo, postaju verodostojniji realnosti kada se uvede određena doza nepreciznosti, iako se modeli mogu dodatno komplikovati. Naučnici koriste fazi logiku kada je potrebno rešiti veoma komplikovane sisteme ili doći do približnog rešenja problema. Cilj ovakvog sistema je sposobnost rešavanja problema koristeći neprecizne podatke, te uključujući i interakciju sa korisnicima uz objašnjenje odluka posle rešenja problema. Struktura fazi ekspertskega sistema sastoji se od baze znanja, mašine za zaključivanje i korisničkog interfejsa. Baza znanja sadrži sve relevantne informacije i veze koje korisnik ima u okviru određene oblasti. Znanja i iskustva se mogu predstaviti preko *if – then* pravila. Sve odgovore korisnik dobija zahvaljujući mašini za zaključivanje koja raspolaže ukupnom bazom pravila. Korisnik dobija na uvid odgovore putem korisničkog interfejsa, te je na ovaj način omogućena komunikacija između korisnika i sistema [30]. Fazi logika je matematički formalizam koji se koristi za razvoj algoritama koji omogućavaju inteligentno ponašanje u ekspertskim sistemima. Eksperti poseduju domensko znanje koje inženjeri implementiraju u obliku ekspertskega sistema.

Moguće je kombinovati više različitih pravila da bi se postigla zadovoljavajuća matematička tvrdnja. Jedna od prednosti fazi logike je korišćenje lingvističkih promenljivih, koje prihvataju vrednosti izražene rečima, pri definisanju baze pravila [31]. Redosled pravila nije važan, a njihovo izvršavanje je paralelno. Kod svakog fazi sistema moguće je uočiti četiri najvažnija koraka [32]:

- fazifikacija ulaznih promenljivih,
- procena pravila (inferencija, tj. zaključivanje),
- agregacija svih izlaza iz pravila i
- defazifikacija.

Fazifikacija ima zadatku da modifikuje signale na ulazu u cilju da budu pravilno shvaćeni i upoređeni sa svim pravilima iz baze pravila. Fazifikacija je proces transformisanja ulaznih vrednosti u stepene pripadnosti ulaznih fazi skupova. Središnji dio tog postupka je određivanje ulaznih i izlaznih (jezičkih) varijabli, zatim određivanje područja definicije navedenih varijabli, te određivanje broja i oblika funkcija pripadnosti koje prekrivaju područje definicije pojedinih jezičkih

varijabli. Sve ulazne i izlazne promenljive se pretvaraju u fazi skupove. Drugi naziv za fazifikaciju je fazi uklapanje (*Fuzzy matching*), gdje je potrebno izračunati sa kojim stepenom istinitosti se ulazni podaci podudaraju sa uslovima u fazi pravilima. Na ovaj način funkcije pripadnosti imaju zadatku da mapiraju stepen istinitosti neke tvrdnje. Zahvaljujući bazi pravila ostvaruje se veza između ulaznih i izlaznih promenljivih. Pri formiranju fazi pravila u zavisnosti od vrste problema koji se rešava može da postoji više paralelnih *if*-ova koji su međusobno povezani sa odgovarajućim veznicima „*and*“, „*or*“ i „*not*“, te je moguće postići složene tvrdnje. Sa veznicima se postižu operacije preseka, unije i komplementa u klasičnoj teoriji skupova. Komplikovane tvrdnje se postižu pomoću *If – then* pravila i mogu da se sastoje od više uslova u *if* delu, a isto tako mogu imati više posledica u *then* delu pravila. Takođe, u slučaju algoritama za aproksimativno rezonovanje može se povezati više *if – then* pravila upotrebotom izraza *else* („osim“). Ako neka pravila imaju veći uticaj, a ostala pravila imaju manji uticaj onda se određuje težinski faktor (*weight*) za svako pravilo. Ako su sva pravila jednaka, onda težinski faktor ima vrednost jedan za sva pravila [32].

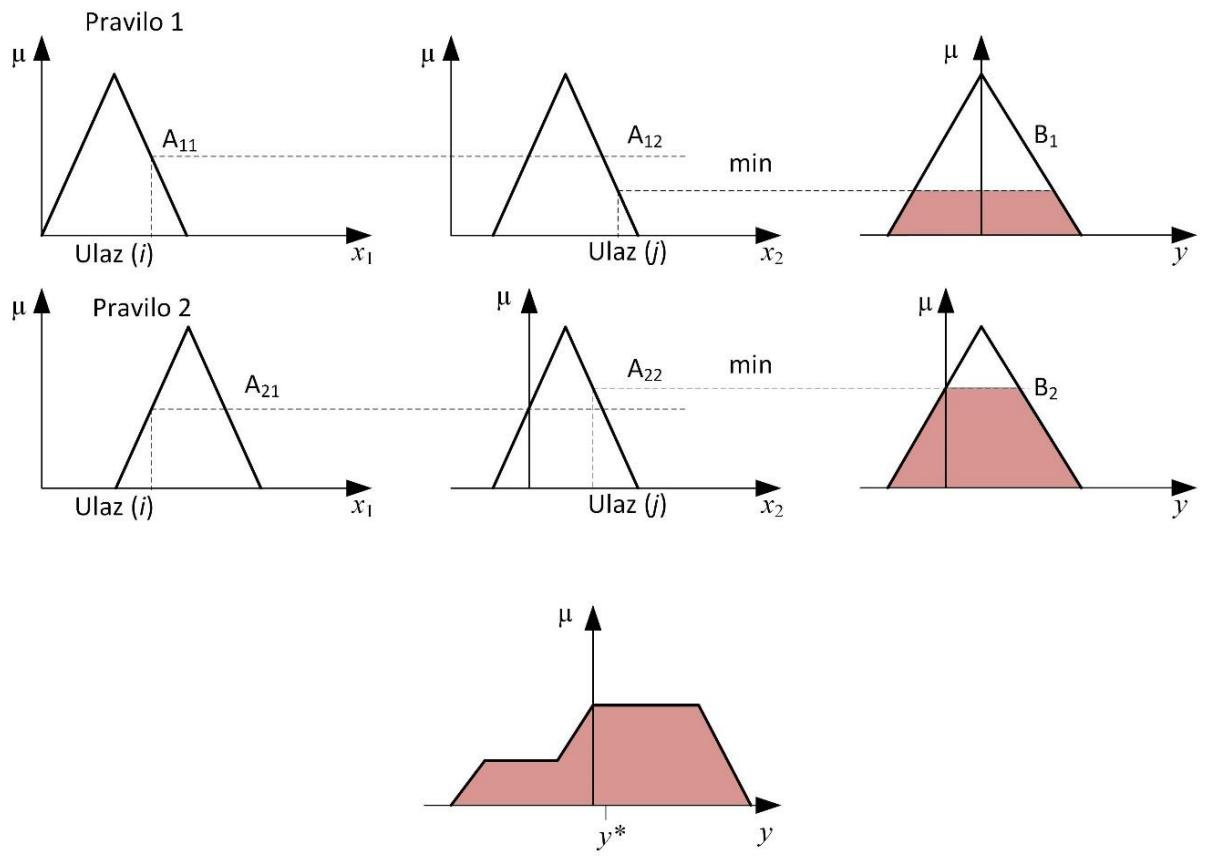
Drugi korak je inferencija ili zaključivanje na osnovu procene pravila. Mamdani i Sugeno su dva najčešća tipa zaključivanja koja se koriste u fazi logici [33,34]. Zajedničko za oba tipa zaključivanja da se za unapred definisanu vrednost ulazne promenljive, prolazi kroz sva napisana pravila, te se određuje koliko ima istine u svakom pravilu pojedinačno. Na ovaj način se može ustanoviti jačina pravila. Generisanje izlaza na osnovu ulaznih promenljivih važi za Sugeno tip zaključivanja.

Karakteristično za Mamdani tip fazi zaključivanja je prepostavljanje da je izlazna veličina procesa zaključivanja fazi skup. Kod Mamdani tipa zaključivanja razlikujemo dva pristupa: metoda odsecanja i metod skaliranja. Zajedničko za metodu odsecanja i skaliranja je smanjenje vrednosti funkcije pripadnosti koja se primenjuje na izlaznu promenljivu u *then* delu fazi pravila. Koliko će biti smanjenje zavisi od jačine pravila. Ako je manji stepen istinitosti u *if* delu pravila, to će uticati na veće smanjenje vrednosti funkcije pripadnosti izlazne promenljive [32].

Agregacija je treći korak u fazi sistemu zaključivanja. U sistemu baze fazi pravila, obično se neka pravila delimično preklapaju, što znači da određene ulazne vrednosti mogu aktivirati više pravila istovremeno. Zahvaljujući agregaciji omogućeno je kombinovanje rezultata inferencije, pa se za svako aktivirano pravilo formira poseban fazi skup za izlaznu promenljivu. Dakle, sve ranije skalirane ili isečene izlazne funkcije pripadnosti agregacija objedinjava u jednu izlaznu promenljivu [32].

Metoda odsecanja se drugačije zove Mamdani pravilo minimuma, a razlog toga je minimalna visina od ulaza koja se uzima kao referentna visina odsecanja izlazne funkcije pripadnosti. Mamdani tip zaključivanja sa metodom odsecanja je prikazan na slici 6 [35].

Iz priloženog se vidi da se iseca deo vrha izlazne funkcije pripadnosti, za koji su vrednosti te funkcije veće od jačine pravila. Treba imati u vidu da se odsecanjem dela vrha funkcije pripadnosti iz *then* dela pravila gubi deo informacije iz fazi skupa. Međutim, sa odsecanjem se proračun ubrzava i lakše se dolazi do rezultata agregacije [35].

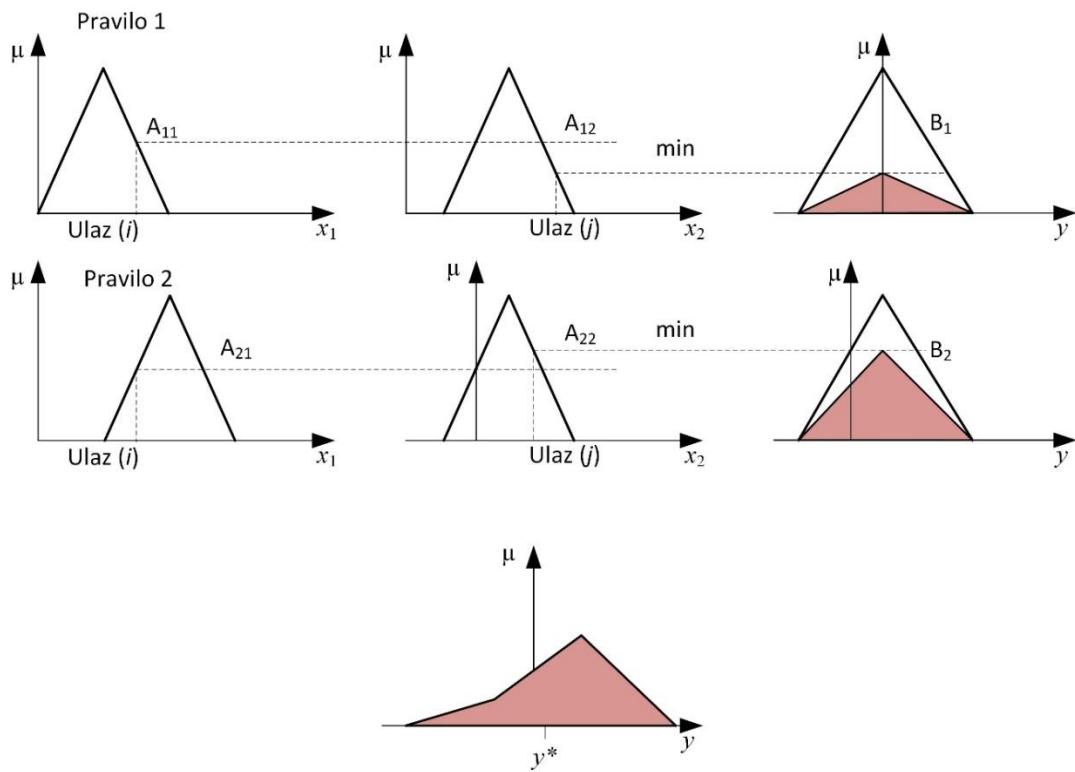


Slika 6. Grafički prikaz metode odsecanja Mamdani sistema zaključivanja

Drugi naziv za metodu skaliranja je Larsenovo (Larsen) pravilo proizvoda ili Mamdani proizvod [36]. Metoda skaliranja je prikazana na slici 7 i skaliranje izlazne funkcije pripadnosti vrši se prema minimalnoj visini [37]. Posmatrajući slike 6 i 7 kod metode odsecanja gubi se orginalni oblik funkcije pripadnosti, a kod metode skaliranja očuvan je orginalan oblik funkcije *iz then dela* pravila. Dakle, čuvanjem orginalnog oblika funkcije pripadnosti utiče se na smanjenje gubljenja informacija, što je veoma korisno u fazi ekspertskega sistema [35, 37].

Pošto su izlazi iz Mamdani sistema zaključivanja u formi fazi broja, neophodno je uraditi defazifikaciju rezultata. To je zadnji korak u procesu zaključivanja. Ulagane vrednosti za proces defazifikacije su rezultati agregacije. Defazifikacija ima zadatak da pretvoriti rezultate u odgovarajući oblik vrednosti tako da oni mogu biti signali koji predstavljaju izlaze. Najčešće metode koje su zastupljene u ovom procesu su [38]:

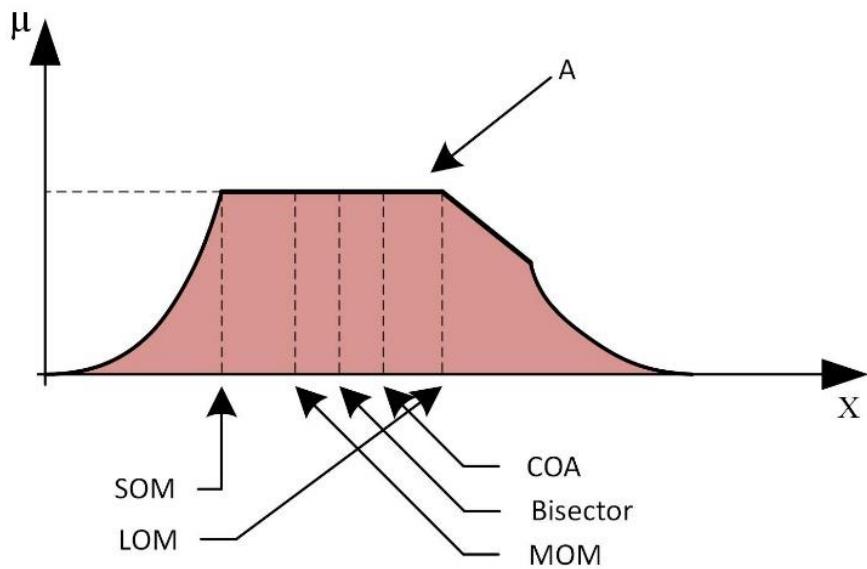
- metoda težišne tačke, centar gravitacije (*centroid / center of gravity – COG / center of area – COA*),
- najmanji maksimum (*smallest of maximum – SOM*),
- srednji maksimum (*mean of maximum – MOM*),
- najveći maksimum (*largest of maximum – LOM*) i
- metoda jednakih površina (*bisector*).



Slika 7. Grafički prikaz metode skaliranja Mamdani sistema zaključivanja

Defazifikacija ima zadatak da lingvističke rezultate dobijene na temelju fazi mehanizma zaključivanja pretvara u numeričke vrednosti. Od navedenih metoda defazifikacije često se koristi metoda srednjeg maksimuma (MOM) ili metoda koja predstavlja gravitacioni centar mase (COA). Ako koristimo metodu MOM ona nam daje jednu vrednost kao rezultat koja predstavlja srednju vrednost svih vrednosti za koje funkcija pripadnosti izlazne promenljive je dostigla svoj maksimum. Međutim, ako se maksimum dostiže samo jednoj tački, tada SOM, MOM i LOM metode defazifikacije imaju istu vrednost. Kao rezultat defazifikacije primenom metode COG dobijena vrednost predstavlja centar ukupne površi ispod funkcije pripadnosti, koja zavisi od funkcije pripadnosti izlazne promenljive. Ako bi se pronašla tačka kroz koju bi se površina opisana izlaznom funkcijom pripadnosti podelila povlačenjem jedne linije na dve jednakе površine, onda bi to predstavljao rezultat primene metode Bisector. Na slici 8 prikazani su rezultati defazifikacije primenom navedenih metoda [39].

Mičio Sudženo (*Sugeno*), istraživač iz Japana, 1985. godine je razvio novi sistem zaključivanja koji nosi njegovo ime – Sugeno sistem. Ovaj sistem se temelji na ideji sličnoj Mamdani sistemu zaključivanja, ali sa značajnim razlikama, posebno u vezi sa načinom na koji se predstavljaju izlazne vrednosti i kako se vrši defazifikacija. U Sugeno sistemu, koraci fazifikacije i inferencija ostaju isti kao u Mamdani sistemu. Međutim, ključna razlika je u predstavljanju izlaza. Dok Mamdani sistem koristi fazi skupove za izlazne vrednosti, Sugeno koristi funkcije koje obično imaju oblik linearnih funkcija ili jednostavnih konstanti, što znatno olakšava proces defazifikacije [28,34].



Slika 8. Rezultati metoda defazifikacije

Sledeći izraz predstavlja jedan opšti oblik *if – then* pravila u Sugeno sistemu zaključivanja:

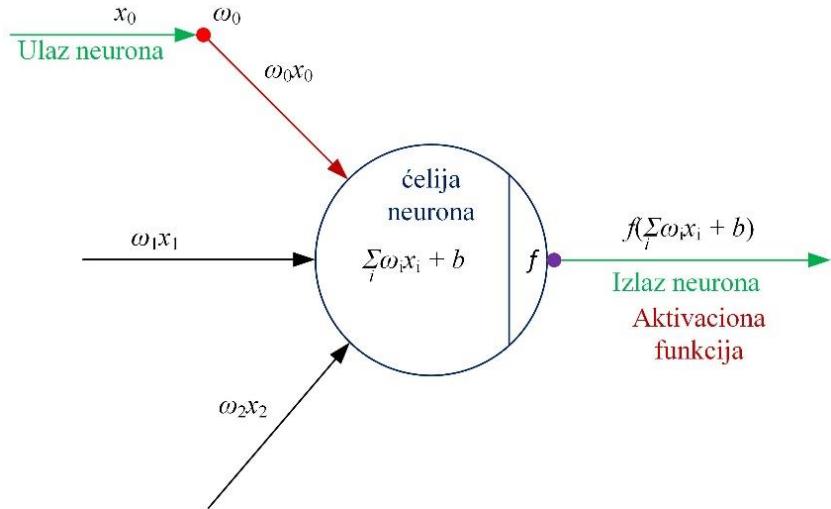
$$If(x=A) \text{ and } (y=B) \text{ Then } z=f(x, y) \quad (4.7)$$

Za prethodni izraz važi da funkcija $f(x, y)$ ima oblik $f = ax + by + c$, pri čemu su a, b i c konstantne. Najčešće se koristi Sugeno model nultog reda i tada funkcija f ima oblik konstante c ($a=b=0$) [28, 34].

Zajedničko za Mamdani i Sugeno tip zaključivanja je u istom pristupu fazifikacije ulaznih veličina i primeni fazi operatora. Glavna razlika je u tipu izlazne funkcije pripadnosti, koja se, u slučaju Sugeno modela, javlja samo kao linearna funkcija ili konstanta. Da li izabratи Mamdani ili Sugeno sistem zaključivanja zavisi od prirode problema koji se rešava. Ako je neophodno ekspertsко znanje za rešavanje problema, onda je Mamdani sistem zaključivanja najbolji izbor za rešavanje mnogih problema, te je ujedno i najčešće korišćen. Jedna od mana Mamdani sistem je sporost pri izvođenju računskih operacija. Zbog toga, ako je potrebno brzo rešenje i optimizacija onda se Sugeno sistem nameće kao izbor [28,34].

4.3 Veštačke neuralne mreže

Nova generacija sistema za informaciono procesiranje poseduje osobinu učenja na podacima za obučavanje, a te osobine poseduju veštačke neuralne mreže (engl. *artificial neural network*, ANN). One se sastoje od velikog broja gusto povezanih procesorskih elemenata, koji se nazivaju neuronim. Neuralne mreže su inspirisane ponašanjem neurona u čovekovom mozgu. Pri formiranju istih važno je da postoji baza podataka sa ulazima koje označavamo sa x , kao i podaci o tačnim vrednostima za izlaze y . Kako bi se dobio što bolji model neuralne mreže, neophodno je pravilno podesiti težinske faktore svih neurona. U težinama neurona se skladišti „znanje“ neuralne mreže. Nakon svega navedenog, neuralna mreža generiše predikcije na osnovu novih ulaznih podataka. Na slici 9 prikazan je jednostavan matematički model biološkog neurona koji su predložili naučnici McCulloch i Pitts [40]. Sama ideja o veštačkim neuralnim mreža postoji još od 40-ih godina 20-og veka [22].



Slika 9. Grafički prikaz biološkog neurona

U cilju boljeg razumevanja neuralnih mreža, potrebna su osnovna znanja o biološkim neuronima u ljudskom mozgu. U ljudskom mozgu postoji više od 100 vrsta različitih neurona koji su zaduženi za odgovarajuće funkcije, a ljudski mozak sadrži oko 86 milijardi neurona [41].

Sa slike se uočava primena linearne transfer funkcije na ulaznim vrednostima i prikazana je sledećim izrazom [40].

$$net = \sum_{i=0}^{n-1} w_i x_i + b \quad (4.8)$$

gde su w_i težine - promenljivi parametri koji se odnose na ulazne komponente, b je promenljivi parametar i predstavlja slobodan član, a x označava ulaz neurona. Pred-aktivacija je uvek linearna funkcija ulaza, dok nelinearnosti koje se primenjuju na ponderisanu sumu mogu biti različite. Dobijeni rezultati iz transfer funkcije se upotrebljavaju kao ulaz za aktivacionu funkciju $y=f(net)$ u cilju dobijanja konačnog izlaza neurona. Najčešće korišćene aktivacione funkcije su: linearna, sigmoidna, tangens hiperbolički, ReLU i Leaky ReLU. Oblici navedenih aktivacionih funkcija su prikazani sledećim izrazima po navedenom redu [42].

$$f(net) = net \quad (4.9)$$

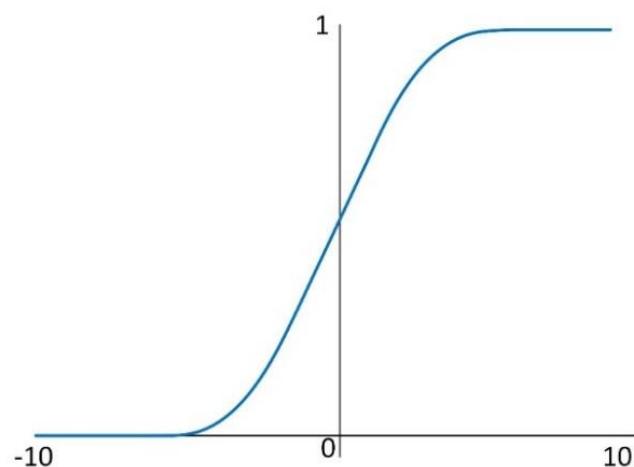
$$f(net) = \frac{1}{1 + e^{-net}} \quad (4.10)$$

$$f(net) = \tanh(net) \quad (4.11)$$

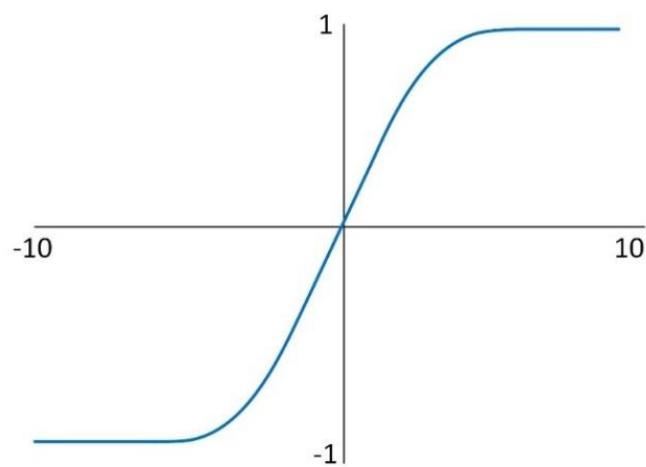
$$f(net) = \max(0, net) \quad (4.12)$$

$$f(net) = \max(0.01net, net) \quad (4.13)$$

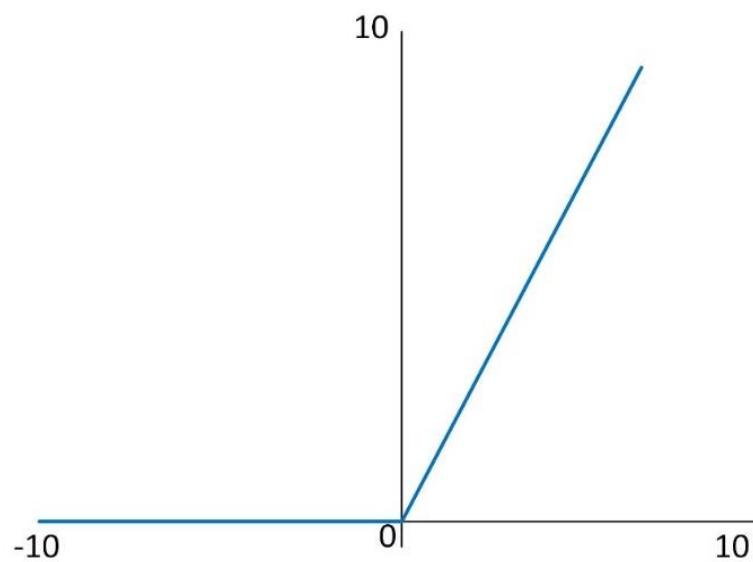
Grafički prikaz navedenih aktivacionih funkcija osim linearne je prikazan na slikama od 10 do 13 [42].



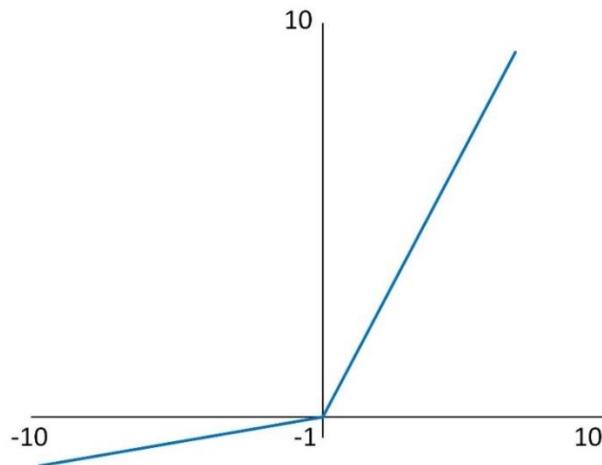
Slika 10. Sigmoidna aktivaciona funkcija



Slika 11. Tanges hiperbolična aktivaciona funkcija

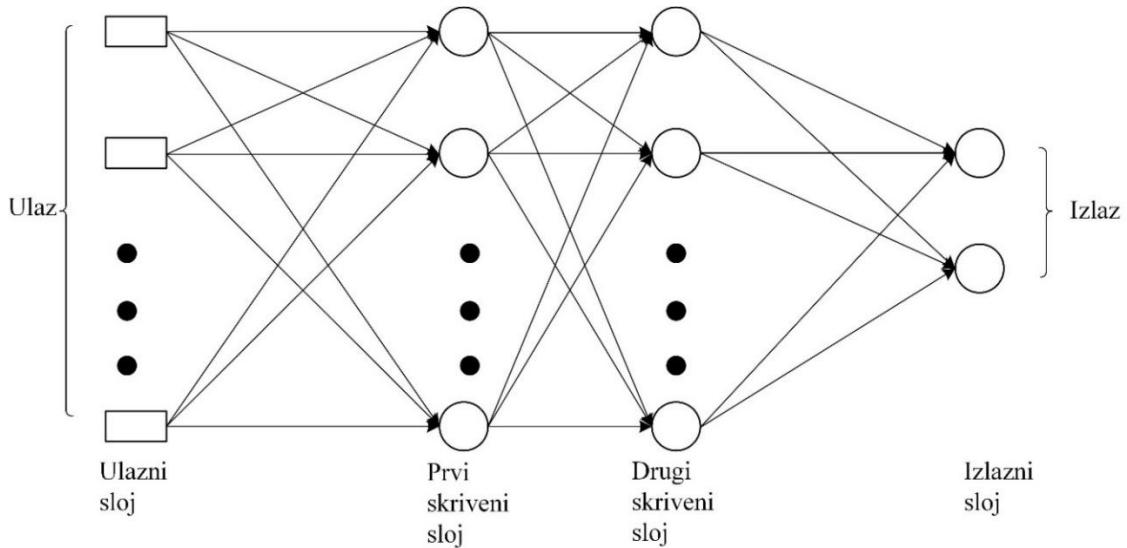


Slika 12. ReLU aktivaciona funkcija



Slika 13. Leaky ReLU aktivaciona funkcija

Veštačka neuralna mreža u širem smislu odnosi se na veštačku repliku ljudskog mozga kojom se pokušava simulirati postupak učenja. Pošto su definisani osnovni pojmovi neuralne mreže potrebno je objasniti kako se formira mreža. Ovde će biti reči o definisanju *feedforward* neuralne mreže. *Feedforward* neuralne mreže sastoje se od ulaznog sloja, jednog ili više skrivenih slojeva i izlaznog sloja, pri čemu podaci ulaze u ulazni sloj, zatim se prolaze kroz skrivene slojeve, a izlazni sloj formira predikciju na osnovu ulaznih podataka [13]. Na slici 14 predstavljena je struktura jedne višeslojne neuralne mreže, te vidljivo je da ova mreža ima ulazni sloj, dva skrivena sloja i izlazni sloj [43]. Rešavanje različitih problema primenom veštačke neuralne mreže označava proces formiranja odgovarajuće strukture veštačke neuralne mreže, sa vrednostima težinskih koeficijenata, koji imaju za cilj omogućiti željeno preslikavanje ulaznog u izlazni vektorski prostor.



Slika 14. Primer strukture višeslojne neuralne mreže

Obično ako se rešava problem predikcije realne vrednosti, onda se koristi linearna aktivacijska funkcija za izlazni neuron. Ukoliko se koristi binarna klasifikacija, onda je poželjno izabrati sigmoid aktivacijsku funkciju za izlazni neuron u cilju simuliranja verovatnoće da ulaz pripada prvoj klasi, a ako se od jedinice oduzme vrednost izlaza dobije se verovatnoća pripadanja nultoj klasi. Za rešavanje problema višeklasne klasifikacije neophodno je formirati k neurona sa

linearnom aktivacijskom funkcijom u izlazom sloju, pri čemu je k broj klasa. Rezultat višeklasne klasifikacije je transformacija izlaza svih neurona u brojeve koji predstavljaju verovatnoće pripadnosti svakoj klasi, a to je prikazano sledećom formulom [42]:

$$\hat{p}_m = P(Y = m | X = x^{(i)}) = \frac{e^{net_m(i)}}{\sum_{j=1}^k e^{net_j(i)}} \quad (4.14)$$

Prilikom obuke težinski koeficijenti i slobodni članovi se iterativno podešavaju sa glavnim ciljem koji se odnosi na smanjenje greške koju ANN pravi na izlazu iz mreže posle svake epohe obuke. Da bi se odredio skup W neophodno je prepostaviti funkciju gubitka $L(W)$ i pratiti njenu vrednost. Velika vrednost funkcije gubitaka znači da mreža nema dobre performanse nad tim skupom podataka. Dakle, potrebno je odrediti skup parametara W , za koji funkcija gubitka $L(W)$ ima najmanju vrednost. Regresijski problemi upotrebljavaju kriterijum srednje kvadratne greške [42].

$$L(W) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N L_i(f(x^{(i)}, W), y^{(i)}) \quad (4.15)$$

$$L_i(W) = (\hat{y}^{(i)} - y^{(i)})^2 \quad (4.16)$$

$$\hat{y}^{(i)} = net^{(i)} = f(x^{(i)}, W) \quad (4.17)$$

Opšti oblik funkcije gubitka prikazan je izrazom (4.15). Kao kriterijum ocene performansi neuralne mreže može se koristi kriterijum apsolutne greške ili kvadrat greške. Huberov gubitak je funkcija gubitka koja kombinuje srednju kvadratnu grešku (MSE) i srednju apsolutnu grešku (MAE), kao što je prikazano sledećim izrazima [44]. Njegova prednost u odnosu na MSE je što je manje osetljiv na velika odstupanja u podacima, jer umesto kvadratne funkcije koristi apsolutnu funkciju kada je greška veća od određene granice.

$$L_\delta(y, \hat{y}) = \begin{cases} \frac{1}{2}(y - \hat{y})^2 & \text{ako } |y - \hat{y}| \leq \delta \\ \delta|y - \hat{y}| - \frac{1}{2}\delta^2 & \text{ako } |y - \hat{y}| > \delta \end{cases} \quad (4.18)$$

$$L_\delta(y, \hat{y}) = \begin{cases} \delta|y - \hat{y}| - \frac{1}{2}\delta^2 & \text{ako } |y - \hat{y}| > \delta \end{cases} \quad (4.19)$$

gde je y je stvarna vrednost, \hat{y} je predviđena vrednost i δ je hiperparametar koji određuje granicu između kvadratne i linearne greške. Kada je razlika između stvarne i predviđene vrednosti manja ili jednaka δ , koristi se kvadratna funkcija (kao u MSE), jer su greške male. Kada je razlika veća od δ , koristi se linearni izraz (kao u MAE), jer velike greške mogu biti problematične za kvadratnu funkciju.

Pošto je definisana neuralna mreža i funkcija gubitka $L(W)$, naredni korak je minimiziranje funkcije gubitka optimizacijom parametara W . To se postiže zahvaljujući algoritmu gradijentnog spusta.

$$W^{i+1} = W^i - \alpha \nabla L(W) \quad (4.20)$$

Navedeni gradijent $\nabla L(W)$ se određuje pomoću parcijalnog izvoda funkcije gubitka po svim promenljivim parametrima $\partial L(W)/\partial W_{ij}$. Pravac i smer ovog gradijenta ima najstrmiji porast funkcije gubitka, a imajući u vidu da se minimizira funkcija gubitka, onda se uzima da gradijent ima

negativan smer. Posmatra se vrednost gubitka na validacionom skupu, pa se trening zaustavlja kada ova vrednost više se ne smanjuje.

Zbog velikog broja parametara i iteracija, ova procedura može postati računarski veoma zahtevna i komplikovana. Da bi se izračunao tačan gradijent u *feedforward* neuralnoj mreži, potreban je jedan prolazak unapred (računanje izlaza na osnovu ulaza) i jedan prolazak unazad, gde se računaju svi parcijalni izvodi potrebni za ažuriranje težinskih koeficijenata [13]. Navedeni postupak se zove algoritam propagacije greške unazad i zbog toga su neuralne mreže 80-ih godina prošlog veka stekle popularnost. U tom periodu se raspolagalo sa malom količinom podataka i računari nisu bili razvijeni kao danas, pa su neuralne mreže izgubile popularnost.

Jedna loša pojava koja se može desiti prilikom primene neuralnih mreža je pojava preobučavanja, a to znači da neuralna mreža pokazuje jako dobre performanse na skupu za treniranje, dok kada se na ulazu nalaze novi podaci koji su drugačiji od podataka za treniranje, mreža prikazuje izuzetno loše rezultate. Razlog navedenog problema je nelinearnost neuralne mreže i velika ekspresivna moć. Treba imati na umu da u trenirajućem skupu podataka ima šumova i loših merenja, te nije potrebno bazirati se na učenje svih detalja iz navedenog skupa. Način zaštite od efekta preobučavanja je regularizacija. Na funkciju gubitaka se dodaje i regularizacioni član, čime se dobija nova kriterijumska funkcija za minimizaciju, koja je prikazana sledećim izrazom [42]:

$$L(W) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N L_i(f(x_i, W), y_i) + \lambda R(W) \quad (4.21)$$

gde je drugi član navedene sume regularizacioni član.

Pri rešavanju bilo kakvog problema neuralnim mrežama, treba izdvojiti deo podataka za testiranje, a preostali podaci se primenjuju za treniranje. Podaci za testiranje se koriste na samom kraju projektovanja i analiziraju se dobijeni rezultati primenom neuralne mreže. Za testiranje se odvaja oko 20 - 30% podataka u odnosu na ukupnu bazu podataka. Ovaj procenat može da varira u zavisnosti od raspoložive baze podataka. Dakle, ako raspolažemo sa oskudnom bazom podataka, a veliki procenat podataka se izdvoji za testiranje, onda mreža neće imati dovoljno podataka za obuku. Obično se deo trenirajućih podataka odvoji za validaciju, a ostatak pripada skupu za treniranje. Ovo važi kada ima dovoljno podataka na raspolaganju. Najčešća podela podataka je da 20% podataka se odnosi na testiranje, 60% se upotrebljava za treniranje i 20% za validaciju. Zahvaljujući validacionim skupu podataka vrši se učenje hiperparametara modela. Pod hiperparametrima se podrazumeva podešavanje arhitekture mreže, primena različitih tipova aktivacionih funkcija, parametara regularizacije, kao i optimalni trenutak za završetak obučavanja. Ako bi se podešavanje hiperparametara radilo na trenirajućem skupu podataka, onda bi najverovatnije došlo bi do preobučavanja. Podešavanje težinskih koeficijenata W se postiže na trenirajućim podacima. Težinski koeficijenti su vrednosti koje se uče tokom obuke mreže, i oni kontrolišu uticaj svakog ulaza na izlaz mreže. Unakrsna validacija (*cross-validation*) je statistička tehnika u oblasti mašinskog učenja koja se koristi za procenu performansi modela. Korisnik testira različite kombinacije hiperparametara na validacionim podacima i utvrđuje koja kombinacija daje najbolje rezultate. Srednje kvadratno odstupanje može se koristiti u procesu unakrsne validacije za problem regresije. Ako ne postoji dovoljno podataka na raspolaganju, onda je najbolje trenirajući skup podeliti na k disjunktnih podskupova. Pri testiranju jedne kombinacije hiperparametara, jedan

od podskupova se koristi kao validacioni skup, a ostali podskupovi se spoje i na njima se mreža trenira. Postupak se ponovi k puta, pri čemu se svaki put drugi podskup koristi kao validacioni. Nakon k proračuna, potrebno je izračunati usrednjenu meru performansi kao finalnu. Ovo se ponovi za druge kombinacije hiperparametara i izabere se ona koja daje najbolje performanse [42].

5 PLANIRANJE POTROŠNJE U IZOLOVANOJ MIKROMREŽI KORISTEĆI ALGORITAM TOKA SNAGE I FAZI LOGIČKI KONTROLER

5.1 Uvod

Problemi zagađenja životne sredine i deficit energije u svetu, stimulišu značajne investicije u obnovljive izvore energije [45]. Sporazumom o klimatskim promenama u Parizu decembra 2015. godine postignut je dogovor o smanjenju emisije gasova koji utiču na efekat staklene baštne za 45% do 2030. godine. Takođe, dogovoren je neutralni bilans emisije ugljen dioksida (CO_2) do 2050. godine. Zacrtane mere kao glavni prioritet imaju ograničenje naglog rasta prosečne globalne temperature na zemljinoj površini ispod $2\text{ }^{\circ}\text{C}$ (najviše $1,5\text{ }^{\circ}\text{C}$) do kraja ovog veka [46]. Analizirajući navedene okolnosti, sve upućuje na to da OIE postaju ne samo potreba već i obaveza [45]. Ugovorom o energetskoj zajednici Republika Srbija je prihvatile zakonsku obavezu da će do 2030. godine ostvariti energetske i klimatske ciljeve u skladu sa EU [46].

Od svih obnovljivih izvora energije najveći trend izgradnje u današnje vreme imaju solarne elektrane i vetroelektrane. Pored velikih sistema priključenih na elektroenergetski sistem, značajan deo u instaliranim kapacitetima solarnih elektrana i vetroelektrana imaju mikromreže. Projektovanje i implementacija izolovane mikromreže predstavlja izazov jer proizvodnja energije iz obnovljivih izvora zavisi od varijabilnosti primarnih energenata (sunčevog zračenja i vetra), pri čemu se ne koristi elektroenergetska mreža kao rezervni izvor napajanja. Da bi izolovane mikromreže raspolagale sa dovoljnom količinom električne energije potrebno je uvesti sisteme za skladištenje električne energije. Proizvedena energija iz OIE se skladišti u bateriji ako je proizvodnja veća od potrošnje, a ako je potrošnja veća od proizvodnje neophodno je iskoristiti energiju uskladištenu u bateriji kako bi se obezbedilo neprekidno napajanje potrošača. Ako se izolovane mikromreže koriste tokom cele godine, biće predimenzionisane i neekonomične za veći deo godine. Zbog toga su potrebne različite tehnike optimizacije rada takvih sistema. Jedan od načina da se poveća pouzdanost i ekonomičnost izolovane mikromreže jeste da se ona realizuje kao hibridni PV-vetrogeneratorski sistem. Prednost jednog ovakvog sistema u odnosu na standardni autonomni sistem (PV ili vetrogeneratorski) ogleda se pre svega u većoj pouzdanosti zbog postojanja dva izvora energije, ali isto tako se izbegava predimenzionisanje sistema usled neravnomerne raspoloživosti potencijala tokom godine. Takođe, primena koncepta inteligentnog upravljanja potrošnjom u cilju njenog podešavanja i prilagođavanja proizvodnji u značajnoj meri povećava fleksibilnost i ekonomičnost rada autonomnog sistema. Kapacitet akumulatorskih baterija može biti značajno smanjen primenom tehnika kao što su smanjenje ili eliminisanje opterećenja koja nisu kritična (potrošači koji nisu primarni) u periodima kada se napajanje potrošača vrši iz akumulatorskih baterija [47].

Pojedini autori su se u svojim radovima bavili algoritmima upravljanja izolovanim mikromrežama, kombinujući različite OIE sa sistemima za skladištenje energije pomoću baterija [48-50]. Rezultati simulacije testnog scenarija prikazani su za karakteristične dane ili za jedan mesec u godini. Spomenuti radovi [48-50] razmatraju upravljanje protokom energije, ali ne uključuju optimalno dimenzionisanje komponenti sistema. Za dimenzionisanje komponenti sistema potrebno je analizirati rad sistema tokom godine. Metoda optimizacije za projektovanje autonomnog PV sistema za stambeni objekat razvijena je u [51]. Koristi se mešovito celobrojno programiranje za

unapred planirane dnevne upotrebe uređaja prema predviđenom sunčevom zračenju. U [52], predložene su tri strategije upravljanja energijom zajedno s tri različite metode dimenzionisanja autonomnog PV sistema. Metode određivanja veličine sistema uključuju ručne proračune, primenu genetskog algoritma za optimizaciju i HOMER softverski pristup. Dimenzionisanje izolovanog hibridnog PV-vetrogeneratorskog sistema nije razmatrano u navedenom radu.

Kontroleri zasnovani na fazi logici takođe su primjenjeni u svrhu upravljanja tokovima energije u mikromrežama. Autori u [53] su predložili efikasan algoritam za kontrolu raspoložive energije iz različitih izvora u cilju ispunjenja zahteva potrošnje po najmanjoj mogućoj ceni. U [54], autori su koristili FLC za implementaciju strategije upravljanja energijom za snadbevanje kuće korišćenjem fotonaponskog sistema povezanog na mrežu, uzimajući u obzir solarnu energiju, stanje napunjenoosti baterije i prioritet uređaja za napajanje. Analiza je rađena samo za jednu sedmicu leti i zimi, uz uštedu energije od 26,49% i 25,54%, respektivno. Autori u [55] su predstavili inteligentan fazi ekspertske sisteme za optimizaciju potrošnje energije i skladištenja u cilju korišćenja OIE i postizanja finansijskih koristi od takve mikromreže. U [56] predstavljen je hibridni vetrogeneratorski-PV-dizel sistem sa baterijom za skladištenje energije u kojem se ravnoteža snaga postiže pomoću FLC-a. U [57] je primjenjen pristup optimizacije korišćenjem fazi logike da bi se izvršilo optimalno dimenzionisanje solarnog-vetroenergetskog sistema povezanog na mrežu sa ciljem pronalaženja najboljeg kompromisa između dugoročnih prosečnih performansi i cene električne energije. Međutim, takav pristup nije primenljiv na autonomni PV-vetrogeneratorski sistem gde je prioritet obezbediti dostupnost napajanja električnom energijom uz optimalne troškove ulaganja. Iako rad pruža osnovne informacije o dimenzionisanju solarnog-vetroenergetskog sistema povezanog na mrežu pomoću fazi logike, korišćenje zastarelog probabilističkog modela čini ga manje primenljivim danas, s obzirom na promenljive ekonomske parametre i pristupe optimizaciji.

U ovoj disertaciji je predstavljena inovativna procedura za optimizaciju autonomnog PV-vetrogeneratorskog sistema sa skladištenjem energije i upravljanjem potrošnjom realizovanim korišćenjem algoritma upravljanja tokom snage (PFC) i fazi logičkog kontrolera (FLC). Procedura optimizacije sistema zasniva se na određivanju kritičnog meseca u toku godine u smislu intenziteta sunčevog zračenja i vetra, zbog činjenice da se radi o autonomnom sistemu koji uključuje OIE čija je proizvodnja električne energije promenljiva. Dodatni kriterijum pri određivanju kritičnog meseca u toku godine je broj uzastopnih oblačnih dana bez vetra. Za analizu rada sistema tokom godine predlaže se nova procedura za određivanje dijagrama potrošnje električne energije jednog domaćinstva. Navedena analiza se vrši na osnovu podataka merenih u periodu od godinu dana. U disertaciji je dato poređenje rezultata optimizacije veličine sistema, kao i rada sistema tokom godine, na osnovu obe metode: PFC algoritma i FLC.

5.2 Dimenzionisanje PV-vetrogeneratorskog sistema sa skladištenjem energije

Kod izolovanih potrošača koji nisu blizu distributivne mreže, potrebno je ulaganje u proširenje mreže do potrošača, pa se autonomni sistemi, obično sa jednim izvorom napajanja u kombinaciji sa sistemom za skladištenje, nameću kao rešenje [1]. Najčešći izvor napajanja je PV ili vetrogeneratorski sistem što zavisi od dostupnog resursa na analiziranoj lokaciji. Loša karakteristika ovih izvora napajanja je promenljiva snaga proizvodnje zbog promenljive prirode primarnog resursa. Da bi se dimenzionisao sistem potrebno je pronaći kritični mesec koji ima najnepovoljniji

odnos proizvodnje i potrošnje električne energije u sistemu. Međutim, kod ovakvih sistema jedan od nedostataka je mogućnost predimenzionisanosti sistema tokom dužeg dela godine. Kako bi se ostvarila što veća pouzdanost snadbevanja potrošača električnom energijom obično se primenjuju hibridni sistemi koji se sastoji od dva ili više izvora električne energije u sprezi sa sistemom za skladištenje energije. Izvori električne energije mogu biti fotonaponski sistemi, vetrogeneratori, hidrogeneratori, dizel generatori i drugi izvori energije [1]. U ovom slučaju je analiziran hibridni autonomni sistem koji se sastoji od PV-vetrogeneratorskog sistema sa sistemom za skladištenje energije u cilju postizanja kontinuirane proizvodnje električne energije na nivou godine.

Zahvaljujući srednjoj dnevnoj insolaciji u kritičnom mesecu moguće je dimenzioniranje autonomnog (*off-grid*) fotonaponskog sistema. U ovoj disertaciji srednja dnevna insolacija u kritičnom mesecu određena je na osnovu rezultata merenja solarne iradijanse.

Ukupna iradijansa I_C na PV module se sastoji od direktnе (I_{BC}), difuzne (I_{DC}) i reflektovane (I_{RC}) komponente zračenja[1], kao što je prikazano sledećom relacijom:

$$I_C = I_{BC} + I_{DC} + I_{RC} \quad (5.1)$$

Zahvaljujući direktnoj komponenti zračenja na horizontalnoj površini I_{BH} moguće je odrediti direktnu komponentu zračenja I_{BC} na PV kolektoru koristeći relaciju:

$$I_{BC} = I_{BH} R_B = I_{BH} \frac{\cos \theta}{\sin \beta} \quad (5.2)$$

gde su: R_B faktor kosine, θ incidentni ugao zračenja na kolektor i β altitudni ugao sunca.

Difuzna i reflektovana iradijansa koja dolazi na PV modul orijentisan pod nagibnim uglom Σ u odnosu na horizontalu određuju se pomoću relacija:

$$I_{DC} = I_{DH} \left(\frac{1 + \cos \Sigma}{2} \right) \quad (5.3)$$

$$I_{RC} = \rho I_H \left(\frac{1 - \cos \Sigma}{2} \right) \quad (5.4)$$

gde su: I_H horizontalna iradijansa, I_{DH} difuzna horizontalna iradijansa i ρ koeficijent refleksije zračenja od površine tla.

Koristeći Liu-Jordan-ovu formulu, moguće je odrediti udeo difuznog u ukupnom horizontalnom zračenju [1]. Iz tog razloga je potrebno izračunati indeks vedrosti K_T koji se određuje kao odnos horizontalne insolacije \bar{I}_H na površini zemlje prema horizontalnoj ekstraterističkoj insolaciji \bar{I}_0 na površini atmosfere na geografskoj širini i dužini koja odgovara merenom mestu na zemlji:

$$K_T = \frac{\bar{I}_H}{\bar{I}_0} \quad (5.5)$$

Poznavanje ambijentalnih uslova je od značaja pri određivanju proizvodnje PV sistema. Temperatura modula se definiše primenom sledeće jednačine [1]:

$$T_{cell} = T_{amb} + \left(\frac{NOCT - 20}{0,8} \right) I_C \quad (5.6)$$

gde su: T_{cell} temperatura solarnih čelija u PV modulu ($^{\circ}\text{C}$), T_{amb} temperatura ambijenta ($^{\circ}\text{C}$), I_C solarna iradijansa na površini modula (kW/m^2), $NOCT$ nominalna radna temperatura solarnih čelija u PV modulu ($^{\circ}\text{C}$). Veoma često se uticaj temperature na smanjenje snage PV modula definiše pomoću temperaturnog koeficijenta za odgovarajuću naznačenu snagu koju određuje proizvođač PV modula.

Za određivanje proizvodnje PV sistema, potrebno je uzeti u obzir odstupanja temperature T_{cell} i iradijanse I_C u odnosu na standardne vrednosti $25\ ^{\circ}\text{C}$, odnosno $1000\ \text{W/m}^2$. Uticaj temperature na smanjenje snage PV modula izračunava se na osnovu temperaturnog koeficijenta α koji je definisao proizvođač PV modula. DC snaga PV sistema u stvarnim eksploracionim uslovima je [1]:

$$P_{PV} = P_n \cdot \eta \cdot \frac{I_C}{1000} (1 + \alpha \cdot (T_{cell} - 25)) \quad (5.7)$$

gdje je P_n nazivna DC snaga sistema, η je koeficijent koji uzima u obzir gubitke zbog prljavštine i starenja modula. Temperatura čelije određuje se pomoću nominalne radne temperature čelije ($NOCT$) na osnovu izraza (5.6).

U cilju dimenzionisanja vetrogeneratorskog sistema, neophodno je imati podatke o srednjoj godišnjoj gustini snage vetra i o srednjim dnevним gustinama snage vetra u kritičnom mesecu u pogledu vetropotencijala [1]. Imajući u vidu da se analizira hibridni PV-vetrogeneratorski autonomni sistem, takav sistem se dimenziioniše prema kritičnom mesecu u pogledu solarnog potencijala i vetropotencijala. To znači da se kao kriterijum za izbor kritičnog meseca uzima najgori scenario u pogledu najmanje proizvodnje električne energije iz PV-vetrogeneratorskog hibridnog sistema i najveće potrošnje električne energije. Ukoliko se usvoji da se potrošnja električne energije ne menja mnogo u toku godine, onda se proizvodnja iz hibridnog PV-vetrogeneratorskog sistema uzima kao relevantna pri izboru meseca sa najmanjom proizvodnjom.

U zavisnosti od dostupnih podataka o pritisku i temperaturi vazduha, moguće je da se visina z_1 na kojoj se meri brzina vetra razlikuje od visine vetroturbine z pa je potrebno uvažiti visinski profil brzine vetra. Na visinski profil brzine vetra utiču atmosferski uslovi koji se konstantno menjaju kako na dnevnom tako i na sezonskom nivou. Ako je razlika između visina z_1 i z veća od 10 m onda je potrebno uvažiti uticaj visinske promene pritiska na gustinu vazduha u skladu sa standardom ISO 2533 [45].

Visinski profil brzine vetra se može definisati stepenim zakonom (*Power law*) i prikazan je sledećom matematičkom relacijom:

$$\left(\frac{v}{v_1} \right) = \left(\frac{z}{z_1} \right)^\alpha \quad (5.8)$$

gde je: v brzina vetra na visini z , v_1 brzina vetra na visini z_1 i α koeficijent vertikalnog smicanja vetra (eng. *wind shear*) [45].

Izlazna snaga vetrogeneratora određuje se na osnovu izmerene brzine vetra i krive snage vetrogeneratora koju je definisao proizvođač. Gustina snage vetra izračunava se na osnovu [45]:

$$P = \frac{1}{2} \cdot \rho_0 \cdot v^3 \cdot K_T \cdot K_A \quad (5.9)$$

gde $\rho_0=1,225 \text{ kg/m}^3$ predstavlja gustinu vazduha na 15°C i nadmorskoj visini $H=0 \text{ m}$ (1 bar), K_T je faktor korekcije koji uzima u obzir promenu temperature vazduha T_a u odnosu na referentnu temperaturu od 15°C i K_A je faktor korekcije koji uzima u obzir promenu pritiska p sa visinom H .

Dimenzionisanje autonomnih fotonaponskih sistema vrši se na osnovu prosečne dnevne insolacije u mesecu sa najnižom insolacijom [1]. Slično tome, dimenzionisanje hibridnog autonomnog PV-vetrogeneratorskog sistema vrši se na osnovu kritičnog meseca u kome je proizvodnja električne energije iz hibridnog PV-vetrogeneratorskog sistema najmanja (pod pretpostavkom da se potrošnja električne energije ne menja mnogo na sezonskom nivou). Potrošnja električne energije po sezonomama iznosi 1925 kWh za letnju sezonu i 1769 kWh za zimsku sezonu, što znači da je letnja potrošnja veća za 8,8% u odnosu na zimsku sezonu. Potrošnja električne energije u objektu se ne menja puno na sezonskom nivou zato što se za grejanje prostora i vode ne koristi električna energija. Na slici 15 (a) prikazane su prosečne dnevne gustine energije vetra i prosečne dnevne gustine sunčeve energije (prosečne dnevne insolacije) na optimalno nagnutoj površini za svaki mesec, koje su izračunate na osnovu desetominutnih podataka merenja brzine vetra i solarne iradijanse za Beograd za 2009. godinu [58,59].

Na osnovu slike 15 (a), dva najnepovoljnija mesece u pogledu dostupnosti energije vetra i sunca su januar i decembar. U ovom slučaju, decembar je usvojen kao kritičan mesec, zbog većeg broja uzastopnih dana bez dostupnosti energije vetra i sunca. Oblačan dan je definisan kao dan u kome je prosečna dnevna iradijansa na PV module manja od 20% prosečne godišnje iradijanse na PV module koja iznosi 150 W/m^2 (računajući i periode bez sunčevog zračenja u toku godine). Slično, kao kriterijum da je dan bez vetra usvaja se dan u kome je prosečna dnevna gustina snage vetra tokom dana manja od 20% prosečne godišnje gustine snage vetra [60]:

$$\bar{P}_d < 0,2 \cdot \bar{P} \quad (5.10)$$

gde je $\bar{P} = 76 \text{ W/m}^2$ je prosečna godišnja gustina snage vetra. Na slici 15 (b) prikazane su prosečne dnevne gustine snage vetra na nadmorskoj visini $H=10 \text{ m}$ i prosečne dnevne gustine sunčeve energije (prosečne dnevne iradijanse) u decembru 2009. Na osnovu slike 15 (b), identifikovana su tri uzastopna oblačna dana bez vetra, pa je broj dana neprekidnog korišćenja uskladištene energije $n_{stor} = 3$.

Za dimenzionisanje hibridnog PV-vetrogeneratorskog sistema, prvo je potrebno proceniti potrošnju koju treba zadovoljiti. Ako u razmatranom domaćinstvu postoje DC i AC uređaji, ekvivalentna potrošnja jednosmerne struje $W_{DC\ tot}$ za poznatu efikasnost invertora η_{inv} je [1]:

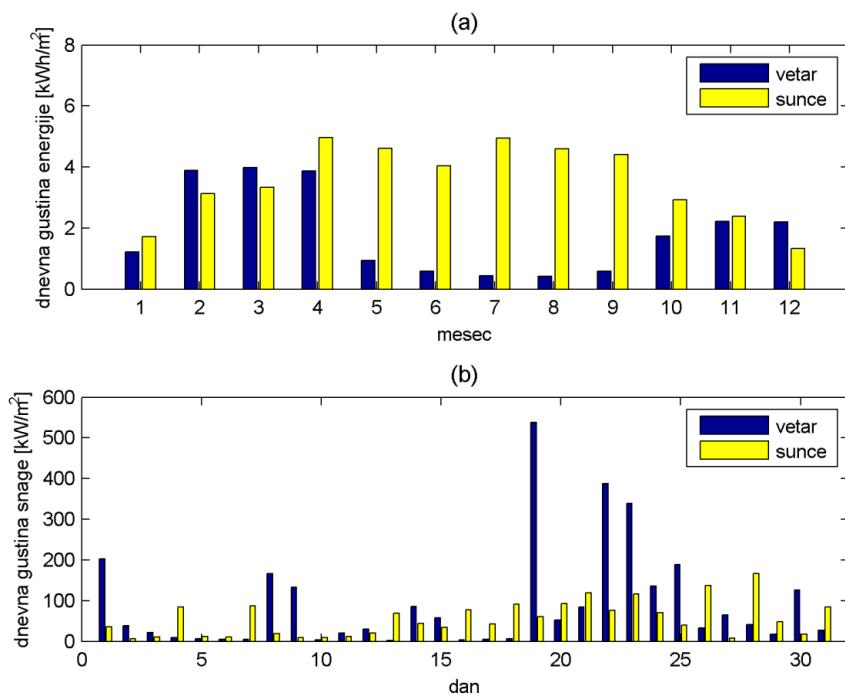
$$W_{DC\ tot} = W_{DC} + \frac{W_{AC}}{\eta_{inv}} \quad (5.11)$$

gde je W_{DC} energija koju troše uređaji jednosmerne struje (DC potrošnja), a W_{AC} energija koju troše uređaji naizmenične struje (AC potrošnja). U razmatranom primeru pretpostavka je da ne postoje DC uređaji, odnosno $W_{DC} = 0$.

Uzimajući u obzir potrebne dane skladištenja, energija koja treba da bude uskladištena u akumulatorskim baterijama može se odrediti pomoću formule:

$$W_{stor} = \frac{W_{DC\text{tot}} \cdot n_{stor}}{MDOD \cdot TDR} \quad (5.12)$$

gde $MDOD$ (*maximum depth of discharge*) uzima u obzir dozvoljenu dubinu pražnjenja pri niskim temperaturama, a TDR (*temperature dependency ratio*) uzima u obzir uticaj brzine pražnjenja i temperature na kapacitet baterije u realnim uslovima [60].



Slika 15. (a) Prosečna dnevna gustina energije veta i sunca po mesecima; (b) Prosečna dnevna gustina snage veta i sunca u decembru

5.3 Upravljanje tokom snage i potrošnjom primenom PFC algoritma

Predložen je PFC algoritam koji omogućava upravljanje tokom snage i uključivanje grupa uređaja u hibridnom PV-vetrogeneratorskom autonomnom sistemu, kao što je prikazano na slici 16. Svi uređaji su podeljeni u tri grupe: grupu G_1 čine prioritetni aparati, grupu G_2 čine uređaji čije vreme uključivanja može biti odloženo i grupu G_3 čine aparati koji se ne moraju uključivati.

Promenljive na slici 16 su: $P_p = P_{pv} + P_w$ je ukupna snaga proizvodnje iz PV-vetrogeneratorskog sistema, $P_c = P_{cg1} + P_{cg2} + P_{cg3}$ je snaga potrošnje, SOC je stvarna energija uskladištena u baterijama (stanje napunjenosti baterija), W_b je maksimalna energija uskladištena u baterijama, η_c je efikasnost punjenja baterije, η_d je efikasnost pražnjenja baterije, η_{inv} je efikasnost invertora, P_{ex} je višak snage,

W_{g2} je odložena potrošnja uređaja grupe G₂ i ΔP_{cg2} je snaga grupe uređaja G₂ koja se isključuje i potom uključuje.

Sa slike 16 se može videti da se tokom godine razlika između proizvodnje energije iz OIE i potrošnje, kao i SOC baterije, proverava u bilo kom trenutku t_i uzorkovanog korakom Δt . Desna strana algoritma se odnosi na punjenje baterije, vodeći računa da SOC ne pređe 100% naznačenog kapaciteta baterija, a leva strana algoritma se odnosi na pražnjenje energije iz baterija, vodeći računa da se ne isprazni ispod 20% naznačenog kapaciteta baterija. Na osnovu navedenih varijabli odlučuje se da li će uređaji iz grupe G₁, G₂ ili G₃ biti uključeni, isključeni ili će vreme uključenja biti pomereno za povoljniji trenutak. Ako se posmatra desna strana algoritma, tj. kada je ispunjen uslov da je ukupna snaga proizvodnje iz PV-vetrogeneratorskog sistema P_p veća ili jednaka od snage potrošnje P_c/η_{inv} onda važi izraz koji se odnosi na punjenje baterije:

$$SOC(t_i) = SOC(t_{i-1}) + \eta_c (P_p(t_i) - P_c(t_i)/\eta_{inv}) \Delta t \quad (5.13)$$

Nakon toga proverava se da li je ispunjen uslov napunjenoosti baterije:

$$SOC(t_i) \geq W_b \quad (5.14)$$

Ako je uslov (5.14) ispunjen potrebno je ispitati sledeći uslov koji se odnosi na odloženu potrošnju uređaja grupe G₂:

$$W_{g2}(t_i) > 0 \quad (5.15)$$

Ako uslov (5.14) nije ispunjen onda algoritam završava sa tekućim vremenskim odbirkom t_i i prelazi na naredni. Ako je ispunjen uslov (5.15) onda je potrebno nadoknaditi odloženu potrošnju uređaja grupe G₂ i ispitati novi uslov, a to je opisano formulama:

$$W_{g2}(t_i) = W_{g2}(t_{i-1}) - \Delta P_{cg2} \Delta t \quad (5.16)$$

$$W_{g2}(t_i) < 0 \quad (5.17)$$

Ako je ispunjen uslov (5.17) to znači da je nadoknađena sva odložena potrošnja uređaja grupe G₂ i $W_{g2}(t_i)=0$. Nakon toga potrebno je izračunati sledeće izraze:

$$P_{cg2}^{new}(t_i) = P_{cg2}(t_i) + \Delta P_{cg2} \quad (5.18)$$

$$P_c^{new}(t_i) = P_{cg1}^{new}(t_i) + P_{cg2}^{new}(t_i) + P_{cg3}^{new}(t_i) \quad (5.19)$$

$$SOC(t_i) = SOC(t_{i-1}) + \eta_c (P_p(t_i) - P_c^{new}(t_i)/\eta_{inv}) \Delta t \quad (5.20)$$

Nakon što je izračunata nova snaga potrošnje $P_{cg2}^{new}(t_i)$ grupe uređaja G₂, nova ukupna potrošnja $P_c^{new}(t_i)$ i $SOC(t_i)$ potrebno je ispitati uslov napunjenoosti baterije:

$$SOC(t_i) > W_b \quad (5.21)$$

Uslov (5.21) se ispituje i ako nije ispunjen uslov (5.15). Ako je ispunjen uslov (5.21) važe sledeći izrazi:

$$SOC(t_i) = W_b \quad (5.22)$$

$$P_{ex}(t_i) = P_p(t_i) - P_c^{new}(t_i) / \eta_{inv} \quad (5.23)$$

Nakon što je izračunato $SOC(t_i)$ i višak snage $P_{ex}(t_i)$ algoritam završava sa tekućim vremenskim odbirkom t_i i prelazi na naredni. Takođe, ako nije ispunjen uslov (5.21) algoritam takođe završava sa tekućim vremenskim odbirkom t_i i prelazi na naredni.

Ako se posmatra leva strana algoritma koja se odnosi na pražnjenje baterije, tj. kada nije ispunjen uslov da je ukupna snaga proizvodnje iz PV-vetrogeneratorskog sistema $P_p(t_i)$ veća ili jednaka od snage potrošnje $P_c(t_i)/\eta_{inv}$ onda se ispituje uslov napunjenoosti baterije:

$$SOC(t_i) < W_b \quad (5.24)$$

Ako je ispunjen uslov (5.24) onda se grupa uređaja G_3 isključuje. Ukoliko uslov (5.24) nije ispunjen, potrebno je izračunati novo stanje potrošnje $P_c^{new}(t_i) = P_{cg1}(t_i) + P_{cg2}(t_i)$ i ispitati sledeće uslove:

$$P_p(t_i) < P_c^{new}(t_i) / \eta_{inv} \text{ and } SOC(t_i) < 0,6W_b \quad (5.25)$$

Grupa uređaja G_2 se isključuje $P_{cg2}(t_i)=0$. Ako uslov (5.25) nije ispunjen potrebno je izračunati odloženu potrošnju uređaja grupe G_2 pomoću izraza:

$$W_{g2}(t_i) = W_{g2}(t_{i-1}) + (P_{cg2}(t_i) - P_{cg2}^{new}(t_i) / \eta_{inv}) \Delta t \quad (5.26)$$

Zatim se ispituje sledeći uslov:

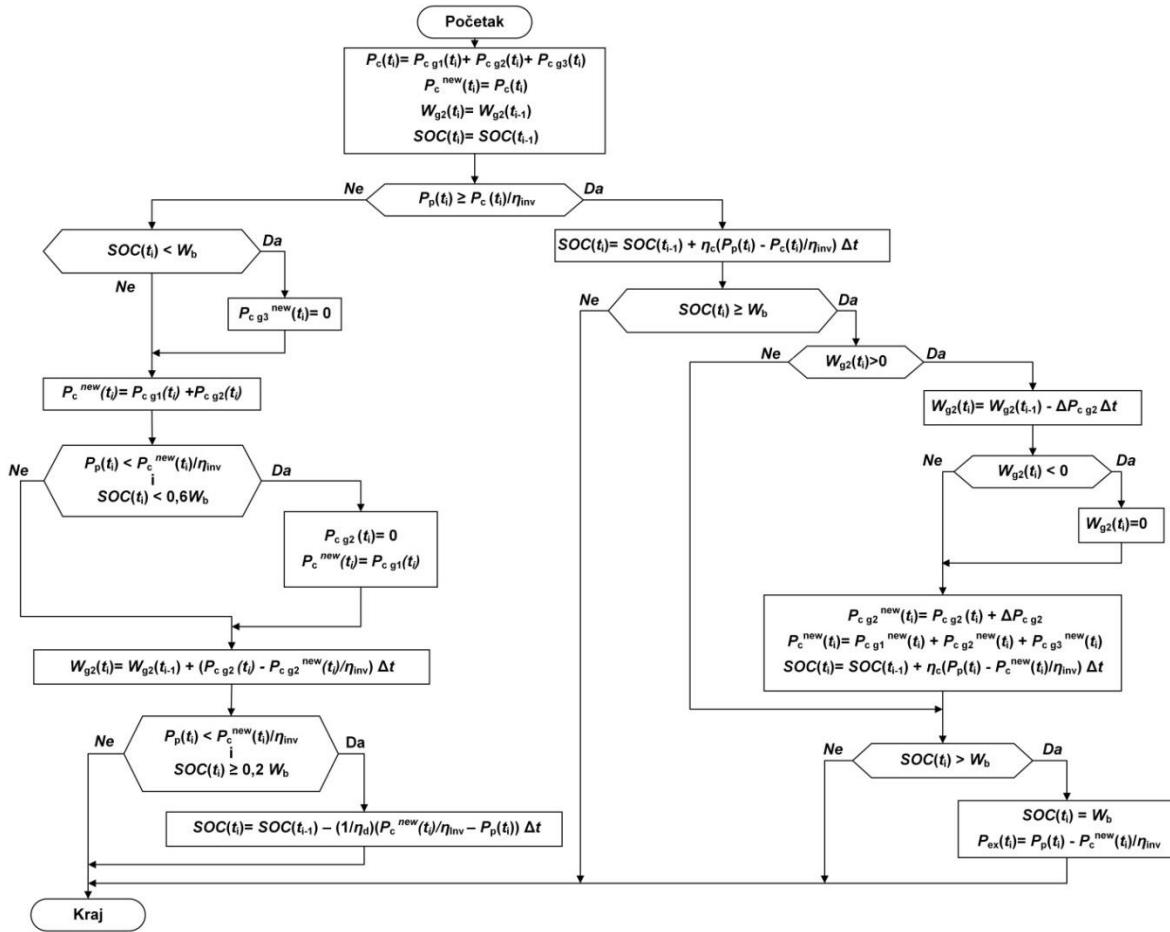
$$P_p(t_i) < P_c^{new}(t_i) / \eta_{inv} \text{ and } SOC(t_i) \geq 0,2W_b \quad (5.27)$$

Ako je ispunjen uslov (5.27) stanje napunjenoosti baterije se prazni i prikazano je sledećim izrazom:

$$SOC(t_i) = SOC(t_{i-1}) - (1 / \eta_d)(P_c^{new}(t_i) / \eta_{inv} - P_p(t_i)) \Delta t \quad (5.28)$$

Ako nije ispunjen uslov (5.27) algoritam završava sa tekućim vremenskim odbirkom t_i i prelazi na naredni.

Grupa uređaja G_3 se isključuje ako je proizvodnja u sistemu manja od potrošnje i baterija nije napunjena. Grupa uređaja G_2 se isključuje ako je proizvodnja u sistemu manja od potrošnje nakon isključivanja grupe uređaja G_3 , a SOC je niže od 60%. Izbor praga od 60% za napunjenoost baterije temelji se na balansiranju efikasnosti napajanja i očuvanja baterije, kako bi se obezbedila dovoljna energija za rad uređaja u slučaju smanjenja proizvodnje, dok se održava stabilnost sistema. Ako je proizvodnja u sistemu veća od potrošnje, vrši se punjenje baterije. Kada se dostigne stanje potpune napunjenoosti baterije, vrši se napajanje grupe uređaja G_2 sve dok se ne nadoknadi odložena potrošnja grupe uređaja G_2 [60].



Slika 16. PFC algoritam za upravljanje tokom snage i potrošnje

5.4 Upravljanje tokom snage i potrošnjom primenom FLC-a

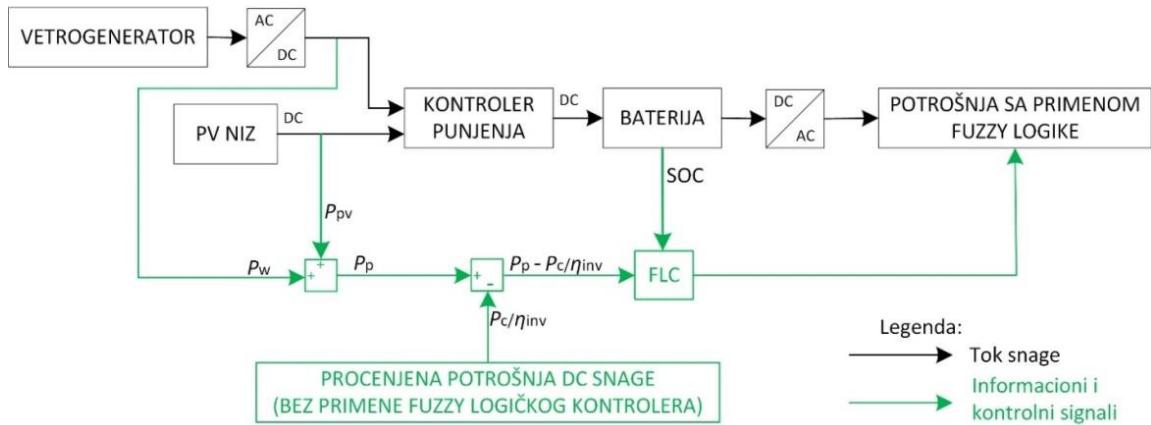
Proizvodnja električne energije iz obnovljivih izvora se ne može lako planirati, ali je izvesna i zavisi od primarnih energenata. Najvažniji faktori koji utiču na efikasnost fotonaponskih sistema su ambijentalna temperatura i oblačnost. Slično tome, proizvodnja vetroelektrana zavisi od varijacija u brzini veta, čije precizno predviđanje predstavlja izazov. Da bi imali kvalitetnu i efikasnu procenu prosečne višegodišnje proizvodnje iz solarnih i vetroelektrana potrebna su dugogodišnja merenja solarne iradijanse i brzine veta. Međutim, nije retka situacija da se poseduju podaci koji su prikupljeni na osnovu kratkoročnih merenja. Za ovakve podatke se može reći da poseduju određenu dozu neizvesnosti i nesigurnosti.

Ako se posmatra ekonomičnost sistema za proizvodnju električne energije koji koristi obnovljive izvore, od izuzetne je važnosti u fazi planiranja proučiti i promene u potrošnji električne energije. Potrošnja električne energije u elektrodistributivnoj mreži pokazuje ciklične promene na dnevnom, sezonskom i godišnjem nivou. Samim tim, stepen nepouzdanosti podataka nije mnogo uočljiv. Periodične promene u potrošnji dovode do formiranja karakterističnih dnevnih i sezonskih dijagrama potrošnje. Ako se posmatra potrošnja jednog domaćinstva, mnogo su izraženije varijacije snage na dijagramu snage potrošnje jednog domaćinstva u poređenju sa dijagramom snage potrošnje većeg konzuma, ili sa odgovarajućim dijagramom takvog konzuma koji je normiran na

potrošnju jednog domaćinstva. Korišćenje dijagrama snage potrošnje konzuma normiranog na potrošnju jednog domaćinstva utiče na smanjenje pouzdanosti podataka koji se odnosi na potrošnju električne energije u domaćinstvu. To znači da nepouzdanost podataka raste kod autonomnog sistema ne samo usled promenljive snage proizvodnje u sistemu, već i zbog manje potrošnje električne energije, manje veličine sistema i većih varijacija snage potrošnje (relativno u odnosu na snage u sistemu). Uzimajući u obzir sve navedeno, pri projektovanju i eksploataciji ovakvih sistema potrebno je upotrebiti iskustvo, subjektivni osećaj i intuiciju. U kontekstu tretiranja neodređenosti, nedefinisanosti, neizvesnosti, nesigurnosti i subjektivnosti, matematički model koji se ovde primenjuje je fazi logika. Ona omogućava analitički aparat koji je sposoban za modelovanje iskaza čija istinita vrednost može kontinuirano prelaziti od tačne ka netačnoj. Osnovu fazi skupova i fazi logike predstavljaju nesigurnost ili nejasnoća. Mnogobrojni problemi se iz raznovrsnih delatnosti rešavaju zahvaljujući primeni fazi logike omogućavajući tehnološki napredak [47].

Temperatura okoline i oblačnost utiču na proizvodnju električne energije iz fotonaponskih sistema. Slično, profil proizvodnje vetroelektrana zavisi od promena brzine veta koje se ne mogu lako predvideti. Za pouzdanu procenu prosečne višegodišnje proizvodnje električne energije iz solarnih i vetroelektrana neophodna su višegodišnja merenja sunčevog zračenja i brzine veta. Međutim, često su dostupni samo kratkoročni podaci merenja. Takvi podaci imaju određenu dozu nesigurnosti. Da bi se sagledala isplativost sistema za proizvodnju električne energije iz obnovljivih izvora, potrebno je analizirati promene potrošnje na dnevnom, sezonskom i godišnjem nivou.

Primenom fazi logike, dizajniran je FLC koji upravlja potrošnjom u autonomnom PV-vetrogeneratorskom sistemu sa baterijama, kao što je prikazano na slici 17. Polazni blokovi u dijagramu toka snaga su vetrogenerator i PV niz. Vetrogenerator je preko pretvarača povezan na kontroler punjenja baterije, a PV niz je direktno povezan na kontroler punjenja baterije. Kontroler punjenja baterije je povezan sa litijum-jonskom baterijom i on ima zadatak da ne dozvoli prekomernu napunjenošću i ošteteњe baterije. Baterija je preko invertora vezana za blok potrošnje sa primenom fazi logike. Informacioni i kontrolni signali su prikazani zelenom bojom. DC snage PV sistema P_{pv} i vetrogeneratora P_w se sumiraju kako bi se dobila ukupna snaga proizvodnje P_p . Od ukupne snage proizvodnje P_p oduzima se snaga potrošnje P_c/η_{inv} . Ulazni podaci za FLC su SOC baterije i razlika između proizvodnje iz PV-vetrogeneratorskog sistema i potrošnje ($P_p - P_c/\eta_{inv}$). Izlazni podaci su verovatnoće uključivanja grupa uređaja G_1 , G_1+G_2 i $G_1+G_2+G_3$ [60].



Slika 17. Blok dijagram hibridnog autonomnog sistema u kojem se primenjuje upravljanje potrošnjom korišćenjem fazi logike

5.5 Verifikacija predloženih metoda i diskusija

Za upravljanje potrošnjom potrebno je imati dijagrame snage potrošnje jednog domaćinstva. U ovoj disertaciji korišćeni su podaci o izmerenoj potrošnji za stambeno naselje u Beogradu sa 224 domaćinstva. Na osnovu navedenih podataka dobija se prosečni dijagram snage potrošnje jednog domaćinstva ($P_{mean}=P_p/224$). S obzirom na neistovremenost uključivanja aparata, ovaj dijagram se ne može uzeti kao potpuno verodostojan prikaz potrošnje domaćinstva. Za procenu realnih dijagrama potrošnje jednog domaćinstva potrebno je imati spisak svih kućnih aparata, njihovu nazivnu snagu i predviđeno vreme korišćenja ovih uređaja zimi i leti, kao što je prikazano u Tabeli 1.

Tabela 1. Grupe aparata

Kategorija aparata	Aparati	Nazivna snaga P_n [W]	Letno vreme t_s [h/dan]	Zimsko vreme t_w [h/dan]
G ₁	Frižider	300	6	6
G ₁	Sijalice (6)	6·6	2,78	4,19
G ₁	TV aktivan rad	80	2	4
G ₁	TV standby režim	5,1	22	20
G ₁	Antena	3,5	2	4
G ₁	Telefon	4	24	24
G ₁	PC aktivan rad	125	1,5	1,5
G ₁	PC standby režim	80	0,5	0,5
G ₂	Pumpa u sistemu grejanja	200	0	6
G ₂	Električna ringla	1000	2	2
G ₂	Mašina za suđe	700	0,33	0,33
G ₂	Pegla	1000	0,14	0,14
G ₂	Klima uređaj	1200	4	0
G ₃	Mašina za veš	250	0,19	0,19
G ₃	Uesisivač	750	0,071	0,071
G ₃	Mikrotalasna peć	700	0,17	0,17
G ₃	Kuhalo	1200	0,17	0,17
G ₃	Toster	800	0,17	0,17

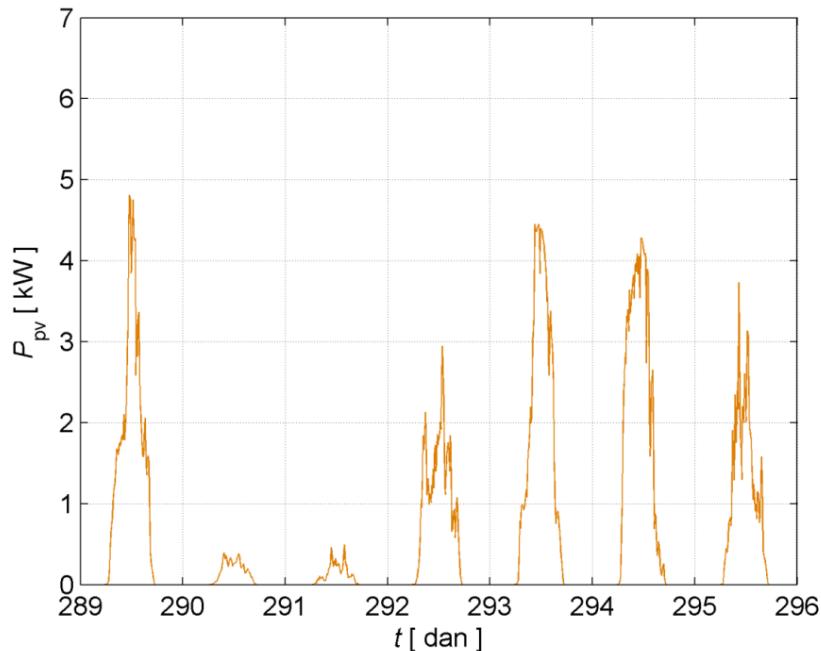
Grejanje i topla voda korisnika se realizuju korišćenjem štednjaka na čvrsto gorivo snage 14 kW. Potrošač električne energije kod ovog sistema grejanja je cirkulaciona pumpa snage 200 W. Prepostavljena potrošnja toplotne energije u decembru je oko 1500 kWh.

Maksimalna snaga potrošnje električne energije kreće se u opsegu od 2400 do 4800 W, a za taj opseg se preporučuje jednosmerni napon sistema $U_s=48$ V [1]. Prosečna dnevna potrošnja u kritičnom mesecu iznosila je 9,35 kWh. Razmatrani su fotonaponski moduli maksimalne snage $P_m=290$ W, nazivnog napona $V_m=32$ V i nazivne struje $I_m =9$ A. Geografska širina lokacije (latitudni ugao) je $L=45^\circ$, a PV moduli su orijentisani na jug pod nagibnim uglom od 65° , kako bi se

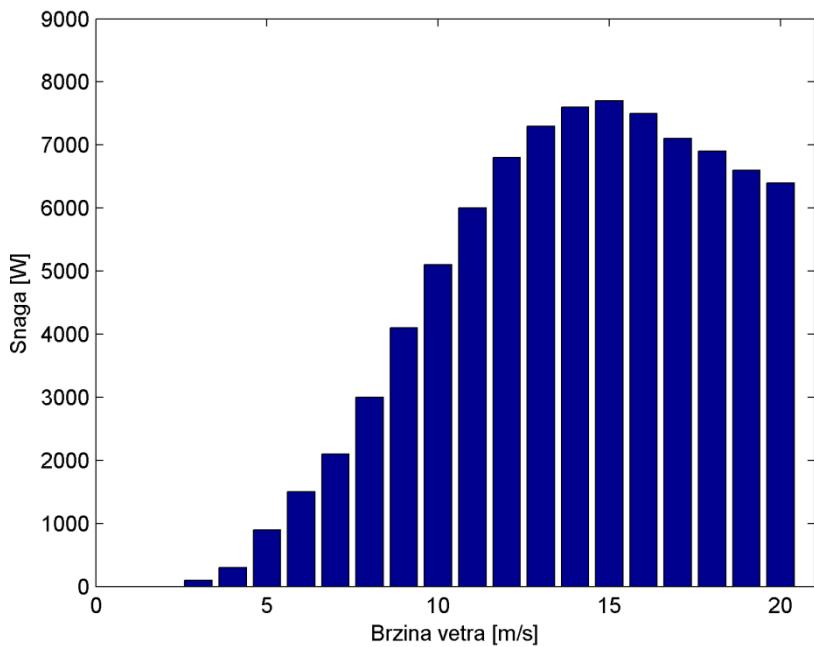
što bolje iskoristilo sunčevu zračenje u najnepovoljnijem mesecu u pogledu solarnog potencijala (decembar). Prosečna dnevna insolacija u kritičnom mesecu iznosila je $1,31 \text{ kWh/m}^2$.

Pošto se koristi hibridni sistem, pretpostavlja se da fotonaponski moduli obezbeđuju oko polovinu godišnje potrošnje. PV niz se sastoји od 24 modula koji su povezani u 12 paralelnih nizova po dva modula, tako da je nazivna snaga PV niza $P_n = 290 \cdot 24 = 6,96 \text{ kW}$. Izlazna snaga PV niza P_{PV} je niža od njegove nazivne snage zbog smanjenja efikasnosti definisanog koeficijentom η kao što je prikazano relacijom (5.7). Usvojena je vrednost od 0,9 za efikasnost koja uzima u obzir zaprljanje, starenje modula i uticaj temperature. Maksimalna snaga proizvodnje iz PV modula tokom analizirane godine iznosila je $6,44 \text{ kW}$. Na slici 18 prikazan je dijagram prozvodnje P_{PV} iz PV sistema za period od 7 dana u oktobru. Izabrana je sedmica u kojoj postoje dani sa manjom i većom proizvodnjom.

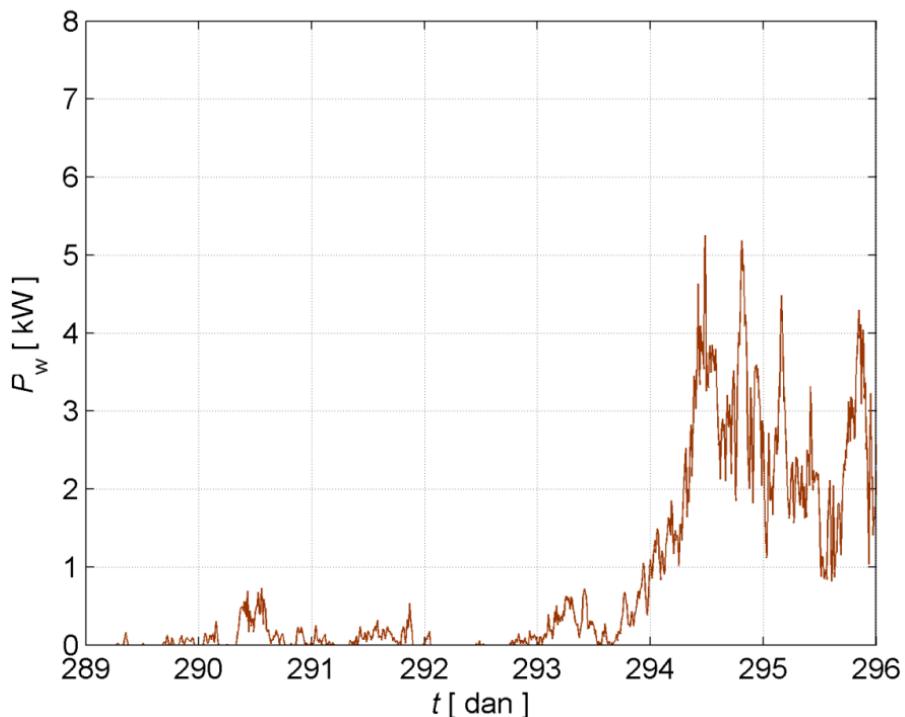
Na osnovu desetominutnih mernih podataka o brzini vetra na visinama od 60 m, 50 m, 40 m i 10 m, smeru vetra i temperaturi ambijenta u toku godine, izračunate su brzine vetra na visini od 20 m koristeći stepeni zakon [45]. Odabran je vetrogenerator sa sledećim karakteristikama: sinhroni generator sa stalnim magnetima, nazivne snage 5 kW , minimalne radne brzine vetra 3 m/s , nazivne brzine 10 m/s , maksimalne radne brzine vetra 25 m/s i prečnika rotora turbine $6,4 \text{ m}$ [61]. Proizvodnja energije vetrogeneratora se utvrđuje na osnovu krive snage vetrogeneratora i podataka o brzini vetra na visini od 20 m. Za vetrogenerator se izračunava izlazna DC snaga, pošto vetrogenerator treba da puni baterije. Usvojena je vrednost od 0,93 za efikasnost AC/DC pretvarača snage. U periodima većih brzina vetra maksimalna snaga vetrogeneratora na rotoru može dostići vrednost do $7,22 \text{ kW}$. Iako vetrogenerator može dostići visoku snagu pri jakim udarima vetra, on je obično programiran da se isključi ili ograniči svoju snagu na određeni nivo kada brzina vetra pređe neki prag, obično između 25 m/s i 30 m/s . Na slici 19 prikazana je kriva snage vetroagregata [61]. Na slici 20 prikazan je dijagram snage proizvodnje P_w iz vetrogeneratora za period od 7 dana.



Slika 18. Dijagram snage proizvodnje iz PV modula za period od 7 dana



Slika 19. Kriva snage vetroagregata

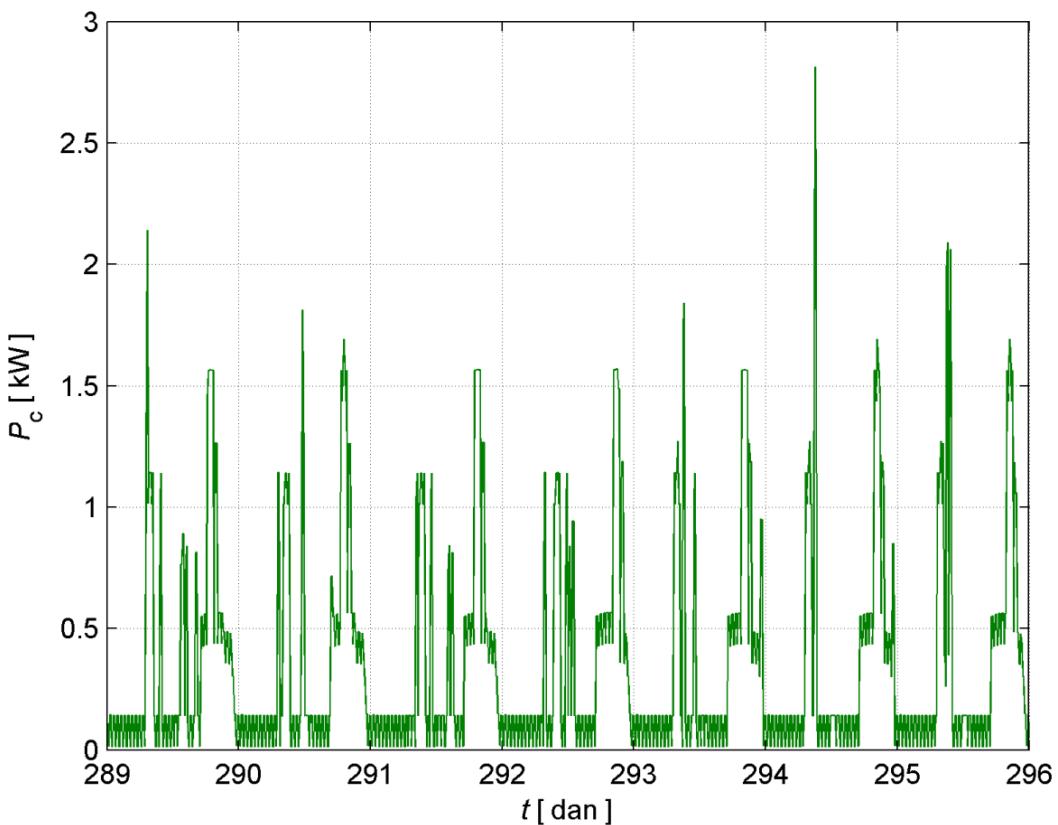


Slika 20. Dijagram snage proizvodnje iz vetrogeneratora za period od 7 dana

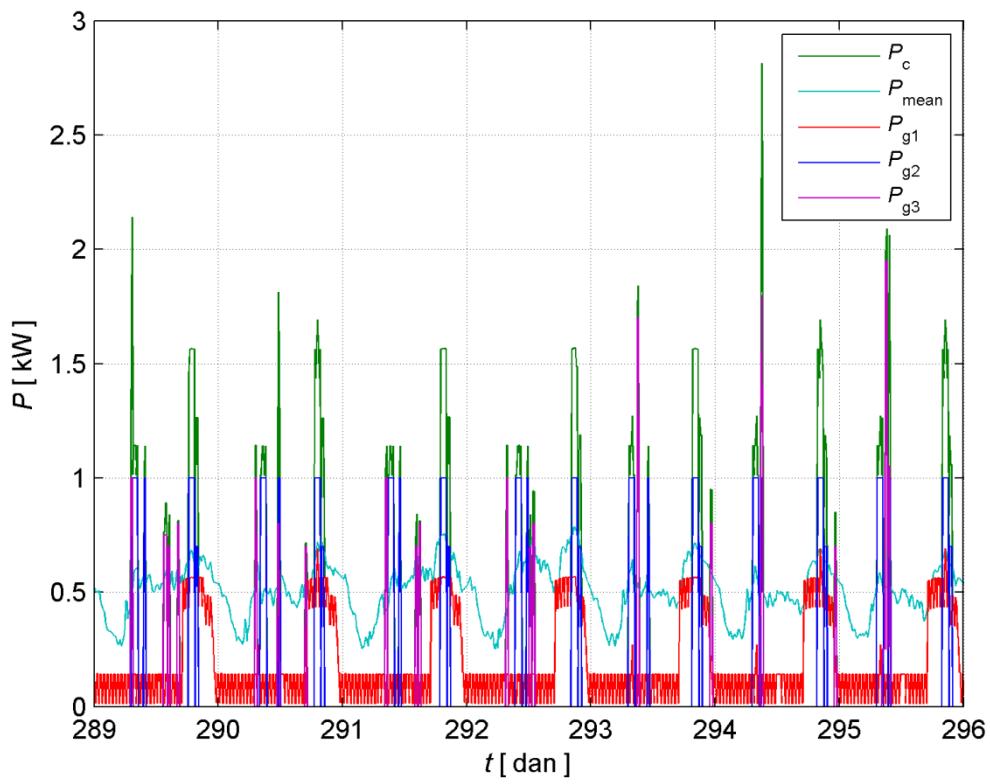
Za skladištenje energije izabrana je litijum-jonska baterija nazivnog kapaciteta $(Ah)_b=110$ Ah, napona $U_b = 24$ V i efikasnosti 0,95. Sistem baterija se sastoji od 12 baterija koje su povezane u 6 paralelnih nizova po dve baterije. Vrednosti faktora $MDOD = 0,85$ i $TDR = 0,9$ za litijum-jonsku bateriju su prepostavljene za najnižu izmerenu temperaturu od $-18,8$ °C u decembru [62].

Za razmatrani autonomni sistem, korišćen je invertor sa nazivnom snagom od 12 kW i efikasnošću od 0,93. Dijagram potrošnje je modelovan na novi način koji uzima u obzir grupe kućnih aparata, nazivne snage ovih uređaja i pretpostavljeno vreme njihovog korišćenja. Angažovane snage pojedinih aparata raspoređene su prema očekivanim vremenima korišćenja za pojedine aparate, ali tako da njihova prosečna vrednost bude što bliža dijagramu prosečne potrošnje jednog domaćinstva.

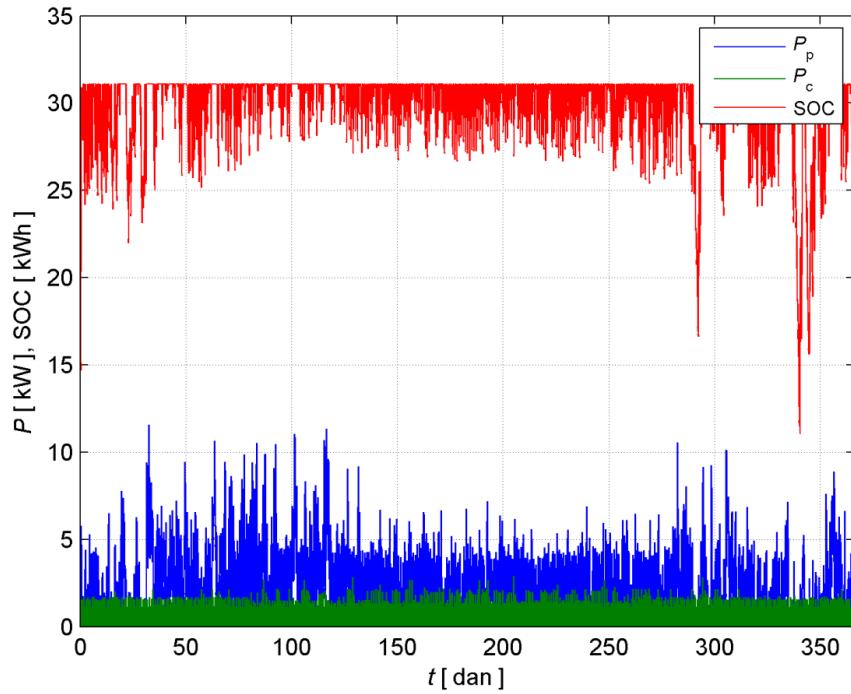
Na slici 21 prikazan je dijagram snage potrošnje za 7 dana. Slika 22 prikazuje dijagram snage potrošnje P_c domaćinstva koje sadrži pomenute tri grupe aparata, dijagram prosečne snage potrošnje P_{mean} domaćinstva, kao i dijagrame snage potrošnje po grupama aparata P_{g1} , P_{g2} i P_{g3} . Može se primetiti da varijacije snage potrošnje P_c domaćinstva prate varijacije snage na prosečnom dijagramu snage potrošnje P_{mean} . Na slici 23 dat je grafički prikaz ukupne snage proizvodnje P_p iz PV-vetrogeneratorskog sistema, ukupne snage potrošnje P_c i stanja napunjenosti (SOC) baterije tokom godine. Na slici su date snage potrošnje, proizvodnje iz OIE i SOC baterije da bi se videlo da se SOC povećava kada je snaga proizvodnje veća od snage potrošnje i da se SOC smanjuje kada je snaga proizvodnje manja od snage potrošnje. Sa slike 23 može se zaključiti da se aparati uvek napajaju energijom, što znači da je sistem dobro dimenzionisan. Da bi se sprečio nagli pad napona baterije, baterija se ne prazni ispod 20% navedenog kapaciteta. Na slici 24 prikazana je snaga potrošnja električne energije u mesecu decembru. Prethodni dijagrami su dobijeni korišćenjem softverskog paketa Matlab.



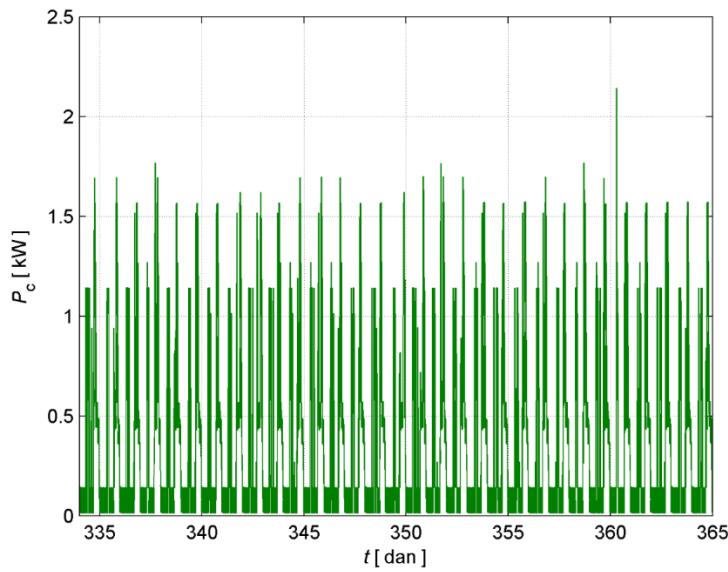
Slika 21. Dijagram snage potrošnje za period od 7 dana



Slika 22. Hibridni PV- vetrogeneratorski sistem bez primene upravljanja potrošnjom: dijagram snage potrošnje P_c , prosečni dijagram snage potrošnje P_{mean} i snage potrošnje po grupama aparata P_{g1} , P_{g2} i P_{g3} za period od 7 dana

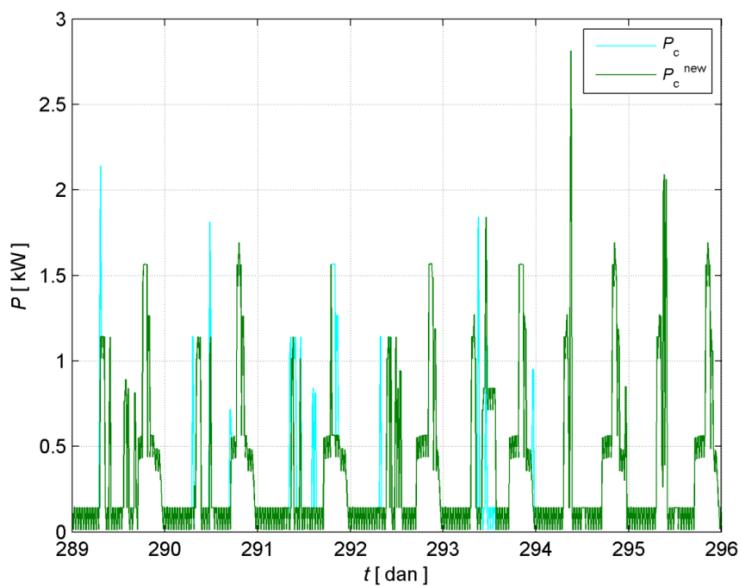


Slika 23. Hibridni PV-vetrogeneratorski sistem bez primene upravljanja potrošnjom: dijagram snage proizvodnja P_p , dijagram snage potrošnje P_c i SOC baterije tokom godine



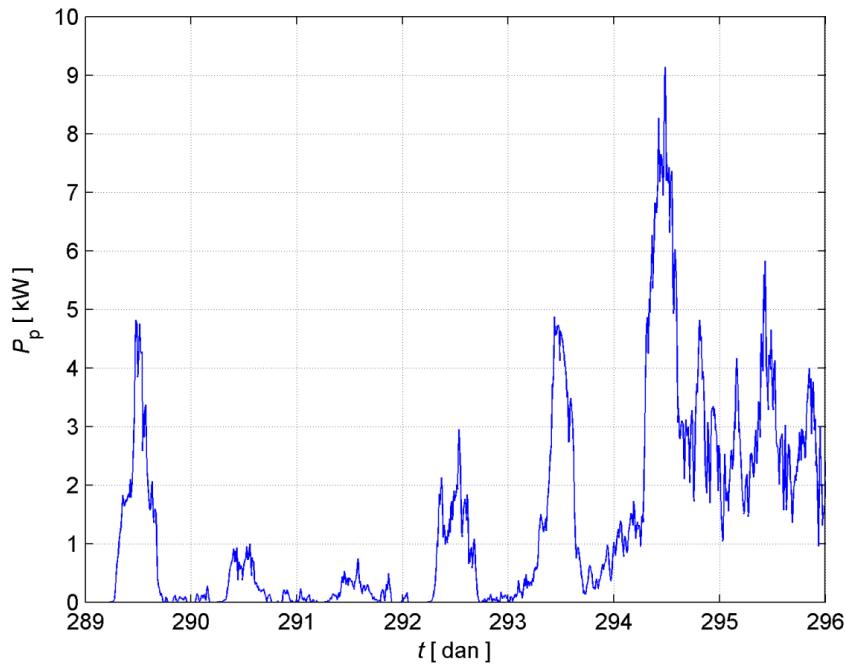
Slika 24. Dijagram snage potrošnje P_c za mesec decembar

Zahvaljujući PFC algoritmu, postignuto je optimalno snabdevanje potrošnjom jednog domaćinstva uz uštede u investicijama koje se odnose na litijum-jonske baterije, čiji je broj smanjen sa 12 na 8. Uz uštetu u baterijama smanjena je potrošnja za 2,64%. Udobnost korisnika nije značajno narušena tokom godine, budući da korisnik ima na raspolaganju praktično istu količinu energije. Samo povremeno za periode od nekoliko dana sa nedostatkom energije u autonomnom sistemu, korisnik mora da odloži upotrebu uređaja iz grupe G_2 i da ne koristi uređaje iz grupe G_3 . Na slici 25 prikazan je dijagram snage potrošnje P_c pre primene PFC algoritma i dijagram snage potrošnje P_c^{new} nakon primene PFC algoritma za period od 7 dana. Sa slike može se uočiti pomeranje potrošnje usled kašnjenja potrošnje grupe G_2 i isključenja potrošnje grupe G_3 , kao i veća potrošnja u zimskom periodu.

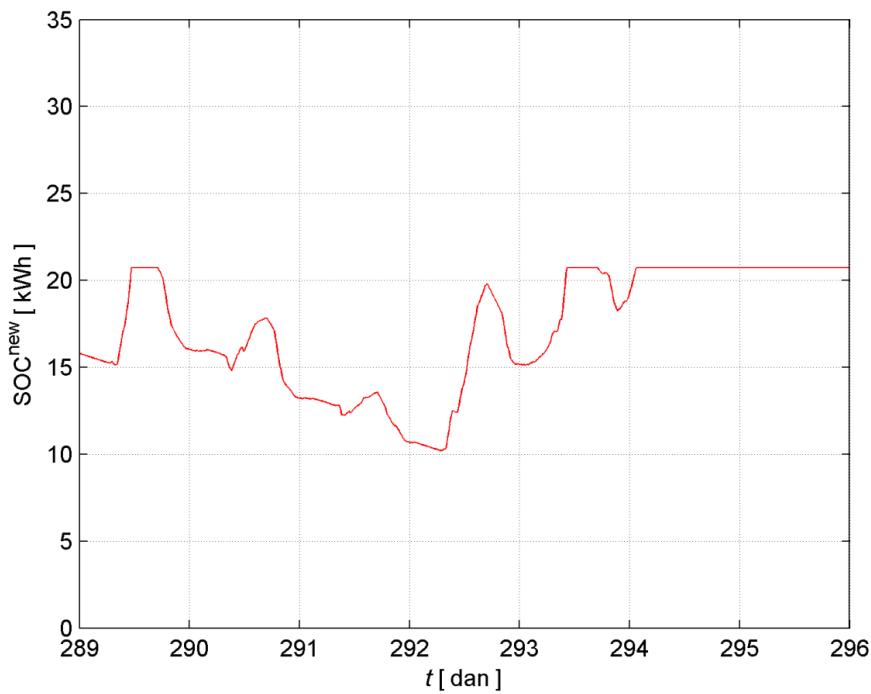


Slika 25. Hibridni PV-vetrogeneratorski sistem sa primenom PFC algoritma: snaga potrošnje pre P_c i posle P_c^{new} primene PFC algoritma za period od 7 dana

U cilju bolje analize hibridnog PV-vetrogeneratorskog sistema bez/са PFC algoritmom, poželjno je prikazati ukupnu snagu proizvodnje iz obnovljivih izvora energije i SOC baterija za vremenski period od 7 dana. Na slici 26 je prikazan dijagram ukupne snage proizvodnje iz PV-vetrogeneratorskog sistema P_p za analizirani period. Takođe, na slici 27 za pomenuti period od 7 dana prikazano je SOC^{new} baterija.



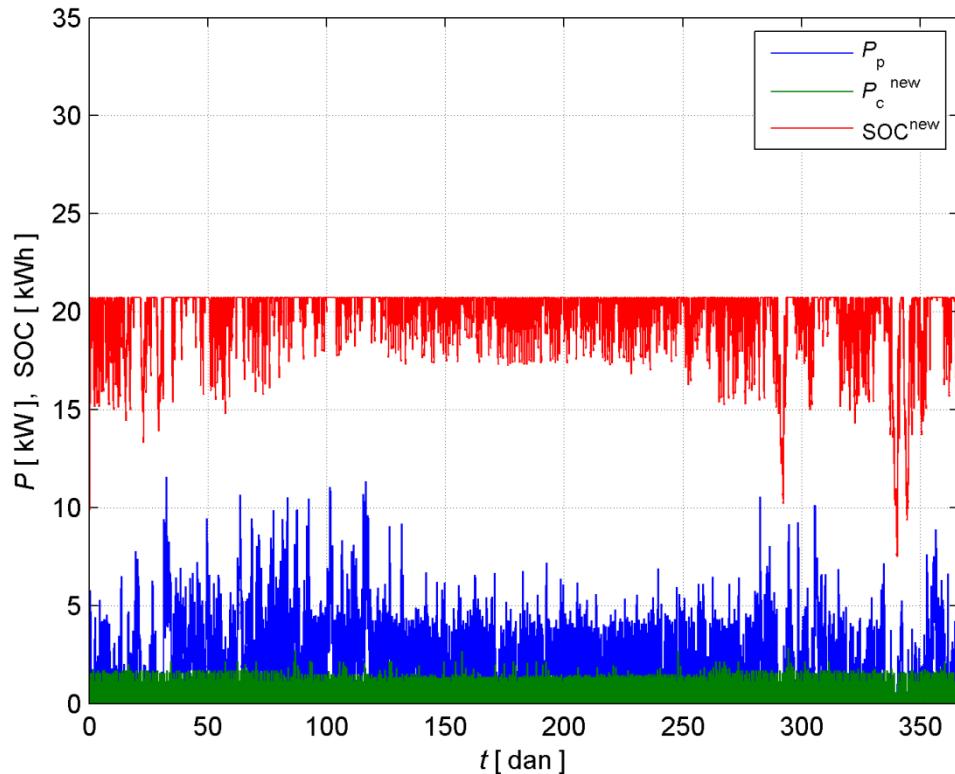
Slika 26. Ukupna snaga proizvodnje iz PV-vetrogeneratorskog sistema P_p za period od 7 dana



Slika 27. Novo SOC^{new} baterija nakon primene PFC algoritma za period od 7 dana

Dakle, analizirajući slike od 25 do 27 za navedeni vremenski interval uočeno je pomeranje potrošnje i njeno smanjenje, smanjenje kapaciteta baterija, te uticaj ukupne snage proizvodnje iz PV-vetrogeneratorskog sistema P_p . U periodima veće snage proizvodnje iz PV-vetrogeneratorskog sistema u odnosu na snagu potrošnje postignuto je napajanje potrebne i odgođene potrošnje, te omogućeno je punjenje baterije. U periodima manje snage proizvodnje iz PV-vetrogeneratorskog sistema od snage potrošnje, napajanje potrošača u domaćinstvu se postiže zahvaljujući baterijama.

Na slici 28 prikazan je godišnji pregled snage proizvodnje P_p iz PV-vetrogeneratorskog sistema, snage potrošnje u domaćinstvu P_c^{new} nakon primene PFC algoritma i novog stanja napunjenoosti baterija SOC^{new} . Sa slike 28 može se primetiti da se aparati uvek napajaju energijom.

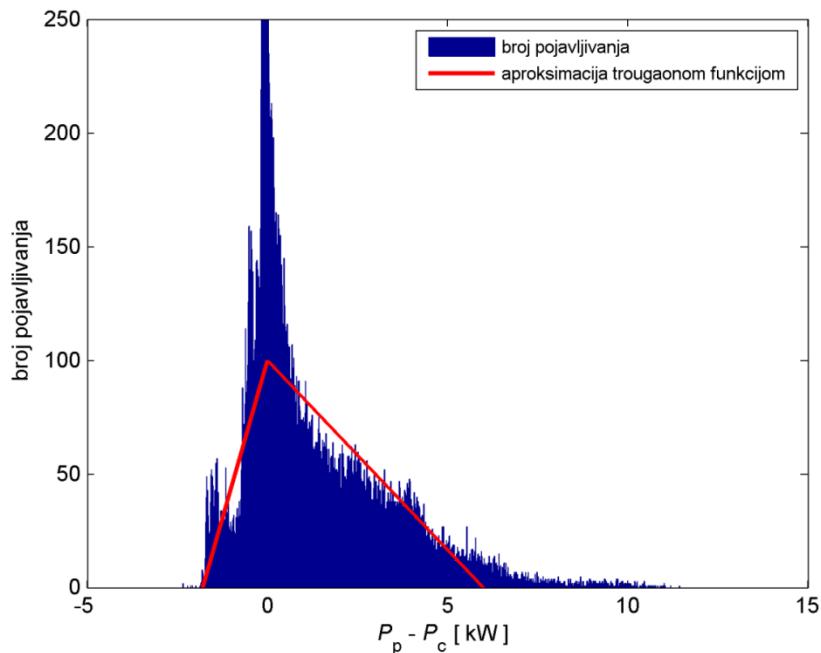


Slika 28. Hibridni PV-vetrogeneratorski sistem sa primenom PFC algoritma: snaga proizvodnja P_p , nova snaga potrošnje P_c^{new} i novo SOC^{new} baterije nakon primene PFC algoritma tokom godine

Drugi postupak za upravljanje grupama kućnih aparata koji se koristi u radu je fazi logički kontroler (FLC). Primenom FLC-a postignuto je i efikasno upravljanje grupama aparata u domaćinstvu. Cilj FLC-a je da obezbedi uključivanje pojedinih grupa uređaja u bilo kom trenutku u skladu sa trenutno raspoloživom energijom, uz zadržavanje udobnosti korisnika.

Da bi se odredio oblik funkcije pripadnosti za ulazne varijable FLC, potrebno je koristiti desetominutne podatke o ukupnoj proizvodnji fotonaponskog sistema i vetrogeneratora $P_p = P_{\text{pv}} + P_w$, kao i desetominutne snage potrošnje P_c domaćinstva. Na osnovu ovih podataka formiran je histogram pojavljivanja desetominutnih vrednosti (u intervalima od 0,01 W) razlike između snage proizvodnje i snage potrošnje $P_p - P_c$ tokom godine, kao što je prikazano na slici 29.

Prikladna aproksimacija prikazanog histograma je trougaona funkcija, a budući da histogram definiše funkciju gustine verovatnoće, za ulaznu varijablu $P_p - P_c$ odabran je trougaoni oblik funkcije pripadnosti. Razlika $P_p - P_c$ može biti Negativna (N), Nula i Pozitivna (P), kao što je prikazano na slici 30. Njima se pridružuju (respektivno) trapezoidne, trougaone i trapezoidne funkcije pripadnosti. Razlika $P_p - P_c$ između proizvodnje iz PV-generatorskog sistema i potrošnje je u rasponu od -20% do 100%, što je u skladu sa podacima merenja koji definišu razliku $P_p - P_c$. Trapezoidne, trougaone i trapezoidne funkcije (respektivno) korišćene su za funkcije pripadnosti stanja napunjenosti baterije Nisko, Srednje i Visoko, kao što je prikazano na slici 31. Status napunjenosti baterije ima vrednosti u opsegu od 0% do 100%, ali treba imati u vidu da je radni opseg stanja napunjenosti baterije od 20% do 100%, jer baterija ne sme da se isprazni ispod 20% nazivnog kapaciteta. Na slici 32 su date funkcije pripadnosti izlaza iz fazi ekspertskega sistema za grupu uređaja G_1 . Zvonaste raspodele su dodeljene verovatnoći uključenja pojedinačnih grupa uređaja, Veoma male (Vm), Srednje (Sr) i Veoma velike (Vv). Pomenute funkcije pripadnosti koje važe za grupu uređaja G_1 primenjuju se i na grupe uređaja G_2 i G_3 .

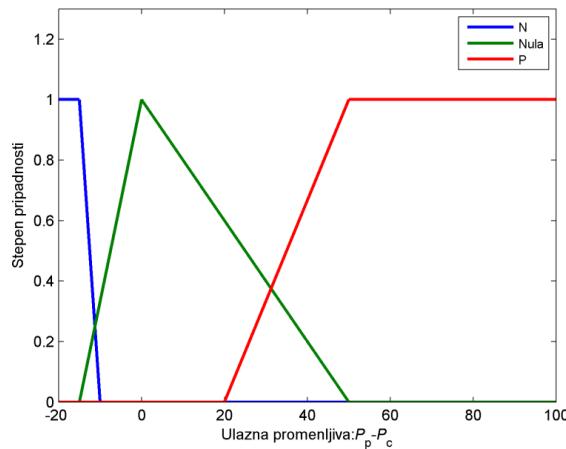


Slika 29. Histogram razlike između snage proizvodnje P_p i snage potrošnje P_c i njegova aproksimacija trougaonom funkcijom

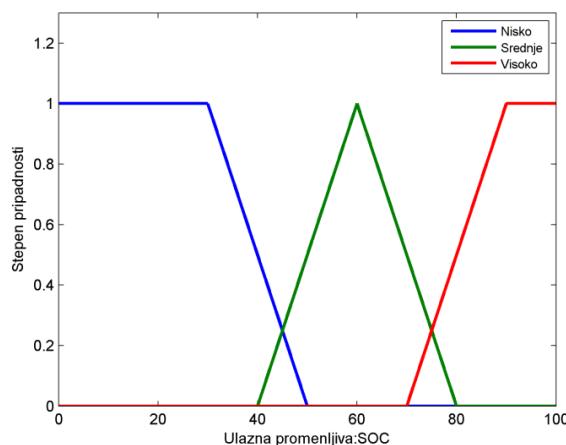
Formiranje baze pravila u ovom radu izvršeno je na osnovu Tabele 2. korišćenjem pravila „*If-then*” u kombinaciji sa logičkim operatorom „*and*”. Na slikama 33, 34 i 35 prikazani su 3D dijagrami koji predstavljaju verovatnoću uključivanja grupa uređaja G_1 , G_2 i G_3 u zavisnosti od stanja napunjenosti baterije SOC i razlike između snage proizvodnje P_p iz PV-vetrogeneratorskog sistema i snage potrošnje P_c , respektivno.

Primećuje se da najveću verovatnoću uključivanja ima grupa aparata G_1 , što je važno jer grupu G_1 čine prioritetni aparati za koje se očekuje da će uvek biti dostupni u domaćinstvu. Verovatnoća uključivanja za grupe uređaja G_2 je manja nego za grupu G_1 , što je i očekivano, jer grupu G_2 čine uređaji čije vreme uključivanja može biti odloženo. Grupe uređaja G_3 imaju najmanju verovatnoću

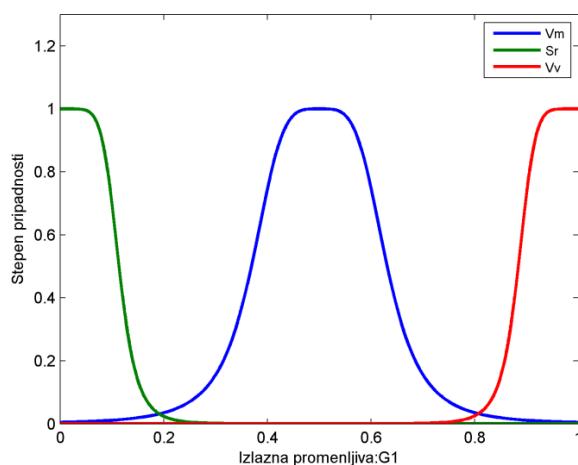
uključivanja, jer grupu G_3 čine uređaji koji ne moraju da se uključuju, odnosno uključuju se samo kada je SOC=Visoko i razlika $P_p-P_c=Nula$ ili $P_p-P_c=Pozitivna$ ili u slučaju kada je SOC=Srednje i razlika $P_p-P_c=Pozitivna$.



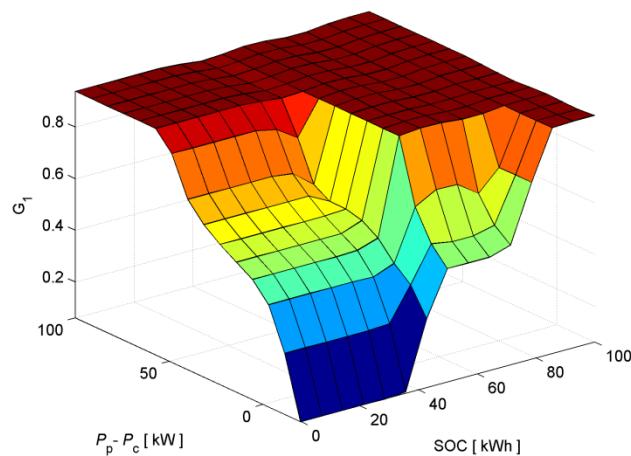
Slika 30. Funkcije pripadnosti ulaza u FLC: P_p-P_c



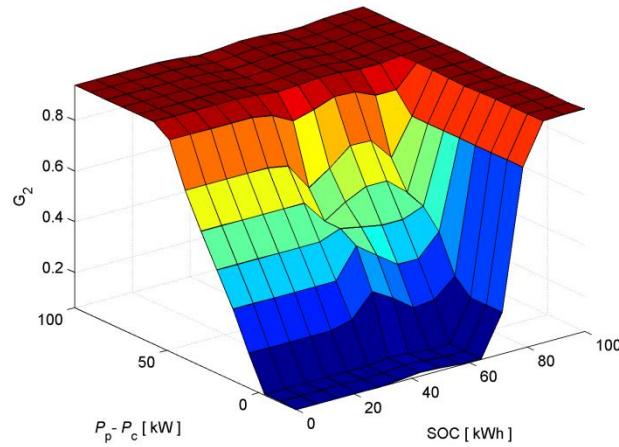
Slika 31. Funkcije pripadnosti ulaza u FLC: SOC



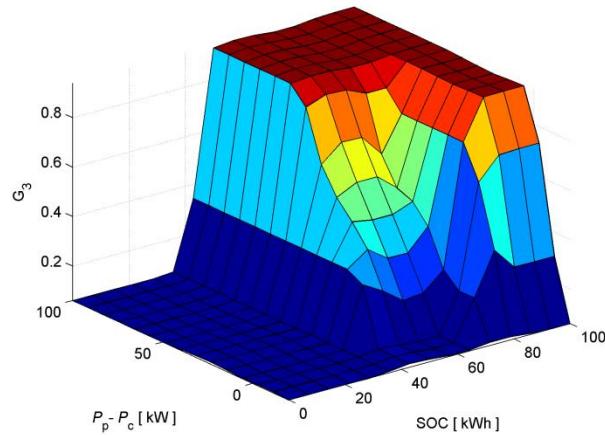
Slika 32. Funkcije pripadnosti izlaza u FLC za grupu uređaja G_1



Slika 33. Verovatnoća uključivanja grupe uređaja G_1



Slika 34. Verovatnoća uključivanja grupe uređaja G_2



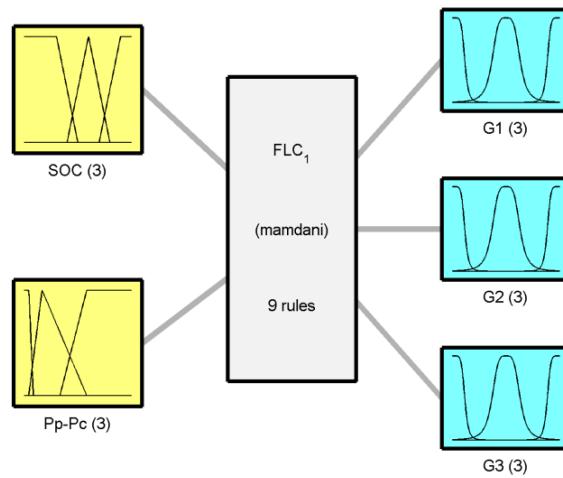
Slika 35. Verovatnoća uključivanja grupe uređaja G_3

Na slici 36 prikazan je FLC-a sa svojim ulazima, izlazima i brojem fazi pravila. Na slici 37, prikazan je dijagram snage potrošnje P_c pre primene FLC-a i dijagram snage potrošnje P_c^{new} nakon primene FLC-a za vremenski period od 7 dana. Pored pomeranja potrošnje usled kašnjenja

potrošnje grupe G_2 i isključenja potrošnje grupe G_3 , dolazi do blagog smanjenja potrošnje grupe uređaja G_1 kao posledica korišćenja FLC-a. Na slici 38 je za pomenuti period od 7 dana prikazano novo SOC^{new} baterija. Analizirajući ukupnu proizvodnju iz PV-vetrogeneratorskog sistema sa slike 26, te slike od 37 do 38 uočeno je pomeranje i veće smanjenje potrošnje u odnosu na slučaj sa primenom PFC algoritma. Navedeno smanjenje potrošnje je posledica manjeg kapaciteta baterija. Imajući u vidu da sa smanjenjem kapaciteta baterija se direktno smanjuju investicioni troškovi, FLC je dao bolje rezultate u poređenju sa PFC algoritmom. Slika 39 prikazuje ukupnu snagu proizvodnju P_p iz PV-vetrogeneratorskog sistema, ukupnu snagu potrošnje P_c^{new} i SOC^{new} baterije nakon primene FLC tokom godine. Na dijagramu se može videti da se smanjenjem broja baterija i primenom FLC postižu zadovoljavajući rezultati u pogledu snabdevanja električnom energijom korisnika domaćinstava.

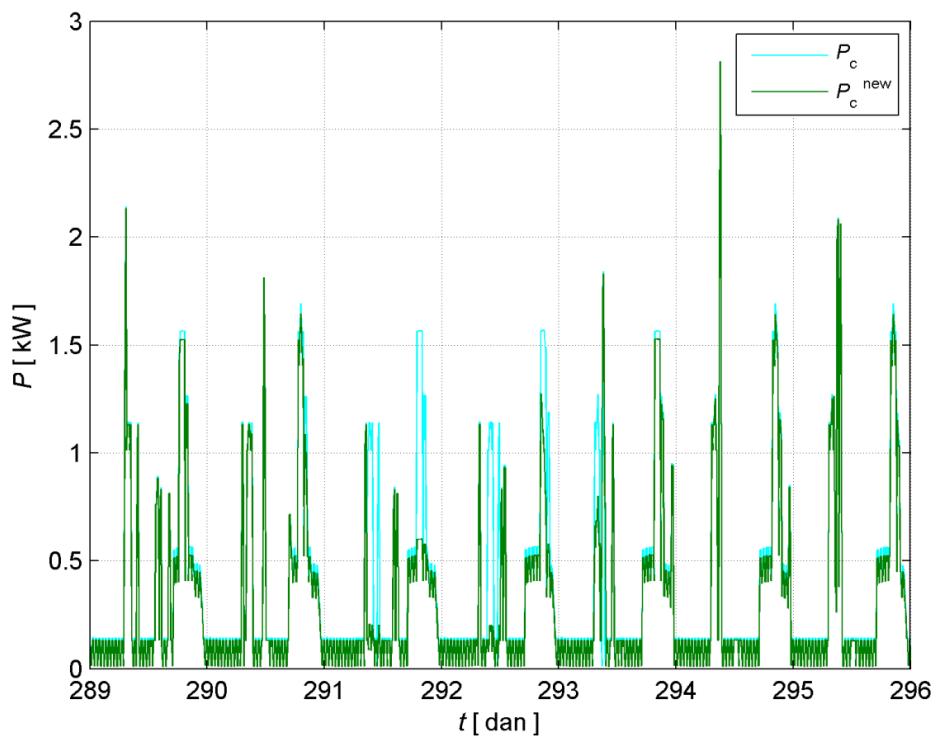
Tabela 2. FLC pravila

Br. pravila	Ulazi i izlazi iz FLC				
	$P_{\text{pv}}-P_c$	SOC	G_1	G_2	G_3
1.	Negativan	Nisko	Vm	Vm	Vm
2.	Nula	Nisko	Sr	Vm	Vm
3.	Pozitivan	Nisko	Vv	Vv	Vm
4.	Negativan	Srednje	Sr	Vm	Vm
5.	Nula	Srednje	Vv	Vm	Vm
6.	Pozitivan	Srednje	Vv	Vv	Vv
7.	Negativan	Visoko	Vv	Vv	Vm
8.	Nula	Visoko	Vv	Vv	Vv
9.	Pozitivan	Visoko	Vv	Vv	Vv

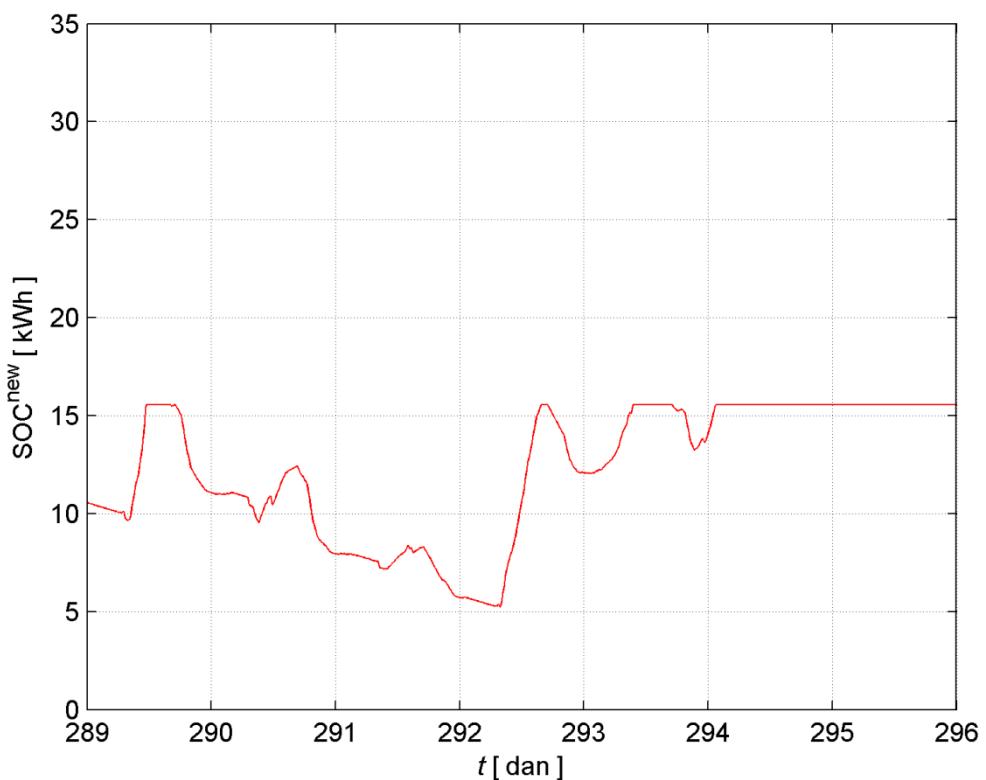


System FLC_1 : 2 inputs, 3 outputs, 9 rules

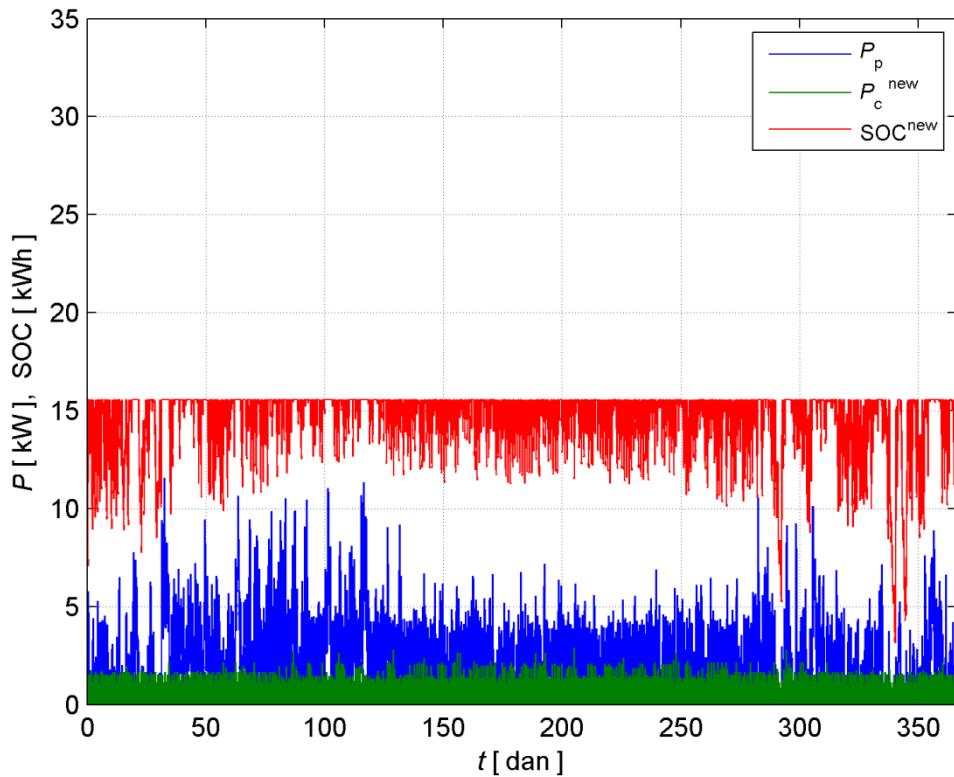
Slika 36. FLC sa ulazima i izlazima



Slika 37. Hibridni PV-vetrogeneratorski sistem sa primenom fazi logičkog kontrolera (FLC): snaga potrošnja pre P_c i posle P_c^{new} primene FLC za period od 7 dana



Slika 38. Novo SOC^{new} baterija nakon primene FLC za period od 7 dana

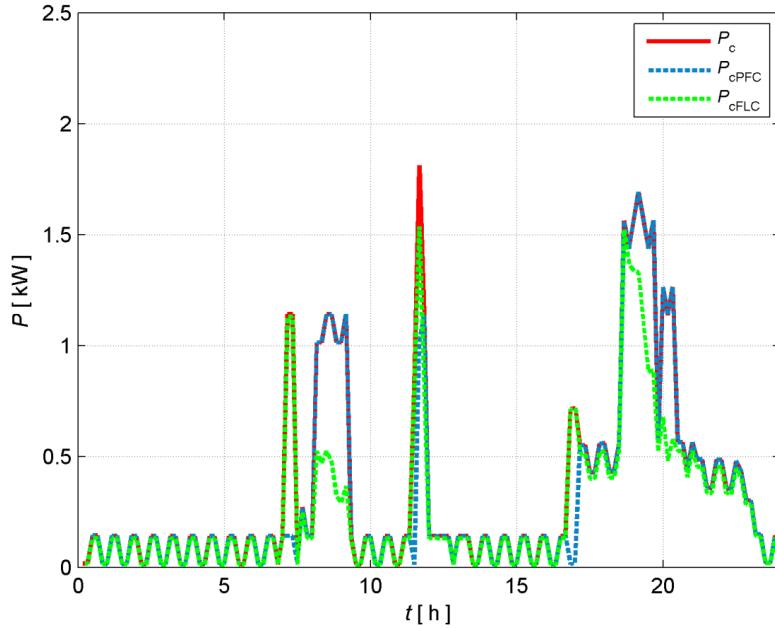


Slika 39. Hibridden PV-vetrogeneratorski sistem sa primenom fazi logičkog kontrolera (FLC): snaga proizvodnja P_p , snaga potrošnja P_c^{new} i SOC^{new} baterije nakon primene FLC u toku godine

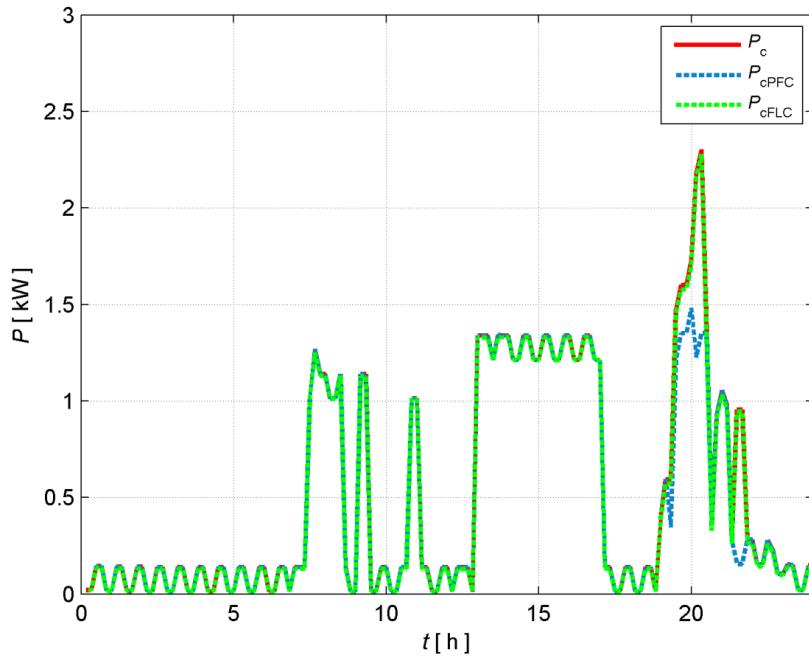
Zahvaljujući primeni FLC-a, postignuta je optimizacija potrošnje u domaćinstvu. Proces se odvija na sledeći način: odlaganje potrošnje iz grupe G_2 za neki povoljniji trenutak, isključivanje potrošača iz grupe G_3 . Kombinovanjem ovih strategija (odlaganja potrošnje i isključivanja određenih potrošača), ukupna potrošnja energije je smanjena za 3,43%, jer su uređaji koji nisu bili neophodni ili su mogli biti isključeni, privremeno prestali sa radom, a potrošnja je raspoređena efikasnije. Uvedenjem FLC-a, sistem postaje sposobniji da upravlja promenama u proizvodnji energije, kao i varijacijama u potrošnji, što znači da je moguće smanjiti broj baterija potrebnih za održavanje stabilnosti sistema, jer sistem bolje predviđa i koristi raspoloživu energiju. Smanjen je broj baterija sa 12 na 6, što donosi značajne finansijske uštede, uz održavanje efikasnosti sistema. Sistem je optimizovan kako bi kapacitet baterija uvek bio iznad 20%, čime se obezbeđuje dugotrajan rad i visoka pouzdanost. FLC precizno upravlja energijom iz obnovljivih izvora, čime se optimizuje punjenje baterija, a godišnja potrošnja energije smanjena je za 3,43%, što neznatno poboljšava energetsku efikasnost bez ugrožavanja komfora korisnika.

Povremeno za periode od nekoliko dana sa nedostatkom energije u autonomnom sistemu potrebno je blago smanjenje upotrebe aparata iz grupe G_1 , odloženo korišćenje aparata iz grupe G_2 i nekorišćenje aparata iz grupe G_3 . Na slici 40 prikazan je karakteristični dijagram potrošnje za zimsku sezonu sa satnom rezolucijom, za slučaj bez primene upravljanja potrošnjom P_c , sa primenom PFC algoritma P_{cPFC} i sa primenom FLC-a P_{cFLC} . Na slici 41 prikazan je karakteristični dijagram potrošnje za letnju sezonu sa satnom rezolucijom, za slučaj bez primene upravljanja

potrošnjom P_c , sa primenom PFC algoritma P_{cPFC} i sa primenom FLC-a P_{cFLC} . Sa slika 40 i 41 se uočava da je smanjenje i pomeranje potrošnje ostvareno primenom PFC algoritma i FLC-a.



Slika 40. Karakterističan dnevni dijagram potrošnje za zimsku sezonu bez primene upravljanja potrošnjom P_c , sa primenom PFC algoritma P_{cPFC} i sa primenom FLC-a P_{cFLC}



Slika 41. Karakterističan dnevni dijagram potrošnje za letnju sezonu bez primene upravljanja potrošnjom P_c , sa primenom PFC algoritma P_{cPFC} i sa primenom FLC-a P_{cFLC}

Za određivanje karakterističnih dnevnih dijagrama potrošnje korišćen je algoritam koji se zasniva na minimumu sume kvadrata odstupanja dijagrama snaga potrošnje od usrednjenoj dijagrama.

Prema ovom algoritmu, u razmatranom periodu se traži dan za koji suma apsolutnih vrednosti odstupanja desetominutnih snaga od srednjih desetominutnih snaga ima minimalnu vrednost [63]

Kada se porede PFC algoritam i FLC za upravljanje potrošnjom, može se reći da obe metode obezbeđuju značajne uštede u investicionim troškovima. Usvojena cena PV sistema je 0,7 EUR/W, a cena jedne baterije 382 EUR [64,65]. Sa stanovišta korisnika, PFC metoda obezbeđuje visoku pouzdanost napajanja najvažnijih uređaja u kritičnim periodima, po cenu većeg broja baterija. FLC metoda je fleksibilnija u pogledu snabdevanja aparata električnom energijom, zbog kontinuiranog prelaza između grupa uređaja različitog značaja. Prednost ovakvog načina upravljanja vidljiva je u jednostavnosti i lakoći razumevanja za korisnika zahvaljujući primeni fazi pravila koji su prilagođeni svim aparatima u jednom domaćinstvu. Promenljive koje se pojavljuju u bazi pravila su jezičke varijable i stoga su prihvatljive za svakog korisnika, pa je moguće menjati pravila po želji korisnika ili dodati nove uređaje koji su važni u tom domaćinstvu.

U nastavku su dati izrazi za izračunavanje početne investicije u PV sistem, troškova održavanja, diskontovanih troškova održavanja, ukupnog troška PV sistema i cenu baterijskog sistema. Početna investicija u PV sistem $C_{\text{poc_PV}}$ se izračunava na osnovu sledećeg izraza:

$$C_{\text{poc_PV}} = P \cdot n \cdot 0,7 \quad (5.29)$$

gde je P nazivna snaga PV modula, a n je ukupan broj PV modula. Usvojeni su investicioni troškovi fotonaponskog sistema od 0,7 EUR/W [64].

Za male PV sisteme, troškovi održavanja tipično iznose 1% početne investicije u PV sistem:

$$C_{\text{odr}} = 0,01 \cdot C_{\text{poc_PV}} \quad (5.30)$$

Diskontovani troškovi održavanja C_{dis} za poznatu vrednost troškova održavanja C_{odr} u periodu od $k=1, \dots, 24$ godine i sa interesnom stopom $r=8\%$ izračunavaju se na osnovu sledećeg izraza:

$$C_{\text{dis}} = \sum_{k=1}^{24} C_{\text{odr}} / (1+r)^k \quad (5.31)$$

Ukupna cena PV sistema C_u je zbir početnog ulaganja u PV sistem $C_{\text{poc_PV}}$ i diskontovanih troškova održavanja C_{dis} za period od 24 godine:

$$C_u = C_{\text{poc_PV}} + C_{\text{dis}} \quad (5.32)$$

Na osnovu prethodnih izraza dobija se da je ukupna cena PV sistema 5385 EUR.

Cena baterije C_b se računa kao proizvod cene jedne baterije C_{b1} i ukupnog broja baterija n_b :

$$C_b = C_{b1} \cdot n_b \quad (5.33)$$

Nakon isteka 12 godina potrebno je kupiti nove baterije, pa je ukupna cena baterijskog sistema prikazana sa sledećim izrazom:

$$C_{bu} = C_b + C_b / (1+r)^{12} \quad (5.34)$$

Usvojena je cena jedne baterije od 382 EUR [65], a ukupna cena korišćenog baterijskog sistema bez primene upravljanja potrošnjom za period od 24 godine iznosi 6404,4 EUR. Cena vetrogeneratora

je 1569,61 EUR [66], a cena invertora je 587,22 EUR [67]. Ukupna cena investicije za autonomni PV-vetrogeneratorski sistem bez upravljanja potrošnjom je 13946,23 EUR. Sa primenom algoritma PFC smanjen je broj baterija sa 12 na 8, pa ukupni investicioni troškovi u ovom slučaju iznose 11784,43 EUR. Sa primenom FLC-a smanjen je broj baterija sa 12 na 6, pa ukupni investicioni troškovi u ovom slučaju iznose 10717,03 EUR. Na osnovu investicionih troškova najpovoljnija opcija za korisnika je autonomni PV-vetrogeneratorski sistem sa upravljanjem potrošnjom pomoću FLC-a.

5.6 Rezime upravljanja potrošnjom u izolovanoj mikromreži

Za izolovane mikromreže važno je najpre utvrditi koji OIE dominiraju na datom području, kako bi se na osnovu toga odabrali odgovarajući izvori električne energije. U ovom slučaju je analiziran autonomni PV-vetrogeneratorski sistem sa skladištenjem energije. Optimizacija sistema izvedena je na osnovu identifikacije kritičnog meseca, odnosno perioda sa minimalnom proizvodnjom iz OIE, uz određivanje broja uzastopnih oblačnih dana bez prisustva vетра. Predložena je procedura za određivanje dijagrama potrošnje električne energije jednog domaćinstva. Upravljanje potrošnjom u okviru izolovane mikromreže ostvareno je primenom PFC algoritma i FLC. Zahvaljujući efikasnom upravljanju potrošnjom, moguće je smanjiti kapacitet potrebnih baterija i ukupnu potrošnju električne energije, pri čemu se vodi računa da se ne naruši komfor korisnika.

5.7 Zaključak

U ovom poglavlju disertacije prikazani su inovativni algoritmi za efikasno upravljanje snagom i potrošnjom, kao i procedura za dimenzionisanje autonomnog PV-vetrogeneratorskog sistema sa skladištenjem energije. Procedura za dimenzionisanje sistema zasniva se na određivanju kritičnog meseca u godini u pogledu gustine sunčeve energije i energije veta i broja uzastopnih oblačnih dana bez veta, kao i na proceni dijagrama potrošnje domaćinstva uvažavajući nazivnu snagu i vreme korišćenja aparata iz domaćinstva. Performanse hibridnog autonomnog sistema su upoređene sa performansama hibridnog sistema sa upravljanjem potrošnjom korišćenjem algoritma za upravljanje snagom i fazi logičkog kontrolera. Algoritam za upravljanje snagom (PFC algoritam) smanjuje investicione troškove baterija za 33%, obezbeđuje visoku pouzdanost napajanja i blago smanjuje potrošnju za 2,64%, zadržavajući udobnost korisnika. Međutim, PFC algoritam ne uzima u obzir nesigurnost ulaznih podataka i komplikovan je za krajnjeg korisnika u smislu programiranja, kontrole i razumevanja. U cilju jednostavnijeg upravljanja opterećenjem, korišćen je fazi logički kontroler (FLC) koji kao ulaz koristi razliku između snaga proizvodnje i potrošnje, kao i SOC baterije, a na osnovu baze pravila aktivira verovatnoće uključivanja pojedinih grupa uređaja. Kao rezultat primene FLC-a u procesu upravljanja opterećenjem, broj baterija je smanjen za 50%, potrošnja je smanjena za 3,43%, dok komfor korisnika nije značajno narušen. Pošto su akumulatorske baterije najskuplja komponenta autonomnog sistema, postignute su značajne finansijske uštede. Pored navedenih ušteda, prednost ove metode ogleda se u jednostavnosti, razumljiva je korisnicima, laka za implementaciju i korišćenje u realnom vremenu, dok je korisniku obezbeđeno optimalno snabdevanje električnom energijom. Takođe, postoji mogućnost izmene pravila i njihovog dodavanja, a sve u skladu sa zahtevima korisnika. Sve navedeno dokazuje da je primena fazi logike u upravljanju potrošnjom ekonomski opravdana, fleksibilna i pouzdana.

6 RAZLIČITI KONCEPTI MREŽNO POVEZANIH MIKROMREŽA SA PLANIRANJEM POTROŠNJE KORISTEĆI FAZI LOGIKU

6.1 Uvod

U današnje vreme sve su veća ulaganja u obnovljive izvore energije u poređenju sa konvencionalnim izvorima energije. Razlozi za to su ispunjavanje obaveza u okviru evropskih sporazuma vezanih za integraciju obnovljivih izvora, smanjenje emisije ugljen-dioksida (CO_2), te različiti podsticaji za proizvodnju električne energije iz obnovljivih izvora energije. Osnovni cilj smanjenja emisije štetnih gasova se odnosi na zaustavljanje globalnog rasta temperature na površini zemlje ispod 2 °C. Solarne i vetroelektrane doživljavaju veliku ekspanziju u gradnji, a postoji i veliki trend povećanja kapaciteta fotonaponskih sistema priključenih na distributivnu mrežu.

Prema zakonu o OIE republice Srbije povlašćeni proizvođač električne energije iz OIE je pravno lice ili preduzetnik koji proizvodi električnu energiju iz obnovljivih izvora i ostvaruje pravo na *feed-in* tarifu ili tržišnu premiju u skladu sa ovim zakonom. Tržišna premija predstavlja dodatak na tržišnu cenu električne energije koji se isplaćuje korisnicima premije za energiju koju isporučuju na tržište. Ova premija se određuje kroz proces aukcija, a visina se izražava u evrocentima po kWh. Za elektrane snage manje od 500 kW i vetroelektrane manje od 3 MW se može dobiti *feed-in* tarifa, a ona podrazumeva podsticajne otkupne cene koja se garantuje po kWh u toku podsticajnog perioda. Na osnovu Zakona o korišćenju OIE, predloženo je da garantovani snabdevač preuzima balansnu odgovornost za sve proizvođače iz OIE do uspostavljanja likvidnog organizovanog unutardnevног tržišta električne energije. Zahvaljujući navedenom zakonu uvode se novi koncepti kupac-proizvođač i zajednica obnovljivih izvora energije. Kupac-proizvođač ima pravo da samostalno proizvodi električnu energiju za sopstvenu potrošnju, skladišti električnu energiju za sopstvene potrebe i da višak proizvedene električne energije isporuči u distributivni sistem. Ako je korisnik domaćinstvo, instalisana snaga ne sme prelaziti 10,8 kW. Ako korisnik nije domaćinstvo, maksimalna dozvoljena instalisana snaga iznosi 150 kW. Domaćinstva koriste sistem neto merenja (*Net Metering*). Ovaj sistem omogućava domaćinstvima da koriste svoju proizvodnju električne energije iz obnovljivih izvora (najčešće iz fotonaponskih sistema) za pokrivanje vlastite potrošnje, a višak proizvedene energije šalju u elektrodistributivnu mrežu [68].

Pod pojmom mikromreža se podrazumeva upravljiva grupa proizvođača i potrošača sa malim instalanim snagama kao što su solarne elektrane, vetrogeneratori, gorivne ćelije i sistemi za skladištenje energije. Razlikuju se dve vrste mikromreža, a to su autonomne mikromreže i mikromreže priključene na distributivnu mrežu. Zahvaljujući mikromrežama, povećava se pouzdanost i fleksibilnost distributivnih mreža, čime se omogućava integracija distribuiranih obnovljivih izvora energije [69]. Ukoliko je mikromreža implementirana na distributivnu mrežu, onda za takvu distributivnu mrežu se kaže da je aktivna. Svaka aktivna distributivna mreža povećava stepen pouzdanosti u pogledu napajanja potrošača, što je od velikog značaja pri kvarovima i poremećajima u prenosnoj mreži. Sa povećanjem broja izvora energije u distributivnoj mreži postiže se veća pouzdanost koja se odnosi na snabdevanje potrošača. Veći stepen pouzdanosti se takođe postiže ako postoje sistemi za skladištenje energije. Prisustvo izvora energije u distributivnoj mreži može povoljno uticati na smanjenje zagušenja u distributivnoj mreži,

na smanjenje tokova električne energije iz prenosne u distributivnu mrežu, kao i na smanjenje gubitaka u prenosu električne energije.

Efikasnost mikromreže se povećava ako postoji mogućnost upravljanja tokom električne energije između proizvođača na distributivnom nivou, potrošača i sistema za skladištenje energije, posebno ako postoji mogućnost upravljanja potrošnjom. Mnogi autori su se bavili algoritmima i metodama optimizacije za povećanje efikasnosti kombinovanjem različitih obnovljivih izvora energije i sistema za skladištenje energije u distributivnoj mreži. Radovi [70-72] dali su pregled različitih metoda, rešenja i tehnologija koje se koriste za postizanje optimalnog rada, raspodelu energije i povećanje pouzdanosti sistema, kako u autonomnim mikromrežama, tako i u mrežno povezanim mikromrežama. Rad [73] daje pregled genetičkih algoritama, fazi logike, optimizacije roja čestica (PSO - *Particle Swarm Optimization*) i drugih tehnika optimizacije toka snage u hibridnim sistemima. U [74] je modelovan i optimizovan mrežno povezan PV/vetrogeneratorski hibridni sistem korišćenjem PSO-fazi algoritma. U [75], autori su za mrežno povezanu mikromrežu predstavili novu inteligentnu metaheurističku metodu za određivanje kapaciteta baterije zasnovanu na fazi logici i algoritmu sivih vukova (FL-GWO). Sistem za upravljanje energijom pomoću fazi logike predstavljen je u [76] i omogućava korišćenje solarnih i vetrogeneratorskih izvora u realnom vremenu na najefikasniji način, čime se obezbeđuje kontinuirano snabdevanje električnom energijom. U radu [77] razmatran je autonomni PV-vetrogeneratorski-baterijski sistem, dok je u radu [78] razmatrana mrežno povezana mikromreža, pri čemu se u oba slučaja koristi fazi logički kontroler (FLC – *Fuzzy Logic Controller*) da obezbedi ravnotežu između proizvodnje i potrošnje, održavajući stanje napunjenosti baterije u dozvoljenim granicama. Takođe je važno da se prilikom korišćenja mikromreže obezbedi odgovarajući kvalitet električne energije, odnosno da se obezbedi odgovarajuća vrednost napona, frekvencije, kao i vrednost faktora snage. U [79], autori su se bavili primarnom regulacijom frekvencije mikromreže sa vetroturbinom koristeći FLC koji kontroliše ugao zakretanja lopatica vetroturbine. Autori [80] su proučavali uticaj distributivnog generatora na harmonike u mikromreži. Rad [81] predlaže konzervativnu teoriju snage i tehniku upravljanja harmonijskim i reaktivnim kompenzatorima za intelligentne mikromreže, u kojima izobličenje napona napajanja i varijacije frekvencije mogu biti nezanemarljive.

Sa ekonomске tačke gledišta, što je veća efikasnost mikromreže, to je isplativija. U [82] je predložen optimalni algoritam koji za cilj ima minimiziranje potrošnje električne energije kod korisnika u skladu sa tarifama i iz perspektive dobavljača energije ima za cilj minimiziranje potražnje za energijom, s obzirom na karakteristike uređaja i obrazac ponašanja ljudi. Energija proizvedena iz fotonaponskih sistema može se skladištiti u baterijama i zatim koristiti tokom perioda sa velikom potrošnjom energije za snabdevanje potrošača u distributivnoj mreži. Fazi logički kontroler dat u [83] može podešiti svoje parametre i minimizovati broj fazi pravila. Glavni cilj je bio upravljanje tokom snage u modelu mikromreže i maksimiziranje ekonomskog povrata kada je mikromreža opremljena sistemom za skladištenje energije. U radu [84] je postignuto planiranje mikromreža za dan unapred korišćenjem fazi ekspertskega sistema za upravljanje izlaznom snagom sistema za skladištenje energije na osnovu zahteva potrošnje, dostupnosti energije vetra i cena električne energije. Studija [85] koristi intelligentno upravljanje energijom za mikromrežu i fazi logički ekspertskega sistema za planiranje kapaciteta baterija uz minimiziranje troškova i emisije gasova staklene bašte. Rad [86] predstavlja mikromrežu za napajanje

domaćinstva koja koristi jednostavan FLC u cilju minimizacije fluktuacija i vrednosti vršne snage razmene sa mrežom, pri čemu je vrednost skladištene energije u baterijama unutar sigurnosnih granica. U [87] je prikazan sistem upravljanja energijom zasnovan na fazi logici koji ima za cilj smanjenje prosečnog vršnog opterećenja i operativnih troškova kroz arbitražni rad sistema za skladištenje energije. U [88], optimizovani FLC je usvojen kao modul za donošenje odluka za upravljanje protokom energije u mikromreži uz podršku akumulatorskih baterija za poboljšanje prodaje energije na tržištu. Rad [89] predstavlja inteligentnu ekonomsku strategiju za pametne mreže koja je zasnovana na fazi logici da bi se minimizirale fluktuacije profila snage mreže, pošto su proizvodnja iz obnovljivih izvora i zahtevi potrošnje smatrani nekontrolabilnim. Rad [90] se bavi optimalnim strategijama upravljanja energijom za vetrogeneratore povezane sa mrežom sa sistemom za skladištenje energije u baterijama, radi maksimiziranja operativnog profita. Efikasno upravljanje snagom i dimenzionisanje autonomnog PV-vetrogeneratorskog sistema sa skladištenjem energije predstavljeno je u [60]. Rezultati postignuti primenom PFC algoritma smanjili su investicione troškove baterija za 33% i blago smanjili potrošnju za 1,35%. Značajno bolji rezultati postignuti su upotrebom fazi logičkog kontrolera, koji je smanjio broj baterija za 50% i smanjio potrošnju za 4,9%, dok komfor korisnika nije značajno narušen. U [91] predložen je algoritam aproksimativnog dinamičkog programiranja kako bi se maksimizirao profit generisan prodajom prekomerno proizvedene energije iz obnovljivih izvora i minimizirali troškovi kako bi se zadovoljili zahtevi potrošnje u mikromreži. U [92] su predložena tri modela optimizacije i strategije koordinacije za različite potrošače električne energije u zajednici, sa ograničenjima rada mikromreže: minimizacija računa za električnu energiju, zelena potrošnja i pouzdanost snabdevanja električnom energijom.

U ovom poglavlju disertacije je predložena metodologija za efikasno upravljanje tokovima snage i potrošnjom u mikromreži sa PV sistemom, u cilju postizanja optimalne razmene energije sa distributivnom mrežom. Proračun je baziran na neto obračunu između kupca-proizvođača i distributivne mreže, koristeći koncept neto merenja. Kupac-proizvođač u ovom slučaju je domaćinstvo koje na svojim unutrašnjim instalacijama ima priključen sistem za proizvodnju električne energije iz obnovljivih izvora energije [93]. Razmatrani su koncepti mikromreža sa i bez skladištenja energije. Predstavljena metodologija omogućava korisniku da sagleda prednosti i nedostatke svake varijante sistema, te da izabere efikasan i optimalan koncept mikromreže prema odgovarajućim mogućnostima i kriterijumima.

6.2 Određivanje osnovnih veličina u mrežno povezanim mikromrežama sa PV sistemom

Proizvođač deklariše naznačenu snagu PV modula koja važi za standardne uslove. Ukupna instalisana snaga fotonaponskog panela zavisi od redno-paralelno vezanih modula N i računa se pomoću sledećeg izraza [94]:

$$P_{DC} = NP_{DC(STC)I} \quad (6.1)$$

pri čemu je $P_{DC(STC)I}$ naznačena snaga PV modula koju deklariše proizvođač za standardne uslove.

Povećanje temperature utiče na smanjenje snage PV modula. Iz navedenog razloga se računa temperaturni koeficijent η_T koji uvažava smanjenje efikasnosti modula zbog povećanja temperature u odnosu na standardnu vrednost od 25 °C [1]:

$$\eta_T = 1 + \alpha \cdot (T_{PV} - 25) \quad (6.2)$$

gde je α koeficijent smanjenja snage PV modula usled povećanja temperature iznad standardne (25°C) i obično je oko $-0,4\%/\text{ }^{\circ}\text{C}$.

AC snaga koju fotonaponski sistem predaje distributivnoj mreži je umanjena u odnosu na DC snagu koja se odnosi na standardne uslove i određuje se pomoću sledećeg izraza [94]:

$$P_{PV} = P_{DC(STC)} \cdot \eta_D \cdot \eta_M \cdot \eta_T \cdot \eta_{inv} \cdot \frac{I_C}{1000} \quad (6.3)$$

pri čemu je η_D koeficijent koji uzima u obzir gubitke zbog zaprljanja modula, η_M koeficijent koji uzima u obzir gubitke zbog neuparenosti modula, η_T koeficijent koji podrazumeva efekat gubitaka zbog rasta temperature modula u poređenju sa standardnom temperaturom od 25°C i η_{inv} se odnosi na efikasnost invertora.

Usrednjeni dijagram potrošnje dobija se kao srednja vrednost snage potrošnje svih domaćinstava jednog naselja, ali ovakav dijagram nije verodostojan prikaz potrošnje jednog prosečnog domaćinstava. Osnovi razlog toga je nejednovremenost uključenja potrošača, kao i raznolikost snaga potrošača i njihovog vremena korišćenja. Zbog toga je dijagram potrošnje modelovan na osnovu nazivne snage svih potrošača u jednom domaćinstvu i njihovog vremena korišćenja vodeći računa da prati promene snage na usrednjrenom dijagramu. U cilju upravljanja potrošnjom potrebno je potrošnju podeliti na upravljivi i neupravljivi deo.

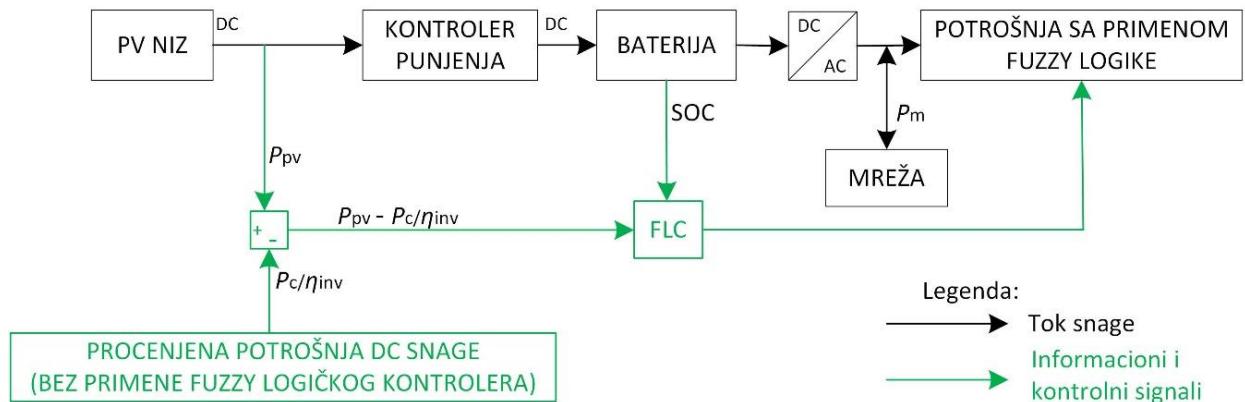
Sastavni deo mnogih mikromreža su baterije. Jedan od analiziranih slučajeva u ovom poglavlju disertacije je mrežno povezana mikromreža sa PV modulima i litijum-jonskim baterijama. Uloga baterija je da akumuliraju električnu energiju u periodima visoke proizvodnje i male potrošnje, kao i da isporuče uskladištenu energiju kada je to potrebno korisniku. Baterije su praktično uvek potrebne u autonomnim fotonaponskim sistemima. One se takođe mogu koristiti u fotonaponskim sistemima priključenim na mrežu, omogućavajući korisnicima da skladište električnu energiju tokom perioda visoke proizvodnje i koriste je kada je proizvodnja niska, čime se smanjuje potreba za kupovinom energije iz mreže. Baterije nisu namenjene da preuzimaju električnu energiju iz distributivne mreže, već samo iz proizvodnog objekta. Uprkos svim gore navedenim prednostima, baterije se retko koriste u mrežnim sistemima, a razlog tome je visoka cena baterija, što povećava ulaganja. Pored toga, njihov vek trajanja je oko 12 godina, što znači da se nove baterije moraju kupiti nakon isteka veka trajanja baterije.

6.3 Upravljanje tokom energije u mikromrežama primenom fazi logičkog kontrolera

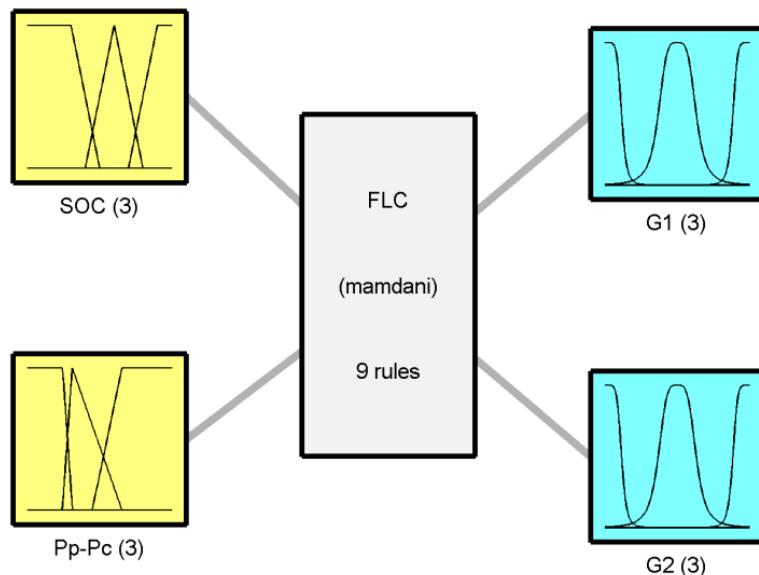
Jedna od čestih osobina različitih tehničko-ekonomskih sistema je da na samom ulazu raspolažu sa podacima koji nisu dovoljno precizni, odnosno koji u sebi sadrže određenu dozu nesigurnosti. Pri prevazilaženju problema tj. njegovom rešavanju, donosilac odluka obično se koristi svim prethodnim iskustvom, osećajem i sopstvenom procenom pojedinačnih parametara. Suština fazi skupova i fazi logike je u modelovanju nepreciznosti ili nejasnoća.

Za upravljanje potrošnjom u mrežno povezanoj mikromreži sa PV sistemom i akumulatorskim baterijama programiran je FLC. Ovakav sistem prikazan je na slici 42. Polazni blok u dijagramu toka snage je PV niz koji je direktno povezan na kontroler punjenja baterije. Kontroler punjenja

baterije je povezan sa litijum-jonskom baterijom i on ima zadatak da ne dozvoli prekomerno punjenje i oštećenje baterije. Baterija je preko invertora vezana za blok potrošnje sa primenom fazi logike. Ovaj sistem je povezan sa distributivnom mrežom između invertora i potrošnje. Informacioni i kontrolni signali su prikazani zelenom bojom. Ulazni podaci za FLC-a su SOC baterije i razlika između proizvodnje iz PV sistema i potrošnje ($P_{pv} - P_c/\eta_{inv}$). Izlazni podaci su verovatnoće uključivanja grupa uređaja neupravljive potrošnje G_1 i upravljive potrošnje G_2 . Na slici 43 prikazan je FLC-a sa svojim ulazima, izlazima i brojem pravila. Algoritam koristi FLC za upravljanje tokom energije u sistemu i omogućava punjenje i pražnjenje baterije, kao i razmenu energije sa distributivnom mrežom. Pomenuti algoritam prikazan je na slici 44.



Slika 42. Sistem upravljanja potrošnjom pomoću FLC



Slika 43. FLC sa ulazima i izlazima

Promenljive na slici 44 su: P_{cG1i} je upravljava potrošnja, P_{cG2i} je neupravljeni deo potrošnje od ukupne potrošnje, P_{pvi} je ukupna DC proizvodnja iz fotonaponskog sistema, $P_{DC(STC)}$ je instalisana snaga fotonaponskog panela, I_{ci} je solarna iradijansa na solarnom kolektoru, W_{bi} je stvarna energija uskladištena u baterijama, W_{bmax} je maksimalna energija uskladištena u baterijama, η_c je efikasnost punjenja baterije, η_d je efikasnost pražnjenja baterije, η_{inv} je efikasnost invertora, P_{mi} je razmena snage sistema sa distributivnom mrežom. Sa slike 44 se može videti da se tokom godine razlika između proizvodnje iz PV sistema i potrošnje, kao i SOC baterije proverava u bilo kom trenutku t_i uzorkovanog korakom Δt . Posmatrajući algoritam upravljanja tokom električne energije sa slike 44 potrebno je proveriti da li je ispunjen sledeći uslov da je proizvodnja iz PV sistema veća od potrošnje:

$$P_{pvi} > P_{ci} \quad (6.4)$$

Ako je ispunjen uslov (6.4) onda se pune baterije i energija uskladištena u baterijama se računa pomoću sledećeg izraza:

$$W_{bi} = W_{b(i-1)} + \eta_c (P_{pvi} - P_{ci} / \eta_{inv}) \Delta t \quad (6.5)$$

Nakon toga potrebno je ispitati da li je energija uskladištena u baterijama veća od maksimalnog kapaciteta baterija pomoću sledećeg uslova:

$$W_{bi} > W_{bmax} \quad (6.6)$$

Ako je ispunjen uslov (6.6) važe izrazi:

$$W_{bi} = W_{bmax} \quad (6.7)$$

$$P_{mi} = P_{pvi} - P_{ci} / \eta_{inv} \quad (6.8)$$

Izraz (6.8) znači da se višak električne energije predaje u distributivnu mrežu. Ako nije ispunjen uslov (6.6) algoritam završava sa tekućim vremenskim odbirkom t_i i prelazi na naredni.

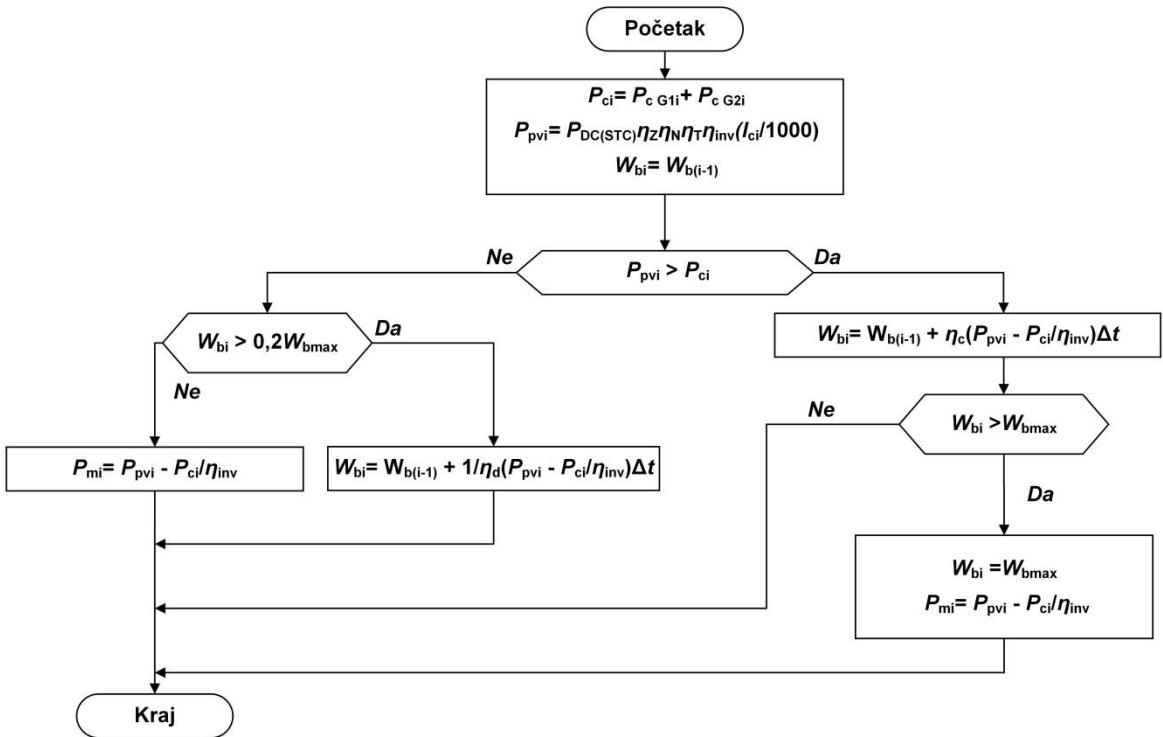
Ako nije ispunjen uslov (6.4) onda se proverava da li je energija uskladištena u baterijama veća od 20% maksimalnog kapaciteta baterija pomoću sledećeg uslova:

$$W_{bi} > 0,2W_{bmax} \quad (6.9)$$

Ako je ispunjen uslov (6.9) onda važi izraz za prežnjenje baterija:

$$W_{bi} = W_{b(i-1)} + 1 / \eta_d (P_{pvi} - P_{ci} / \eta_{inv}) \Delta t \quad (6.10)$$

Nakon toga algoritam završava sa tekućim vremenskim odbirkom t_i i prelazi na naredni. Ako nije ispunjen uslov (6.9) onda važi izraz (6.8) i algoritam završava sa tekućim vremenskim odbirkom t_i i prelazi na naredni.



Slika 44. Algoritam upravljanja tokom električne energije

6.4 Mrežno povezana mikromreža bez upravljanja potrošnjom

Pri formiranju dijagrama snage potrošnje upotrebljeni su podaci koji su dobijeni na osnovu merenja potrošnje u jednom naselju u Beogradu koje ima 1637 domaćinstava. Prosečni dnevni dijagrami snage potrošnje električne energije jednog domaćinstva P_{mean} formiraju se sabiranjem odgovarajućih 15-minutnih vrednosti dnevnih dijagrama snage potrošnje pojedinačnih domaćinstava i deljenjem sa brojem domaćinstava. Međutim, ovakav dnevni dijagram se ne može posmatrati kao relevantan dijagram snage potrošnje jednog domaćinstva. U cilju postizanja verodostojnog dnevnog dijagrama snage potrošnje jednog domaćinstva, neophodno je koristiti spisak svih korišćenih kućnih aparata, njihove nazivne snage i prepostavljeni vreme korišćenja u letnjoj i zimskoj sezoni. Svi prethodno navedeni podaci su prikazani u Tabeli 5. Da bi se formirao što verodostojniji dnevni dijagram snage potrošnje, bilo je neophodno voditi računa da on prati promene prosečnog dnevnog dijagrama snage potrošnje P_{mean} , uzimajući u obzir nazivne snage i vreme korišćenja uređaja.

Podaci korišćeni u procesu dimenzionisanja PV modula odnose se na 10-minutne podatke o temperaturi i horizontalnoj iradijansi za lokaciju Beograda čiji je latitutni ugao $L=45^\circ$. PV moduli su južno orijentisani pod optimalnim nagibnim uglom od 34° , a analizirani podaci obuhvataju period od godinu dana. Izabrani su polikristalni moduli nazivne snage $P_{max}=290$ W sa naponom praznog hoda $V_{oc}=39,33$ V i strujom kratkog spoja $I_{sc}=9,53$ A. Usvojen je PV niz koji sadrži 16 paralelno povezana modula. Instalisana snaga PV sistema je 4,64 kW. Izabrani PV sistem mora da ispunji zahteve potrošnje u pogledu energije i snage. Pored toga, PV sistem treba da bude isplativ za korisnika. PV sistem snage 4,64 kW ispunjava zahteve sa stanovišta snaga, jer je potrebno da

maksimalne dnevne snage proizvodnje budu veće od maksimalnih dnevnih snaga potrošnje. Pri tome, treba imati u vidu smanjenje snage proizvodnje iz PV sistema u zimskom periodu.

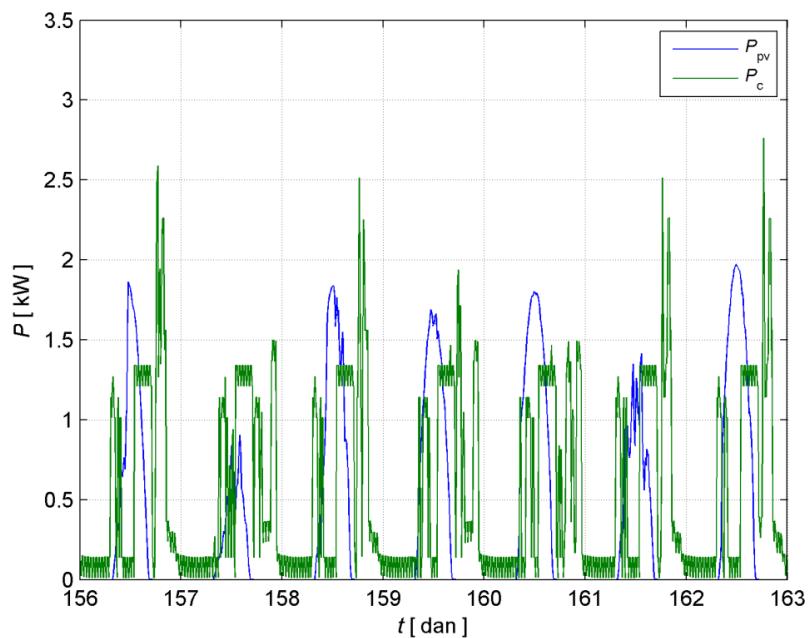
Nazivna snaga invertora je 4 kW, a efikasnost invertora je $\eta_{inv}=0,96$. Usvojeni su koeficijenti efikasnosti: $\eta_D=0,96$ koji uzima u obzir zaprljanje i starenje modula i $\eta_M=0,97$ koji uzima u obzir neuparenost modula. DC napon sistema je $U_s=48$ V.

Korišćena je litijum-jonska baterija kapaciteta $A_{hb}=110$ Ah, napona $U_b=24$ V i efikasnosti baterije $\eta_b=0,95$. Broj paralelno povezanih grana baterija je $n_{pb}=4$, a broj serijsko povezanih baterija je $n_{sb}=2$. Instalirani kapacitet sistema akumulatorskih baterija je 21,12 kWh, a usvojena cena za ovaj tip baterije je 382 EUR [65]. Broj baterija je odabran tako da zadovolji energetske potrebe korisnika u periodima kada proizvodnja iz PV sistema nije dovoljna, uz poštovanje tehničkih ograničenja baterijskog sistema. Prilikom dimenzionisanja vodilo se računa da se maksimalna dubina pražnjenja ne prelazi preporučenih 80%, čime se obezbeđuje duži radni vek baterija i pouzdanost sistema.

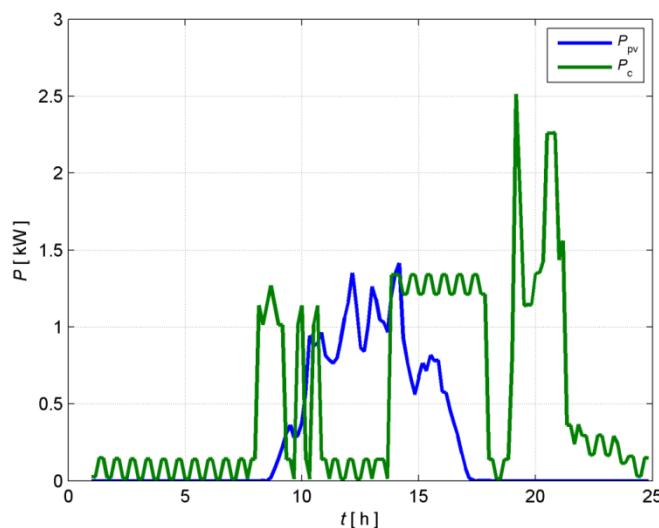
6.4.1 Mrežno povezana mikromreža sa akumulatorskim baterijama

Prvo je analiziran slučaj mrežno povezane mikromreže sa PV sistemom i akumulatorskim baterijama. U takvoj mikromreži razmena električne energije između PV sistema i distributivne mreže vrši se na principu neto merenja. Neto električna energija predstavlja razliku između ukupne isporučene i preuzete električne energije kupca-proizvođača u distributivnu mrežu tokom jednog meseca i izražava se u kWh. Višak električne energije koji je isporučen u jednom mesecu prenosi se u obračun za naredni mesec. Neto obračun je način obračuna električne energije, pri kome se vrednost viška predate električne energije, u toku jednog meseca obračunava na osnovu ugovora između kupca-proizvođača i snabdevača. Snabdevač je dužan da kupcu-proizvođaču ponudi ugovor o potpunom snabevanju sa neto merenjem ili neto obračunom. Kupac-proizvođač nema pravo na potraživanja za količinu isporučene električne energije koja je veća od preuzete električne energije na nivou godine [90]. Analiziran je PV sistem sa 8 akumulatorskih baterija. U Tabeli 3 prikazana je predata električna energija u mrežu $W_{predato}$, preuzeta električna energija iz mreže $W_{preuzeto}$ i neto električna energija NET_e za svaki mesec pojedinačno. Neto električna energija NET_e je razlika između predate i preuzete električne energije u toku meseca. Period za poravnanje je jedna godina koja traje od 1. aprila tekuće godine zaključno sa 31. martom naredne godine, a obračunski period je jedan kalendarski mesec. U skladu sa tim, u Tabeli 3 obračunski period počinje od aprila, a završava se sa martom. Godišnja potrošnja domaćinstva koje se analizira iznosi 3480,51 kWh. Ukupna isporučena električna energija u distributivnu mrežu za period od godinu dana iznosi 1791,63 kWh, a ukupna preuzeta električna energija iz distributivne mreže iznosi 582,39 kWh. Iz Tabele 3 uočava se da je predata električna energija u mrežu znatno veća od preuzete električne energije iz mreže. Meseci u kojima nema predaje električna energija, a postoji preuzimanje električne energije iz distributivne mreže su januar, novembar i decembar, što je očekivano zbog manje sunčevih sati. U navedenim mesecima postoji preuzimanje električne energije iz mreže, jer proizvodnja iz PV sistema ili energija iz baterija nisu dovoljne da zadovolje sopstvene potrebe za potrošnjom električne energije. Kada ima više sunčanih sati, višak proizvedene električne energije se prenosi u naredni mesec, čime korisnici mogu koristiti ovu akumuliranu energiju. Kao rezultat toga, neće biti potrebe za plaćanjem preuzete električne energije sa mreže, jer će već isporučeni višak pokriti njihove potrebe.

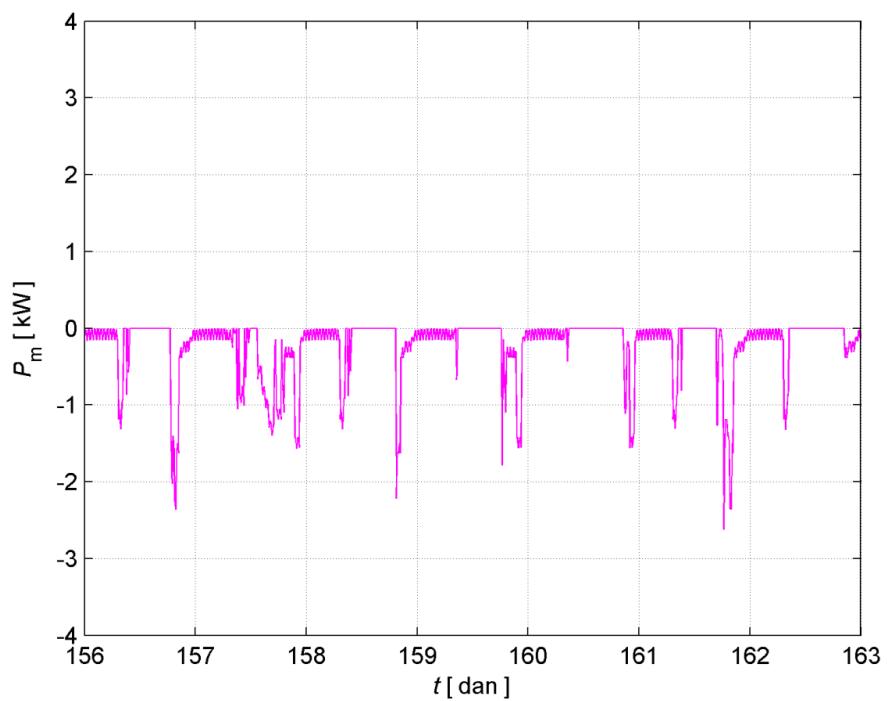
Slika 45 prikazuje dijagram snage proizvodnje iz PV sistema P_{PV} i dijagram snage potrošnje P_C za period od 7 dana u junu. Maksimalna snaga proizvodnje iz PV sistema tokom analizirane godine iznosi 3,82 kW. Ovo je takođe bitan podatak za dimenzionisanje PV sistema. Da bi potrošači mogli da rade potrebno je da PV sistem obezbedi i odgovarajuću snagu. Uzimajući u obzir smanjenje iradijanse u zimskom periodu, može se konstatovati da je PV sistem dobro dimenzionisan. Slika 46 prikazuje dijagram snage proizvodnje iz PV sistema P_{PV} i dijagram snage potrošnje P_C za jedan dan u junu. Na slici 47 prikazan je dijagram razmene snage sa distributivnom mrežom P_m za isti period od 7 dana. Slika 48 prikazuje SOC baterije za analizirani period.



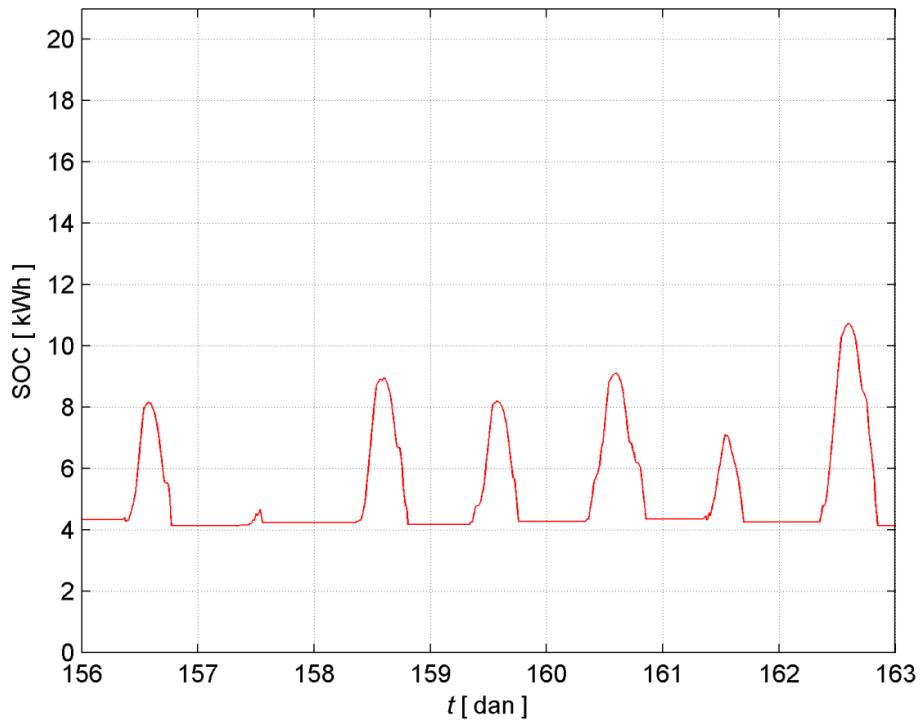
Slika 45. Mrežno povezana mikromreža sa baterijama: snaga proizvodnje P_{PV} iz PV sistema i snaga potrošnje P_C za 7 dana



Slika 46. Mrežno povezana mikromreža sa baterijama: snaga proizvodnje P_{PV} iz PV sistema i snaga potrošnje P_C za jedan dana



Slika 47. Mrežno povezana mikromreža sa baterijama: razmena snage P_m sa distributivnom mrežom za 7 dana



Slika 48. Mrežno povezana mikromreža sa baterijama: SOC baterije za 7 dana

Уштеда се рачуна као цена електричне енергије коју PV систем произведе и користи за сопствену потрошњу. Наведену енергију корисник не мора платити, јер се не користи енергија из distributivne мреже. Количина енергије која се не плаћа је 2898,12 kWh, а цена износи 226,05 EUR. Нјена

aktualizovana vrednost za period od 24 godine sa interesnom stopom $r=8\%$ iznosi 2379,5 EUR. Pored prethodne uštедe, dodatna ušteda se ostvaruje zahvaljujući neto merenju. To je vrednost energije koju bi korisnik morao da plati za preuzetu električnu energiju iz mreže, a koju sada ne mora da plati zbog viška predaje električne energije u mrežu. Ušteda u ovom slučaju iznosi 45,43 EUR. Njena aktualizovana vrednost za period od 24 godine sa interesnom stopom $r=8\%$ iznosi 473,79 EUR. Za godišnju uštedu od $D_1=271,48$ EUR (suma 226,05 EUR i 45,43 EUR), određuje se aktualizovana vrednost uštede za period od $k=1, \dots, 24$ godine uz interesnu stopu $r=8\%$, na osnovu sledećeg izraza:

$$D_{\text{S}} = \sum_{k=1}^{24} D_1 / (1+r)^k \quad (6.11)$$

Ukupna vrednost aktualizovane uštede za period od 24 godine iznosi 2853,29 EUR. Ostvarena ušteda rezultat je korišćenja sistema koji napaja deo sopstvene potrošnje, kao i činjenice da se preuzeta energija iz mreže ne plaća zahvaljujući prethodno isporučenom višku električne energije u mrežu. Dakle, razmatrana ušteda ne obuhvata troškove investicije, već se odnosi na električnu energiju koja se ne plaća zahvaljujući sopstvenoj proizvodnji. Jednostavniji način za izračunavanje uštede jeste množenje potrošnje električne energije i njene cene. Ovakav pristup je moguć u ovom slučaju iz razloga što je iz meseca u mesec od aprila do marta kumulativna suma energije koja se predaje mreži uvek veća od potrošnje energije u svakom mesecu. Zbog toga, u pojedinim mesecima ne postoji potreba za plaćanjem računa za električnu energiju.

Tabela 3. Razmena električne energije za mikromrežu sa PV sistemom i baterijama bez upravljanja potrošnjom

Mesec	4.	5.	6.	7.	8.	9.	10.	11.	12.	1.	2.	3.
$W_{\text{predato}}[\text{kWh}]$	154,93	262,04	281,31	389,18	238,84	137,39	123	0	0	0	3,47	201,47
$W_{\text{preuzeto}}[\text{kWh}]$	3,91	9,21	0	0	0	20,16	5,14	139,95	156,12	158,6	89,35	0
NET _e [kWh]	151,02	252,83	281,31	389,18	238,84	117,23	117,86	-139,9	-156,1	-158,6	-85,88	201,47

U analiziranom slučaju, mrežno povezana mikromreža koja se sastoji od PV sistema i sistema za skladištenje energije omogućava korisnicima da zadovolje sopstvene potrebe za energijom. Analiziran je vremenski period 15. jula 2013. do 14. jula 2014. godine, a razlog toga je dostupnost merenih podataka za taj period. Korisnik ima velika investiciona ulaganja zbog cene baterija, jer ukupna cena korišćenog baterijskog sistema, izračunata na osnovu cene jedne baterije [65], iznosi 4269,6 EUR. Usvojeni su investicioni troškovi fotonaponskog sistema od 0,7 EUR/W, a troškovi održavanja iznose 1% ulaganja u PV sistem [64]. Cena invertora iznosi 555,9 EUR [95]. Ukupna cena investicije koja je aktualizovana na period od 24 godine sa interesnom stopom $r=8\%$ iznosi 8415,5 EUR. Pošto je proizvodnja iz PV sistema promenljiva, u periodima male proizvodnje i niskog nivoa SOC, potrebno je preuzimati energiju iz mreže za napajanje aparata i očuvanje komfora korisnika.

Ovaj slučaj se može uporediti sa slučajem kada korisnik ne koristi (ili nema) baterije i PV panele. U tom slučaju korisnik nema investiciona ulaganja, ali je potrebno da izdvoji 271,48 EUR za godinu dana pri kupovini električne energije, a aktualizovana vrednost za period od 24 godine sa interesnom stopom $r=8\%$ iznosi 2853,3 EUR. Usvojena je cena svakog preuzetog kWh iz mreže 0,078 EUR. Ako se od ukupne aktualizovane cene investicije oduzme vrednost aktualizovane

uštede, rezultat je 5.562,21 EUR. Navedeni rezultat označava koliko će korisnika koštata snabdevanje električnom energijom za period od 24 godine realizovano na ovaj način. Ovaj rezultat je znatno viši u poređenju sa situacijom kada korisnik ne koristi PV panele i baterije, te redovno plaća račune za električnu energiju. U tom slučaju, korisniku se više isplati da nastavi plaćati račune za električnu energiju nego da investira u instalaciju PV sistema sa baterijama.

6.4.2 Mrežno povezana mikromreža bez baterija

Analiziran je slučaj mikromreže povezane na distributivnu mrežu, koja se sastoji od fotonaponskog sistema bez sistema za skladištenje energije. Ako je proizvodnja veća od potrošnje, višak električne energije se isporučuje u distributivnu mrežu. U slučaju kada je proizvodnja manja od potrošnje, korisnik će preuzimati električnu energiju iz distributivne mreže da bi podmirio potrošnju domaćinstva. Godišnja potrošnja domaćinstva koje se analizira iznosi 3480,51 kWh. U Tabeli 4 prikazana je predata električna energija u mrežu W_{predato} , preuzeta električna energija iz mreže W_{preuzeto} i neto električna energija NET_e za svaki mesec pojedinačno. Ukupna predata električna energija u distributivnu mrežu za period od godinu dana iznosi 3565,7 kWh, a ukupna preuzeta električna energija iz distributivne mreže iznosi 2286,9 kWh. Iz Tabele 4 uočava se da je predata električna energija u mrežu veća od preuzete električne energije iz mreže. Takođe, uočava se preuzimanje električne energije iz distributivne mreže u svim mesecima, a najviše u zimskim mesecima.

Tabela 4. Razmena električne energije za mikromrežu sa PV sistemom bez upravljanja potrošnjom

Mesec	4.	5.	6.	7.	8.	9.	10.	11.	12.	1.	2.	3.
$W_{\text{predato}}[\text{kWh}]$	314,1	412,88	429,77	541,5	396,3	295,7	296,31	111,83	105,43	121,34	172,91	367,58
$W_{\text{preuzeto}}[\text{kWh}]$	156,28	155,47	144,82	144,99	157,14	169,36	177,01	247,65	260,59	273,29	239,55	160,7
$\text{NET}_e [\text{kWh}]$	157,82	257,41	284,95	396,51	239,16	126,34	119,3	-135,8	-155,2	-152	-66,64	206,88

Višak energije koji se proizvede u mesecima sa izraženim sunčevim zračenjem (npr. tokom leta) šalje se u distributivnu mrežu. Ova energija se ne naplaćuje, ali se može koristiti u narednim mesecima (npr. zimi) kada fotonaponski sistem ne proizvodi dovoljno energije da pokriju vlastitu potrošnju. Ušteda se računa kao cena električne energije koju PV sistem proizvede i koristi za sopstvenu potrošnju. Navedenu energiju korisnik ne mora platiti, jer se ne koristi energija iz distributivne mreže. Količina energije koja se ne plaća je 1193,61 kWh, a cena iznosi 93,1 EUR. Njena aktualizovana vrednost za period od 24 godine sa interesnom stopom $r=8\%$ iznosi 979,17 EUR. Pored prethodne uštede, dodatna ušteda se ostvaruje zahvaljujući neto merenju. To je vrednost energije koju bi korisnik morao da plati za preuzetu električnu energiju iz mreže, a koju sada ne mora da plati zbog viška predate električne energije u mrežu. Ušteda u ovom slučaju iznosi 178,38 EUR. Njena aktualizovana vrednost za period od 24 godine sa interesnom stopom $r=8\%$ iznosi 1874,1 EUR. Ukupna vrednost aktualizovane uštede za period od 24 godine iznosi 2853,27 EUR.

Usvojeni su investicioni troškovi fotonaponskog sistema od 0,7 EUR/W, a troškovi održavanja iznose 1% ulaganja u PV sistem [64]. Cena invertora iznosi 555,9 EUR [95]. Ukupna cena investicije koja je aktualizovana na period od 24 godine sa interesnom stopom $r=8\%$ iznosi 4145,9 EUR. Ovaj slučaj se može uporediti sa slučajem bez upotrebe PV panela. U tom slučaju korisnik

nema investiciona ulaganja, ali je potrebno da izdvoji 271,48 EUR za kupovinu električne energije. Ako su uradi aktualizacija ove vrednosti na period od 24 godine sa interesnom stopom $r=8\%$ dobije se iznos od 2853,3 EUR. Ako se od ukupne aktualizovane cene investicije oduzme vrednost aktualizovane uštede, rezultat je 1292,63 EUR. Navedeni rezultat označava koliko će korisnika koštata snabdevanje električnom energijom za period od 24 godine realizovano na ovaj način. Ovaj rezultat je niži u poređenju sa situacijom kada korisnik ne koristi PV panele, te plaća račune za električnu energiju. Stoga, korisniku se više isplati da investira u instalaciju PV sistema nego da nastavi plaćati račune za električnu energiju.

6.4.3 Rezime analiziranih mikromreža bez upravljanja potrošnjom

Ove analize su pokazale da je korisniku obezbeđeno kontinuirano napajanje električnom energijom, kao i razmena energije sa mrežom tokom analizirane godine. U oba slučaja, pri korišćenju PV sistema sa baterijama i bez njih, godišnji bilans razmene energije sa mrežom bio je pozitivan. Takođe, kumulativna suma predate energije u mrežu je u svakom meseca bila veća od mesečne potrošnje. To znači da je tokom godine u mrežu predata veća količina energije nego što je iz nje preuzeta i nije bilo potrebe za plaćanjem preuzete električne energije. Međutim, to ne znači da je u domaćinstvu postignuto optimalno upravljanje potrošnjom. U prethodnim analizama uzeta je u obzir cena ukupne investicije aktualizovane na period od 24 godine. Investicije u mikromreže sa baterijama mnogo su veće u odnosu na mikromreže bez baterija, jer je vek trajanja baterija oko 12 godina, nakon čega je neophodno kupiti nove baterije. U mikromreži sa PV sistemom i baterijama, preuzeta električna energija iz distributivne mreže znatno je manja u poređenju sa isporučenom energijom u mrežu, zahvaljujući snabdevanju korisnika energijom iz PV sistema i baterija. U mikromreži sa PV sistemom bez baterija, povećava se i predata električna energija u distributivnu mrežu, kao i preuzeta električna energija iz mreže. To znači da korisnik u ovom slučaju više zavisi od mreže nego u slučaju kada ima baterije. S obzirom na to da je ukupna isporučena energija veća od preuzete električne energije, korisnik neće imati troškove za preuzetu energiju, niti će biti potrebno da ulaže u baterije. Dakle, ekonomski isplativa je mikromreža sa PV sistemima bez baterija.

6.5 Mrežno povezana mikromreža sa upravljanjem potrošnjom

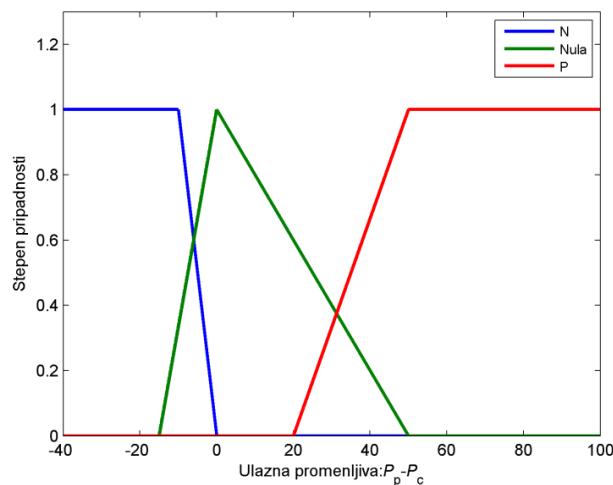
U cilju upravljanja potrošnjom, potrošnja je podeljena u dve grupe: neupravljiva potrošnja G_1 i upravljiva potrošnja G_2 . Neupravljivu potrošnju G_1 čine uređaji za koje se mora obezbediti električna energija u svakom trenutku. To znači da se vreme korišćenja ne može odložiti za povoljniji trenutak, na primer kada postoji proizvodnja iz PV sistema ili kada su baterije pune. U okviru upravljanja potrošnjom G_2 , razlikujemo potrošnju G_{2a} za uređaje čije se vreme uključivanja može pomeriti za povoljniji trenutak (koji nije tokom noći) i potrošnju G_{2b} za uređaje čije vreme uključivanja može biti pomereno za bilo koje doba dana (mašina za veš i bojler). Neupravljiva potrošnja G_1 i potrošnja kojom se može upravljati G_{2a} i G_{2b} prikazani su u Tabeli 5.

Izabran je Mamdani tip zaključivanja, a ulazni podaci su SOC i razlike između ostvarene snage proizvodnje iz PV sistema (P_{PV}) i snage potrošnje (P_C). Ulazni podaci za FLC prikazani su na slikama 49 i 50 sa odgovarajućim funkcijama pripadnosti. Razlika između snage proizvodnje električne energije iz PV sistema P_{PV} i snage potrošnje električne energije P_C prikazana je na slici

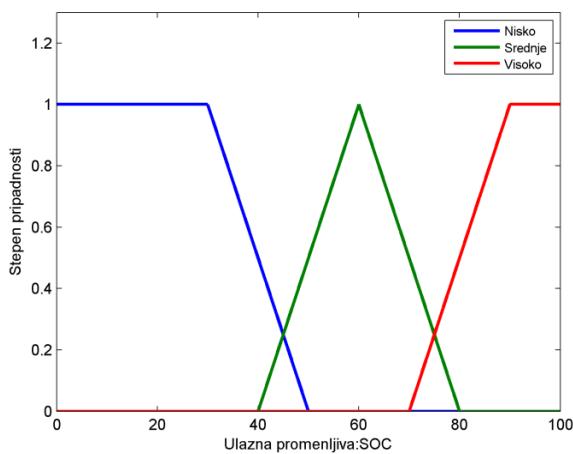
49 i predstavljena trapeznom (Negativan), trougaonom (Nula) i trapeznom (Pozitivan) funkcijom pripadnosti. Za SOC su dodeljene funkcije pripadnosti trapezna (Nisko), trougaona (Srednje) i trapezna (Visoko) raspodela, koje su prikazane na slici 50.

Tabela 5. Grupe uređaja

Grupa	Uredaji	Nazivna snaga P_n [W]	Vreme korišćenja ljetno t_s [h/dan]	Vreme korišćenja zimsko t_w [h/dan]
G₁	Frižider	300	6	6
G₁	Svetla (6 sijalica)	6·6	2,78	4,19
G₁	TV aktivni režim	80	2	4
G₁	TV standby režim	5,1	22	20
G₁	Antena	3,5	2	4
G₁	Telefon	4	24	24
G₁	PC aktivni režim	125	1,5	1,5
G₁	PC standby režim	80	0,5	0,5
G₂	Pumpa u sistemu grejanja	200	0	6
G_{2a}	Električna ringla	1000	2	2
G_{2b}	Bojler	1800	1,5	1,5
G_{2a}	Pegla za veš	1000	0,14	0,14
G_{2a}	Klima uređaj	1200	4	0
G_{2b}	Mašina za veš	1800	0,19	0,19
G_{2a}	Usisivač	750	0,071	0,071
G_{2a}	Mikrotalasnna pećnica	700	0,17	0,17
G_{2a}	Aparat za kafu	1200	0,17	0,17
G_{2a}	Toaster	800	0,17	0,17
G_{2a}	Mašina za suđe	700	0,33	0,33



Slika 49. FLC ulaz: razlika između proizvodnje iz P_{PV} sistema i potrošnje P_C

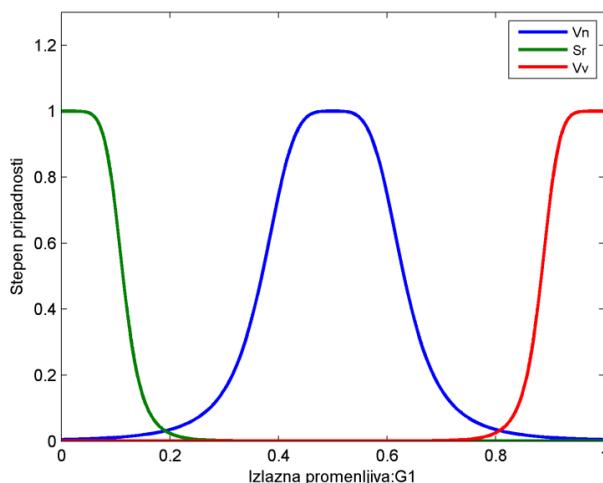


Slika 50. FLC ulaz: SOC baterije

Grejanje i topla voda korisnika se realizuju korišćenjem štednjaka na čvrsto gorivo snage 14 kW. Potrošač električne energije kod ovog sistema grejanja je cirkulaciona pumpa snage 200 W. Pretpostavljena potrošnja toplotne energije u decembru je oko 1500 kWh.

Zahvaljujući primeni FLC-a i algoritma, ostvareno je pomeranje upravljive potrošnje za povoljniji trenutak. Kako je upravljiva potrošnja podeljena u dve grupe, shodno tome se definišu vremenski okviri u kojima se potrošnja mora nadoknaditi uzimajući u obzir udobnost korisnika. Potrošnja iz G_{2a} se mora nadoknaditi u periodu od 07:00 do 00:00 časova, a potrošnja iz G_{2b} može se nadoknaditi u bilo koje doba dana. Na ovaj način se postiže optimalno upravljanje potrošnjom.

Izlaz iz FLC-a je verovatnoća uključenja neupravljive grupe uređaja G_1 i grupa uređaja kojima se može upravljati G_{2a} i G_{2b} . Verovatnoće uključenja su predstavljene funkcijama raspodele u obliku zvona koje su označene sa Veoma nisko (Vn), Srednje (Sr) i Veoma visoko (Vv). Na slici 51 prikazan je izlaz iz FLC-a za grupu potrošča G_1 , a iste funkcije pripadnosti se koriste i za grupu potrošča G_2 . Korišćenjem *if-then* pravila, omogućeno je pametno upravljanje potrošnjom uz pomeranje potrošnje kojom se može upravljati. Na ovaj način se postiže optimalno upravljanje potrošnjom. Fazi pravila prikazana su u Tabeli 6.



Slika 51. FLC izlaz za grupu uređaja G_1

Tabela 6. FLC pravila

Br. pravila	Ulazi i izlazi iz FLC			
	$P_{pv} - P_c$	SOC	G ₁	G ₂
1.	Negativan	Nisko	Vv	Vn
2.	Nula	Nisko	Vv	Sr
3.	Pozitivan	Nisko	Vv	Vv
4.	Negativan	Srednje	Vv	Vn
5.	Nula	Srednje	Vv	Vv
6.	Pozitivan	Srednje	Vv	Vv
7.	Negativan	Visoko	Vv	Vv
8.	Nula	Visoko	Vv	Vv
9.	Pozitivan	Visoko	Vv	Vv

6.5.1 Mrežno povezana mikromreža sa akumulatorskim baterijama

U mrežno povezanoj mikromreži sa PV sistemom i sistemom za skladištenje energije, upravljanje potrošnjom je realizovano korišćenjem FLC-a u domaćinstvu. U Tabeli 7 prikazana je predata električna energija u mrežu $W_{predato}$, preuzeta električna energija iz mreže $W_{preuzeto}$ i neto električna energija NET_e za svaki mesec pojedinačno. Godišnja potrošnja domaćinstva koje se analizira je 3358,69 kWh.

Ukupna isporučena električna energija u distributivnu mrežu za period od godinu dana iznosi 2220,2 kWh, a ukupna preuzeta električna energija iz distributivne mreže iznosi 360,07 kWh. Iz Tabele 7 može se primetiti da je predata električna energija u mrežu znatno veća od preuzete električne energije iz mreže. Meseci u kojima je zanemarljiva potrebe za preuzimanje električne energije iz distributivne mreže su juni, juli i avgust. Takođe, u ostalim mesecima nema značajnijeg preuzimanja električne energije. Višak isporučene električne energije iz prethodnog meseca se prenosi u naredni mesec, pa se zaključuje da korisnik neće imati potrebu da plaća račun za preuzetu električnu energiju iz mreže.

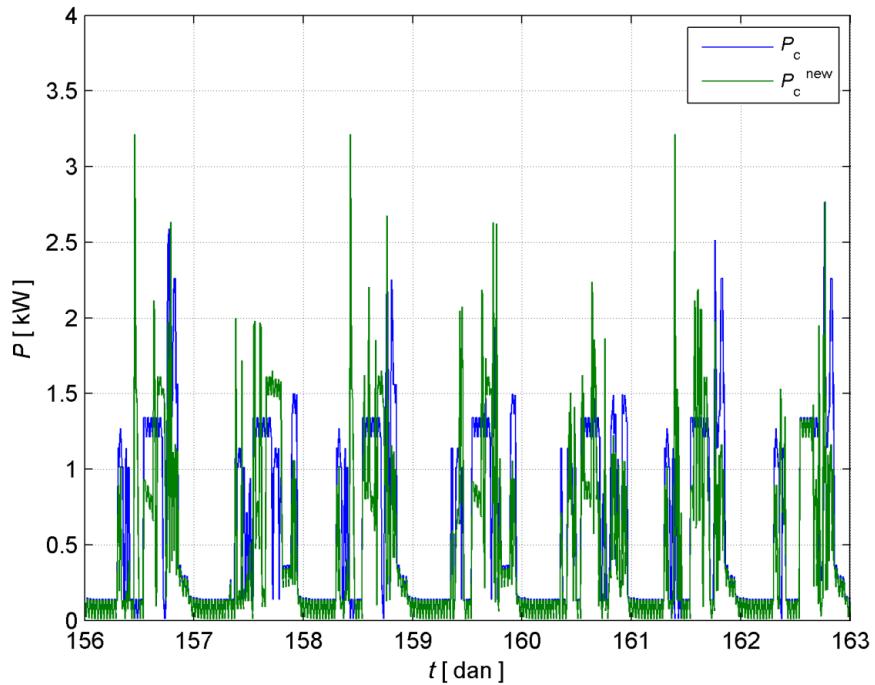
Tabela 7. Razmena električne energije za mikromrežu sa PV sistemom i baterijama sa upravljanjem potrošnjom

Mesec	4.	5.	6.	7.	8.	9.	10.	11.	12.	1.	2.	3.
$W_{predato}[\text{kWh}]$	188,6	288,08	297,93	402,33	256,38	167,04	158,65	36,38	41,72	50,46	92,34	240,25
$W_{preuzeto}[\text{kWh}]$	11,67	11,79	4,78	2,91	7,7	17,76	16,46	62,83	70,47	78,47	62,15	13,07
$NET_e [\text{kWh}]$	176,93	276,29	293,15	399,42	248,68	149,28	142,19	-26,45	-28,75	-28,01	30,19	227,18

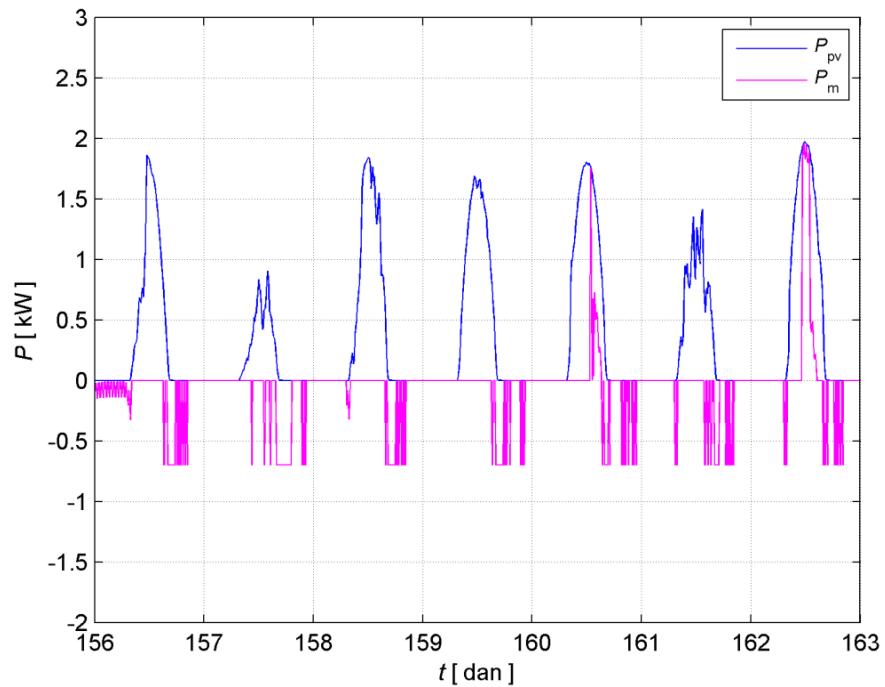
Slika 52 prikazuje snagu potrošnje P_c pre primene FLC-a i novu snagu potrošnje P_c^{new} nakon primene FLC-a. Slika 53 prikazuje snagu proizvodnje iz PV sistema P_{pv} i snagu razmene sa distributivnom mrežom P_m . Na slici 54 prikazano je SOC baterije. Dijagrami na slikama 52 do 54 prikazuju period od 7 dana u junu.

Sa slike od 52 do 54 se vidi da FLC upravlja potrošnjom u domaćinstvu, pri čemu se potrošnja napaja iz fotonaponskog sistema, baterija i distributivne mreže. Takođe, pomeranje jednog dela potrošnje za povoljniji trenutak može se videti na slici 52. Zahvaljujući FLC-u, broj baterija je

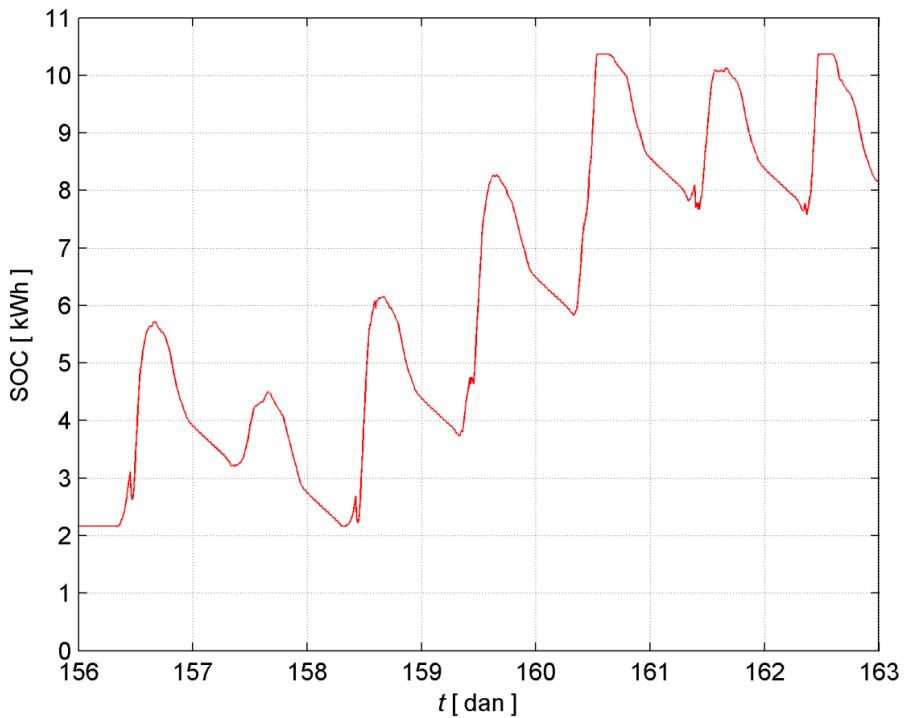
smanjen sa 8 na 4, što znači da je broj paralelno povezanih grana baterija sada $n_{pb}=2$, a broj serijski povezanih baterija je $n_{rb}=2$.



Slika 52. Mrežno povezana mikromreža sa PV sistemom i baterijama: snaga potrošnje P_C pre primene FLC i snaga potrošnje P_C^{new} nakon primene FLC za 7 dana



Slika 53. Mrežno povezana mikromreža sa PV sistemom i baterijama: snaga proizvodnje P_{pv} iz PV sistema i snaga razmene P_g sa mrežom za 7 dana



Slika 54. Mrežno povezana mikromreža sa PV sistemom i baterijama: SOC baterije za 7 dana

Ušteda se računa kao cena električne energije koju PV sistem proizvede i koristi za sopstvenu potrošnju. Navedenu energiju korisnik ne mora platiti, jer se ne koristi energija iz distributivne mreže. Količina energije koja se ne plaća je 2998,62 kWh, a cena iznosi 233,89 EUR. Njena aktualizovana vrednost za period od 24 godine sa interesnom stopom $r=8\%$ iznosi 2453,2 EUR. Pored prethodne uštедe, dodatna ušteda se ostvaruje zahvaljujući neto merenju. To je vrednost energije koju bi korisnik morao da plati za preuzetu električnu energiju iz mreže, a koju sada ne mora da plati zbog viška predate električne energije u mrežu. Ušteda u ovom slučaju iznosi 28,09 EUR. Njena aktualizovana vrednost za period od 24 godine sa interesnom stopom $r=8\%$ iznosi 294,81 EUR. Ukupna vrednost aktualizovane uštede za period od 24 godine iznosi 2748,01 EUR.

Primenom FLC-a i algoritma upravljanja tokovima električne energije, moguće je snabdevanje potrošača električnom energijom bez narušavanja komfora korisnika. Usvojeni su investicioni troškovi fotonaponskog sistema od 0,7 EUR/W, dok troškovi održavanja iznose 1% ulaganja u PV sistem [64]. Usvojena je cena jedne baterije od 382 EUR [65]. Cena invertora iznosi 555,9 EUR [95]. Ukupna cena investicije koja je aktualizovana na period od 24 godine sa interesnom stopom $r=8\%$ iznosi 6280,7 EUR. Ovaj slučaj se može uporebiti sa slučajem bez upotrebe PV panela. U tom slučaju korisnik nema investiciona ulaganja, ali je potrebno da izdvoji 261,98 EUR za kupovinu električne energije. Njena aktualizovana vrednost za period od 24 godine sa interesnom stopom $r=8\%$, iznosi 2748 EUR.

Ako se od ukupne aktualizovane cene investicije oduzme vrednost aktualizovane uštede, rezultat je 3532,69 EUR. Navedeni rezultat označava koliko će korisnika koštata snabdevanje električnom energijom za period od 24 godine realizovano na ovaj način. Ovaj rezultat je viši za 784,69 EUR-u

poređenju sa situacijom kada korisnik ne koristi PV panele i baterije, te redovno plaća račune za električnu energiju. U tom slučaju, korisniku se više isplati da nastavi plaćati račune za električnu energiju nego da investira u instalaciju PV sistema sa baterijama. Zahvaljujući FLC-u postignuti su bolji rezultati u odnosu na sistem bez upravljanja potrošnjom, jer je broj baterija smanjen sa 8 na 4, što predstavlja značajnu uštedu. Ipak, ovakav sistem nije isplativ ni sa manjim brojem baterija, zbog povećanja troškova investicije za baterije čiji je vek trajanja 12 godina.

6.5.2 Mrežno povezana mikromreža bez baterija

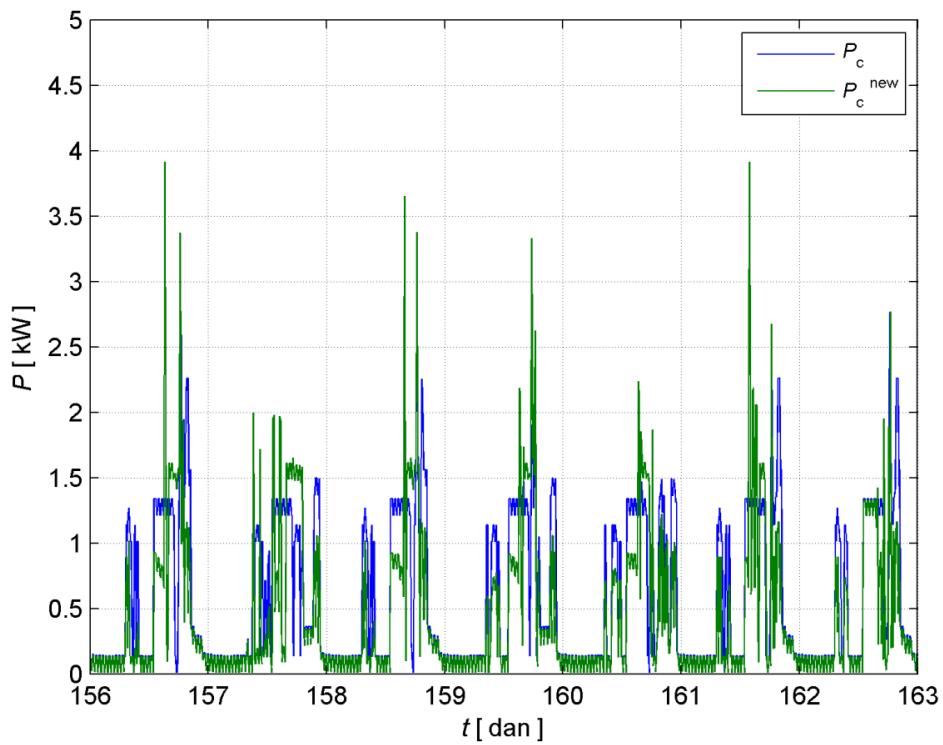
U ovom slučaju analizirana je mikromreža koja se sastoji od PV sistema bez baterija. Ako je proizvodnja veća od potrošnje, višak električne energije se isporučuje u distributivnu mrežu. U slučaju kada je proizvodnja manja od potrošnje, korisnik će preuzimati električnu energiju iz distributivne mreže kako bi podmirio potrošnju domaćinstva. Zahvaljujući potrošačima iz grupe G_{2a} i grupe G_{2b}, ostvaruje se pomeranje potrošnje za povoljniji trenutak, kao i njena nadoknada. U Tabeli 8 prikazana je predata električna energija u mrežu W_{predato} , preuzeta električna energija iz mreže W_{preuzeto} i neto električna energija NET_e za svaki mesec pojedinačno. Godišnja potrošnja domaćinstva koje se analizira je 3358,69 kWh. Ukupna predata električna energija u distributivnu mrežu za period od godinu dana iznosi 3632,2 kWh, a ukupna preuzeta električna energija iz distributivne mreže iznosi 1839,9 kWh. Iz Tabele 8 uočava se da je predata električna energija u mrežu znatno veća od preuzete električne energije iz mreže. Takođe, uočava se da je preuzimanje električne energije iz distributivne mreže intezivnije u zimskim mesecima, dok se najveća isporuka električne energije ostvaruje u letnjim mesecima.

Tabela 8. Razmena električne energije za mikromrežu sa PV sistemom bez baterija sa upravljanjem potrošnjom

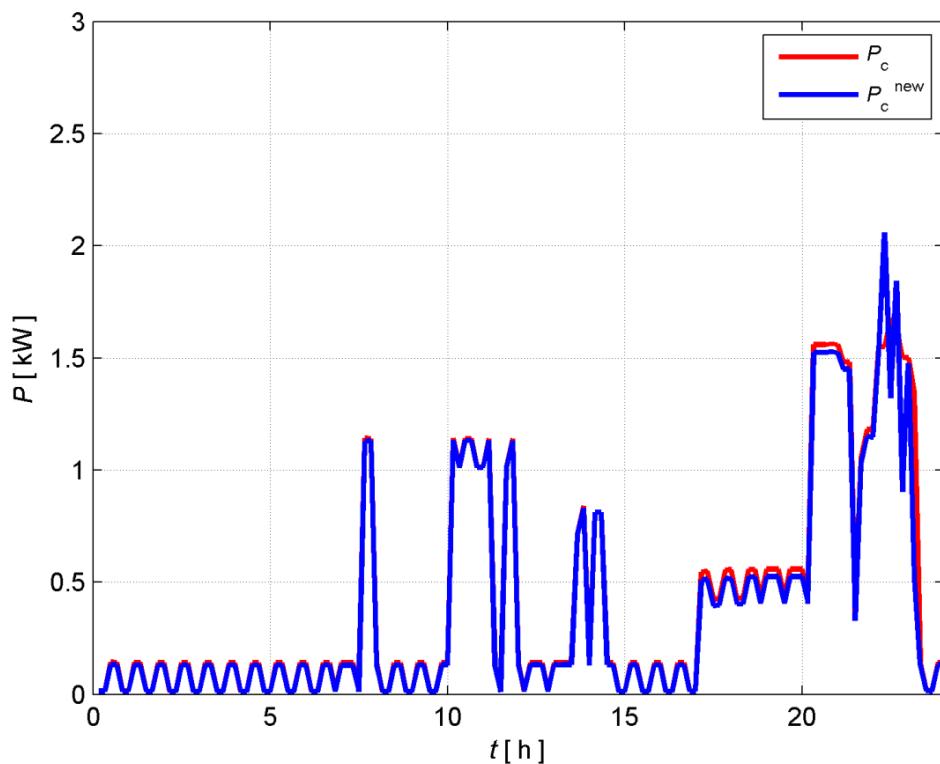
Mesec	4.	5.	6.	7.	8.	9.	10.	11.	12.	1.	2.	3.
$W_{\text{predato}}[\text{kWh}]$	316,68	415,87	432,4	544,14	398,48	298,13	298,39	119,71	120,42	135,49	181,7	370,79
$W_{\text{preuzeto}}[\text{kWh}]$	140,08	141,74	138,63	142,5	148,9	150,83	158,82	161,26	169,56	177,4	165,64	144,53
NET _e [kWh]	176,6	274,13	293,77	401,64	249,58	147,3	139,57	-41,55	-49,14	-41,91	16,06	226,26

Slika 55 prikazuje snagu potrošnje P_c bez upravljanja potrošnjom i novu snagu potrošnje P_c^{new} sa primenom upravljanja potrošnjom za period od 7 dana. Na slici 56 prikazan je karakteristični dijagram potrošnje za zimski period sa satnom rezolucijom za slučaj bez primene upravljanja potrošnjom P_c i sa primenom upravljanja potrošnjom P_c^{new} . Na slici 57 prikazan je karakteristični dijagram potrošnje za letnju sezonu sa satnom rezolucijom za slučaj bez primene upravljanja potrošnjom P_c i sa primenom upravljanja potrošnjom P_c^{new} . Na slikama je primetno pomeranje i smanjenje potrošnje tokom zime i leta zahvaljujući upravljanju potrošnjom.

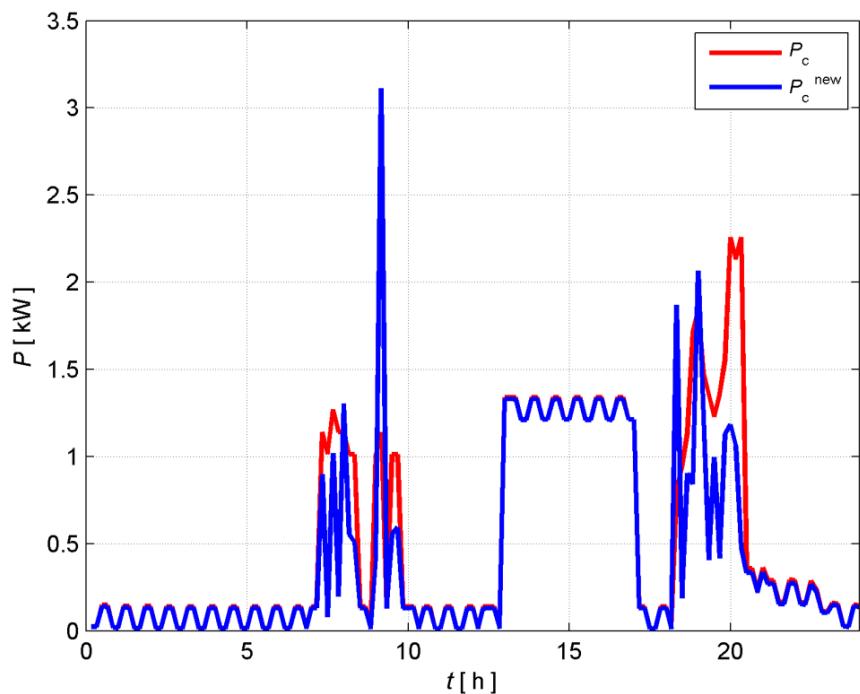
Slika 58 prikazuje snagu proizvodnje P_{pv} iz PV sistema i snagu razmene P_m sa distributivnom mrežom za isti period. Sa slike 55 i 58 uočava se da je podmirena predviđena potrošnja u datom trenutku ili da se ona pomera za neki povoljniji trenutak unutar definisanog opsega.



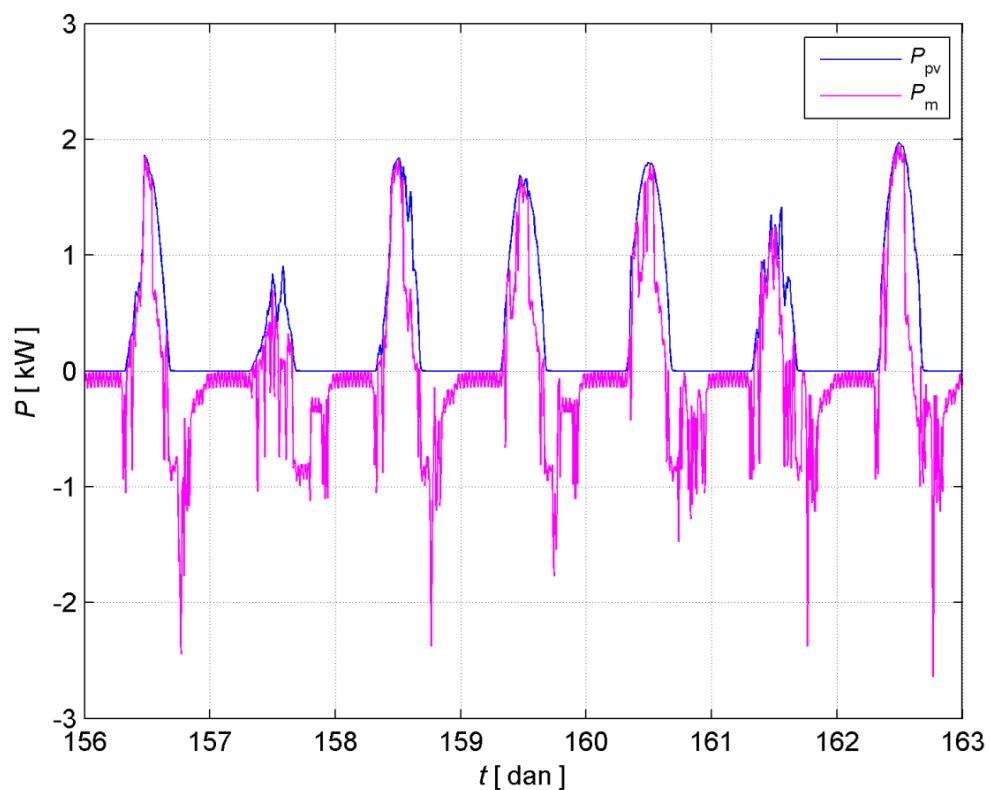
Slika 55. Mrežno povezana mikromreža sa PV sistemom bez baterija: snaga potrošnje P_c pre primene FLC i snaga potrošnje P_c^{new} nakon primene FLC za 7 dana



Slika 56. Karakterističan dnevni dijagram potrošnje za zimsku sezonu bez primene upravljanja potrošnjom P_c i sa primenom upravljanja potrošnjom P_c^{new}



Slika 57. Karakterističan dnevni dijagram potrošnje za letnju sezonu bez primene upravljanja potrošnjom P_c i sa primenom upravljanja potrošnjom P_c^{new}



Slika 58. Mrežno povezana mikromreža sa PV sistemom bez baterija: snaga proizvodnja P_{PV} iz PV sistema i snaga razmene P_m sa distributivnom mrežom za 7 dana

Ušteda se računa kao cena električne energije koju PV sistem proizvede i koristi za sopstvenu potrošnju. Navedenu energiju korisnik ne mora platiti, jer se ne koristi energija iz distributivne mreže. Količina energije koja se ne plaća je 1518,79 kWh, a cena iznosi 118,46 EUR. Njena aktualizovana vrednost za period od 24 godine sa interesnom stopom $r=8\%$ iznosi 1242,4 EUR. Pored prethodne uštede, dodatna ušteda se ostvaruje zahvaljujući neto merenju. To je vrednost energije koju bi korisnik morao da plati za preuzetu električnu energiju iz mreže, a koju sada ne mora da plati zbog viška predate električne energije u mrežu. Ušteda u ovom slučaju iznosi 143,51 EUR. Njena aktualizovana vrednost za period od 24 godine sa interesnom stopom $r=8\%$ iznosi 1505,6 EUR. Ukupna vrednost aktualizovane uštede za period od 24 godine iznosi 2748,5 EUR.

Primećuje se veće preuzimanje električne energije iz distributivne mreže u poređenju sa mikromrežom bez baterija. Zahvaljujući algoritmu za upravljanje tokovima električne energije i potrošnjom, sistem je postao efikasniji, što znači da je smanjeno preuzimanje električne energije iz distributivne mreže i povećana je isporuka električne energije u mrežu, dok komfor korisnika nije narušen. Usvojeni su investicioni troškovi fotonaponskog sistema od 0,7 EUR/W, dok troškovi održavanja iznose 1% ulaganja u PV sistem [64]. Cena invertora iznosi 555,9 EUR [95]. Ukupna cena investicije koja je aktualizovana na period od 24 godine sa interesnom stopom $r=8\%$ iznosi 4145,9 EUR. Ovaj slučaj se može uporediti sa slučajem bez upotrebe PV panela. U tom slučaju korisnik nema investiciona ulaganja, ali je potrebno da izdvoji 261,97 EUR za kupovinu električne energije. Ako su uradi aktualizacija ove vrednosti na period od 24 godine sa interesnom stopom $r=8\%$ dobije se iznos od 2748 EUR. Ako se od ukupne aktualizovane cene investicije oduzme vrednost aktualizovane uštede, rezultat je 1397,9 EUR. Navedeni rezultat označava koliko će korisnika koštata snabdevanje električnom energijom za period od 24 godine realizovano na ovaj način. Ovaj rezultat je niži u poređenju sa situacijom kada korisnik ne koristi PV panele, te plaća račune za električnu energiju. Stoga, korisniku se više isplati da investira u instalaciju PV sistema nego da nastavi plaćati račune za električnu energiju.

6.5.3 Rezime analiziranih mikromreža sa upravljanjem potrošnjom

U slučaju kada je primenjeno upravljanje potrošnjom, godišnji bilans razmene energije sa mrežom takođe je bio pozitivan. Tokom godine u mrežu je predata veća količina energije nego što je iz nje preuzeta, pa ni u ovom slučaju nije bilo potrebe za plaćanjem preuzete električne energije. U slučaju mikromreže sa akumulatorskim baterijama, uočava se da ona nije isplativa za korisnika, čak ni uz primenu FLC-a, iako je broj baterija smanjen za četiri. Razlog neisplativosti su veliki investicioni troškovi i zamene baterija. Ako korisnik razmatra investiciju u mikromreži sa baterijama, svakako se preporučuje implementacija sistema sa upravljanjem potrošnjom. Ovakav pristup može značajno poboljšati isplativost sistema, naročito u uslovima kada je cena preuzete električne energije visoka. Korišćenje upravljanja potrošnjom omogućava optimizaciju resursa, čineći sistem ekonomičnijim. Svakako se daje prednost mikromreži bez baterija. Mikromreža bez baterija i bez primene upravljanja potrošnjom predstavlja ekonomski najisplativije rešenje za korisnika u osnovnom scenariju. Međutim, u uslovima povećane potrebe za preuzimanjem električne energije iz mreže i rasta cena preuzete energije, pouzdano i efikasnije rešenje postaje mikromreža sa implementiranim sistemom upravljanja potrošnjom. Upravljanje potrošnjom utiče na veću isporuku električne energije u distributivnu mrežu, uz manju potrebu za preuzimanjem energije iz mreže. Dakle, ovakav tip mikromreže predstavlja pouzdano rešenje za korisnike sa većim potrebama za preuzimanjem

električne energije, ali i u situacijama kada postoji mogućnost prodaje viška proizvedene energije, čime se dodatno povećava isplativost sistema.

6.6 Zaključak

Cilj ovog poglavlja disertacije je da se objasni i optimizuje koncept neto merenja koji se trenutno primenjuje u Srbiji. Ovaj koncept omogućava domaćinstvima sa obnovljivim izvorima energije, kao što su fotonaponski sistemi, da obračunaju neto energiju. U mesecu kada kupac-proizvođač proizvede više energije nego što mu je potrebno, ta energija se isporučuje u mrežu i računa se kao "kredit" za buduću potrošnju, kada proizvedena energija ne bude dovoljna da zadovolji potrebe korisnika. To znači da kada nema dovoljno sunčeve svetlosti (npr. tokom oblačnih dana ili noću), preuzima se energija iz mreže da bi se zadovoljila sopstvena potrošnja. Na kraju godine, korisnik može imati iznos na računu (ako je ukupna potrošnja bila veća od proizvodnje) ili će biti u plusu (ako je proizvodnja bila veća od potrošnje). Pošto je više energije isporučeno u mrežu nego što je preuzimano, to znači da je mikromreža u većoj meri doprinosa distributivnoj mreži nego što je iz nje preuzimala, što predstavlja povoljan rezultat za energetski sistem. U mikromrežama sa baterijama i mikromrežama bez baterija, korisnik je imao veću proizvodnju od potrošnje i nije imao potrebu da plaća račun za električnu energiju. Međutim, u mikromrežama sa PV sistemom i baterijama, uz primenu FLC-a, visoki su troškovi ulaganja i zamene baterija tokom životnog veka, pa se takav sistem ne predlaže kao ekonomski opravdano rešenje. Cena baterija, posebno litijum-jonskih, značajno se smanjila u poslednjim godinama, ali i dalje predstavljaju značajan početni trošak. Ako je cena energije koju korisnik plaća za preuzimanje iz mreže visoka i postoji potreba za značajnjim preuzimanjem električne energije iz mreže, onda baterija može biti isplativa, jer će omogućiti korisniku da smanji količinu energije koju mora kupiti. Baterije su više potrebne u autonomnim sistemima. U kontekstu neto merenja korisniku se predlaže mikromreža sa PV sistemom bez baterija i sa/bez primene upravljanja potrošnjom. Mikromreža sa PV sistemom, bez primene upravljanja potrošnjom, daje dobre rezultate za korisnika. Mikromreža sa PV sistemom i upravljanjem potrošnjom preporučuje se u slučajevima kada postoji potreba za većim preuzimanjem električne energije, a cena preuzete energije je visoka. Takođe, ukoliko dođe do promene zakona, te se korisniku omogući da prodaje višak električne energije, onda se savetuje primena mikromreže sa upravljanjem potrošnjom. Višak energije koji se isporučuje u mrežu može biti dovoljno efikasan za smanjenje računa za struju, bez potrebe za dodatnim troškovima na baterije. U sistemu neto merenja, distributivna mreža funkcioniše kao skladište energije. Kada korisnik proizvede više nego što potroši, tada on "pohranjuje" energiju u mrežu, a kada mu nedostaje, povlači energiju iz mreže. To smanjuje potrebu za baterijama, jer, u suštini, mreža preuzima ulogu baterije i daje korisniku fleksibilnost da koristi energiju kada mu je potrebna, bez potrebe za skupim baterijama. Primena naprednih ekspertske sistema, zajedno sa napretkom fotonaponske tehnologije i rastućom potražnjom za PV sistemima, doprineće tome da mikromreže postanu isplative i široko primenjive.

7 PRIMENA VEŠTAČKE NURALNE MREŽE U PLANIRANJU POTROŠNJE U ELEKTROENERGETSKIM SISTEMIMA

7.1 Uvod

Potrošnja električne energije u elektroenergetskom sistemu se periodično menja kako na dnevnom, tako i na sezonskom i godišnjem nivou. Dakle, ona postaje u velikoj meri predvidiva za manje vremenske intervale. Međutim, predviđanje potrošnje nosi sa sobom određenu dozu nesigurnosti zbog mnogobrojnih uticajnih faktora. Jedan od osnovnih faktora je ponašanje potrošača, na koje posledično utiču društveni i ekonomski razvoj, vremenska prognoza i komplementarnost sa drugim vrstama energije za grejanje. Ako je u planu gradnja nove elektrane potrebno je imati podatke o ukupnoj agregiranoj potrošnji električne energije i podatke o vršnom opterećenju za ukupan elektroenergetski sistem. Osim toga, važna je prognoza ukupne krive potrošnje električne energije. Analogno, studije koje se odnose na razvoj prenosne mreže uključuju predviđanje maksimalnih (vršnih) i minimalnih aktivnih i reaktivnih snaga u svim čvorovima elektroenergetskog sistema. Prognoza potrošnje je jedna od važnijih stavki pri rešavanju zadataka operativnog planiranja, kao što su plan proizvodnih jedinica, plan remonta, hidrotermalna koordinacija i ekonomski dispečing. Imajući u vidu navedeni značaj, predviđanje potrošnje je u žiži interesovanja mnogih naučnih radova. U cilju postizanja što bolje prognoze potrošnje razvijeni su različiti softverski paketi. Predviđanje potrošnje može se razlikovati u zavisnosti od vremenskog intervala. Na osnovu tog intervala, predviđanje se deli na kratkoročno i dugoročno. Takođe, predviđanje potrošnje može se vršiti u različitim prostornim okvirima, bilo da je to uži ili širi prostor [96].

Energetska efikasnost je najvažniji zadatak u energetskom sektoru. Razlog toga je sve veća potražnja za električnom energijom u svetu, konstantan rast cena energije i sve češće iznenadne klimatske promene. Iz perspektive potrošnje, ovo predstavlja izazov u preciznom predviđanju potrošnje domaćinstava, velikih potrošača, regionala, pa čak i čitavih zemalja. Ako ostvarena potrošnja premašuje planiranu, to može dovesti do nedovoljnih rezervi generatora, što zahteva skuplji uvoz električne energije ili korišćenje skupih elektrana za pokrivanje vršne potrošnje. Suprotno tome, ako je ostvarena potrošnja manja od predviđene, to ukazuje da su kapaciteti generatora i značajna ulaganja predimenzionisana. Bilo koje odstupanje predviđene potrošnje u odnosu na ostvarenu potrošnju utiče na formiranje greške u realnom vremenu.

Potreba za inovativnim metodama za predviđanje potrošnje električne energije svakodnevno je sve veća zbog čestih fluktuacija tržišnih cena, promena vremenskih uticaja i promena ponude i potražnje. Ovo naglašava rastuću važnost predviđanja potrošnje. Precizno predviđanje potrošnje pomaže u smanjenju broja preopterećenja, poboljšava stabilnost snabdevanja električnom energijom, minimizira kvarove opreme i mreže, te rezultira značajnim finansijskim uštedama. Balansna odgovornost predstavlja jedan vid finansijskog mehanizma u kojem se naplaćuje neravnoteža koja se odnosi na svaki period poravnjanja, pri čemu se pridružuju troškovi za pogrešno procenjenu potrošnju. Operator sistema u realnom vremenu je dužan da održava ravnotežu između proizvodnje i potrošnje. Svako odstupanje planirane potrošnje koje ne odgovara ostvarenoj potrošnji utiče na to da balansna strana bude finansijski kažnjena. Za svaki period poravnjanja (svaki sat) određuju se cena penala retroaktivno. Državno regulatorno telo je dužno da formira metodologiju za obračun cene debalansa [97]. Precizno predviđanje potrošnje je izazovno, što navodi mnoge

istraživače da razviju inovativne metode. Postizanje manjeg odstupanja između planirane i ostvarene potrošnje ima za cilj povećanje energetske efikasnosti, osiguranje pouzdanog rada elektroenergetskih sistema i poboljšanje planiranja potrošnje električne energije. Dodatno, predviđanje profila potrošnje je ključno za optimizaciju rada izvora energije i sistema za skladištenje energije u mikromrežama.

Brojne studije su koristile različite metodologije za predviđanje potrošnje u različitim vremenskim rezolucijama. U [98] uveden je hijerarhijski multiplikativni okvir za modelovanje potrošnje u domaćinstvu, koji uključuje logaritamski distribuiranu godišnju potrošnju i slučajnu varijaciju. U [99], pristup hijerarhijskog klasterovanja primjenjen je na podatke o dnevnoj potrošnji 300 rezidencijalnih korisnika u Kunshanu, Kina, otkrivajući visok stepen sličnosti u obrascima mesečne potrošnje među korisnicima. Wang i Mendelova metoda učenja fazi pravila istražena je u [100] za predviđanje potrošnje, uz razmatranje dve strategije: jedna koristi samo potrošnju kao ulaz, a druga uključuje temperaturu okoline. Pokazalo se da ova druga strategija daje pouzdanije rezultate. U [101] primjenjene su tehnike mašinskog učenja kako bi se predložilo smanjenje potrošnje u Agartali, Tripura, Indija. Implementacija modela *Random Forest* i *XGBoost* dovela je do značajnog poboljšanja od 15 do 29%. Rad [102] fokusira se na određivanje koeficijenta profila opterećenja korišćenjem modela matematičkog predviđanja u Duzceu, Turska. Rezultati pokazuju zadovoljavajuću procenu potrošnje sa tačnošću od 96%. Model fazi logike za dugoročnu prognozu potrošnje predstavljen je u [103], koristeći vremenske parametre i istorijske podatke o potrošnji, što je rezultiralo modelom sa srednjom apsolutnom procentualnom greškom od 6,9% i efikasnošću od 93,1%. U [104] se istražuje primena ANN i fazi logike (FL) za kratkoročno predviđanje potrošnje, pri čemu se pokazalo da je model ANN bolji od FL metode. Značaj predviđanja potrošnje u savremenim elektroenergetskim sistemima naglašen je u [104,105]. Duboke rezidualne neuronske mreže koriste se za kratkoročno modelovanje električnog opterećenja u [105], dok [106] koristi metodu sive prognoze za poboljšanje performansi planiranja potrošnje. Metoda sive prognoze je statistička metoda koja se koristi za predviđanje vremenskih serija, naročito kada su podaci delimično nepoznati ili nekompletni. Modeli planiranja potrošnje, kao što su neuralne mreže i mreže eho-stanja, upoređeni su u [107] na osnovu preciznosti predviđanja opterećenja kroz eksperimentalna merenja. Radovi [108-114] istražuju primenu veštačkih neuralnih mreža za planiranje potrošnje u zgradama i različitim sektorima, uzimajući u obzir faktore poput spoljašnje temperature, vlažnosti i osvetljenja. Tačnost veštačkih neuralnih mreža je evidentna u [113], gde je potrošnja u Indoneziji od 2019. do 2025. godine procenjena sa vrlo malom greškom. Konačno, [114] koristi bazu podataka o potrošnji u domaćinstvima u Lisabonu, Portugal, postižući pouzdana predviđanja potrošnje u domaćinstvu i profilu opterećenja. Takve prognoze mogu biti od ključnog značaja za dimenzionisanje sistema za skladištenje energije, projektovanje sistema obnovljivih izvora energije i predviđanje budućeg povećanja potražnje za električnom energijom. U radu [115] korišćene su različite konfiguracije algoritama kao što su ANN, *Support Vector Machine* (SVM), *Random Forrest* (RF) i *K-Nearest Neighbours* (KNN) algoritmi za predviđanje potrošnje poslovne zgrade. Najbolji rezultati postignuti su primenom ANN-a. Rad [116] prikazuje neuralne mreže za predviđanje potrošnje za dan unapred i solarne insolacije kod stambenih potrošača koji su opremljeni krovnim fotonaponskim sistemom, na osnovu vremenske klasifikacije. U [117] predstavljen je model za odabir sličnih dana koji prolazi kroz nekoliko nivoa i kratkoročno planiranje potrošnje na osnovu veštačke neuralne mreže. U [118], primena veštačke neuralne mreže (ANN) omogućila je predviđanje potrošnje u SAD-u od 2021. do 2030. godine. Ulagani parametri su uključivali stanovništvo, bruto domaći proizvod (BDP), proizvodnju sirove nafte i stopu inflacije. Ovo istraživanje je postiglo veoma visok nivo tačnosti u planiranju potrošnje u SAD, pri čemu je ANN-PB algoritam pokazao maksimalnu vrednost greške od 2,5%. U [119], potrošnja električne energije u Turskoj je modelovana kao funkcija ekonomskih indikatora korišćenjem ANN-a, s

predviđanjima do 2027. godine. U [120], godišnja bruto potražnja za električnom energijom u Turskoj je modelovana korišćenjem višestruke linearne regresije i veštačkih neuralnih mreža. Rezultati su pokazali vrlo visoku tačnost za godine u kojima su podaci o potražnji električne energije bili dostupni. Rad [121] obuhvata širok spektar metoda za predviđanje proizvodnje iz obnovljivih izvora energije primenom dubokog učenja, a metode za planiranje dijagrama snage potrošnje električne energije nisu bile predmet analize ovog rada. U radu [122] objašnjene su različite metode i tehnike koje se koriste za predviđanje energije vetra, solarne energije i potrošnje električne energije. U Tabeli 7 pomenutog rada opisani su različiti skupovi podataka koji se koriste za predviđanje potrošnje, a oni najčešće sadrže istorijske podatke o potrošnji po satima, zajedno sa podacima o temperaturi. Međutim, u tim radovima nisu korišćeni podaci o insolaciji i brzini vетра, iako i oni utiču na potrošnju i mogu doprineti povećanju tačnosti planiranja dijagrama snage potrošnje. Korišćenje neuralne mreže za predviđanje potrošnje je tema velikog broja radova decenijama unazad. Postoji veliki broj preglednih studija koje ukazuju na to da se vremenski horizonti predviđanja potrošnje značajno razlikuju, te variraju od 15-minutnih, polučasovnih, pa sve do satnih intervala [123]. Takođe, postoji razlika u broju parametara koji se predviđaju. U ovom kontekstu mogu se izdvojiti dve glavne kategorije. Prva kategorija obuhvata tehnike prognoze koje generišu samo jednu vrednost za prognoziranu veličinu, pri čemu se mogu prognozirati sledeće veličine: ukupna potrošnja za naredni dan, vršna snaga potrošnje u sledećem danu i snaga potrošnje za naredni sat. Druga kategorija obuhvata tehnike prognoze koje daju veći broj vrednosti za prognozirane veličine, što je slučaj prognoze dijagrama snage potrošnje (najčešće se prognoziraju satne vrednosti za snagu potrošnje u narednom danu). U radu [123] se navodi da je jedan od najkompleksnijih problema u predviđanju potrošnje upravo predviđanje dijagrama snage potrošnje. U pogledu modela koji se primenjuju, postoje dve glavne grupe: linearni i nelinearni modeli. Linearni modeli obuhvataju metode poput ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average), AR (Autoregressive Model), ARMA (Autoregressive Moving Average), PLS (Partial Least Squares), ARCH (Autoregressive Conditional Heteroskedasticity), MAM (Moving Average Model), LR (Linear Regression) i SS (State Space Model) [123]. Međutim, interesovanje za ove tehnike opada, dok nelinearni pristupi, zasnovani na ANN, postaju sve popularniji, posebno u modelima dubokog učenja. U radu [123] se navodi da još uvek postoji potreba za preciznijim metodama za predviđanje dijagrama snage potrošnje. U skladu sa tim, u disertaciji je predložena i verifikovana poboljšana prognoza dijagrama snage potrošnje korišćenjem više uticajnih veličina kao ulaza u ANN.

Ovo poglavlje disertacije koristi ANN za predviđanje potrošnje električne energije po satu za regiju Sarajeva. Razvijeni model koristi izmerene podatke o temperaturi vazduha, brzini veta i insolaciji iz sata H , kao i ostvarenu snagu potrošnje iz prethodnog sata ($H-1$), prikupljene u periodu od 2017. do 2020. godine, kao ulazne promenljive za obuku neuralne mreže. Efikasnost metode testirana je u danu D za dan $D+1$ i to za svaki sat tokom 2021. godine, pri čemu su kao ulazni parametri u neuralnu mrežu korišćeni: temperatura vazduha, brzina veta i insolacija za svaki sat dana $D+1$, kao i ostvarena potrošnja od 1h do 12h iz dana D i od 13h do 24h iz dana $D-1$. U navedenoj literaturi ovakav set ulaznih podataka za ANN nije razmatran, što predstavlja originalni pristup i doprinos disertacije. Uticaj ovih ulaznih parametara na potrošnju električne energije tokom godišnjih doba i tokom cele godine analiziran je korišćenjem Pearson-ovog koeficijenta korelacije. Da bi se procenila tačnost metode, korišćene su različite metrike, uključujući srednju apsolutnu grešku (MAE), srednju kvadratnu grešku (MSE), koren iz srednje kvadratne greške (RMSE) i srednju apsolutnu procentualnu grešku (MAPE). Trenutni pristup predviđanja koji koristi kompanija oslanja se na iskustveni plan, vremensku prognozu za dan unapred i istorijske podatke o potrošnji, što može dovesti do razlika između planirane i ostvarne potrošnje. Nasuprot tome, metoda razvijena u ovoj disertaciji koristi ANN kako bi se smanjile greške u predviđanju potrošnje.

Najznačajnija novina ogleda se u specifičnom izboru i strukturi ulaznih podataka za neuralnu mrežu – uključivanje meteoroloških parametara (temperatura, brzina veta, insolacija) za sata H i ostvarene potrošnje iz prethodnog sata ($H-1$) za obuku, kao i u kombinaciji podataka iz dva uzastopna dana ($D-1$ i D) za predikciju potrošnje u danu $D+1$ za testnu godinu. U dosadašnjim istraživanjima ovakav pristup nije primjenjen, što ovu metodu čini originalnom. Ovo poglavlje disertacije donosi dva ključna doprinos. Prvi se odnosi na značajno smanjenje greške u predikciji potrošnje korišćenjem ANN. Drugi doprinos ogleda se u identifikaciji uticaja insolacije i brzine veta, kako direktnog na potrošnju, tako i posrednog, s obzirom na sve veći učešće obnovljivih izvora u proizvodnji energije u distributivnoj mreži, poput solarnih i vetroelektrana, priključenih na distributivnu mrežu. Naime, sa stanovišta prenosnog sistema, snaga proizvodnje obnovljivih izvora priključenih na distributivnu mrežu se manifestuje kao smanjenje snage potrošnje u distributivnoj mreži. Istraživanje predstavljeno u ovom poglavlju disertacije sprovedeno je nezavisno od analiza obrađenih u petom i šestom poglavlju. Peto, šesto i sedmo poglavlje ove disertacije povezuje zajednička tema, a to je predviđanje potrošnje električne energije u sistemima sa obnovljivim izvorima energije, uz primenu veštačke inteligencije. Svako poglavlje se bavi različitim scenarijima: peto poglavlje obrađuje autonomnu mikromrežu, šesto mrežno povezanu mikromrežu, a sedmo elektroenergetski sistem. Iako se pristupi i konfiguracije sistema razlikuju, zajednički doprinos svih poglavlja ogleda se u primeni veštačke inteligencije koja doprinosi preciznijem predviđanju potrošnje, efikasnijem upravljanju resursima i ostvarivanju značajnih ušteda.

7.2 Primena veštačke neuralne mreže (ANN) za prognoziranje potrošnje

Nova generacija sistema za obradu informacija je ANN. Ona poseduje osobinu učenja na podacima za obučavanje. U njenoj strukturi se nalaze gusto povezani procesni elementi koji se nazivaju neuroni. Pomenute mreže su inspirisane neuronском organizacijom u ljudskom mozgu. Neophodno je imati bazu podataka sa parovima ulaz-izlaz. Glavni i jedini cilj mašinskog učenja jeste određivanje težinskih faktora koji imaju zadatku da što efikasnije modeluju zavisnost izlaza od ulaznih podataka. U nadgledanom učenju, neuralna mreža poboljšava svoje performanse zahvaljujući prilagođavanju faktora težine koristeći raspoloživu bazu podataka [124]. Strukturu neuralne mreže bira inženjer, u zavisnosti od zahteva problema i ciljeva koji se žele postići. U strukturi neuralne mreža uočavaju se sledeće komponente: slojevi (ulazni, skriveni i izlazni slojevi), neuroni, aktivacijske funkcije, težine i slobodni članovi. Najvažnija procesna jedinica u bilo kojoj neuralnoj mreži je neuron. Zadatak neurona je da primaju podatke, obavljaju proračune i prosleđuju informacije. Brojeve neurona u skrivenim slojevima određuje korisnik. Ulazni sloj je uvek unapred definisan, a izlazni sloj označava cilj mreže, takođe je i on unapred definisan. Ulazni sloj prima podatke koji se unose u neuralnu mrežu, na primer, temperatura, brzina veta, horizontalna insolacija iz sata H i ostvarena potrošnja iz prethodnog sata $H-1$ za područje Sarajeva u ovom slučaju. Broj skrivenih slojeva i broj neurona su ključni deo strukture ANN-a, a male promene u ovim parametrima mogu značajno uticati na izlaz. Ulazi iz ulaznog sloja su u vezi sa svakim nevronom prvog skrivenog sloja. Skriveni slojevi se sastoje od više neurona koji koriste izlaze iz prethodnog sloja kao ulaze, a njihovi izlazi postaju ulazi za sledeći sloj. Završni sloj u neuralnoj mreži, izlazni sloj, označava ostvarnu potrošnju za Sarajevsku regiju. Težinski faktori i slobodni član se primenjuju na svaku vezu između neurona tokom procesa prenosa između slojeva. Težine označavaju snagu veza između neurona, a težine i slobodni član su parametri modela koji se mogu

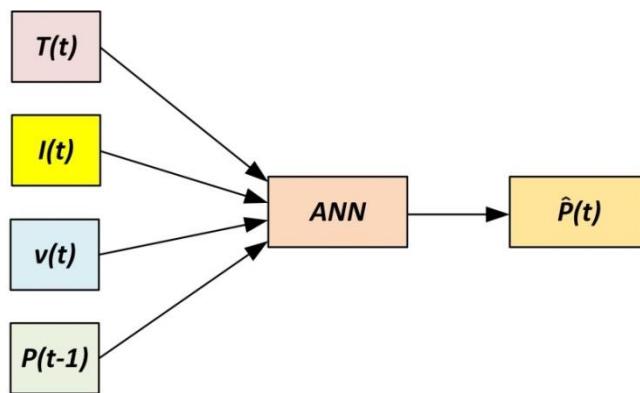
naučiti. Na početku se težine slučajnim odabirom postavljaju ili dodeljuju i optimiziraju tokom procesa treninga u cilju smanjenja gubitaka. Aktivacijske funkcije su sastavni deo neuralnih mreža i one uvode nelinearnost primenom transformacije. *Feed-forward* neuralna mreža je najjednostavniji tip ANN, gde informacije putuju samo u jednom smeru, od ulaznog ka izlaznom sloju. U ovoj arhitekturi, svaki sloj je u potpunosti povezan sa svim čvorovima u sloju pre i posle njega.

Elektroprivreda planira potrošnju električne energije za dan $D+1$ na osnovu vremenske prognoze i istorijskih podataka za sličan dan. Nakon predviđanja potrošnje, utvrđuje se greška, odnosno odstupanje između planirane i ostvarne potrošnje. Greške postaju najuočljivije u upravljanju sistemom u realnom vremenu. U nekim slučajevima, greške prelaze opseg sekundarne regulacije, često zbog loše planirane potrošnje, proizvodnje iz proizvodnih jedinica, gubitaka u mreži ili nedostatka merenja na ključnim interkonektivnim dalekovodima. Veće greške često se poklapaju s naglim promenama temperature i meteorološkim parametrima. Ako sekundarna regulacija nije dovoljna, postaje neophodno ručno aktiviranje tercijarne rezerve, reagujući na osnovu znaka greške. Tercijarna rezerva se aktivira u vanrednim situacijama, kao što su ispadi većih proizvodnih jedinica.

U ovom poglavlju disertacije istražuje se primena modela veštačke neuralne mreže kako bi se minimizirale greške u planiranju potrošnje u danu D za sledeći dan, $D+1$. Blok šema neuralne mreže prikazana je na slici 59. Dakle, mreža ima 4 neurona u ulaznom sloju: meteorološke veličine izmerene u satu t za koji se pravi predikcija (temperaturu $T(t)$, insolaciju $I(t)$, brzini vetra $v(t)$) i snagu potrošnje iz prethodnog sata $P(t-1)$. Mreža kao izlaz daje predikciju snage potrošnje u satu t , označenu kao $\hat{P}(t)$, gde simbol \hat{P} označava da se radi o predviđenoj vrednosti, dok P označava izmerenu (poznatu) vrednost. ANN obuhvata četiri ulazne veličine i jedan izlaz, pri čemu se preslikavanje prikazuje pomoću sledećeg izraza:

$$(T(t), I(t), v(t), P(t-1)) \rightarrow \hat{P}(t) \quad (7.1)$$

Baza za obuku ANN sadrži satne vrednosti navedenih veličina za period od 2017. do 2020. godine. Usvojeno je da se 70% podataka koristi za obuku, 15% za validaciju i 15% za testiranje veštačke neuralne mreže.



Slika 59. Blok šema neuralne mreže

Levenberg-Marquardt optimizacija je popularna metoda za obuku neuralnih mreža, a koristi se u mnogim programskim paketima, a u ovom slučaju korišćen je programski paket Matlab. Konkretno, u Matlabu se za obuku neuralnih mreža je korišćena funkcija *trainlm*, koja je deo Neural Network Toolbox-a. *Levenberg-Marquardt* optimizacija je brz i efikasan algoritam koji kombinuje prednosti

gradijentnog spusta i *Gauss-Newton* metode, što omogućava brzo konvergiranje. Funkcija *trainlm* koristi ovu metodu za brzo i precizno podešavanje težinskih faktora i slobodnih članova mreže tokom procesa obuke [125]. *Levenberg-Marquardt* je jedan od najbržih algoritama za obuku neuralnih mreža, posebno u problemima regresije, jer koristi aproksimaciju drugog izvoda za brže konvergiranje ka minimumu funkcije greške. Međutim, njegova prednost u brzini dolazi s potrebom za većim količinama memorije, jer mora da izračuna i skladišti Jakobijan matricu (kvadratnu matricu). Algoritmi, kao što su *Gradient Descent* (SGD) ili *Resilient Propagation* (RPROP), koriste samo prvi izvod funkcije greške i manje složene matrične operacije, što im omogućava da rade sa manjim memorijskim zahtevima [126]. Veliki skupovi podataka ponekad mogu sadržati netačne ili nepouzdane podatke, koji su većinom rezultat lošeg merenja, prisustva šuma ili grešaka tokom sređivanja podataka. Stoga je pre početka analize izvršena prethodna obrada podataka. Prethodna obrada podataka uključuje normalizaciju, uklanjanje konstantnih vrednosti, smanjenje šuma i standardizaciju, čime se podaci pripremaju za efikasniju obuku neuralnih mreža. Ulazi i ciljevi postaju konstantni kada imaju istu vrednost za sve uzorke, što znači da ne pružaju korisne informacije za učenje modela. Konstantne vrednosti ometaju učenje, jer mreža ne može da prepozna nikakve obrazce, što smanjuje efikasnost i preciznost modela. Zbog toga ih treba ukloniti kako bi mreža učila samo relevantne, promenljive podatke [127]. Normalizacija ulaznih podataka predstavlja važan korak u pripremi podataka za obuku neuralnih mreža, jer omogućava da svi ulazi budu na sličnom numeričkom opsegu. Time se sprečava dominacija ulaza sa numerički većim vrednostima nad onima sa manjim vrednostima, čime se obezbeđuje stabilnije i efikasnije učenje. Kada ulazi imaju različite skale, ulazi sa većim vrednostima jače utiču na gradijente, pa algoritam nesrazmerno prilagođava težine u njihovu korist.

Jedan potencijalni problem sa neuralnim mrežama je preobučavanje (*overfitting*). Preobučavanje se dešava kada neuralna mreža radi dobro na skupu podataka za obuku, ali loše na novim, do tada neviđenim podacima. To se događa zato što mreža uči svaki detalj, uključujući šum i loša merenja, u setu za treniranje. ANN, kao visoko nelinearni modeli, posebno su skloni ovom problemu. Da bi se smanjilo preobučavanje, složenost modela se može smanjiti uklanjanjem slojeva ili smanjenjem broja neurona, što ograničava kapacitet mreže da zapamti podatke pri obuci i podstiče generalizaciju [120]. Druga strategija je da se poveća veličina skupa podataka za obuku, smanjujući sposobnost mreže za preobučavanje podataka pri obuci. Tehnike regularizacije se takođe često koriste kako bi se sprečilo prekomerno preobučavanje. Preobučavanje se može uočiti u ANN-u koji se koristi za predviđanje potrošnje Sarajevske regije kada je greška na podacima za obuku (treniranje) mala, ali je greška na novim testirajućim podacima velika. U ovom slučaju, greške na skupovima podataka za obuku i testiranje su zadovoljavajuće, što ukazuje da je veličina skupa podataka za obuku dobro odabrana i da je rešen problem preobučavanja.

Optimizacija hiperparametara, ili podešavanje hiperparametara, ključna je za dobro podešavanje performansi mreže. Hiperparametri se mogu birati ručno ili automatski, a ANN koji se koristi za prognozu potrošnje Sarajevske regije postavlja se automatski. Epohe su ključni hiperparametar, koje utiču na konvergenciju modela. Stopa učenja određuje veličinu koraka za ažuriranje težina i slobodnih članova. U ANN-u koja se koristi za predviđanje potrošnje Sarajevske regije epohe su podešene na 1000 i stopa učenja iznosi 0,01. U okviru eksperimentalne faze, ispitivane su različite kombinacije broja epoha (npr. 500, 1000, 2000) i stopa učenja (npr. 0,001, 0,01, 0,05), pri čemu su

performanse modela poređene na osnovu metrika kao što je MSE na validacionom i test skupu. Mreža je konfigurisana sa šest skrivenih slojeva, koji sadrže 40, 30, 20, 10, 10 i 5 neurona. U arhitekturi korišćene ANN, za prva dva skrivena sloja primenjuje se logistička aktivaciona funkcija, dok se za preostale slojeve koristi linearna aktivaciona funkcija. Matematički izrazi ovih funkcija dati su sledećim formulama:

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (7.2)$$

$$f(x) = x \quad (7.3)$$

gde x predstavlja ulaznu vrednost koju funkcija koristi za izračunavanje izlaza. Ovakav izbor, zajedno sa odabranim hiperparametrima, dali su najbolje rezultate, ukazujući na optimalne postavke za ovu ANN konfiguraciju.

Nakon završetka faze obuke i validacije, model je podvrgnut testiranju za 2021. godinu. Testiranje se sprovodi u danu D za sve sata narednog dan $D+1$. Baza podataka za 2021. godinu sadrži satne vrednosti temperature vazduha, brzine vetra i insolacije za dan $D+1$, kao i ostvarene potrošnje od 1h do 12h iz dana D i od 13h do 24h iz dana $D-1$, koje se koriste kao ulazni parametri u ANN. Kompanije koje prijavljaju plan potrošnje u danu D za dan $D+1$ poželjno je da to da učine najkasnije između 13:00h i 14:00h, iz tog razloga se koristi ostvarena potrošnja od 1h do 12h iz dana D i od 13h do 24h iz dana $D-1$. U ovom slučaju, prognoza se ne izrađuje samo za jedan sat unapred, već se u podne dana D generiše kompletna prognoza za svaki od 24 sata narednog dana $D+1$. Ako trenutak podneva dana D označimo kao t , tada se prognoza odnosi na period od $t+13$ sati (prvi sat dana $D+1$) do $D+36$ (poslednji sat dana $D+1$). Pri tome se implicitno pravi prepostavka da će potrošnja u satima t , $t-24$ i $t-48$ biti približno ista, pa se umesto nepoznate vrednosti $P(t+36)$ koristi poznata vrednost $P(t-13)$ i tako dalje, a umesto izmerenih vrednosti meteoroloških podataka T , I , v , trebalo bi koristiti vrednosti dobijene vremenskom prognozom \tilde{T} , \tilde{I} i \tilde{v} . Dakle, ANN daje predikcije opisane sledećim formulama:

$$(\tilde{T}(t+13), \tilde{I}(t+13), \tilde{v}(t+13), P(t-12)) \rightarrow \hat{P}(t+13), \quad (7.4)$$

$$(\tilde{T}(t+14), \tilde{I}(t+14), \tilde{v}(t+14), P(t-11)) \rightarrow \hat{P}(t+14), \quad (7.5)$$

...

$$(\tilde{T}(t+25), \tilde{I}(t+25), \tilde{v}(t+25), P(t)) \rightarrow \hat{P}(t+25), \quad (7.6)$$

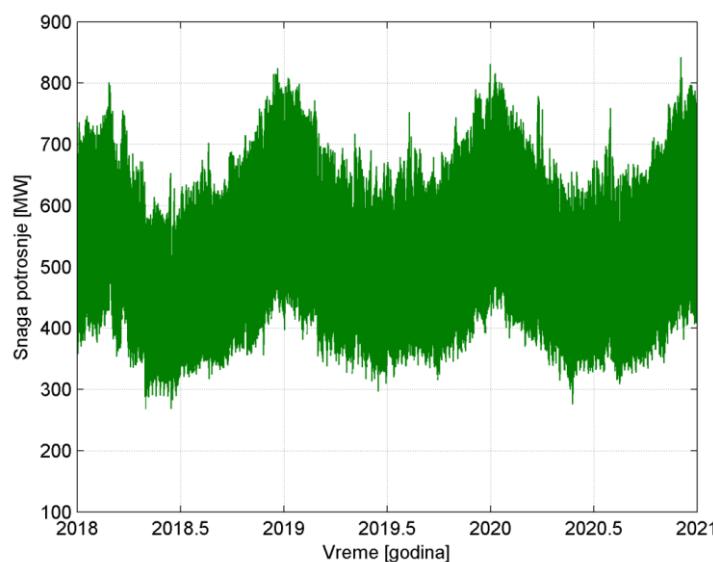
$$(\tilde{T}(t+26), \tilde{I}(t+26), \tilde{v}(t+26), P(t-23)) \rightarrow \hat{P}(t+26), \quad (7.7)$$

...

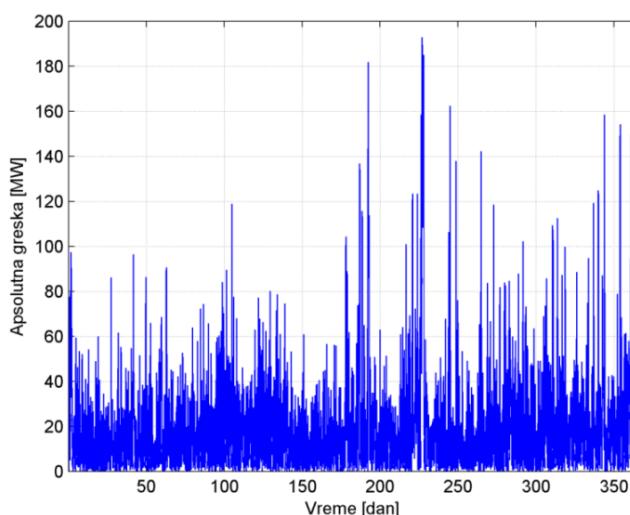
$$(\tilde{T}(t+36), \tilde{I}(t+36), \tilde{v}(t+36), P(t-13)) \rightarrow \hat{P}(t+36). \quad (7.8)$$

U ovom radu korišćeni su izmereni meteorološki podaci, dok bi se u stvarnom scenariju predikcije 24 sata unapred morali koristiti podaci zasnovani na vremenskoj prognozi. Predviđa se da bi tačnost modela zasnovanog na ANN mogla biti blago umanjena pri korišćenju vremenske prognoze, ali ne značajno, s obzirom na to da su satne prognoze za dan unapred uglavnom dovoljno pouzdane.

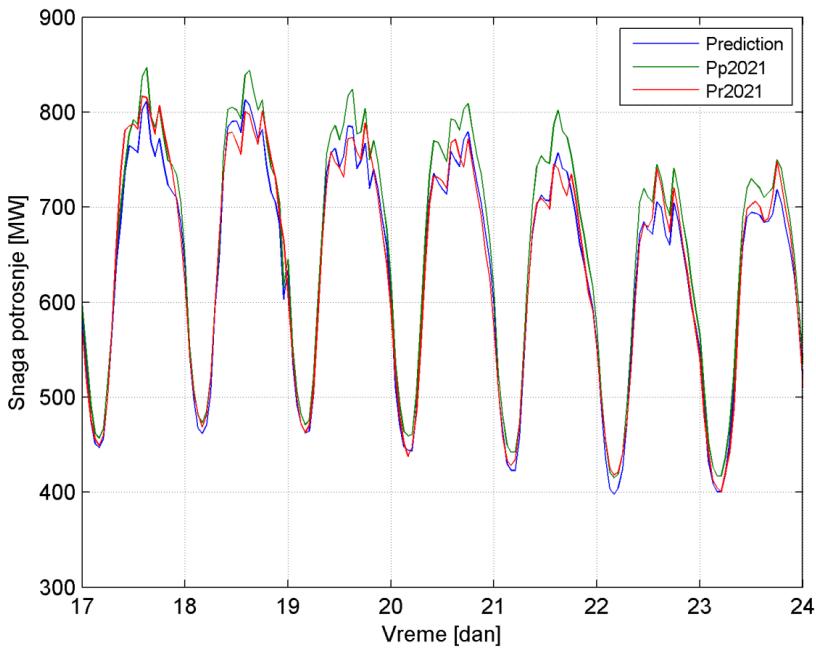
Slika 60 prikazuje ostvarenu snagu potrošnje za period od 2018. do 2021. godine. Na slici 61 prikazana je apsolutna greška između predviđene snage potrošnje koju generiše neuralna mreža *Prediction* zajedno sa ostvarnom snagom potrošnje P_{r2021} za 2021. godinu. Reč *Prediction* označave rezultate predviđene snage potrošnje za 2021. godinu koji su posledica primene neuralne mreže. Sa slike 61 se vidi da postoje odstupanja između predviđene i ostvarne snage potrošnje. Procena grešaka vezano za predviđanje potrošnje data je u poglavlju 7.4. Na slici 62, predviđena snaga potrošnje zasnovana na neuralnoj mreži *Prediction* prikazana je zajedno sa planiranim snagom potrošnje kompanije P_{p2021} i ostvarnom snagom potrošnje P_{r2021} . Ovi dijagrami snage potrošnje odnose se na period od 7 dana (5 radnih dan i 2 dana vikenda) tokom zime 2021. Slično, na slici 63 prikazana je predviđena snaga potrošnje na osnovu neuralne mreže *Prediction*, planirana snaga potrošnje kompanije P_{p2021} i ostvarena snaga potrošnje P_{r2021} koja se dobije iz obračuna za 7 letnjih dana (5 radnih dan i 2 dana vikenda) tokom 2021. godine.



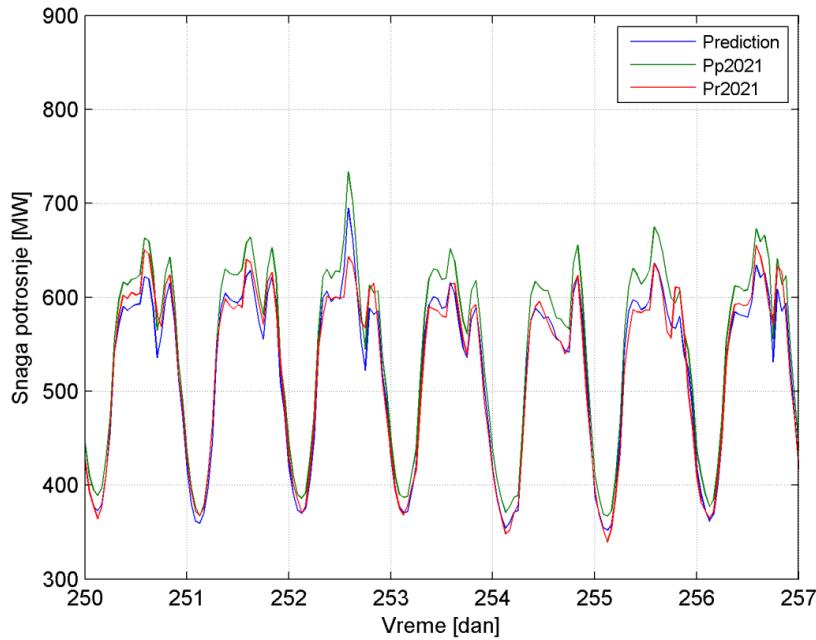
Slika 60. Ostvarena snaga potrošnje za period od 2018. do 2021. godine



Slika 61. Apsolutna greška između predviđene snage potrošnje dobijene na osnovu ANN *Prediction* i ostvarene potrošnje P_{r2021} za 2021. godinu



Slika 62. Predviđena snaga potrošnje na osnovu ANN *Prediction*, planirana snaga potrošnje P_{p2021} i ostvarena snaga potrošnje P_{r2021} za 7 zimskih dana u 2021.



Slika 63. Predviđena snaga potrošnje na osnovu ANN *Prediction*, planirana snaga potrošnje P_{p2021} i ostvarena snaga potrošnje P_{r2021} za 7 letnjih dana u 2021.

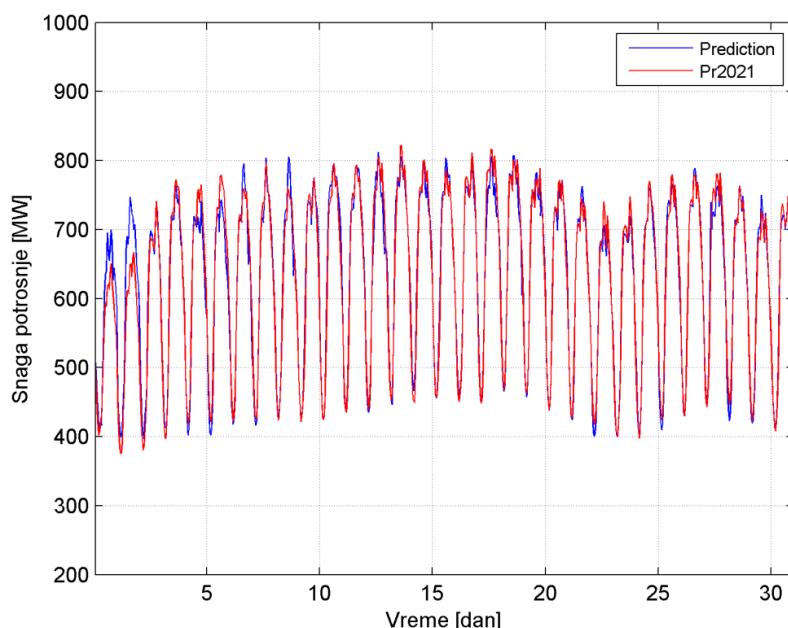
7.3 Uticaj ulaznih parametara na dijagram potrošnje

Dijagram snage potrošnje ilustruje promenu snage u funkciji vremena i može se posmatrati posebno za pojedinačnog potrošača ili ukupna agregirana potrošnja neke oblasti. Potrošači su različiti, mnogobrojni i mogu se priključiti na različite naponske nivoe.

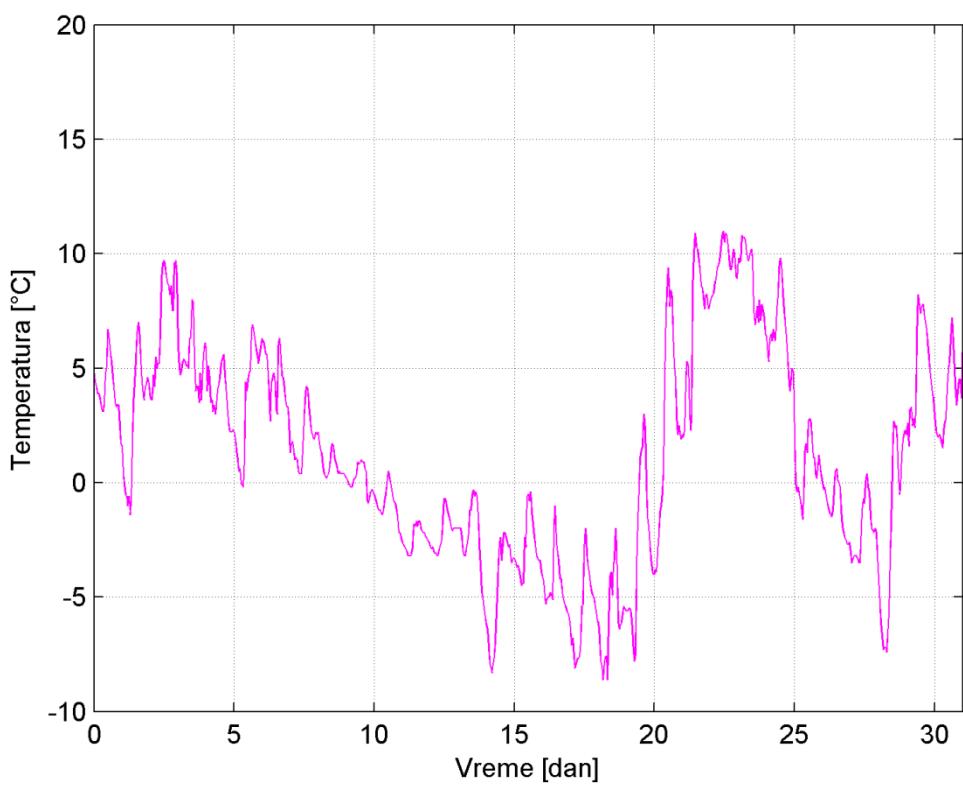
Na proces prognoze potrošnje značajno utiče dostupnost podataka, a najveći uticaj imaju meteorološki faktori kao što su temperatura vazduha, brzina veta, oblačnost, vlažnost i količina padavina. Temperatura je ključna meteorološka varijabla koja se široko koristi u analizi potrošnje, međutim, ova disertacija uvodi brzinu veta i insolaciju kao dodatne ulazne parametre, dobijene merenjima u Hidrometeorološkom zavodu. Bosna i Hercegovina ima umereno kontinentalnu klimu, koju karakterišu topla leta i hladne zime. Pošto je BiH velikim delom planinska zemlja, u tim predelima je dominantna planinska klima sa kratkim letima i oštrim zimama. Južni dio BiH ima topla leta i blage zime bez snega.

Uprkos demografskim, društvenim i ekonomskim parametrima koji utiču na dijagram potrošnje, ova disertacija se fokusira na meteorološke faktore. Demografska razmatranja uključuju broj stanovnika i domaćinstava, uz povećanje nataliteta i urbani razvoj koji direktno utiče na potrošnju. Socijalni faktori se odnose na različite i haotične aktivnosti ljudi. Na navedene aktivnosti utiče doba godine, postojanje informacije o radnom danu, vikendu ili prazniku. Ekonomski parametri uključuju ekonomske uslove i dostupnost obnovljivih izvora energije. Na primer, tokom zime postojanje energetske infrastrukture za plinsko grejanje ili toplane značajno utiče na dijagram potrošnje.

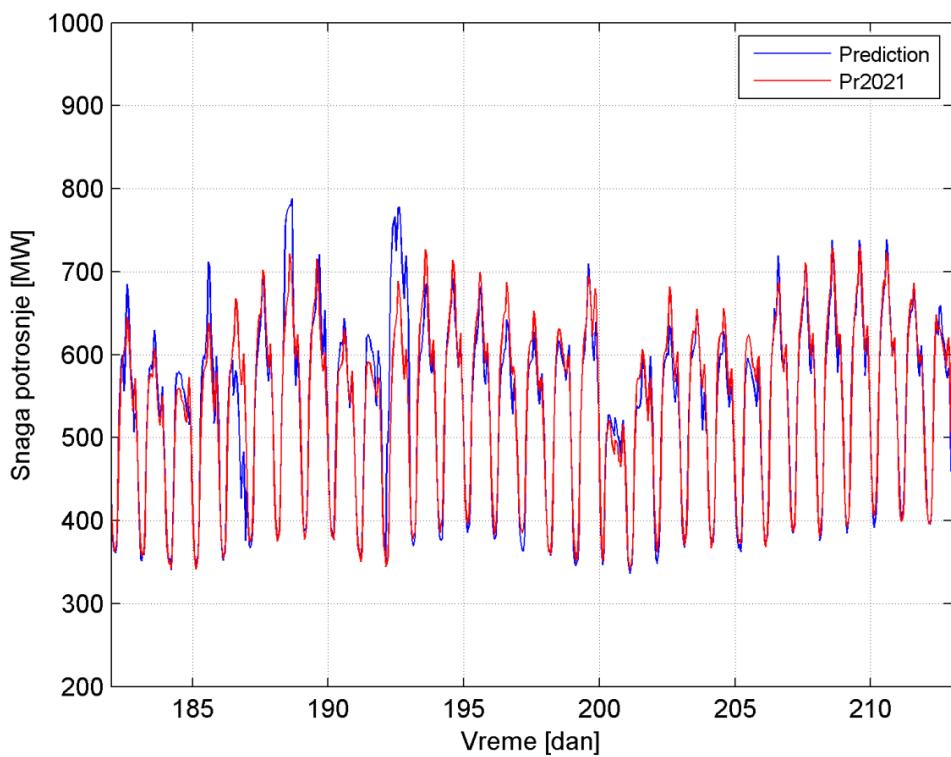
Na osnovu slika 64 i 65 može se sagledati uticaj temperature na potrošnju za mesec januar. Na slici 64 prikazana je za januar predviđena snaga potrošnje na osnovu ANN *Prediction* i ostvarena snaga potrošnje P_{r2021} . Na slici 65 prikazan je odgovarajući dijagram temperature. Grafički prikaz jasno pokazuje da kako se temperatura snižava, snaga potrošnje ima tendenciju povećanja, te da rezultati predviđene snage potrošnje pomoću ANN približno prate ostvarenu snagu potrošnje. Slike 66 i 67 prikazuju uticaj temperature na potrošnju za mesec juli. Na slici 66 prikazana je za juli predviđena snaga potrošnja *Prediction* zasnovana na ANN zajedno sa ostvarenom snagom potrošnje P_{r2021} , dok je na slici 67 prikazan odgovarajući dijagram temperature. Tokom letnjih meseci, snaga potrošnje značajno opada, uz vidljive oscilacije vezane za temperaturne varijacije. Kako temperatura raste tokom leta, snaga potrošnje raste, prvenstveno zbog povećane potražnje za hlađenjem.



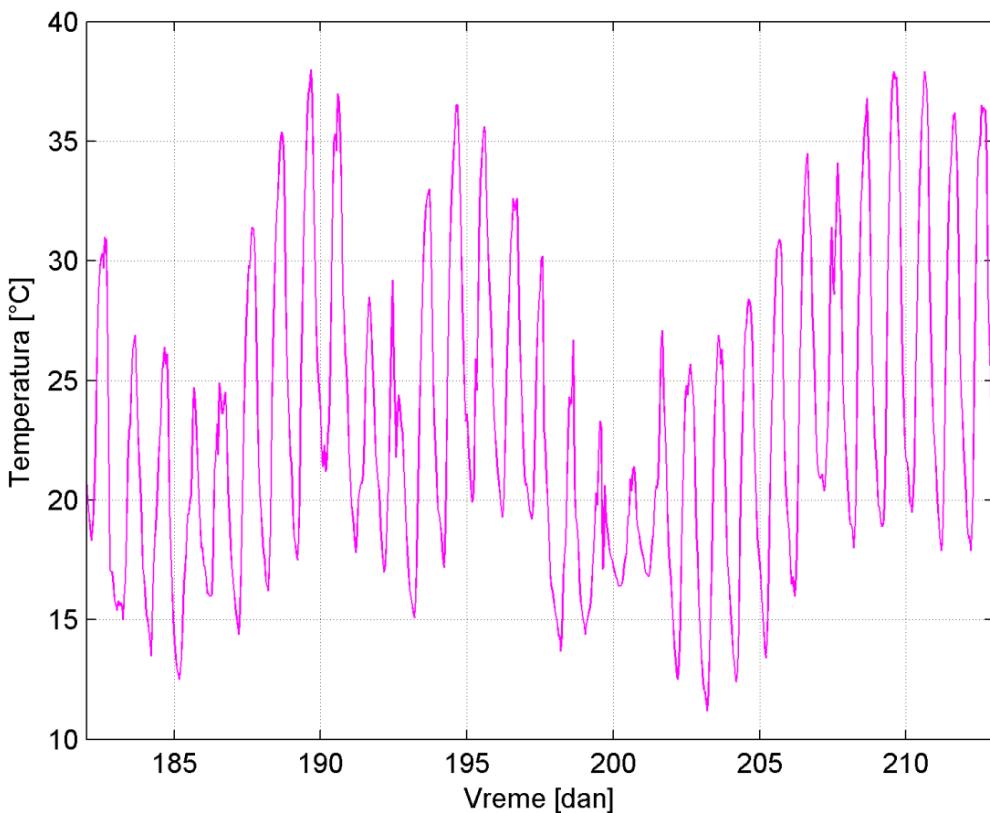
Slika 64. Predviđena snaga potrošnje zasnovana na ANN *Prediction* i ostvarena snaga potrošnje P_{r2021} za mesec januar



Slika 65. Dijagram temperature za mesec januar



Slika 66. Predviđena snaga potrošnje zasnovana na ANN *Prediction* i ostvarena snaga potrošnje P_{r2021} za mesec juli

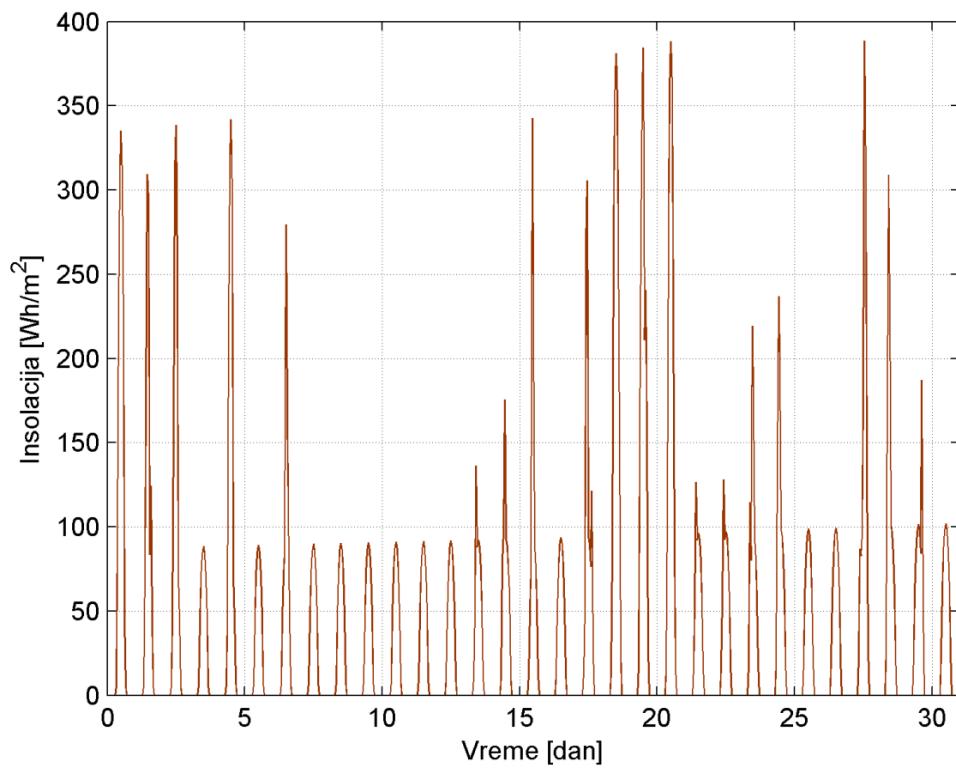


Slika 67. Dijagram temperature za mesec juli

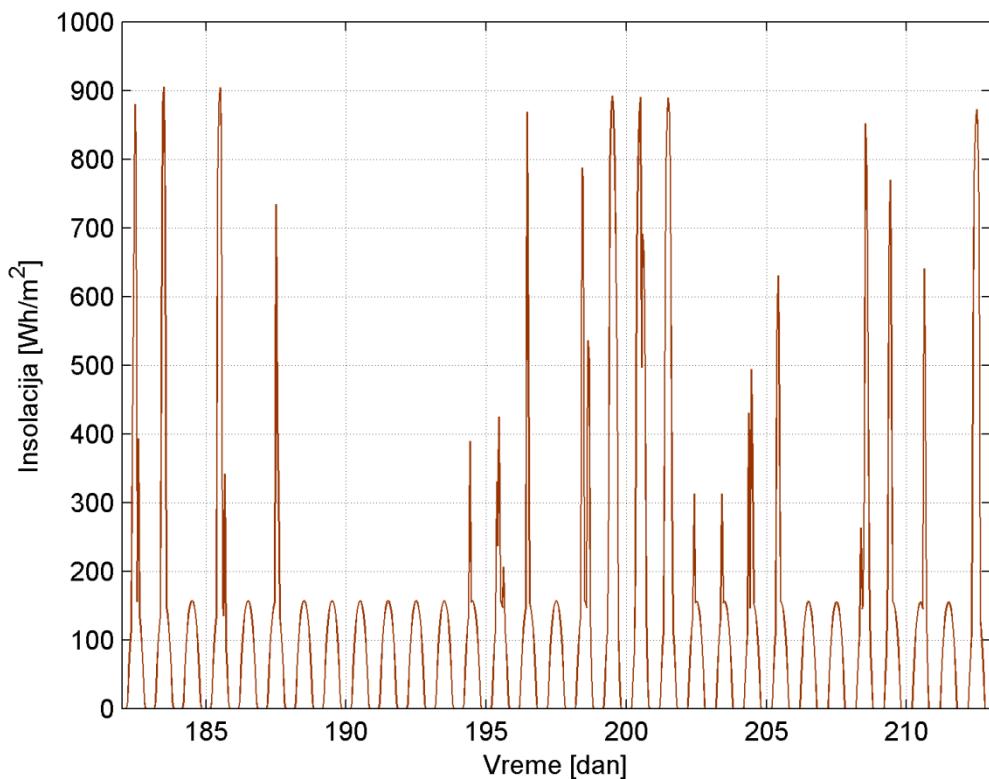
Na osnovu slika 64 i 68 može se sagledati uticaj insolacije na horizontalnoj površini na snagu potrošnje u januaru. Na slici 68 prikazan dijagram satnih vrednosti horizontalne insolacije za mesec januar. Slično, na osnovu slika 66 i 69 može se utvrditi uticaj insolacije na horizontalnoj površini na snagu potrošnje u julu. Na slici 69 prikazan je dijagram satnih vrednosti horizontalne insolacije za mesec juli. Sa slika se uočava da postoji korelacija između insolacije i snage potrošnje [128].

Može se reći da je dominantan trend povećanja proizvodnje električne energije iz malih solarnih elektrana na distributivnom nivou i solarnih panela na krovovima objekata. Instalirani kapaciteti proizvodnje iz PV modula na distributivnoj mreži u Sarajevskoj regiji za 2021. godinu iznosili su oko 8,28 MW, a danas ta vrednost iznosi oko 50 MW. Kako se insolacija povećava, snaga potrošnje koja se prenosi iz prenosne mreže u distributivnu mrežu opada. Važno je napomenuti da se ova zapažanja zasnivaju na pretpostavci sunčanog dana bez niskih temperatura, a uticaj zračenja je posebno izražen u prelaznom periodu.

Sa slika 64 i 70 može se videti uticaj brzine vetra na snagu potrošnje u januaru. Slika 70 prikazuje dijagram brzine vetra za januar. Sa slika 66 i 71 može se videti uticaj brzine vetra na snagu potrošnje u julu. Slika 71 prikazuje dijagram brzine vetra za juli. Sa slika se uočava da brzina vetra ima veći uticaj na snagu potrošnje u zimskim mesecima, ali je ovaj uticaj slab zbog slabih vetrova na ovom području. U Sarajevskoj regiji dominantan je jugoistočni vetrar.



Slika 68. Dijagram satnih vrednosti horizontalne insolacije za mesec januar



Slika 69. Dijagram satnih vrednosti horizontalne insolacije za mesec juli

Korelacija između dve varijable može se ispitati korišćenjem *Pearson*-ovog koeficijenta. Za dve slučajne varijable x i y , *Pearson*-ov koeficijent r je definisan kao količnik između kovarijanse s_{xy} varijabli x i y i proizvoda njihovih standardnih devijacija σ_x i σ_y :

$$r = \frac{s_{xy}}{\sigma_x \sigma_y} \quad (7.9)$$

Kovarijansa s_{xy} i standardne devijacije σ_x i σ_y mogu se izraziti u srednjim vrednostima i varijablama x i y [129]:

$$s_{xy} = \frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^N (x_k - \bar{x})(y_k - \bar{y}) \quad (7.10)$$

$$\sigma_x = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^N (x_k - \bar{x})^2} \quad (7.11)$$

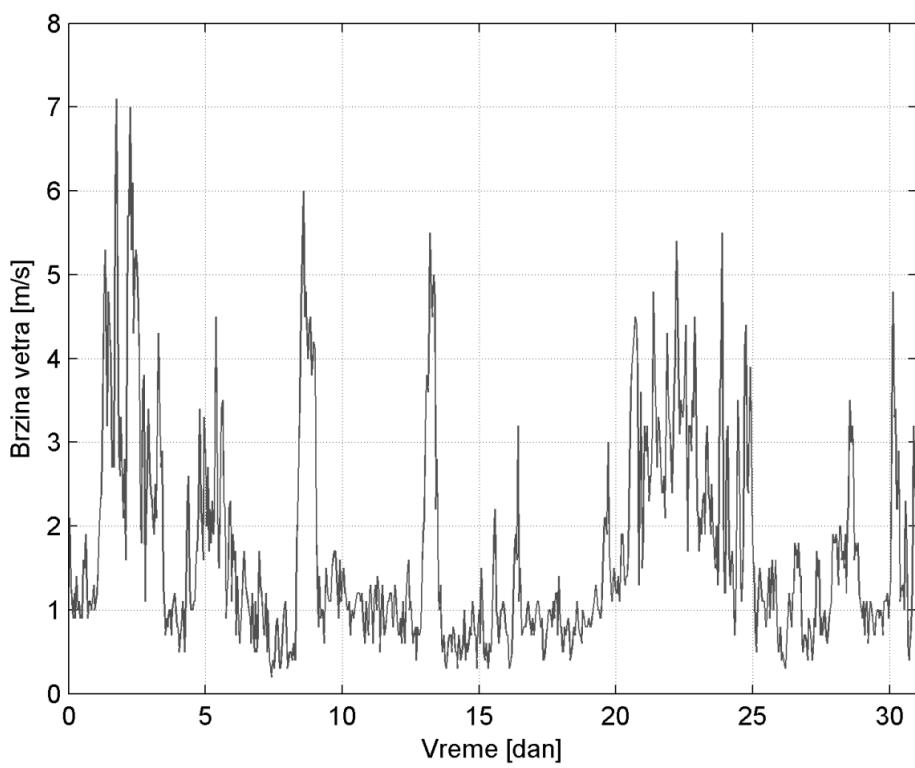
$$\sigma_y = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^N (y_k - \bar{y})^2} \quad (7.12)$$

gde je N broj uzoraka diskretnih varijabli x i y .

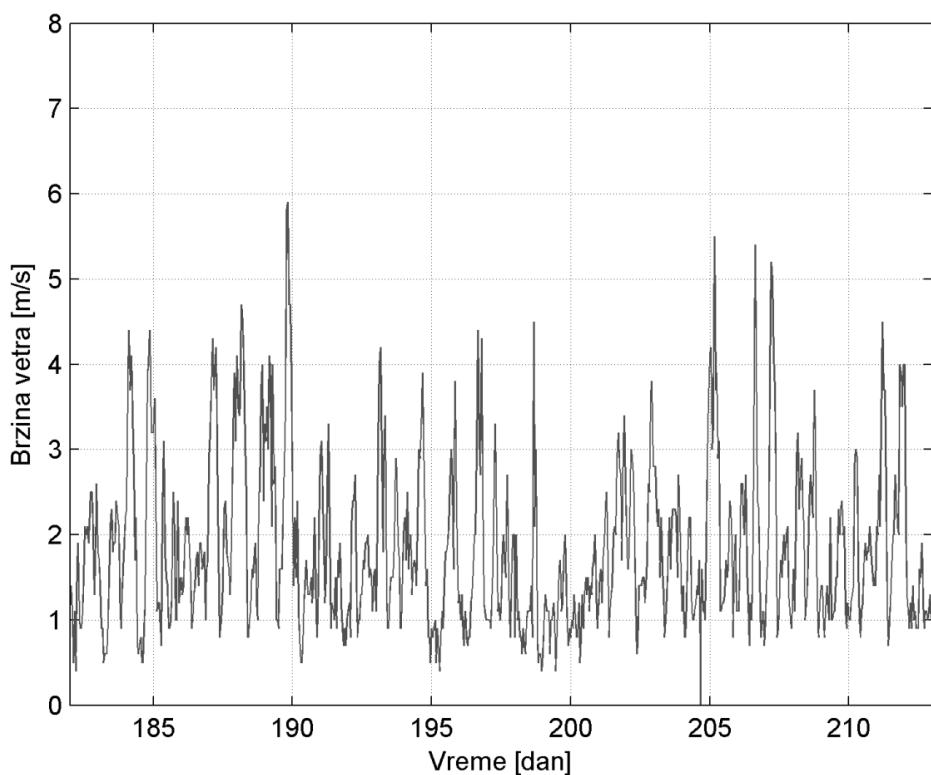
Koreacijsko testiranje je korisno jer može predvideti kako će promena vrednosti jedne varijable uticati na promenu vrednosti druge varijable. U slučaju potrošnje električne energije postoji uzročno-posledična veza, jer vremenski uslovi (temperatura okoline, insolacija, vetar) dovode do toga da ljudi koriste više ili manje električnu energiju (za grejanje i hlađenje). Osim toga, ne treba zanemariti uticaj proizvodnje električne energije iz obnovljivih izvora energije na nivou distribucije. Veruje se da će se taj uticaj povećavati iz godine u godinu. Razlog tome su podsticaji malim domaćinstvima za postavljanje fotonaponskih panela na kuće i druge objekte, kao i postavljanje malih solarnih i/ili vetroelektrana na pogodan teren.

Predznak *Pearson*-ovog koeficijenta korelacije ukazuje na smer korelacije, bilo da je pozitivna ili negativna. Pozitivna vrednost *Pearson*-ovog koeficijenta korelacije znači da povećanjem jedne varijable dolazi do povećanja druge varijable. Negativna vrednost *Pearson*-ovog koeficijenta korelacije znači da kako se jedna varijabla povećava, druga varijabla opada.

Na slici 72 prikazane su dnevne satne vrednosti *Pearson*-ovog koeficijenta korelacije između temperature i ostvarene potrošnje: r_{ty} za celu godinu, r_{ts} za leto, r_{tw} za zimu i r_{tpp} za prelazni period. Vrednosti ovog koeficijenta ukazuju na jaku negativnu korelaciju tokom prelaznog perioda i zime, te umerenu pozitivnu korelaciju tokom leta. To znači da sa povišavanjem temperature okoline u prelaznom periodu i zimi dolazi do smanjenja potrošnje. Tokom leta, kako temperatura raste, potrošnja raste zbog potrebe za hlađenjem.

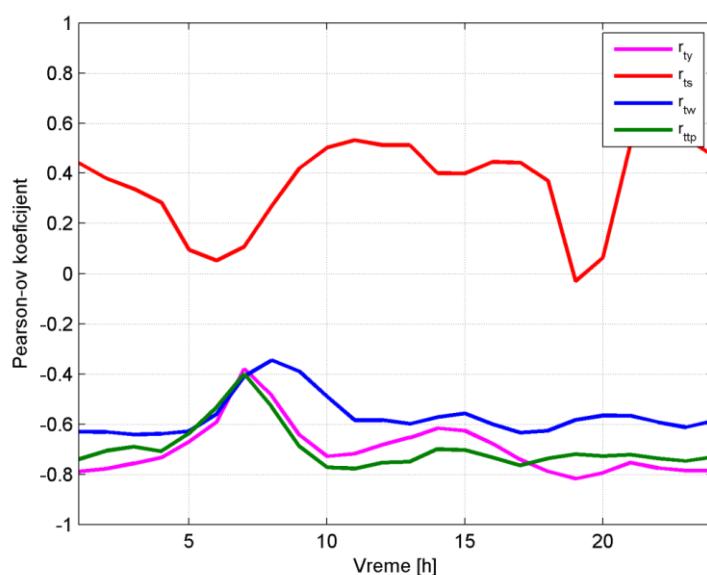


Slika 70. Dijagram brzine vetra za mesec januar

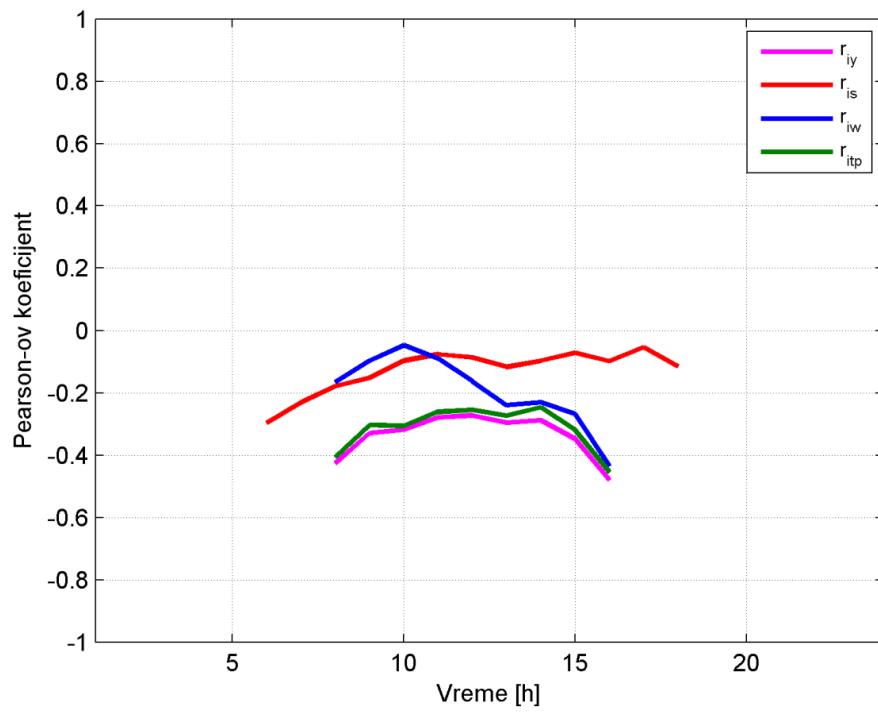


Slika 71. Dijagram brzine vetra za mesec juli

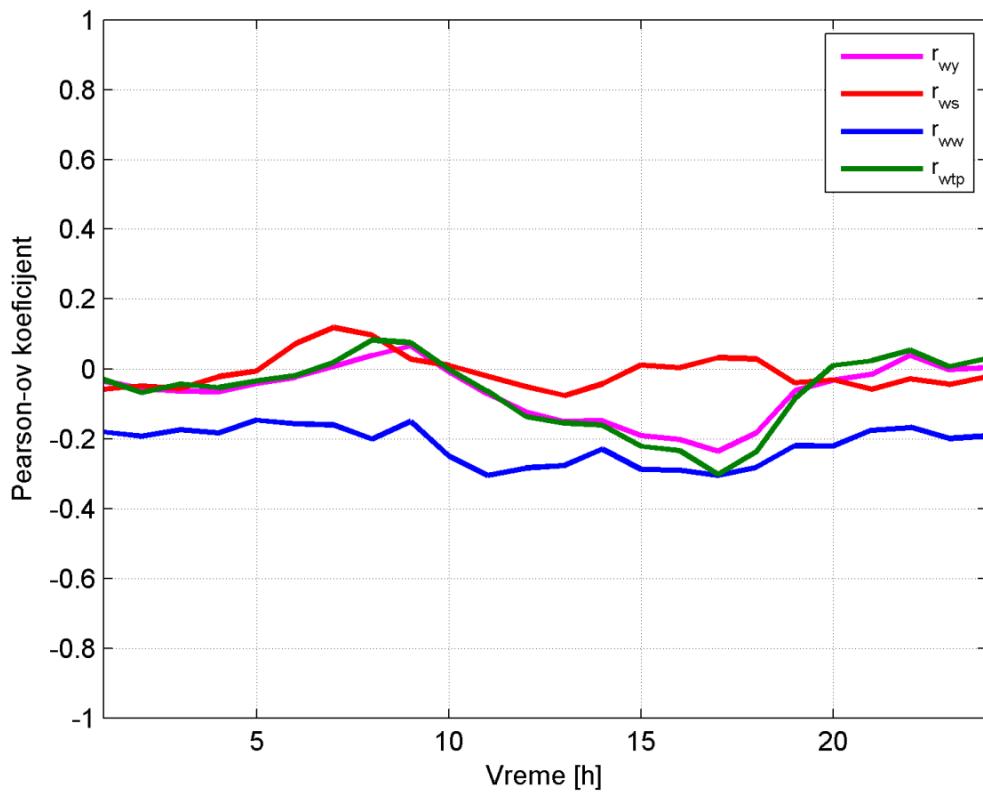
Na slici 73 prikazane su dnevne satne vrednosti Pearson-ovog koeficijenta korelacije između horizontalne insolacije i ostvarene potrošnje: r_{iy} za celu godinu, r_{is} za leto, r_{iw} za zimu i r_{itp} za prelazni period. Vrednosti ovog koeficijenta ukazuju na negativnu korelaciju: umerenu tokom prelaznog perioda i slabu tokom zime i leta. Sa povećanjem horizontalne insolacije dolazi do smanjenja potrošnje, a razlog toga su manje potrebe za grejanjem i povećana proizvodnja malih solarnih elektrana na distributivnom nivou. Uticaj horizontalne insolacije će se povećavati iz godine u godinu zbog tendencije povećanja proizvodnje iz malih solarnih elektrana na distributivnom nivou. Ovo direktno utiče na manji prenos električne energije iz prenosne mreže u distributivnu mrežu i manifestuje se kao smanjenje potrošnje na nivou prenosne mreže. Na slici 74 prikazane su dnevne satne vrednosti Pearson-ovog koeficijenta korelacije između brzine vetra i ostvarene potrošnje: r_{wy} za celu godinu, r_{ws} za leto, r_{ww} za zimu i r_{wtp} za prelazni period. Vrednosti ovog koeficijenta ukazuju na slabu negativnu korelaciju tokom zime i slabu dominantnu negativnu korelaciju tokom prelaznog perioda i leta. Razlog toga je umereno kontinentalna klima bez jakih vetrova. Slaba negativna korelacija između brzine vetra i potrošnje električne energije zimi može se objasniti blažim klimatskim uslovima sa manje severnog veta. Dominantni potrošački konzum Sarajevske regije nalazi se u gradu Sarajevu koji je smešten u kotlini okruženoj planinama. Vazdušna strujanja u Sarajevu su uslovljena složenim reljefom i kao direktna posledica toga je njihova velika modifikovanost. U zimskim mesecima je izražena pojava dugotrajnih magli i temperaturnih inverzija, bez veta. Zbog toga, insolacija ima znatno veći uticaj na dijagram snage potrošnje od brzine vetra. Ako bi se kompletan proračun uradio bez podataka o brzini veta, onda bi ANN dala neznatno lošije rezultate. Na osnovu toga se zaključuje da upotreba podataka o brzini veta neznatno povećava tačnost proračuna. Uticaj veta bi više bio izražen ako bi se analizirala područja sa pretežno planinskom klimom, a razmatrana Sarajevska regija u okviru disertacije nije tipičan primer takvog područja. U Tabeli 9 prikazane su srednje vrednosti Pearson-ovog koeficijentata korelacije između razmatranih uticajnih varijabli i potrošnje za zimu, leto, prelazni period i celu godinu.



Slika 72. Dnevne satne vrednosti Pearson-ovog koeficijenta korelacije između temperature i ostvarene potrošnje: r_{ty} za celu godinu, r_{ts} za leto, r_{tw} za zimu i r_{itp} za prelazni period



Slika 73. Dnevne satne vrednosti Pearson-ovog koeficijenta korelacije između horizontalne insolacije i ostvarene potrošnje: r_{ly} za celu godinu, r_{is} za leto, r_{iw} za zimu i r_{itp} za prelazni period

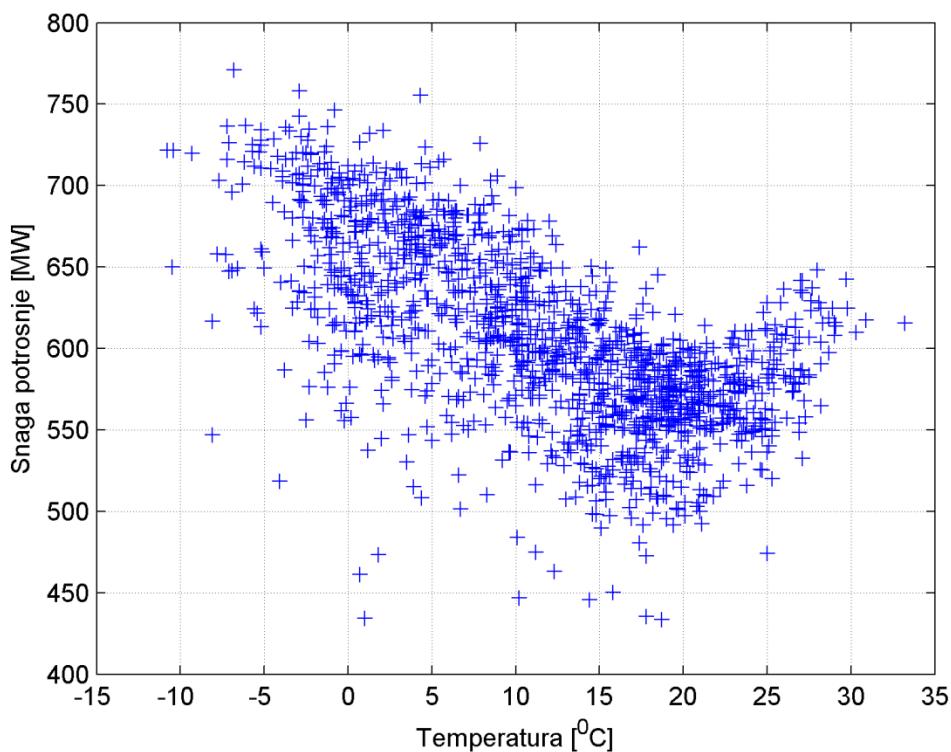


Slika 74. Dnevne satne vrednosti Pearson-ovog koeficijenta korelacije između brzine veta i ostvarene potrošnje: r_{wy} za celu godinu, r_{ws} za leto, r_{ww} za zimu i r_{wtp} za prelazni period

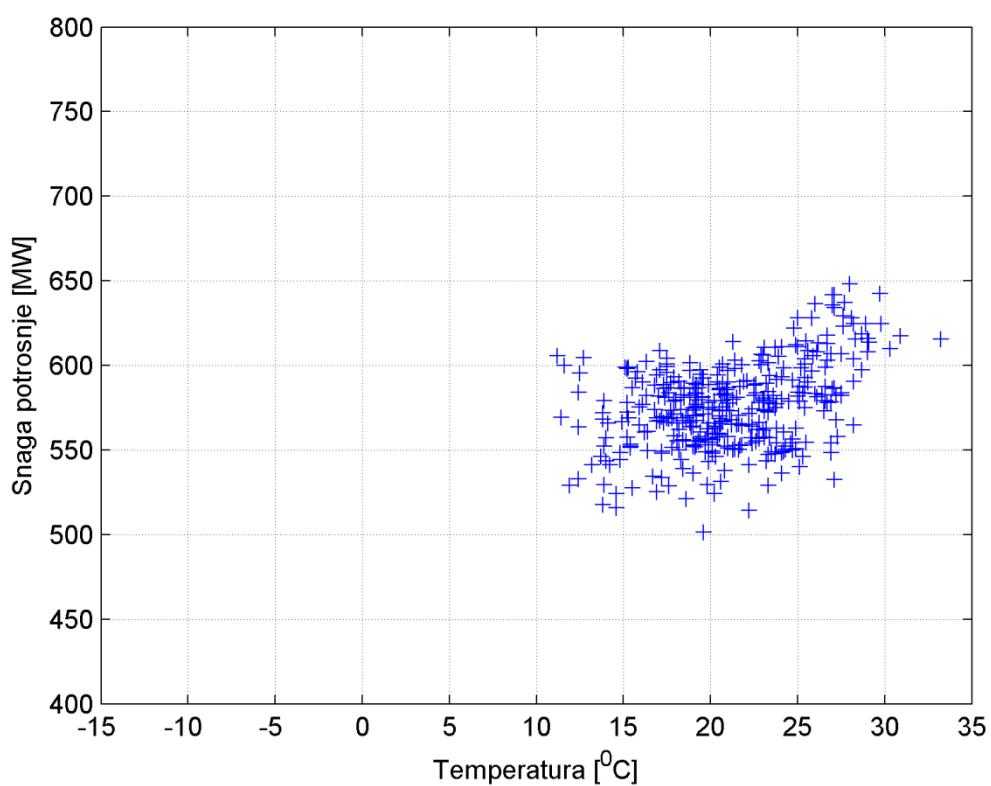
Tabela 9. Srednje vrednosti Pearson-ovog koeficijenta korelacije

Pearson-ov koeficijent korelacije	Zima	Leto	Prelazni period	Godina
r_t	-0,568	0,359	-0,696	-0,698
r_i	-0,193	-0,129	-0,314	-0,337
r_w	-0,218	-0,009	-0,064	-0,065

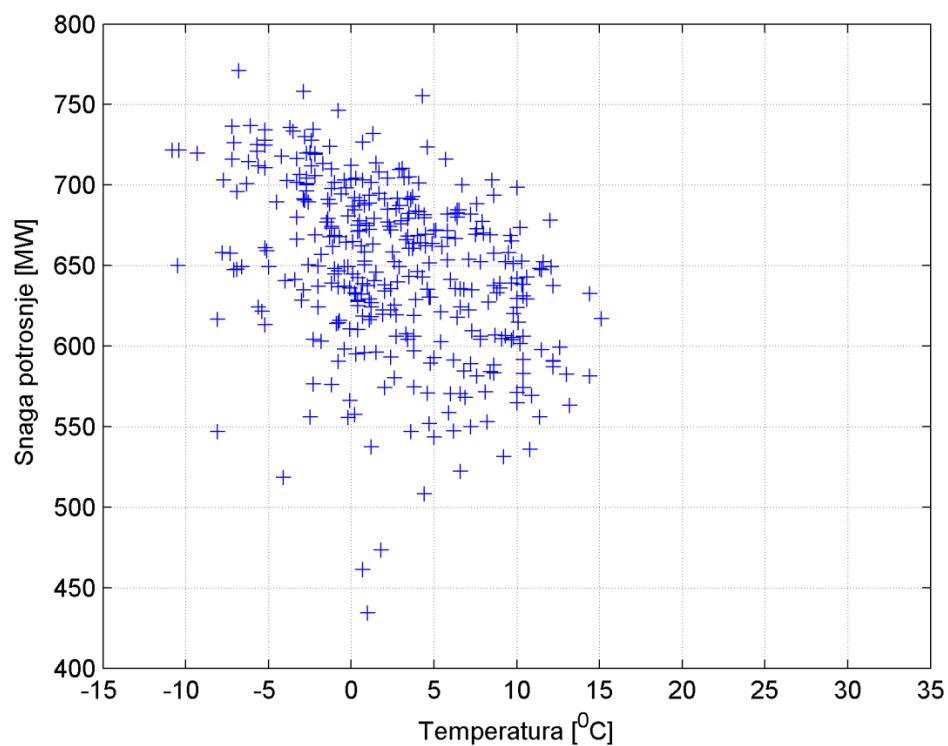
Pearson-ov koeficijent meri linearu zavisnost između dve veličine. Na slikama 75-78 su za period od 2017. do 2020. godine dati prikazi mernih podatka o snazi potrošnje i temperaturi za ceo period, kao i za letnje, zimske i prelazne sezone u navedenom periodu. Na osnovu slike 75 se može zaključiti da se zavisnost između snage potrošnje i temperature za ceo navedeni period može modelovati „V“ krivom, što znači ta zavisnost nije linearna. Međutim, ako se razmatraju letnje, zimske i prelazne sezone, zavisnosti između snage potrošnje i temperature u tim sezonomama se mogu aproksimirati linearnim funkcijama, što se može videti na slikama 76-78. Zbog toga je moguće po sezonomama u toku godine koristiti Pearson-ov koeficijent za utvrđivanje uticaja temperature na dijagram snage potrošnje. Slično kao i vrednosti Pearson-ovog koeficijenta date na slici 72, prikazi mernih podataka na slikama 77-78 ukazuju na jaku negativnu korelaciju tokom prelaznog perioda i zime, te umerenu pozitivnu korelaciju tokom leta.



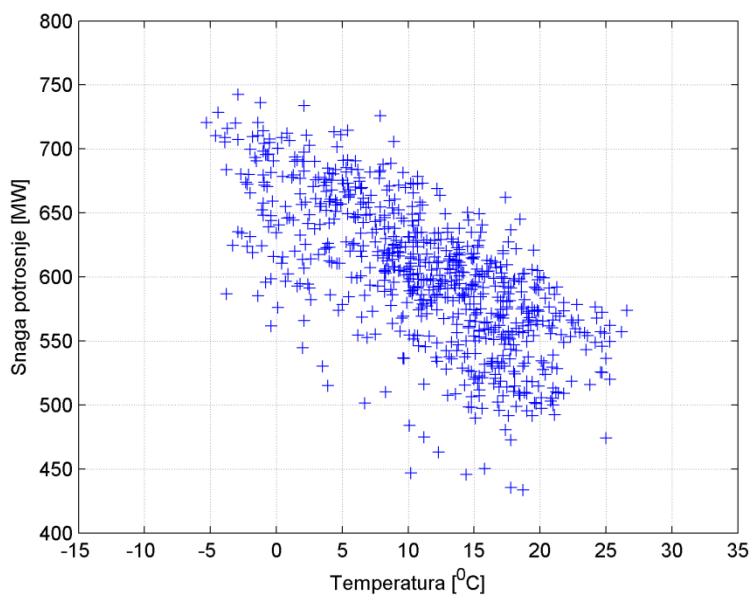
Slika 75. Prikaz mernih podataka o snazi potrošnje i temperaturi za period od 2017. do 2020. godine



Slika 76. Prikaz mernih podataka o snazi potrošnje i temperaturi za letnje sezone od 2017. do 2020. godine

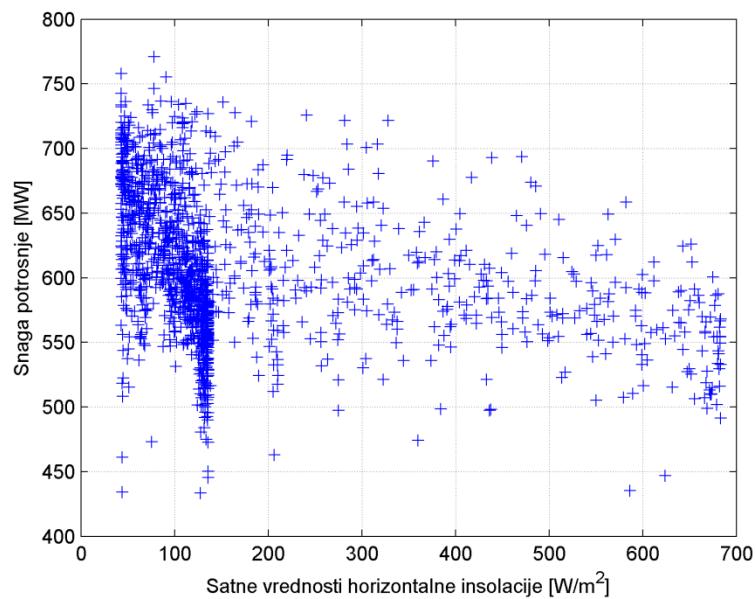


Slika 77. Prikaz mernih podataka o snazi potrošnje i temperaturi za zimske sezone od 2017. do 2020. godine

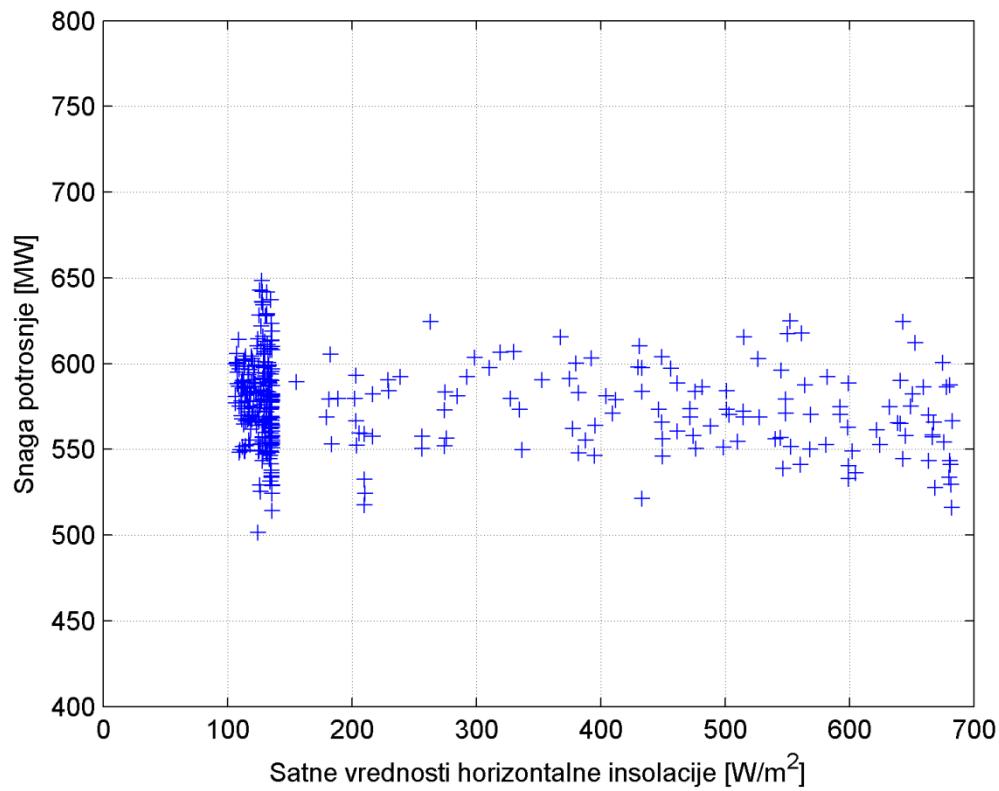


Slika 78. Prikaz mernih podataka o snazi potrošnje i temperaturi za prelazne sezone (proleća i jeseni) od 2017. do 2020. godine

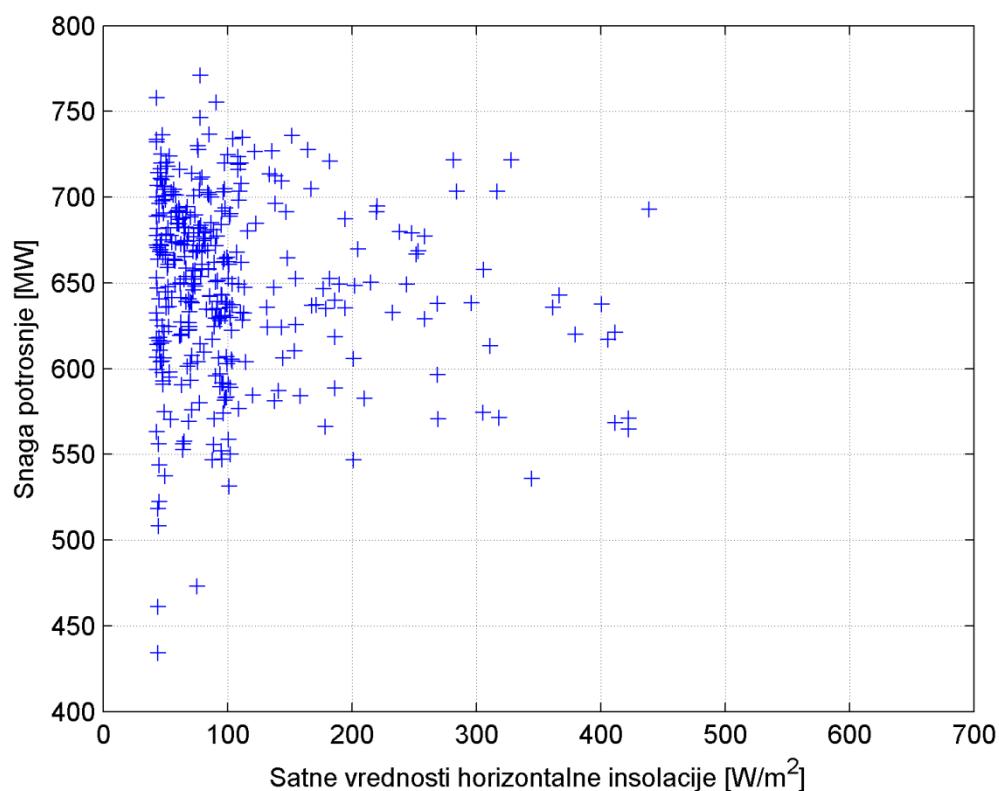
Na slikama 79-82 su za period od 2017. do 2020. godine dati prikazi mernih podatka o snazi potrošnje i satnim vrednostima horizontalne insolacije za ceo period, kao i za letnje, zimske i prelazne sezone u navedenom periodu. Na osnovu slika 79-82 može se zaključiti da se zavisnosti između snage potrošnje i horizontalne insolacije za ceo navedeni period, kao i za letnje, zimske i prelazne sezone mogu apriksimirati linearnim funkcijama. Zbog toga se u ovom slučaju može koristiti *Pearson*-ov koeficijent za utvrđivanje uticaja insolacije na dijagram snage potrošnje, kako za celu godinu, tako i po sezonomama. Slično kao i vrednosti *Pearson*-ovog koeficijenta date na slici 73, prikazi mernih podataka na slikama 80-82 ukazuju na negativnu korelaciju: umerenu tokom prelaznog perioda i slabu tokom zime i leta.



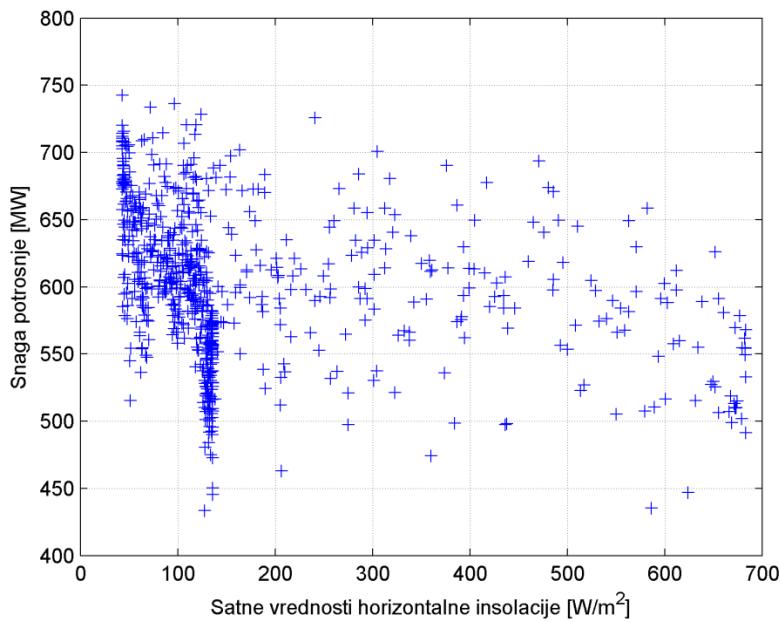
Slika 79. Prikaz mernih podataka o snazi potrošnje i horizontalnoj insolaciji za period od 2017. do 2020. godine



Slika 80. Prikaz mernih podataka o snazi potrošnje i horizontalnoj insolaciji za letnje sezone od 2017. do 2020. godine

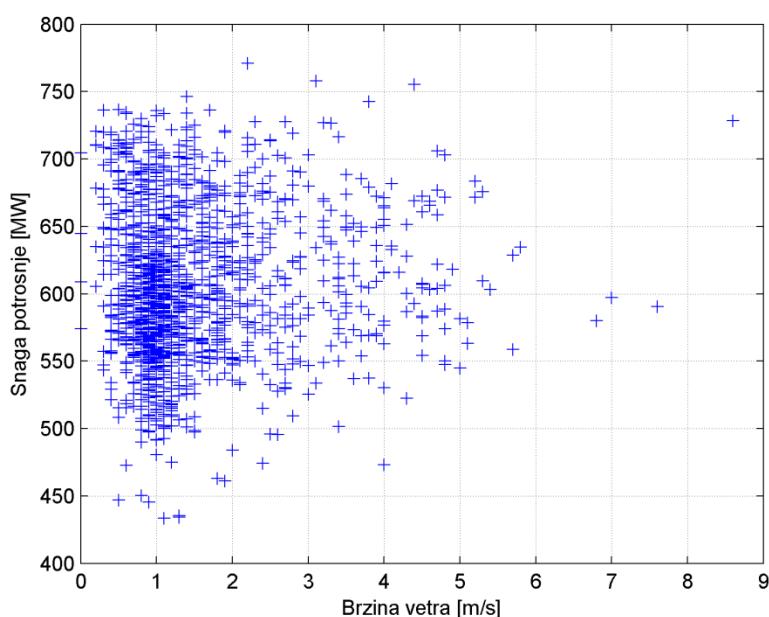


Slika 81. Prikaz mernih podataka o snazi potrošnje i horizontalnoj insolaciji za zimske sezone od 2017. do 2020. godine

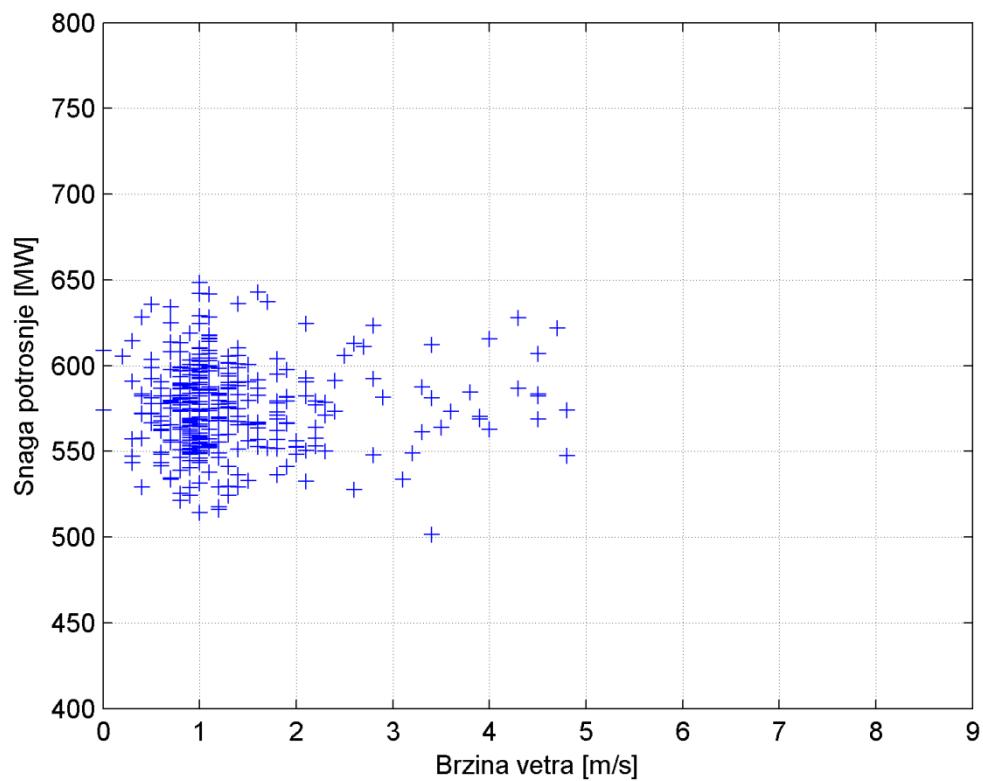


Slika 82. Prikaz mernih podataka o snazi potrošnje i horizontalnoj insolaciji za prelazne periode (proleća i jeseni) od 2017. do 2020. godine

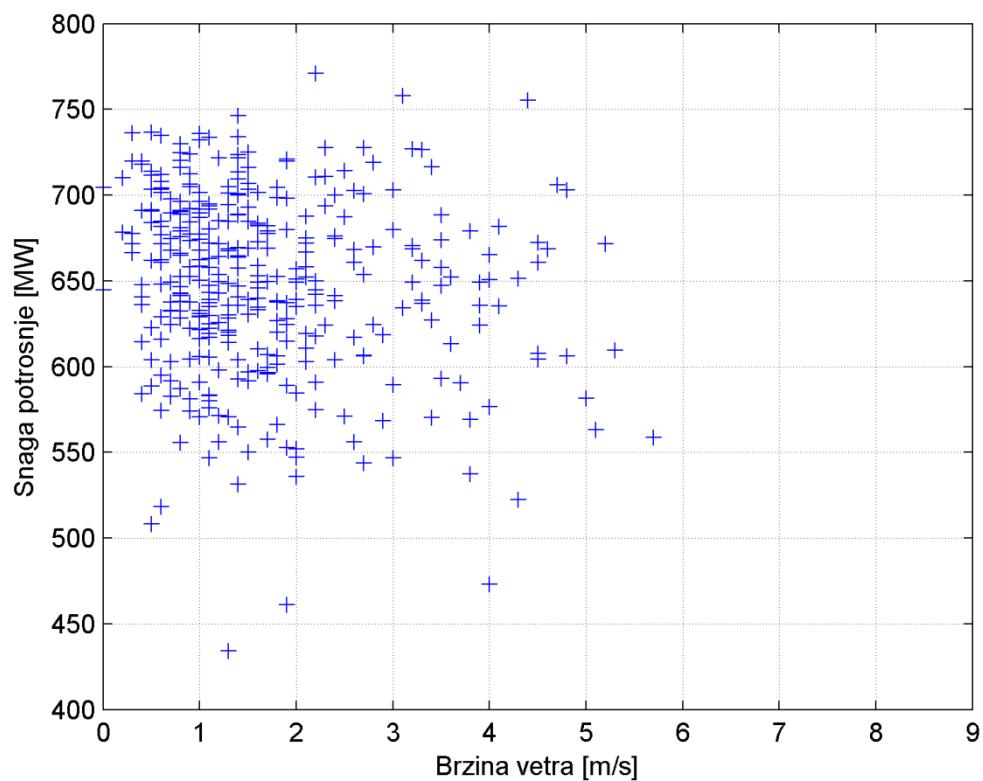
Na slikama 83-86 su za period od 2017. do 2020. godine dati prikazi mernih podataka o snazi potrošnje i brzini veta za ceo razmatrani period, kao i za letnje, zimske i prelazne sezone u navedenom periodu. Na osnovu slika 83-86 može se zaključiti da između snage potrošnje i brzine veta ne postoji izražena linearna zavisnost, ali da ne postoji ni izražena nelinearna zavisnost. Razlog ovome su specifični klimatski uslovi i slaba vazdušna strujanja u gradu Sarajevu kao glavnom potrošačkom centru u regiji. Ipak, na osnovu vrednosti Pearson-ov koeficijenta na slici 74 može se razaznati slaba negativna korelacija tokom zime i slaba pretežno negativna korelacija tokom prelaznog perioda i leta.



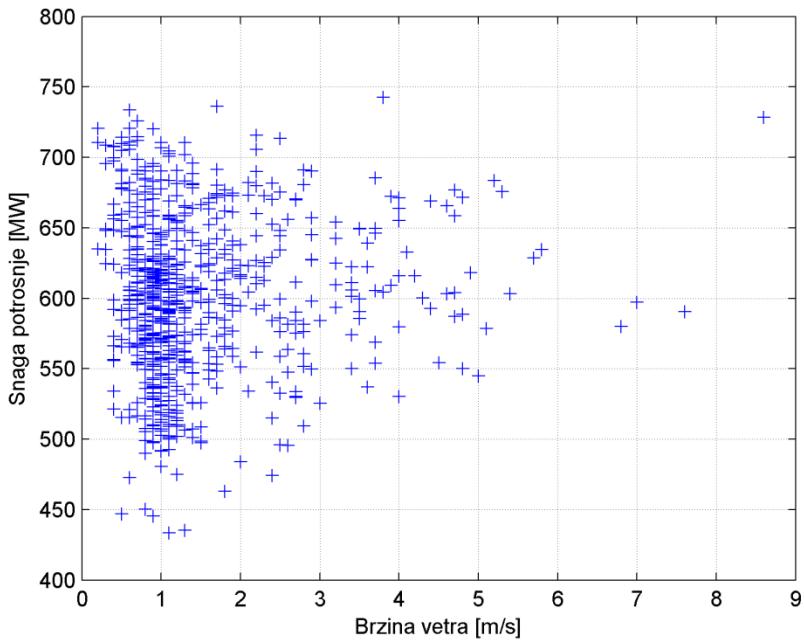
Slika 83. Prikaz mernih podataka o snazi potrošnje i brzini veta za period od 2017. do 2020. godine



Slika 84. Prikaz mernih podataka o snazi potrošnje i brzini vетra za letnje sezone od 2017. do 2020. godine



Slika 85. Prikaz mernih podataka o snazi potrošnje i brzini vетра за zimske sezone od 2017. do 2020. godine



Slika 86. Prikaz mernih podataka o snazi potrošnje i brzini vetra za prelazne periode (proleća i jeseni) od 2017. do 2020. godine

7.4 Analiza grešaka u planiranju potrošnje

Sledeće veličine se obično koriste kao indikatori tačnosti: srednja apsolutna greška (*Mean Absolute Error* - MAE), srednja kvadratna greška (*Mean Absolute Scaled Error* - MSE), koren srednje kvadratne greške (*Root Mean Squared Error* - RMSE) i srednja apsolutna procentualna greška (*Mean Absolute Procent Error* - MAPE) [130]. One su prikazane sledećim izrazima:

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}| \quad (7.13)$$

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y})^2 \quad (7.14)$$

$$RMSE = \sqrt{MSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y})^2} \quad (7.15)$$

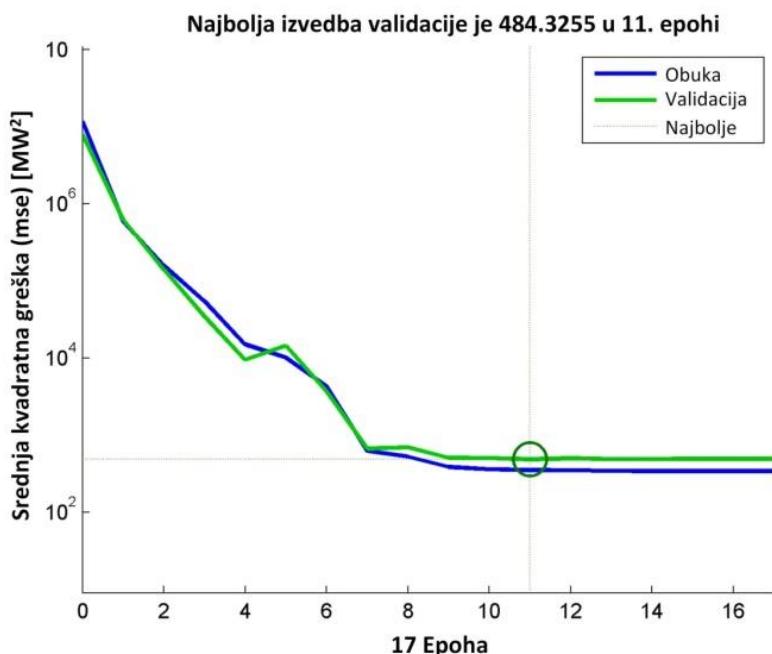
$$MAPE = 100 \cdot \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|y_i - \hat{y}|}{y_i} \quad (7.16)$$

gde je N ukupan broj podataka, y_i ($i=1, 2, \dots, N$) su vrednosti predviđene potrošnje dobijene iz ANN modela, a \hat{y} su ostvarne vrednosti.

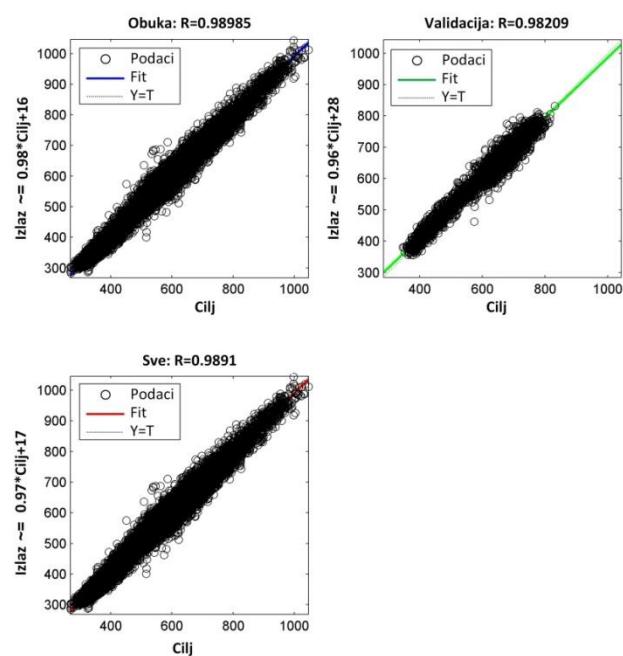
MAE se računa pomoću formule (7.13) kao prosek apsolutnih razlika između vrednosti dobijenih iz ANN modela i ostvarnih vrednosti. Karakteristično za srednju apsolutnu grešku da je dobijena vrednost u istim jedinicama u kojima je i predviđena veličina. Dakle, poželjno je dobiti što manju grešku.

MSE se računa pomoću formule (7.14) kao prosek kvadratnih razlika između vrednosti dobijenih iz modela i ostvarnih vrednosti podeljenih sa ukupnim brojem istorijskih podataka. Performanse

srednje kvadratne greške tokom obuke i validacije prikazane su na slici 87. Indikator dobrog učinka neuralne mreže u ovom slučaju je regresija R . Regresija R predstavlja meru podudaranja između predviđenih vrednosti modela i stvarnih vrednosti ciljne promenljive. Što je veća vrednost R (bliža 1), to bolje model predviđa stvarne vrednosti. Dijagonalna linija je idealan regresioni pravac, gde bi sve tačke ležale da je predikcija savršena. Reresija je prikazana na slici 88 za obuku, validaciju i ukupnu vrednost. Ukupna vrednost predstavlja kombinovani rezultat performansi modela na obe skupa (obuka i validacija). Najbolje performanse na validacionom skupu postižu se u 11. epohi.



Slika 87. Srednja kvadratna greška tokom obuke i validacije



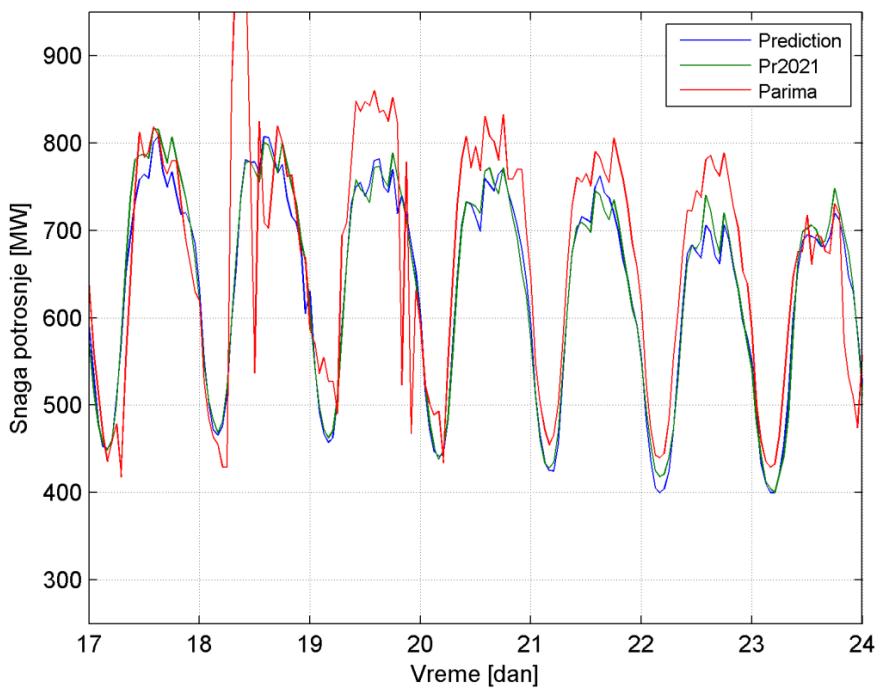
Slika 88. Regresija u slučajevima obuke, validacije i ukupna vrednost

RMSE je definisana kao koren iz MSE i izračunava se korišćenjem formule (7.15). Srednja kvadratna greška je prosečna vrednost kvadriranih razlika između stvarnih i predviđenih vrednosti. Vrednost ove greške izražena je u jedinicama prognozirane varijable, a kvadriranjem grešaka se povećava uticaj većih odstupanja, čime se veće greške više penalizuju u ukupnom računanju greške. Na taj način, vrednostima koje su loše prognozirane pridaje se veća važnost.

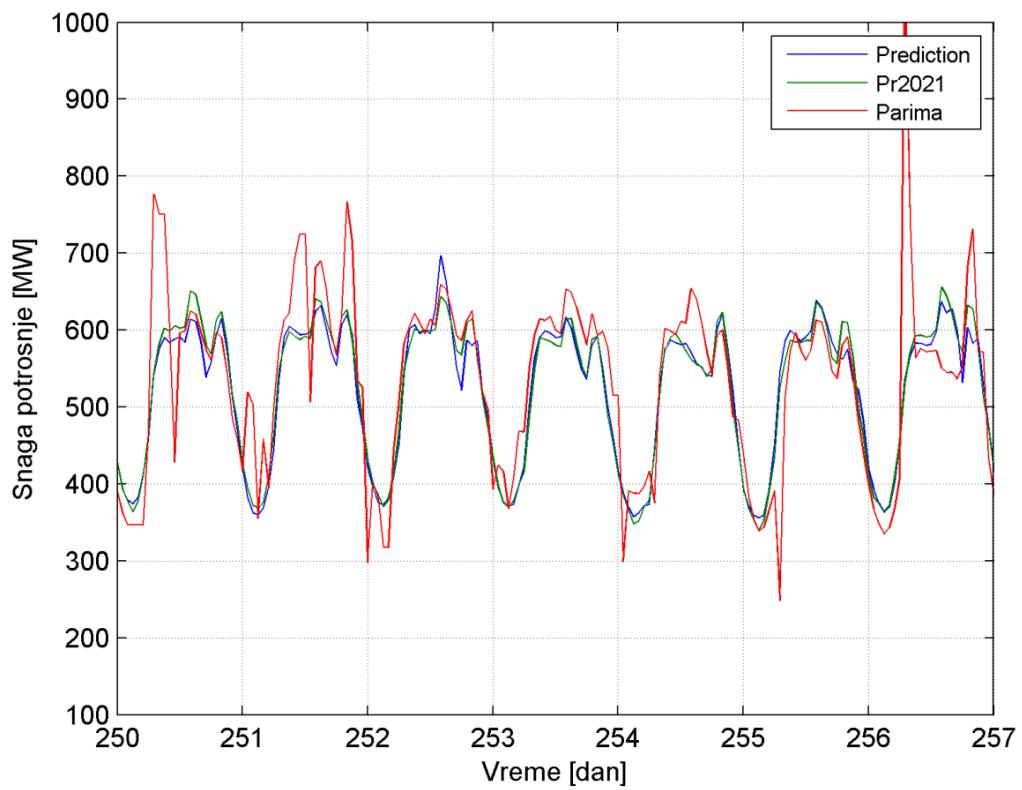
MAPE se određuje pomoću formule (7.16) kao procenat srednje vrednosti relativnih razlika između vrednosti dobijenih iz modela i ostvarenih vrednosti. Ova greška pokazuje koliko u procentima je odstupanje od tačne vrednosti. Greške koje potcenjuju stvarnu vrednost dovešće do MAPE manjeg od 100%, dok precenjene vrednosti mogu rezultirati MAPE većim od 100%, bez gornje granice. MAPE metrika snažnije penalizuje veća odstupanja između prognoziranih i stvarnih vrednosti, dok manja odstupanja dovode do nižih vrednosti MAPE. Ako postoje vrednosti koje su jednake 0 (npr. nepostojanje podatka ili zaledeno merenje), pri izračunavanju MAPE pojaviće se deljenje sa 0 koje nije definisano. Ovake slučajeve ne treba uzimati u analizi. U slučaju da su predviđena i ostvarena vrednost identične, onda je izračunata vrednost za MAPE jednaka 0.

U ovoj disertaciji je takođe urađeno poređenje dijagrama snage potrošnje izračunatih primenom ANN i ARIMA modela. Svi dostupni istorijski podaci o ostvarnoj potrošnji korišćeni su u modelu ARIMA za prognozu potrošnje za 2021. Slika 89 prikazuje predviđenu snagu potrošnje na osnovu neuralne mreže *Prediction*, ostvarnu snagu potrošnje P_{r2021} i predviđenu snagu potrošnje zasnovanu na ARIMA P_{arima} za 7 dana zimi. Sa slike se može uočiti da ANN daje znatno bolje rezultate u odnosu na ARIMA model. Veće devijacije koje se javljaju kod ARIMA modela mogu se objasniti njegovom ograničenom sposobnošću da prepozna nelinearne i sezonske obrasce u podacima o snazi potrošnje, što ga čini manje prilagodljivim u poređenju sa neuralnim mrežama. U radovima u kojima se koriste ARIMA modeli za predviđanje snage potrošnje električne energije, tačnost modela (izražena metrikama kao što su MAE, MSE, RMSE i MAPE) varira zavisno od korišćenih ulaznih podataka, konfiguracije modela i vremenskog horizonta na kome se vrši prognoza. Osim toga, oblik dijagrama snage potrošnje pokazuje sezonsku zavisnost, ali i različitost na sedmičnom nivou. U cilju povećanja tačnosti prognoze dijagrama snage potrošnje, umesto ARIMA modela može se koristiti SARIMA model koji uvažava sezonsku i sedmičnu zavisnost dijagrama snage potrošnje. U radu [131] dobijena je vrednost za MAPE od 4,48% do 6,81%, zavisno od toga da li se prognoza dijagrama snage potrošnje vrši za radne dane ili za dane vikenda. U radu [132] vrednost koja je dobijena za MAPE pri prognozi dijagrama snage potrošnje iznosi 4,109%. Takođe, korišćenjem hibridnih modela, kao što je ARIMA-LSTM (*Long Short-Term Memory*) postižu se poboljšane performanse prognoze u odnosu na ARIMA modele. Ipak, u ovom poglavlju doktorske disertacije rezultati prognoze dijagrama snage potrošnje su upoređivani sa rezultatima koji su dobijeni korišćenjem ARIMA modela. Poboljšanje prognoze dijagrama snage potrošnje korišćenjem SARIMA ili hibridnih modela nije razmatrano iz razloga što je cilj ovog poglavlja disertacije bio poboljšanje prognoze dijagrama snage potrošnje kada se za prognozu koristi ANN.

Slika 90 prikazuje predviđenu snagu potrošnje na osnovu neuralne mreže *Prediction*, ostvarnu snagu potrošnje P_{r2021} i predviđenu snagu potrošnje zasnovanu na ARIMA P_{arima} za 7 dana leti. Sa slike se može uočiti da ANN daje mnogo bolje rezultate u odnosu na ARIMA model.



Slika 89. Predviđena snaga potrošnje na osnovu neuralne mreže *Prediction*, ostvarena snaga potrošnje P_{r2021} i predviđena snaga potrošnje na osnovu ARIMA P_{arima} za 7 dana zimi



Slika 90. Predviđena snaga potrošnje na osnovu neuralne mreže *Prediction*, ostvarena snaga potrošnje P_{r2021} i predviđena snaga potrošnje na osnovu ARIMA P_{arima} za 7 dana leti

Tabela 10 prikazuje performanse predložene ANN metode u poređenju sa postojećom metodom planiranja potrošnje kompanije i ARIMA modelom. Greške MAE, MSE, RMSE i MAPE izračunate su za sve tri metode za 2021. godinu.

Iz tabele se može zaključiti da su najveće greške ostvarene primenom ARIMA modela, zatim metoda planiranja kompanije, dok je ANN metoda dala najmanje greške. Ovo sugerisce da je ANN metoda superiornija i pouzdanija za planiranje potrošnje u Sarajevskoj regiji. Zahvaljujući dobroj arhitekturi ANN, odabiru hiperparametara i koraku predprocesiranja, postignuta je vrlo mala vrednost greške za ANN. U radu [133] su kao ulazni podaci korišćeni potrošnja električne energije i temperatura, primenjena je metoda *Deep Belief Network* (DBN) za prognozu opterećenja distributivne mreže u Južnoj Africi, a ostvarena je MAPE greška od 3.93%. Verovatno bi greška bila niža da su u obzir uzeti ulazni parametri koji su navedeni u ovom poglavlju disertacije.

Istraživanje koje je sprovedeno u okviru ovog poglavlja disertacije doprinosi unaprađenju stanja u oblasti prognoze potrošnje tako što integriše aktuelne trendove u elektroenergetici (povećanje proizvodnje iz obnovljivih izvora) sa naprednim metodama veštačke inteligencije. Na ovaj način se doprinosi razvoju modela za planiranje potrošnje u elektroenergetskim sistemima, pri čemu tačnije prognoze omogućavaju efikasnije donošenje operativnih odluka i olakšavaju upravljanje sistemom u realnom vremenu.

Tabela 10. Poređenje grešaka za ANN, planiranu potrošnju kompanije P_{p2021} i ARIMA model

Greška [jedinica]	ANN	P_{p2021}	ARIMA
MAE [MW]	18,2	27,26	61,18
MSE [MW ²]	729,54	1298,88	9926,14
RMSE [MW]	27,01	36,04	99,63
MAPE [%]	3,2	4,83	10,85

7.5 Perspektiva za buduća istraživanja

Mogući dalji razvoj predstavljene metodologije može uključivati predviđanje ukupne potrošnje Bosne i Hercegovine. Takođe je moguće povećati broj uticajnih meteoroloških faktora u prognozama potrošnje, kao što su količina padavina i vlažnost vazduha. Zanimljivo je proučavanje uticaja različitih meteoroloških parametara na potrošnju električne energije u područjima sa umereno kontinentalnom klimom, pa sve do planinske klime dominantne u planinskim područjima. U južnim delovima zemlje dominantan je uticaj mediteranske klime. Osim toga, moguće je proučavati ekonomske, socijalne i urbanističke uticaje na potrošnju. Podaci o stanju i razvoju privrede postaju sve precizniji i pouzdaniji, mogu se smatrati relativno tačnim do perioda od godinu dana unapred, a manje precizni za period od tri godine unapred. Prognoza potrošnje za duži vremenski interval, za potrebe proširenja mreže, zavisi od povećanja broja stanovnika i urbanog razvoja. Ovi podaci su dostupni kroz urbanistički plan i obično se smatraju tačnim do jedne godine uz dozu nepreciznosti, ali pouzdani do pet godina unapred. Uticaj ljudskih aktivnosti na potrošnju za period od nekoliko sati unapred odražava se kroz kalendarske varijable kao što su sat u danu, dan u sedmici i mesec u godini. Uzimajući u obzir sve navedene uticajne faktore, moguće je razviti softver koji će prognozirati potrošnju za dan unapred za Bosnu i Hercegovinu, čime će se smanjiti greške u planiranju potrošnje.

Buduća istraživanja u ovoj oblasti mogu krenuti i u drugom smeru. Moguće je proučavati uticaj smanjenja prenosa električne energije sa prenosne na distributivnu mrežu sa povećanjem malih hidro, solarnih i vetroelektrana na nivou distribucije. S obzirom na trend korišćenja obnovljivih izvora energije na nivou distribucije, moguće je planirati inovativne modele za buduće prognoze potrošnje. Štaviše, otvara se pitanje mogućeg balansiranja električne energije iz obnovljivih izvora.

7.6 Zaključak

U ovom poglavlju disertacije predstavljena je nova metoda za predviđanje dijagrama snage potrošnje za Sarajevsku regiju u Bosni i Hercegovini. Pristup se oslanja na veštačku neuralnu mrežu i koristi izlazne podatke o snazi potrošnje sa satnom rezolucijom u rasponu od 2017. do 2020. Da bi se poboljšala baza podataka, osim izmerene temperature uključene su kao dodatne ulazne varijable horizontalna insolacija, brzina vetra i ostvarena potrošnja. Veštačka neuralna mreža je obučena primenom baze podataka i optimizovana je zahvaljujući Levenberg-Marquardt algoritmu. Efikasnost nove metode u predviđanju dijagrama snage potrošnje testirana je na podacima iz 2021 godine. Primena veštačke neuralne mreže i proširene baze podataka rezultirala je preciznjom prognozom potrošnje u odnosu na prethodnu metodu, koja se oslanjala na iskustveno znanje i veliku arhivu podataka o potrošnji. Urađeno je i poređenje dijagrama snage potrošnje izračunatih primenom ANN i ARIMA modela, te je utvrđeno da ANN daje preciznije i pouzdanije rezultate.

Takođe ispitana je uticaj temperature, horizontalne insolacije i brzine vetra na dijagram potrošnje. Prema Pearson-ovom koeficijentu, uočena je negativna korelacija između temperature i ostvarene potrošnje tokom prelaznog perioda i zime, dok je pozitivna korelacija utvrđena za leto. Uticaj horizontalne insolacije na potrošnju je negativan, sa umerenim uticajem tokom prelaznog perioda i slabim tokom zime i leta. Uticaj vetra na potrošnju je negativan tokom zime, a tokom leta i prelaznog perioda je skoro zanemarljiv zbog umerene klime i slabih vetrova u regiji.

Prednosti upotrebe veštačke neuralne mreže u fazi operativnog planiranja za aktivnosti dan unapred uključuju njenu jednostavnost i sposobnost uključivanja uticajnijih varijabli u predviđanju potrošnje. Kako se istorijska baza podataka širi, povećava se i potencijal za postizanje još preciznije prognoze potrošnje za dan unapred. Nadalje, kroz manje modifikacije softvera, postaje izvodljivo prognozirati potrošnju za celo područje Bosne i Hercegovine.

8 ZAKLJUČAK

Predmet istraživanja ove doktorske disertacije se odnosi na korišćenje različitih inovativnih metoda za planiranje dijagrama snage potrošnje u mikromrežama i elektroenergetskim sistemima primenom tehnika veštačke inteligencije. Pre svega, u ovoj disertaciji prikazane su teorijske osnove koje govore o značaju predviđanja potrošnje i funkcijama operativnog planiranja. Za potrošnju se može reći da je u velikoj meri predvidiva i da zavisi od uticajnih faktora kao što su stepen povećanja potrošnje u prošlosti, vremenski parametri, mnogobrojni socijalni i ekonomski parametri, kao i komplementarnost sa drugim izvorima energije. Agregirana prognoza potrošnje, vršna potrošnja i prognoza dijagrama snage potrošnje su značajne pri planovima gradnje novih proizvodnih jedinica, a maksimalne i minimalne aktivne i reaktivne snage za sve čvorove su bitne pri izgradnji prenosne mreže. Osim toga, prognoza potrošnje je značajna za rešavanje aktivnosti operativnog planiranja. S obzirom na postojanje različitih teorijskih metoda i modela, sa sigurnošću se može reći da nijedna metoda nije savršena u smislu tačnosti predviđanja potrošnje. Iz tog razloga se svi dosadašnji metodi posmatraju objektivno i sa stanovišta kritike. Prognoza potrošnje iako podleže određenim zakonitostima i u neku ruku je predvidiva, može se reći da nosi sa sobom rizike, dozu neizvesnosti i nesigurnosti. Iz navedenih razloga je sve češća primena veštačke inteligencije u svrhe što tačnije prognoze potrošnje.

U svetu, a i na našim prostorima prisutna je velika integracija obnovljivih izvora u prenosnoj i distributivnoj mreži u cilju sprečavanja globalnog zagrevanja i smanjenja emisije štetnih gasova. Skupa sa integracijom obnovljivih izvora prisutna je i primena veštačke inteligencije i kreativnosti naučnika za formiranje novih inovativnih metoda oslanjajući se na teorijsko znanje, iskustvo i nove mogućnosti sa novim programskim paketima. Ovom disertacijom su obuhvaćene nove metode koje se odnose na upravljanje i predviđanje potrošnje na nivou jednog domaćinstva koje zbog fizičke udaljenosti elektroenergetske infrastrukture nije povezano na mrežu, zatim analiza različitih mogućnosti u slučaju kada je domaćinstvo povezano na distributivnu mrežu, te planiranje dijagrama snage potrošnje dela elektroenergetskog sistema.

U petom poglavlju naučni doprinos doktorske disertacije se odnosi na razvoj metode za određivanje dijagrama snage potrošnje jednog domaćinstva i primenu algoritma ili fazi logike za upravljanje potrošnjom i tokovima energije. Osim navedenog, postignuto je dimenzionisanje autonomnog PV-vetrogeneratorskog sistema sa skladištenjem energije. Da bi se upravljalo snagom u ovakovom sistemu neophodno je poznavati sve nazivne snage električnih aparata, njihovo pretpostavljeno vreme korišćenja u domaćinstvu i podeliti potrošače prema prioritetnim grupama. Zahvaljujući algoritmu za protok snage (PFC algoritam) omogućeno je smanjenje investicionih troškova baterija za 33% i blago smanjenje potrošnje za 2,16%, a pri tome nije narušen komfor korisnika. Nedostatak navedenog algoritma je što ne uzima u obzir neizvesnost ulaznih podataka i dosta je komplikovan za modifikovanje i programiranje. Fazi logika je jednostavna, praktična zbog primene lingvističkih promenljivih, laka za korišćenje i modifikacije, te uzima u obzir nesigurnost podataka. Fazi logički kontroler (FLC) koji je korišćen u svrhu upravljanja potrošnjom u navedenom domaćinstvu uticao je na smanjenje investicionih troškova za baterije za 50% i na smanjenje potrošnje za 3,2%, pri čemu komfor korisnika nije mnogo narušen. U ovakovom autonomnom sistemu prednost se daje inovativnom FLC u odnosu na PFC algoritam, a razlog za to su velike investicione uštede u

baterijama, optimizacija rada mikromreže, kao i sve navedene prednosti primene fazi ekspertskega sistema.

U šestom poglavlju razmatrane su mrežno povezane mikromreže sa PV sistemom za slučajeve sa baterijama i bez baterija, uz primenu neto merenja električne energije. Zahvaljujući detaljnoj analizi ustanovljeno je da se korisniku više isplati mrežno povezana mikromreža bez baterija u odnosu na mikromrežu sa baterijama, zbog toga što cene baterija značajno povećavaju investiciona ulaganja. Osim uporedne analize dva različita koncepta mikromreža u ovom poglavlju primenjeno je i upravljanje potrošnjom pomoću FLC i algoritma za upravljanje tokovima energije, čime udobnost korisnika nije narušena. Takođe, isporučena električna energija u mrežu je veća od preuzete električne energije, pa korisnik neće plaćati račune za preuzetu električnu energiju iz mreže. Istraživanja sprovedena u ovom poglavlju doprinose efikasnijem korišćenju mikromreža, čime se podstiče energetska nezavisnost i unapređuje se sigurnost napajanja domaćinstva u sklopu koncepta pametnih gradova.

Naučni doprinos sedmog poglavlja doktorske disertacije se odnosi na razvoj i verifikaciju inovativne metode za predviđanje dijagrama snage potrošnje u elektroenergetskim sistemima koristeći veštačke neuralne mreže. Verifikacija je urađena za predviđanje potrošnje Sarajevske regije u satnoj rezoluciji za godinu dana, a 2021. godina je usvojena kao testna godina. Baza ulaznih podataka o temperaturi vazduha, horizontalnoj insolaciji, brzini veta iz sata H i ostvarenoj potrošnji iz prethodnog sata $H-1$ je poslužila za obuku i validaciju. Rezultati koji su ostvareni primenom ANN i optimizacijom pomoću *Levenberg-Marquardt* algoritma su bolji u odnosu na prognozu potrošnje koja je zasnovana na iskustvu i metodih sličnih dana. Takođe, ANN dala je bolje rezultate u poređenju sa ARIMA modelom, a o tome svedoče izračunate greške. Glavni doprinosi ovog rada je smanjenje greške u predikciji potrošnje pomoću ANN, kao i uvođenje temperature, insolacije, brzina veta za dan $D+1$ i ostvarene potrošnje iz dana D i $D-1$ pri planiranju potrošnje za dan $D+1$. Očekuje se da će uticaj insolacije i brzine veta na snagu potrošnje biti sve izraženiji, usled sve većeg učešća solarnih i vetroelektrana priključenih na distributivnu mrežu. Osim toga, primenom *Pearson*-ovog koeficijenta korelacije analiziran je uticaj ulaznih veličina (temperatura vazduha, horizontalna insolacija i brzina veta) na dijagram potrošnje. Uzimajući u obzir umereno kontinentalnu klimu na području Sarajevske regije dominantan je uticaj temperature na dijagram potrošnje.

Analizom petog, šestog i sedmog poglavlja uočava se da je primenom tehnika veštačke inteligencije postignuto efikasno planiranje i upravljanje potrošnjom u autonomnim sistemima, mrežno povezanim sistemima i elektroenergetskim sistemima, pri čemu su ostvareni zadovoljavajući rezultati. Istraživanja u ovoj oblasti doprinose unapređenju planiranja i smanjuju operativne troškove rada, te poboljšavaju pouzdanost i održivost elektroenergetskih sistema sa obnovljivim izvorima energije.

LITERATURA

- [1] J. Mikulović, Ž. Đurišić, "Solarna Energetika," Akadembska misao Beograd, 2019
 - [2] M. M. Božić, "Kratkoročna prognoza potrošnje električne energije zasnovana na metodama veštacke inteligencije," doktorska disertacija, Universitet u Nišu, Elektronski fakultet, 2014
 - [3] I. Vujošević, "Eksploatacija i planiranje elektroenergetskih sistema," Elektrotehnički fakultet Podgorica, 2005
 - [4] Q. Yin, C. Han, A. Li, X. Liu, Y. Liu, "A Review of Research on Building Energy Consumption Prediction Models Based on Artificial Neural Networks," Sustainability, vol. 16(17), pp. 7805, 2024, doi: <https://doi.org/10.3390/su16177805>
 - [5] M. Ćalović, A. Sarić, P. Stefanov, "Eksploatacija elektroenergetskih sistema u uslovima slobodnog tržišta," Tehnički fakultet, Čačak, 2005
 - [6] G. E. P. Box, G. M. Jenkins, G. C. Reinsel, "Time Series Analysis: Forecasting and Control (4th ed.)," Wiley, Oxford, 2008
 - [7] E. Chodakowska, J. Nazarko, Ł. Nazarko, "ARIMA models in electrical load forecasting and their robustness to noise," Energies, vol. 14(23), pp. 7952, 2021, doi: <https://doi.org/10.3390/en14237952>
 - [8] M. R. Fathin, Y. Widhiyasana, N. Syakrani, "Model for Predicting Electrical Energy Consumption Using ARIMA Metho," Proceedings of the 2nd International Seminar of Science and Applied Technology (ISSAT 2021), vol. 207, 2021, doi: 10.2991/aer.k.211106.047
 - [9] R. J. Hyndman, G. Athanasopoulos, "Forecasting: Principles and Practice (2nd ed.)," OTexts, 2018
 - [10] T. Parhizkar, E. Rafieipour, A. Parhizkar, "Evaluation and improvement of energy consumption prediction models using principal component analysis based feature reduction," Journal of Cleaner Production, vol 279, pp. 123866, 2021, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.123866>
 - [11] P. Nie, M. Roccatelli, M. P. Fanti, Z. Ming , Z. Li, "Prediction of home energy consumption based on gradient boosting regression tree," Energy Reports, vol 7, pp. 1246-1255, 2021, doi: <https://doi.org/10.1016/j.egyr.2021.02.006>
 - [12] Y. Fu , Z. Li, H. Zhang, P. Xu, "Using Support Vector Machine to Predict Next Day Electricity Load of Public Buildings with Sub-metering Devices," Procedia Engineering, vol 121, pp. 1016-1022, 2015, doi: <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2015.09.097>
 - [13] J. F. Kolen, S. C. Kremer, "A Field Guide to Dynamical Recurrent Networks," John Wiley and Sons, 2001
 - [14] M. R. Maarif, A. R. Saleh, M. Habibi, N. L. Fitriyani, M. Syafrudin, "Energy Usage Forecasting Model Based on Long Short-Term Memory (LSTM) and eXplainable Artificial Intelligence (XAI)," Information MDP, vol 14(5), pp. 265, 2023, doi: <https://doi.org/10.3390/info14050265>
 - [15] W. Wu, W. Liao, J. Miao, G. Du, "Using Gated Recurrent Unit Network to Forecast Short-Term Load Considering Impact of Electricity Price," Energy Procedia, vol. 158, pp. 3369-3374, 2019, doi: <https://doi.org/10.1016/j.egypro.2019.01.950>
-

-
- [16] X. Wang, M. Meng, “A Hybrid Neural Network and ARIMA Model for Energy Consumption Forecasting,” JOURNAL OF COMPUTERS, vol. 7, pp. 1185-1190, 2012, doi: 10.4304/jcp.7.5.1184-1190
- [17] A. A. Pierre, S. A. Akim, A. K. Semenyo, B. Babiga, “Peak Electrical Energy Consumption Prediction by ARIMA, LSTM, GRU, ARIMA-LSTM and ARIMA-GRU Approaches,” Energies MDP, vol. 16(12), pp. 4739, 2023, doi: <https://doi.org/10.3390/en16124739>
- [18] A. Aksöz, S. Oyucu, E. Biçer, R. Bayındır, “Analysis of SARIMA Models for Forecasting Electricity Demand,” 2024 12th International Conference on Smart Grid (icSmartGrid), IEEE, 2024, doi: 10.1109/icSmartGrid61824.2024.10578181
- [19] S. J. Taylor, B. B. Letham, “Forecasting at Scale,” The International Journal of Forecasting, vol. 72(1), pp. 37-45, 2018, doi: 10.7287/peerj.preprints.3190v1
- [20] J. E. Pesantez, B. Li, C. Lee, Z. Zhao, M. Butala, A. S. Stillwell, “A Comparison Study of Predictive Models for Electricity Demand in a Diverse Urban Environment,” Energy, vo.1 283, pp. 129142, 2023, doi: <https://doi.org/10.1016/j.energy.2023.129142>
- [21] S. B. Kotsiantis, D. Kanellopoulos, P. E. Pintelas, “Data Preprocessing for Supervised Learning,” International Journal of Computer Science, vol. 1, pp. 1306-4428, 2006, doi: <https://doi.org/10.5281/zenodo.1082415>
- [22] Y. H. Song, A. Johns, R. Aggarwal, “Computational Intelligence Applications to Power Systems,” Springer Science & Business Media, 1996
- [23] W. Ongsakul, V. N. Dieu, “Artificial intelligence in power system optimization,” CRC Press, Taylor & Francis, 2012
- [24] L. A. . Zadeh, “Fuzzy sets,” Information and Control, vol. 8(3), pp. 338-353, 1965, doi: [https://doi.org/10.1016/S0019-9958\(65\)90241-X](https://doi.org/10.1016/S0019-9958(65)90241-X)
- [25] M. S. Hellas, C. Rachid, “Fuzzy approach and possibility to solve uncertainty weaknesses in conventional quantitative risk assessment,” Soft Computing, vol. 27(10), pp. 1-25, 2023, doi: 10.1007/s00500-023-07960-0
- [26] J. I. Obianyo, O. E. Okey. G. U. Alaneme, “Assessment of cost overrun factors in construction projects in Nigeria using fuzzy logic,” Innovative Infrastructure Solutions, vol. 7(5), 2022, doi: <https://doi.org/10.1007/s41062-022-00908-7>
- [27] H. Yang, Z. Bai, “Risk Evaluation of Boiler Tube Using FMEA,” IEEE, 2009 Sixth International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery, vol. 7, 2009, doi: 10.1109/FSKD.2009.424
- [28] A. S. Savić, D. Šošić, G. Dobrić, M. Žarković, “METODE OPTIMIZACIJE – primena u elektroenergetici,” Akademска misao Beograd, 2018
- [29] A. K. Gupta, “Fuzzy Mathematical Models in Engineering and Management Science,” Technometrics, vol. 32, pp.238, 2012, doi: 10.1080/00401706.1990.10484661
- [30] L. A. Zadeh, “Outline of a new approach to the analysis of complex systems and decision processes,” IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, vol. 3(1), pp. 28-44, 1973, doi: <https://doi.org/10.1109/TSMC.1973.5408575>
-

-
- [31] L. A. Zadeh, “The Concept of a Linguistic Variable and Its Application to Approximate Reasoning The Concept of a Linguistic Variable and Its Application to Approximate Reasoning,” *Information Sciences*, vol. 8(3), pp. 199-249, 1975, doi: [https://doi.org/10.1016/0020-0255\(75\)90036-5](https://doi.org/10.1016/0020-0255(75)90036-5)
- [32] E. H. Mamdani, S. Assilian, “An Experiment in Linguistic Synthesis with a Fuzzy Logic Controller,” *International Journal of Man-Machine Studies*, vol. 7(1), pp. 1-13, 1975, doi: [https://doi.org/10.1016/S0020-7373\(75\)80002-2](https://doi.org/10.1016/S0020-7373(75)80002-2)
- [33] E. Mamdani, “Application of fuzzy algorithms for control of simple dynamic plant,” *Proceedings of the Institution of Electrical Engineers*, vol. 121, 1974, doi: <https://doi.org/10.1049/piee.1974.0328>
- [34] M. Sugeno, “An introduction to fuzzy logic for practical applications,” Springer, 1996
- [35] M. A. Jayaram, “Light weight concrete mix design through fuzzy logic with Cosine similarity aided optimized rules,” *Materials Today Proceedings*, 2023, doi: 10.1016/j.matpr.2023.06.385
- [36] H. L. Kwang, “First Course on Fuzzy Theory and Applications,” Springer, 2005
- [37] S. S. Ganesh, N. B. Reddy, P. Arulmozhivarman, “Forecasting air quality index based on Mamdani fuzzy inference system,” 2017 International Conference on Trends in Electronics and Informatics (ICEI), 2017, doi: 10.1109/ICOEI.2017.8300944
- [38] T. J. Ross, “Fuzzy Logic with Engineering Applications,” Wiley, 2010
- [39] M. Merabet, N. Bourouba, “8 DC Hard Faults Detection and Localization in Analog Circuits Using Fuzzy Logic Techniques,” *ELECTRONICS*, vol. 23, no. 1, 2019, doi: 10.7251/ELS1923018M
- [40] H. Yingge, I. Ali, K.-Y. Lee, “Deep Neural Networks on Chip - A Survey,” 2020 IEEE International Conference on Big Data and Smart Computing (BigComp), 2020, doi: 10.1109/BigComp48618.2020.00016
- [41] S. Herculano-Houzel, “The human brain in numbers: a linearly scaled-up primate brain,” *Frontiers in Human Neuroscience*, vol. 3, 2009, doi: <https://doi.org/10.3389/neuro.09.031.2009>
- [42] I. Goodfellow, Y. Bengio, A. Courville, “Deep Learning,” MIT Press, 2016
- [43] G. D. Đozić, “Upotreba veštačkih neuronskih mreža za predviđanje ponašanja i upravljanje složenim energetskim sistemima,” doktorska disertacija, Univerzitet u Novom Sadu, Fakultet tehničkih nauka u Novom Sadu, 2020
- [44] P. J. Huber, “Robust Estimation of a Location Parameter,” *The Annals of Mathematical Statistics*, vol. 35(1), pp. 73–101, 1964, doi: 10.1214/aoms/1177703732
- [45] Ž. R. Đurišić, “Vjetroelektrane,” Elektrotehnički fakultet Univerzitet u Beogradu, Akademska misao, 2019
- [46] <https://europa.rs/zajednicka-poruka-delegacije-eu-u-srbiji-i-programa-ujedinjenih-nacija-za-razvoj-u-srbiji/>
- [47] G. M. Masters, “Renewable and Efficient Electric Power Systems,” Stanford University John Wiley & Sons. Inc. Hoboken, New Jersey, 2004

-
- [48] F. Chekired, Z. Smara, A. Mahrane, M. Chikh, S. Berkane, “An energy flow management algorithm for a photovoltaic solar home,” Energy Procedia, vol. 111, pp. 934-943, 2017, doi: <https://doi.org/10.1016/j.egypro.2017.03.256>
- [49] G. Merei, C. Berger, D. U. Sauer, “Optimization of an off-grid hybrid PV-Wind-Diesel system with different battery technologies using genetic algorithm,” Solar Energy, vol. 97, pp. 460-473, 2013, doi: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2013.08.016>
- [50] F. K. Arabul, A. Y. Arabul, C. F. Kumru, A. R. Boynuegri, “Providing energy management of a fuel cell–battery–wind turbine–solar panel hybrid off grid smart home system,” International Journal of Hydrogen Energy, vol. 42, pp. 26906-26913, 2017, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ijhydene.2017.02.204>
- [51] D. Cho, J. Valenzuela, “Optimization of residential off-grid PV-battery systems,” Solar Energy, vol. 208, pp. 766-777, 2020, doi: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2020.08.023>
- [52] M. S. Behzadi, M. Niasati, “Comparative performance analysis of a hybrid PV/FC/battery stand-alone system using different power management strategies and sizing approaches,” International Journal of Hydrogen Energy, vol. 40, pp. 538-548, 2015, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ijhydene.2014.10.097>
- [53] A. Mohamed, O. Mohammed, “Real-time energy management scheme for hybrid renewable energy systems in smart grid applications,” Electric Power Systems Research, vol. 96, pp. 133-143, 2013, doi: <https://doi.org/10.1016/j.epsr.2012.10.015>
- [54] F. Chekired, A. Mahrane, Z. Samara, M. Chikh, A. Guenounou, A. Meflah, “Fuzzy logic energy management for a photovoltaic solar home,” Elsevier, Energy Procedia, 134, pp. 723–730, 2017, doi: <https://doi.org/10.1016/j.egypro.2017.09.566>
- [55] M. Žarković and G. Dobrić, “Fuzzy expert system for management of smart hybrid energy microgrid,” J. Renewable Sustainable Energy 11, 034101, 2019, doi: <https://doi.org/10.1063/1.5097564>
- [56] Z. Roumila, Dj. Rekioua, T. Rekioua, “Energy management based fuzzy logic controller of hybrid system wind/photovoltaic/diesel with storage battery,” International Journal of Hydrogen Energy, vol. 42. Issue 30, pp. 19525-19535, 2017, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ijhydene.2017.06.006>
- [57] G. La Terra, G. Salvina, G. M. Tina, “Optimal sizing procedure for hybrid solar wind power systems by fuzzy logic,” IEEE MELECON, Benalmadena (Malaga), Spain. pp. 865-868, 2006, doi: <https://doi.org/10.1109/MELCON.2006.1653235>
- [58] R. Kostić, J. Mikulović, “The empirical models for estimating solar insolation in Serbia by using meteorological data on cloudiness,” Renewable Energy, vol. 114 Part B, pp. 1281-1293, 2017, doi: <https://doi.org/10.1016/j.renene.2017.08.013>
- [59] Ž. Đurišić, J. Mikulović, “Assessment of the wind energy resource in the South Banat region, Serbia,” Renewable & Sustainable Energy Reviews, vol. 16. Issue 5, pp. 3014-3023, 2012, doi: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2012.02.026>
- [60] L. Zec, J. Mikulović, “Load Management in an Off-Grid Hybrid PV–Wind–Battery System Using the Power Flow Control Algorithm and Fuzzy Logic Controller,” Electrical Engineering, vol.104, no. 4, pp. 2185-2195, 2022, doi: <https://doi.org/10.1007/s00202-021-01463-7>
-

-
- [61] <https://en.wind-turbine-models.com/turbines/1861-aeolos-aeolos-h-5kw>
- [62] G. Albright, J. Edie, S. Al-Hallaj, "A Comparison of Lead Acid to Lithium-ion in Stationary Storage Applications," All Cell Technologies LLC, March 1-14, 2012
- [63] "SMART GRID," - studija potencijala upravljanja potrošnjom i mogući uticaji na prenosni sistem JP EMS, Naručilac: Elektromreža Srbije - EMS, Beograd, Realizatori: Elektrotehnički institut Nikola Tesla, Parsons Brinckerhoff i Elektrotehnički fakultet u Beogradu, 2015 - 2016
- [64] https://www.europe-solarstore.com/solar-panels/solar-panel-power/290-w-300-w.html?module_power=77
- [65] <https://advancedbatterysupplies.co.uk/product/li-110-powerplus-lithium-12v-110ah-leisure-battery-lifepo4/>
- [66] https://www.alibaba.com/product-detail/Home-Use-5KW-Wind-Turbine-Generator_1600759431501.html?spm=a2700.7724857.0.0.459627e8WURvW8
- [67] https://www.alibaba.com/product-detail/5KW-6KW-8KW-10KW-12KW-15Kw_1601382477948.html?spm=a2700.galleryofferlist.normal_offer.d_title.5a5913a0xTlDrI
- [68] Zakon o korišćenju obnovljivih izvora energije, Srbija, Sl. glasnik RS, br. 40/2021, 35/2023 i 94/2024 - dr. zakon
- [69] A. Hirsh, Y. Parag, J. Guerrero, "Microgrids: A Review of Technologies, Key Drivers, and Outstanding Issues," Renewable and Sustainable Energy Reviews, vol. 90, pp. 402-411, 2018, doi: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2018.03.040>
- [70] Y. Zahraoui, I. Alhamrouni, S Mekhilef, M. R. Basir Khan, M. Seyedmahmoudian, A. Stojcevski, B. Horan, "Energy Management System in Microgrids: A Comprehensive Review," Sustainability, vol. 13, no. 19, pp. 10492, 2021, doi: <https://doi.org/10.3390/su131910492>
- [71] S. Jamal, N. M. L. Tan, J. Pasupuleti, "A Review of Energy Management and Power Management Systems for Microgrid and Nanogrid Applications," Sustainability, vol. 13, no. 18, pp. 10331, 2021, doi: <https://doi.org/10.3390/su131810331>
- [72] M. F. Zia, E. Elbouchikhib, M. Benbouzid, "Microgrids Energy Management Systems: A Critical Review on Methods, Solutions, and Prospects," Applied Energy, vol. 222, pp. 1033-1055, 2018, doi: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2018.04.103>
- [73] B. Jyoti Saharia, H. Brahma, N. Sarmah, "A Review of Algorithms for Control and Optimization for Energy Management of Hybrid Renewable Energy Systems," Journal of Renewable and Sustainable Energy, vol. 10, no. 5, pp. 053502, 2018, doi: <https://doi.org/10.1063/1.5032146>.
- [74] A. Borni, T. Abdelkrim, L. Zaghiba, A. Bouchakour, A. Lakhdari, L. Zarour, "Fuzzy logic, PSO based fuzzy logic algorithm and current controls comparative for grid-connected hybrid system," AIP Conference Proceedings, vol. 1814, no. 1, pp. 020006, 2017, doi: <https://doi.org/10.1063/1.4976225>
- [75] K. S. Ei-Bidairi, H. D. Nguyen, S. D. G. Jayasinghe, T. S. Mahmoud, "Multiobjective Intelligent Energy Management Optimization for Grid-Connected Microgrids," 2018 IEEE International Conference on Environment and Electrical Engineering and 2018 IEEE Industrial

- and Commercial Power Systems Europe (EEEIC / I&CPS Europe), IEEE, pp 1–6, 2018, doi: <https://doi.org/10.1109/EEEIC.2018.8493751>
- [76] A. J. Aristizábal, D. H. Ospina, M. Castañeda, S. Zapata, E. Banguero, “Fuzzy Logic Energy Management for a Microgrid with Storage Battery,” International Journal of Ambient Energy, vol. 41, no. 10, pp. 1183-1191, 2020, doi: <https://doi.org/10.1080/01430750.2018.1507931>
- [77] S. Das, A. K. Akella, “Power Flow Control of PV-Wind-Battery Hybrid Renewable Energy Systems for Stand-Alone Application,” International Journal of Renewable Energy Research, vol. 8, no. 1, pp. 36-43, 2018, doi: <https://doi.org/10.20508/ijrer.v8i1.6534.q7278>
- [78] D. Arcos-Aviles, J. Pascual, L. Marroyo, P. Sanchis, F. Guinjoan, “Fuzzy Logic-Based Energy Management System Design for Residential Grid-Connected Microgrids,” IEEE Transactions on Smart Grid, vol. 9, no. 2, pp. 530-543, 2018, doi: <https://doi.org/10.1109/TSG.2016.2555245>
- [79] U. Datta, J. Shi, A. Kalam, “Primary Frequency Control of a Microgrid with Integrated Dynamic Sectional Droop and Fuzzy Based Pitch Angle Control,” International Journal of Electrical Power & Energy Systems, vol. 111, pp. 248–259, 2019, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2019.04.001>
- [80] G. Saveen, P. Prudhvi Raju, D. V. Manikanta, M. Satya Praveen, “Design and implementation of energy management system with fuzzy control for multiple microgrid,” 2018 2nd International Conference on Inventive Systems and Control (ICISC), IEEE, pp. 1239–1244, 2018, doi: <https://doi.org/10.1109/ICISC.2018.8399003>
- [81] P. Tenti, H. K. Morales Paredes, P. Mattavelli, “Conservative Power Theory, a Framework to Approach Control and Accountability Issues in Smart Microgrids,” IEEE Transactions on Power Electronics, vol. 26, no. 3, pp. 664-673, 2011, doi: <https://doi.org/10.1109/TPEL.2010.2093153>
- [82] Y. Zhou, “The Optimal Home Energy Management Strategy in Smart Grid,” Journal of Renewable and Sustainable Energy, vol. 8, no. 4, pp. 045101, 2016, doi: <https://doi.org/10.1063/1.4955045>
- [83] E. D. Santis, A. Rizzi, A. Sadeghian, “Hierarchical Genetic Optimization of a Fuzzy Logic System for Energy Flows Management in Microgrids,” Applied Soft Computing, vol. 60, pp. 135-149, 2017, <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2017.05.059>
- [84] J. P. Fossati, A. Galarza, A. Martín-Villate, J. M. Echeverría, L. Fontán, “Optimal Scheduling of a Microgrid with a Fuzzy Logic Controlled Storage System,” International Journal of Electrical Power & Energy Systems, vol.68, pp. 61-70, 2015, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2014.12.032>
- [85] A. Chaouachi, R. M. Kamel, R. Andoulsi, K. Nagasaka, “Multiobjective Intelligent Energy Management for a Microgrid,” IEEE Transactions on Industrial Electronics, vol. 60, no. 4, pp. 1688–1699, 2013, doi: <https://doi.org/10.1109/TIE.2012.2188873>
- [86] D. Arcos-Aviles, J. Pascual, F. Guinjoan, L. Marroyo, P. Sanchis, M. P. Mariettac, “Low Complexity Energy Management Strategy for Grid Profile Smoothing of a Residential Grid-Connected Microgrid Using Generation and Demand Forecasting,” Applied Energy, vol. 205, pp. 69-84, 2017, doi: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2017.07.123>

-
- [87] T. T. Teo, T. Logenthiran, W. L. Woo, K. Abidi, T. John, N. S. Wade, D. M. Greenwood, C. Patsios, P. C. Taylor, "Optimization of Fuzzy Energy-Management System for Grid-Connected Microgrid Using NSGA-II," *IEEE Transactions on Cybernetics*, vol. 51, no. 11, pp. 5375 -5386, 2021, doi: <https://doi.org/10.1109/TCYB.2020.3031109>
- [88] S. Leonori, E. De Santis, A. Rizzi, F. M. F. Mascioli, "Optimization of a microgrid energy management system based on a Fuzzy Logic Controller," *IECON 2016 - 42nd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, IEEE, pp 6615–6620, 2016, doi: <https://doi.org/10.1109/IECON.2016.7793965>
- [89] S. Chakraborty, T. Ito, T. Senju, A. Yousuf Saber, "Intelligent Economic Operation of Smart-Grid Facilitating Fuzzy Advanced Quantum Evolutionary Method," *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, vol. 4, no. 4, pp. 905-916, 2013, doi: <https://doi.org/10.1109/TSTE.2013.2256377>
- [90] M. Khalida, R. P. Aguilera, A. V. Savkinc, V. G. Agelidis, "On Maximizing Profit of Wind-Battery Supported Power Station Based on Wind Power and Energy Price Forecasting," *Applied Energy*, vol. 211, pp. 764-773, 2018, doi: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2017.11.061>
- [91] W. Zhuo, "Microgrid Energy Management Strategy with Battery Energy Storage System and Approximate Dynamic Programming," *2018 37th Chinese Control Conference (CCC)*, IEEE, pp.7581-7587, 2018, doi: <https://doi.org/10.23919/ChiCC.2018.8482602>
- [92] L. Xiong, P. Li, Z. Wang, J. Wang, "Multi-Agent Based Multi Objective Renewable Energy Management for Diversified Community Power Consumers," *Applied Energy*, vol. 259, pp. 114140, 2020, doi: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.114140>
- [93] Uredba o kriterijumima, uslovima i načinu obračuna potraživanja i obaveza između kupca-proizvođača i snabdevača, 83/2021, Srbija
- [94] L. Zec, J. Mikulović, "Different Concepts of Grid-Connected Microgrids with a PV System, Battery Energy Storage, Feed-in Tariff, and Load Management Using Fuzzy Logic," *Advances in Electrical and Computer Engineering*, vol. 22(3), pp. 33-42, 2022, doi: [10.4316/AECE.2022.03004](https://doi.org/10.4316/AECE.2022.03004)
- [95] https://www.alibaba.com/product-detail/EU-Stock-Hybrid-Solar-Inverter-3_1601251597431.html?spm=a2700.galleryofferlist.normal_offer.d_title.5aea13a0SvXKP1
- [96] K. B. Lindberg, P. Seljom, H. Madsen, D. Fischer, M. Korpås, "Long-term electricity load forecasting: Current and future trends," *Utilities Policy*, vol. 58, pp. 102-119, 2019, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jup.2019.04.001>
- [97] M. A. Stošović, N. Radivojević, M. Ivanova, "Electricity Consumption Prediction in an Electronic System Using Artificial Neural Networks," *Electronics*, vol. 11(21), pp. 3506, 2022, doi: <https://doi.org/10.3390/electronics11213506>
- [98] P. Kuusela, I. Norros, H. Reittu, K. Piira, "Hierarchical Multiplicative Model for Characterizing Residential Electricity Consumption," *Journal of Energy Engineering*, vol. 144(3), pp. 04018023, 2018, doi: [10.1061/\(ASCE\)EY.1943-7897.0000532](https://doi.org/10.1061/(ASCE)EY.1943-7897.0000532)

-
- [99] T. Yang, M. Ren, K. Zhou, “Identifying household electricity consumption patterns: A case study of Kunshan, China, Renewable and Sustainable Energy Reviews,” vol. 91, pp. 861-868, 2018, doi: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2018.04.037>
- [100] A. Jozi, T. Pinto, I. Praça, F. Silva, B. Teixeira, Z. Vale, “Wang and Mendel’s Fuzzy Rule Learning Method for Energy Consumption Forecasting considering the Influence of Environmental Temperature,” 2016 Global Information Infrastructure and Networking Symposium (GIIS) IEEE, 2016, doi: 10.1109/GIIS.2016.7814944
- [101] R. Banik, P. Das, S. Ray, A. Biswas, “Prediction of electrical energy consumption based on machine learning technique,” Electrical Engineering, vol. 103, pp. 909-920, 2021, doi: 10.1007/s00202-020-01126-z
- [102] G. Yildiriz, A. Öztürk, “Electrical energy consumption forecasting using regression method considering temperature effect for distribution network,” Electrical Engineering, vol. 104, pp. 3465–3476, 2022, doi: 10.1007/s00202-022-01559-8
- [103] D. Ali, M. Yohanna, M.I. Puwu, B.M. Garkida, “Long-term load forecast modelling using a fuzzy logic approach,” Pacific Science Review A: Natural Science and Engineering, vol. 18, pp. 123-127, 2016, doi: <https://doi.org/10.1016/j.psra.2016.09.011>
- [104] A. Badri, Z. Ameli, A. M. Birjandi, “Application of Artificial Neural Networks and Fuzzy logic Methods for Short Term Load Forecasting,” Energy Procedia, vol. 14, pp. 1883-1888, 2012, doi: <https://doi.org/10.1016/j.egypro.2011.12.1183>
- [105] K. Chen, K. Chen, Q. Wang, Z. He, J. Hu, J. He, “Short-Term Load Forecasting With Deep Residual Networks,” IEEE Transactions on Smart Grid, vol. 10(4), pp. 3943-3952, 2019, doi: 10.1109/TSG.2018.2844307
- [106] Y. C. Hu, “Electricity consumption prediction using a neural-network-based grey forecasting approach,” Journal of the Operational Research Society, vol. 68(10), pp. 1259-1264, 2017, doi: <https://doi.org/10.1057/s41274-016-0150-y>
- [107] M. Mansoor, F. Grimaccia, S. Leva, M. Mussetta, “Comparison of echo state network and feed-forward neural networks in electrical load forecasting for demand response programs,” Mathematics and Computers in Simulation, vol. 184, pp. 282-293, 2021, doi: <https://doi.org/10.1016/j.matcom.2020.07.011>
- [108] G. Hong, N. Seong, “Optimization of the ANN Model for Energy Consumption Prediction of Direct-Fired Absorption Chillers for a Short-Term,” Buildings, vol. 13(10), pp. 2526, 2023, doi: <https://doi.org/10.3390/buildings13102526>
- [109] E. Elbeltagi, H. Wefki, “Predicting energy consumption for residential buildings using ANN through parametric modeling,” Energy Reports, vol. 7, pp. 2534-2545, 2021, doi: <https://doi.org/10.1016/j.egyr.2021.04.053>
- [110] R. Zahedi, A. Aslani, A. Gitifar, O. N. Farahani, H. Yousefi, “Application of Artificial Neural Network in predicting building's energy consumption,” 2023 8th International Conference on Technology and Energy Management (ICTEM), 2023, doi: 10.1109/ICTEM56862.2023.10084336
- [111] F. Martellotta, U. Ayr, A. Cannavale, S. Liuzzi and C. Rubino, “Using neural networks to predict hourly energy consumptions in office and industrial buildings as a function of weather
-

-
- data,” Journal of Physics: Conference Series, vol. 2385(1), pp. 012097, 2022, doi: 10.1088/1742-6596/2385/1/012097
- [112] N. Ding, C. Benoit, G. Foggia, Y. Besanger, F. Wurtz, “Neural Network-Based Model Design for Short-Term Load Forecast in Distribution Systems,” IEEE Transactions on Power Systems, vol. 31(1), pp. 72-81, 2016, doi: 10.1109/TPWRS.2015.2390132
- [113] R. Adhiswara, A. G. Abdullah, Y. Mulyadi, “Long-term electrical consumption forecasting using Artificial Neural Network (ANN),” Journal of Physics: Conference Series, vol. 1402, pp. 033081, 2019, doi: 10.1088/1742-6596/1402/3/033081
- [114] F. Rodrigues, C. Cardeira, J. M. F. Calado, “The Daily and Hourly Energy Consumption and Load Forecasting Using Artificial Neural Network Method: A Case Study Using a Set of 93 Households in Portugal,” Energy Procedia, vol. 62, pp. 220-229, 2014, doi: <https://doi.org/10.1016/j.egypro.2014.12.383>
- [115] S. H. Roodkoly, Z. Q. Fard, M. Tahsildoust, Z. Zomorodian, M. Karami, “Development of a simulation-based ANN framework for predicting energy consumption metrics: a case study of an office building,” Energy Efficiency, 17(1), 2024, doi: <https://doi.org/10.1007/s12053-024-10185-1>
- [116] D. Naware, A. Mitra, “Weather classification-based load and solar insolation forecasting for residential applications with LSTM neural networks,” Electrical Engineering, vol. 104(1), pp. 347–361, 2021, doi: <https://doi.org/10.1007/s00202-021-01395-2>
- [117] Z. Janković, A. Selakov, D. Bekut, M. Đorđević, “Day similarity metric model for short-term load forecasting supported by PSO and artificial neural network,” Electrical Engineering, vol. 103(6), pp. 2973–2988, 2021, doi: <https://doi.org/10.1007/s00202-021-01286-6>
- [118] M. Pasandidehpour, J. Mendes-Moreira, S. Rahman Mohammadpour, R. T. Sousa, “Predicting US Energy Consumption Utilizing Artificial Neural Network,” Handbook of Smart Energy Systems, pp. 2075-2087, 2023, doi: 10.1007/978-3-030-97940-9_136
- [119] K. Kavaklıoglu, H. Ceylan, H. K. Ozturk, O. E. Canyurt, “Modeling and prediction of Turkey’s electricity consumption using Artificial Neural Networks,” Energy Conversion and Management, vol. 50, pp. 2719-2727, 2009, doi: <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2009.06.016>
- [120] M. E. Günay, “Forecasting annual gross electricity demand by artificial neural networks using predicted values of socio-economic indicators and climatic conditions: Case of Turkey,” Energy Policy, vol. 90, pp. 92-101, 2016, doi: <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2015.12.019>
- [121] H. Wang, Z. Lei, X. Zhang, B. Zhou, J. Peng, “A review of deep learning for renewable energy forecasting,” Energy Conversion and Management, vol. 198, pp. 111799, 2019, doi: <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2019.111799>
- [122] S. Aslam, H. Herodotou, S. M. Mohsin, N. Javaid, N. Ashraf, S. Aslam, “A survey on deep learning methods for power load and renewable energy forecasting in smart microgrids,” Renewable and Sustainable Energy Reviews, vol. 144, pp. 110992, 2021, doi: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2021.110992>

-
- [123] J. M. Aguiar-Pérez, M. Á. Pérez-Juárez, “An insight of deep learning based demand forecasting in smart grids,” *Sensors*, vol. 23(3), pp. 1467, 2023, doi: <https://doi.org/10.3390/s23031467>
- [124] O. A. Montesinos-López, A. Montesinos-López, J. Crossa, “Fundamentals of Artificial Neural Networks and Deep Learning,” *Multivariate Statistical Machine Learning Methods for Genomic Prediction*, Springer eBooks, pp. 379-425, 2022, doi: 10.1007/978-3-030-89010-0_10
- [125] <https://www.mathworks.com/help/deeplearning/ref/trainlm.html>
- [126] M. S. Osigbemeh, C. Osuji, M. O. Onyesolu, U. P. Onochie, “Comparison of the artificial neural network’s approximations for the Levenberg-Marquardt algorithm and the gradient descent optimization on datasets,” *Artificial Intelligence Evolution*, pp. 24–38, 2024. doi: <https://doi.org/10.37256/aie.5120243781>
- [127] N. M. Nawi, W. H. Atomi, M. Z. Rehman, “The effect of data pre-processing on optimized training of artificial neural networks,” *Procedia Technology*, vol. 11, pp. 32–39, 2013, doi: <https://doi.org/10.1016/j.protcy.2013.12.159>
- [128] L. Zec, J. Mikulović, M. Žarković, “Application of artificial neural network to power consumption forecasting for the Sarajevo region,” *Electrical Engineering*, 2024, doi: 10.1007/s00202-024-02696-y
- [129] T. B. Šekara, J. Č. Mikulović, “Power Definitions for Unbalanced Polyphase Power Systems with Sinusoidal Voltages and Currents Based on Regression Model,” *IEEE Xplore*, 2023 22nd International Symposium INFOTEH-JAHORINA (INFOTEH), 2023, doi: 10.1109/INFOTEH57020.2023.10094186
- [130] Y. Su, Q. He, J. Chen, M. Tan, “A residential load forecasting method for multi-attribute adversarial learning considering multi-source uncertainties,” *International Journal of Electrical Power & Energy System*, vol. 154, pp. 109421, 2023, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2023.109421>
- [131] L. J. C. Crujido, C. D. M. Gozon, R. C. Pallugna, “Day-Ahead Electricity Load Forecasting with Multivariate Time Series,” *Mindanao Journal of Science and Technology*, 21(2), 2023, doi: <https://doi.org/10.61310/mjst.v21i2.1714>
- [132] I. Moustati, N. Gherabi, M. Saadi, “Time-Series Forecasting Models for Smart Meters Data: An Empirical Comparison and analysis,” *Journal Européen Des Systèmes Automatisés*, vol. 57(05), pp. 1419–1427, 2024, doi: <https://doi.org/10.18280/jesa.570517>
- [133] S. Motepe, A. N. Hasan, B. Twala, R. Stopforth, “Power distribution networks load forecasting using deep belief networks: the South African case,” *2019 IEEE Jordan International Joint Conference on Electrical Engineering and Information Technology (JEEIT)*, 2019, doi: <https://doi.org/10.1109/jeeit.2019.8717434>
-

BIOGRAFIJA AUTORA

Lena Zec rođena je 04. 09. 1992. u Podgorici, Crna Gora. Osnovnu školu „Petar Petrović Njegoš“ završila je u Istočnom Sarajevu (BiH), kao i opštu gimnaziju „28. juni“.

Na Elektrotehnički fakultet u Istočnom Sarajevu upisuje se 2011. godine. Diplomirala je u septembru 2015. godine na Odseku za elektroenergetiku. Diplomski rad pod nazivom „*Osnovne tehnike prekianja struje u visokonaponskim prekiačima*“ odbranila je sa ocjenom 10 (deset). Studij drugog ciklusa (master studij) na Elektrotehničkom fakultetu Univerziteta u Beogradu, na modulu Elektroenergetske mreže i sistemi, završila je u septembru 2016. godine odbranivši rad pod nazivom „*Analiza karakteristika akumulatorskih baterija za skladištenje energije u elektroenergetskim sistemima*“ sa ocjenom 10 (deset). Trenutno pohađa doktorske (III ciklus) studije na Elektrotehničkom fakultetu Univerziteta u Beogradu, na modulu Elektroenergetske mreže i sistemi.

Nosilac je Plakete ETF-a za studenta sa drugim prosekom ocena na trećoj godini na studijskom programu Elektroenergetika u Istočnom Sarajevu. Takođe, dodjeljena joj je Plaketa ETF-a za najboljeg studenta na četvrtoj godini na studijskom programu Elektroenergetika u Istočnom Sarajevu.

Od januara 2018. godine zaposlena je u Nezavisnom operatoru sistema Bosne i Hercegovine (NOSBiH). Tri godine radila je službi za Upravljanje sistemom u realnom vremenu BiH. Trenutno radi u službi Operativno planiranje na aktivnostima dan unapred.

Oblast njenog interesovanja je uticaj planiranja snage potrošnje u mikromrežama i elektroenergetskim sistemima sa obnovljivim izvorima energije primenom tehnika veštačke inteligencije. Autor je više radova publikovanih u međunarodnim i domaćim časopisima. Govori engleski jezik.

Izjava o autorstvu

Ime i prezime autora: Lena A. Zec

Broj indeksa: 5003/2016

Izjavljujem

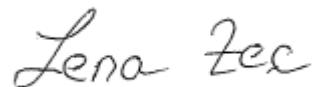
da je doktorska disertacija pod naslovom

PLANIRANJE POTROŠNJE U MIKROMREŽAMA I ELEKTROENERGETSKIM SISTEMIMA SA OBNOVLJIVIM IZVORIMA ENERGIJE PRIMENOM VEŠTAČKE INTELIGENCIJE

- rezultat sopstvenog istraživačkog rada;
- da disertacija u celini ni u delovima nije bila predložena za sticanje druge diplome prema studijskim programima drugih visokoškolskih ustanova;
- da su rezultati korektno navedeni i
- da nisam kršio autorska prava i koristio intelektualnu svojinu drugih lica.

Potpis autora

U Beogradu, 30.04.2025. godine



Izjava o istovetnosti štampane i elektronske verzije doktorskog rada

Ime i prezime autora: Lena A. Zec

Broj indeksa: 5003/2016

Studijski program: Elektrotehnika i računarstvo

Naslov rada: Planiranje potrošnje u mikromrežama i elektroenergetskim sistemima sa obnovljivim izvorima energije primenom veštačke inteligencije

Mentor: dr Jovan Mikulović, redovni profesor

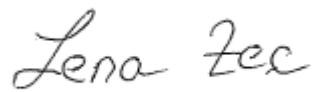
Ijavljujem da je štampana verzija mog doktorskog rada istovetna elektronskoj verziji koju sam predao radi pohranjivanja u **Digitalnom repozitorijumu Univerziteta u Beogradu**.

Dozvoljavam da se objave moji lični podaci vezani za dobijanje akademskog naziva doktora nauka, kao što su ime i prezime, godina i mesto rođenja i datum odbrane rada.

Ovi lični podaci mogu se objaviti na mrežnim stranicama digitalne biblioteke, u elektronskom katalogu i u publikacijama Univerziteta u Beogradu.

Potpis autora

U Beogradu, 30.04.2025. godine



Izjava o korišćenju

Ovlašćujem Univerzitetsku biblioteku „Svetozar Marković“ da u Digitalni repozitorijum Univerziteta u Beogradu unese moju doktorsku disertaciju pod naslovom:

PLANIRANJE POTROŠNJE U MIKROMREŽAMA I ELEKTROENERGETSKIM SISTEMIMA SA OBNOVLJIVIM IZVORIMA ENERGIJE PRIMENOM VEŠTAČKE INTELIGENCIJE

koja je moje autorsko delo.

Disertaciju sa svim prilozima predao sam u elektronskom formatu pogodnom za trajno arhiviranje.

Moju doktorsku disertaciju pohranjenu u Digitalnom repozitorijumu Univerziteta u Beogradu i dostupnu u otvorenom pristupu mogu da koriste svi koji poštuju odredbe sadržane u odabranom tipu licence Kreativne zajednice (Creative Commons) za koju sam se odlučio.

1. Autorstvo (CC BY)
2. Autorstvo – nekomercijalno (CC BY-NC)
- 3.) Autorstvo – nekomercijalno – bez prerada (CC BY-NC-ND)**
4. Autorstvo – nekomercijalno – deliti pod istim uslovima (CC BY-NC-SA)
5. Autorstvo – bez prerada (CC BY-ND)
6. Autorstvo – deliti pod istim uslovima (CC BY-SA)

Potpis autora

U Beogradu, 30.04.2025. godine



-
- 1. Autorstvo.** Dozvoljavate umnožavanje, distribuciju i javno saopštavanje dela, i prerade, ako se navede ime autora na način određen od strane autora ili davaoca licence, čak i u komercijalne svrhe. Ovo je najslobodnija od svih licenci.
 - 2. Autorstvo – nekomercijalno.** Dozvoljavate umnožavanje, distribuciju i javno saopštavanje dela, i prerade, ako se navede ime autora na način određen od strane autora ili davaoca licence. Ova licenca ne dozvoljava komercijalnu upotrebu dela.
 - 3. Autorstvo – nekomercijalno – bez prerada.** Dozvoljavate umnožavanje, distribuciju i javno saopštavanje dela, bez promena, preoblikovanja ili upotrebe dela u svom delu, ako se navede ime autora na način određen od strane autora ili davaoca licence. Ova licenca ne dozvoljava komercijalnu upotrebu dela. U odnosu na sve ostale licence, ovom licencom se ograničava najveći obim prava korišćenja dela.
 - 4. Autorstvo – nekomercijalno – deliti pod istim uslovima.** Dozvoljavate umnožavanje, distribuciju i javno saopštavanje dela, i prerade, ako se navede ime autora na način određen od strane autora ili davaoca licence i ako se prerada distribuira pod istom ili sličnom licencom. Ova licenca ne dozvoljava komercijalnu upotrebu dela i prerada.
 - 5. Autorstvo – bez prerada.** Dozvoljavate umnožavanje, distribuciju i javno saopštavanje dela, bez promena, preoblikovanja ili upotrebe dela u svom delu, ako se navede ime autora na način određen od strane autora ili davaoca licence. Ova licenca dozvoljava komercijalnu upotrebu dela.
 - 6. Autorstvo – deliti pod istim uslovima.** Dozvoljavate umnožavanje, distribuciju i javno saopštavanje dela, i prerade, ako se navede ime autora na način određen od strane autora ili davaoca licence i ako se prerada distribuira pod istom ili sličnom licencom. Ova licenca dozvoljava komercijalnu upotrebu dela i prerada. Slična je softverskim licencama, odnosno licencama otvorenog koda.