UNIVERZITET U NIŠU
ELEKTRONSKI FAKULTET

Andrija Z. Petrušić

INTEGRALNA PLATFORMA ZA UPRAVLJANJE ENERGETSKIM TOKOVIMA „PROZJUMERA“ NA BAZI MULTIKRITERIJUMSKOG OPTIMIZACIONOG MODELA

Doktorska disertacija

Niš, 2026

UNIVERZITET U NIŠU
ELEKTRONSKI FAKULTET

Andrija Z. Petrušić

INTEGRATED PLATFORM FOR "PROSUMER" ENERGY FLOW MANAGEMENT BASED ON A MULTI-CRITERIA OPTIMIZATION MODEL

Doctoral dissertation

Niš, 2026

Podaci o doktorskoj disertaciji

Mentor:	Prof. dr Miona Andrejević Stošović, redovni profesor, Univerzitet u Nišu, Elektronski fakultet
Naslov:	Integralna platforma za upravljanje energetskim tokovima „prozjumera“ na bazi multikriterijumskog optimizacionog modela
Rezime:	Pojavom prozjumera kao tržišnog učesnika koji istovremeno proizvode i troše električnu energiju, uz sve veće prisustvo OIE u mreži, menja se tradicionalna paradigma podrazumevanih jednosmernih tokova energije u elektroenergetskom sistemu, kao i okolnosti na tržištima električne energije.. Najveći izazov kod prozjumera kao autonomni hibridni sistemi koji obuhvata solarnu elektranu, baterijsko skladište energije i punjač za električna vozila je konstantna potreba za simultanim sagledavanjem ekonomskih, ekoloških i tehničkih kriterijuma, koji su najčešće međusobno konfliktni. U radu su razvijeni predikcioni modeli zasnovani na LSTM arhitekturi neuronskih mreža za predviđanje proizvodnje i potrošnje električne energije dan unapred. Za predikciju proizvodnje solarne elektrane primenjena su dva komplementarna modela, godišnji LSTM model i specijalizovani MLP model za zimski period, dok je za predikciju potrošnje razvijen zaseban LSTM model. Glavni doprinos disertacije predstavlja multikriterijumski optimizacioni model zasnovan na integraciji Teorije korisnosti sa više atributa (eng. MAUT) i genetskog algoritma, koji istovremeno optimizuje tri kriterijuma: minimizaciju troškova snabdevanja, maksimizaciju učešća obnovljive energije pri ciklusima punjenja EV i minimizaciju degradacije lokalnog baterijskog skladišta energije. Razvijena je i metodologija praćenja porekla energije zasnovana na principu superpozicije, koja omogućava egzaktno utvrđivanje udela obnovljive energije u procesima punjenja i pri zadovoljavanju potreba ostalih potrošača u prozjumerskom sistemu. Komparativna analiza aditivnog i komplementarnog modela agregacije MAUT funkcija korisnosti na realnom prozjumerskom

sistemu pokazala je superiornost komplementarnog modela u uslovima izraženih konflikata između kriterijuma, ostvareno je značajno veće učešće obnovljive energije uz niže troškove snabdevanja. Rezultati potvrđuju neophodnost višekriterijumskog pristupa za optimalno upravljanje prozjumerskim sistemima i otvaraju pravce za dalja istraživanja u oblasti agregiracije prozjumera i hibridnih pristupa višekriterijumskoj optimizaciji.

Naučna oblast: Elektrotehničko i računarsko inženjerstvo

Naučna disciplina: Obnovljivi izvori energije

Ključne reči: Prozjumer, Tržište električne energije, Obnovljivi izvori energije, Predviđanje, Rekurentne neuronske mreže, Nelinearna optimizacija, MAUT, Genetski algoritam

UDK: 621.311.243:004.899.2]:519.853:519.816

CERIF klasifikacija: T 190

Tip licence Kreativne zajednice: CC BY-NC-ND

Data on Doctoral Dissertation

Doctoral Supervisor:	PhD, Miona Andrejević Stošović, full professor, University of Niš, Faculty of Electronic Engineering
Title:	Integrated platform for "prosumer" energy flow management based on a multi-criteria optimization model
Abstract:	With the emergence of prosumers as market participants who simultaneously produce and consume electricity, and with the growing penetration of RES in the grid, the traditional paradigm of assumed unidirectional power flows in the grid, is changing together with circumstances on electricity markets. The major challenge for a prosumer, as autonomous hybrid system that comprises of a solar power plant, a battery energy storage system and an electric vehicle charger, is the constant need to simultaneously account for economic, environmental and technical criteria, which are most often mutually conflicting. This dissertation develops forecasting models based on the LSTM neural network architecture for day-ahead prediction of electricity generation and consumption. For forecasting the output of the solar power plant, two complementary models are applied, the yearly LSTM model and the specialized MLP model for the winter period, while the separate LSTM model is developed for load forecasting. The main contribution of the dissertation is a multi-criteria optimization model based on the integration of Multi-Attribute Utility Theory (MAUT) and the Genetic algorithm, which simultaneously optimizes three criteria: minimization of supply costs, maximization of the share of renewable energy in EV charging cycles, and minimization of degradation of the local battery energy storage system. The methodology for tracking energy provenance based on the principle of superposition is also developed, determining exact share of the renewable energy share both in charging processes and when meeting the demand of other loads within the prosumer system.

The comparative analysis of the additive and complementary models with the aggregation of MAUT utility functions, on a case of real prosumer system, has shown the superiority of the complementary model under conditions of pronounced conflicts between criteria, achieving a significantly higher share of renewable energy at lower supply costs. The results confirm the necessity of a multi-criteria approach for optimal management of prosumer systems and are opening paths for further research toward the areas of prosumer aggregation and hybrid approaches to multi-criteria optimization.

Scientific Field:	Electrical and computer engineering
Scientific Discipline:	Renewable energy sources
Key Words:	Prosumer, Electricity market, Renewable energy sources, Forecasting, Recurrent neural networks, Nonlinear optimization, MAUT, Genetic algorithm
UDC:	621.311.243:004.899.2]:519.853:519.816
CERIF classification:	T 190
Creative Commons License Type:	CC BY-NC-ND

Izjava zahvalnosti

Reči iskrene zahvalnosti upućujem svojoj supruzi Maji, koja mi je pružila bezrezervnu podršku preuzimajući veći deo obaveza oko čuvanja dvoje male dece tokom perioda pisanja doktorske disertacije. Bez njenog strpljenja, razumevanja i požrtvovanosti, ovaj rad ne bi bio moguć. Takođe, veoma sam zahvalan njenim i svojim roditeljima i bratu, koji su uvek spremni da pruže maksimalnu pomoć kad god zatreba.

Posebno sam zahvalan svojoj mentorki prof. dr Mioni Andrejević Stošović, na velikoj podršci, pomoći i dragocenim savetima pri izradi ove disertacije i zalaganju za moje naučno usavršavanje.

Veliku zahvalnost dugujem i dr Aleksandru Janjiću, koji je bio moj mentor na početku naučno-istraživačkog rada i pružio mi maksimalnu podršku i podsticaj u razvijanju multidisciplinarnog pristupa u domenu tržišta i obnovljivih izvora električne energije.

Zahvalan sam i kolegi Urošu Iliću na nesebičnoj podršci poslednjih godina u okviru zajedničkog profesionalnog rada.

Svima koji su direktno i indirektno uticali na izradu ove disertacije i moj profesionalni razvoj kažem jedno veliko HVALA!

Autor

Sadržaj

1 Uvod 1

1.1 Opis problema istraživanja 2

1.2 Način prevazilaženja problema 5

1.3 Ciljevi naučnog istraživanja 6

1.4 Očekivani rezultati naučnog istraživanja 7

1.5 Primenjene naučne metode 7

1.6 Struktura rada 8

2 Prozjumeri kao aktivni učesnici energetske tranzicije 11

2.1 Integracija prozjumera u elektroenergetski sistem 13

2.1.1 Tehnički izazovi i doprinos prozjumera u radu mreže 13

2.1.2 Prozjumer kao autonomni sistem 15

2.2 Prozjumer u kontekstu podsticaja i tržišnih mehanizama 17

2.2.1 Podsticajni programi za prozjumere 17

2.2.2 Mehanizmi tržišta električne energije 19

2.3 Evropski regulatorni okviri 23

2.3.1 Dekarbonizacija energetskog sektora 24

2.3.2 Direktiva o obnovljivim izvorima energije (RED II) 26

2.3.3 Direktiva o zajedničkom tržištu električne energije 27

2.4 Regulatorni okvir Republike Srbije 28

2.4.1 Zakonski i podzakonski akti 29

2.4.2 Kupac-proizvođač i aktivni kupac u Srbiji 30

2.4.3 Procedure razvoja projekata prozjumera u Srbiji 33

3 Modeli za upravljanje prozjumerima 35

3.1 Predikcija i optimizacija kod prozjumera 36

3.1.1 Predikcija proizvodnje i potrošnje 36

3.1.2 Potrebe za optimizacijom rada prozjumera 38
3.2 Pregled postojećih istraživanja o upravljanju prozjumerima 41
3.2.1 Sistematizacija pravaca istraživanja 41
3.2.2 Upravljanje neizvesnošću 43
3.2.3 Tehnike i metode optimizacije PV-BES sistema 44
3.2.4 Kontrola u realnom vremenu 47
3.2.5 Višekriterijumski pristupi optimizaciji prozjumera 48
4 Višekriterijumska optimizacija 51
4.1 Višekriterijumska analiza kao optimalni model odlučivanja 52
4.1.1 Osnovna podela metoda višekriterijumskog odlučivanja 55
4.1.2 Metode višeatributnog odlučivanja (VAO) za optimizaciju rada prozjumera . 57
4.2 Teorija korisnosti sa više atributa - MAUT 59
4.2.1 Istorijski razvoj 60
4.2.2 Teorijske osnove 62
4.2.3 Notacija i definicije 65
4.2.4 Jednoatributne funkcije 66
4.2.5 Višeatributne funkcije 69
4.2.6 MAUT metodologija 71
5 Predikcija proizvodnje i potrošnje električne energije kod prozjumera .. 75
5.1 Potrebe za predviđanjem i metodologije predviđanja 76
5.1.1 Horizont predviđanja 77
5.1.2 Statističke metode predviđanja 78
5.1.3 Osnovi veštačke inteligencije 80
5.1.4 Rekurentne neuronske mreže 82
5.1.5 Komparativna analiza i izbor arhitekture 88
5.2 Faktor greške za evaluaciju metoda 90
5.2.1 Klasifikacija funkcija grešaka 91

5.2.2 Odabir metrika za slučaj predikcije rada prozjumera 93
5.3 Predikcija proizvodnje fotonaponskih sistema 94
5.3.1 Specifičnosti problema predikcije proizvodnje 94
5.3.2 Ulazni podaci i izbor karakteristika 97
5.3.3 Formiranje parova ulazno-izlaznih podataka za obučavanje LSTM 100
5.3.4 Zimski period i ekstremni uslovi 101
5.4 Predikcija potrošnje električne energije 102
5.4.1 Specifičnosti problema predikcije potrošnje 103
5.4.2 Ulazni podaci i izbor karakteristika 104
5.4.3 Formiranje parova ulazno-izlaznih podataka za obučavanje LSTM 107
5.4.4 Obrada anomalija i kvalitet podataka 108
5.4.5 Implikacije za prozjumerski optimizacioni model 109
6 Primena predikcionih modela za slučaj prozjumera 111
6.1 Primena modela za predikciju proizvodnje 111
6.1.1 Karakteristike ulaznih podataka i metodološki pristup pri učenju modela 112
6.1.2 Godišnji model predikcije proizvodnje 114
6.1.3 Specijalizovani MLP model za zimski period 117
6.1.4 Uporedna analiza dva modela za potrebe optimizacije 119
6.2 Model za predikciju potrošnje 122
6.2.1 Selekcija optimalnog modela za predikciju potrošnje 123
6.2.2 Primena modela za potrebe optimizacije 125
7 Primena optimizacionih modela za slučaj prozjumera 127
7.1 Postavka problema optimizacije 128
7.1.1 Metodološki pristup 129
7.1.2 Opis generalnog energetskog sistema prozjumera 130
7.1.3 Definisanje polaznih pretpostavki modela 131
7.2 Energetski model prozjumera 132

7.2.1 Praćenje energije tokom punjenja/pražnjenja baterije 132
7.2.2 Praćenje energije tokom punjenja EV 134
7.2.3 Model superpozicije 135
7.2.4 Model starenja baterije i ograničenja sistema 136
7.3 Optimizacioni model prozjumera 137
7.3.1 Strategija sprovođenja optimizacije i simulacija rada u realnom vremenu 138
7.3.2 Kriterijumske funkcije i ograničenja sistema 139
7.3.3 Višekriterijumska optimizacija primenom MAUT i GA 140
7.4 Studija slučaja 142
7.4.1 Opis prozjumerskog sistema 142
7.4.2 Komparativna analiza rezultata optimizacionih modela 144
8 Zaključak 152
Reference 156
Prilozi 172
Prilog 1 172
Prilog 2 175

Spisak korišćenih skraćenica

OIE - obnovljivi izvori energije

IoT - internet of things

MAUT - savremene metode višekriterijumske optimizacije

EU – evropska unija

EU-27 - the 27 member states of the European Union (27 zemalja članica Evropske unije)

kWh - kilovat-sat

IT – informacione tehnologije

ODS - operator distributivnog sistema

ICT - Informaciono komunikaciona tehnologija

SCADA - supervisory control and data acquisition (Nadzorna kontrola i prikupljanje podataka)

DMS - document management system (sistem za upravljanje dokumentima)

BESS - battery energy storage systems (sistemi za skladištenje energije u baterijama)

EV - električna vozila

PV-BES - photovoltaic - battery energy storage (fotonaponsko - baterijsko skladištenje energije)

GOP - tržište garancija o poreklu

CO_2 - ugljen dioksid

TCO_2 - tone ugljen dioksida

MWh - megavat-čas

COP 15 - 15th conference of the parties

CEP - clean energy package

RED II - Renewable Energy Directive II (Direktiva o obnovljivoj energiji II)

AERS - agencija za energetiku Republike Srbije

MW - megavat

kW - kilovat

KP - kupci proizvođači

IDR - idejno rešenje

UPP - uslovi za projektovanje i priključenje

IDP - idejni projekat

PZI - projekat za izvođenje

MUP - Ministarstvo unutrašnjih poslova Republike Srbije

PV – photovoltailc (fotonaponski)

V2B – vehicle-to-building

DER – distribuirani energetski resursi

P2P - peer-to-peer

VPP - Virtualna elektrana

MILP – mixed integer linear programming (mešovito celobrojno linearno programiranje)

CPLEX – C Simplex

GA - genetski algoritmi

PSO - particle swarm optimization

MAPSO - modified adaptive particle swarm optimization

MPC - model predictive control (prediktivna kontrola modela)

Li-ion - litijum jonska

EMPC - economic model predictive control (prediktivno upravljanje ekonomskim modelom)

DoD - depth of discharge (dubina pražnjenja)

C-rate - brzine punjenja i pražnjenja

VKA - višekriterijumska analiza

SAW - simple additive weighting

ELECTRE - elimination and choice expressing reality

MAUT – multi-attribute utility theory (teorija korisnosti sa više atributa)

MCDM - multi-criteria decision making (višekriterijumsko odlučivanje)

VCO - višeciljno odlučivanje

MODM - multi-objective decision making (višeciljno donošenje odluka)

VAO - višeatributno odlučivanje

MADM - multi-attribute decision making (višeatributno donošenje odluka)

OPEX - operativni troškovi

IRR - interna stopa rentabilnosti

CAPEX - kapitalni rashodi

AHP - analytic hierarchy process

TOPSIS - technique for order preference by similarity to ideal solution

PROMETHEE - preference ranking organization method for enrichment evaluations

MAUT - metoda teorije višeatributne korisnosti

WPM - weighted product model

VIKOR - VIšekriterijumska Optimizacija i Kompromisno Rešenje

COPRAS - complex proportional assessment (složena proporcionalna procena)

PIS - pozitivno idealno rešenje

NIS - negativno idealno rešenje

GRA - grey relational analysis

PFLOW - preference flow

ANP - analytic network process (analitički mrežni proces)

vNM - von Neumann-Morgenstern

GIS - geografski informacioni sistem

FN - fotonaponski

AGC - automatska kontrola generacije

NWP - numerical weather prediction (numeričko predviđanje vremena)

ARMA - auto regressive moving average

AR - autoregresivna komponenta

MA - pokretni prosek komponenta

ARIMA - autoregressive integrated moving average

SARIMA/SARIMAX - seasonal autoregressive integrated moving average with eXogenous variables

MLR - multivarijantna linearna regresija

SVR - regresija potpornih vektora

ANN - artificial neural network (veštačke neuronske mreže)

FF - Feed-Forward (Neuronske mreže sa prostiranjem unapred)

RNN - Rekurentne neuronske mreže

RNN-B - bidirectional RNN (bidirekcione rekurentne mreže)

GRU - gated recurrent units

TCN - temporal convolutional networks

kW^2 - kilowatts squared

MAE - mean absolute error (srednja apsolutna greška)

MSE - mean squared error (srednja kvadratna greška)

RMSE - root mean squared error (koren srednje kvadratne greške)

MAPE - mean absolute percentage error (srednja apsolutna procentualna greška)

NMAE - normalized mean absolute error (normalizovana srednja apsolutna greška)

WMAE - weighted mean absolute error (ponderisana srednja apsolutna greška)

nMAE - *normalized mean absolute error* (normalizovana srednja apsolutna greška)

nRMSE - *normalized root mean square error* (normalizovana srednja kvadratna greška)

EMAE - *envelope-weighted mean absolute error*

R^2 - *coefficient of determination* (koeficijent determinacije)

GHI - globalna horizontalna iradijansa

GTI - globalna nagnuta iradijansa

DNI - direktna normalna iradijansa

T - temperatura vazduha

SD - dubina snega

RH - relativna vlažnost

PW - precipitabilna voda

HVAC - *heating, ventilation, and air conditioning* (grejanje, ventilacija i klimatizacija)

Spisak slika

Slika 1.1 - Tradicionalna i savremena elektroenergetska mreža.....1

Slika 2.1 - Podsticajni programi za prozjumere 18

Slika 2.2 - Vremenski sled i struktura evropskih tržišta električne energije.....20

Slika 2.3 - Životni ciklus garancija o poreklu (GoP).....23

Slika 2.4 - Prekretnice u pogledu klimatske i energetske politike EU.....25

Slika 2.5 - Blok dijagram aktivnosti za razvoj projekata prozjumera u Srbiji 34

Slika 4.1 – Sprovođenje višekriterijumske analize.....54

Slika 4.2 – Proces implementacije MAUT metode.....71

Slika 5.1 -„Many-to-one“ RNN konfiguracija.....82

Slika 5.2 - Struktura LSTM jedinice [162].....84

Slika 5.3 - Struktura GRU jedinice 85

Slika 5.4 - RNN-B konfiguracija 87

Slika 5.5 - Položaj sunca u odnosu na horizont i vertikalnu osu.....95

Slika 5.6 - Dnevni profil proizvodnje (leto-zima) 95

Slika 6.1- Pregled skup podataka proizvodnje FN sistema po godinama (decembar 2021 – nov 2024) na 5 minutnoj rezoluciji [162] 113

Slika 6.2 – Profil proizvodnje pri vedrom nebu i u prisustvu oblaka u poređenju sa GHI [162].....113

Slika 6.3 - Arhitektura predikcionog modela za celogodišnje predviđanje proizvodnje 117

Slika 6.4 - Prosečna dnevna GHI kriva po mesecima za period od juna 2022 do novembra 2024.....118

Slika 6.5 - Prikaz predviđenih i merenih vrednosti za odabrani zimski dan.....121

Slika 6.6 - Prikaz predviđenih i merenih vrednosti za odabrani letnji dan.....122

Slika 6.7 - Struktura LSTM modela za predikciju potrošnje 124

Slika 6.8 - Prikaz predviđenih i merenih vrednosti za odabrani zimski dan..... 125

Slika 6.9 - Prikaz predviđenih i merenih vrednosti za odabrani letnji dan 126

Slika 7.1 - Metodologija optimizacije rada prozjumera..... 129

Slika 7.2 – Topologija mreže prozjumerskog sistema sa mogućnošću punjenja EV 130

Slika 7.3 - Punjenje/pražnjenje baterije iz različitih izvora (a) punjenje baterije; (b) pražnjenje baterije. 133

Slika 7.4 - Komponente snage punjenja EV 134

Slika 7.5 - Model superpozicije (napajanje iz elektrane i napajanje iz mreže)..... 135

Slika 7.6 - Strategija primene optimizacionog modela 138

Slika 7.7 - Mikro lokacija prozjumerskog sistema 143

Slika 7.8 - Prognozirane vrednosti za proizvodnju SE (P_PV) i potražnju ostalih potrošača (PL) i EV punjenje (PEV) 144

Slika 7.9 - Satne cele električne energije sa tržišta dan unapred 145

Slika 7.10 - Rezultati jednokriterijumske optimizacije sa maksimalnim kriterijumom za RE (a) tokovi snage, (b) SOC baterije, (c) raspodela snage punjenja EV, (d) raspored punjenja/pražnjenja baterije 147

Slika 7.11 - Rezultati aditivnog optimizacionog modela (a) tokovi snage, (b) SOC baterije, (c) snaga punjenja EV, (d) raspored punjenja / pražnjenja baterije 149

Slika 7.12 - Rezultati komplementarnog optimizacionog modela (a) tokovi snage, (b) SOC baterije, (c) snaga punjenja EV, (d) raspored punjenja / pražnjenja baterije 150

Spisak tabela

Tabela 2.1 - raspodela prozjumera po regionima u Srbiji 31

Tabela 2.2 - Raspodela snaga prozjumera po regionima u Srbiji 32

Tabela 4.1 - Primer matrice odlučivanja 57

Tabela 5.1 - Broj težinskih veza po konfiguraciji 86

Tabela 6.1 - Statistički pregled skupa podataka proizvodnje solarne elektrane na satnoj rezoluciji 112

Tabela 6.2 - Kombinacije redukovanih meteoroloških parametara 116

Tabela 6.3 - Kombinacije hiperparametara 116

Tabela 6.4 - kombinacija ulaznih promenljivih karakteristične za zimski period 119

Tabela 6.5 - Poređenje tačnosti dva predikciona modela 120

Tabela 6.6 - Ostvarene greške za LSTM model 123

Tabela 6.7 - Optimalna struktura LSTM modela za dve sekvence ulaznih parametara 124

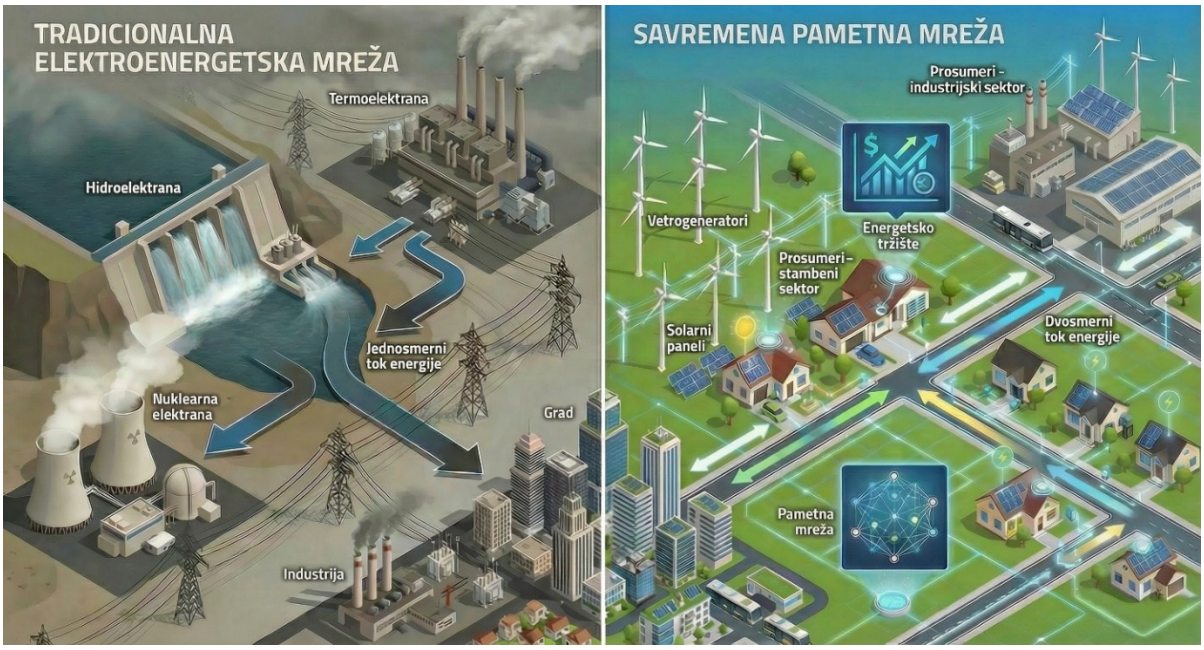
Tabela 7.1 - Rezultati optimizacije sa jednim kriterijumom 146

Tabela 7.2 - Rezultati multikriterijumske optmiziacije sa uravnoteženim kriterijumima 148

Tabela 7.3 - Rezultati optmiziacije sa većim kriterijumom za udeo OIE 150

1 Uvod

Savremeni energetski sektor prolazi kroz period transformativnih promena usmerenih ka održivom razvoju i energetskoj tranziciji. U središtu ovih promena nalazi se rastuća uloga obnovljivih izvora energije (OIE) i pojava novog tržišnog učesnika „Prozjumera“ (*prosumer*). Ovaj hibridni model, u kojem pojedinci i organizacije mogu da proizvode i troše električnu energiju u skladu sa potrebama na specifičnim lokacijama, predstavlja fundamentalnu promenu u tradicionalnom konceptu elektroenergetskog sistema, gde se električna energija prenosi od proizvodnih pogona (termoelektrana, hidroelektrana, nuklearnih elektrana, itd.) sa udaljenih lokacija do distributivnih centara (urbane i ruralne sredine i industrijske zone). Sa većim prisustvom OIE i integracijom koncepta prozjumer, elektroenergetskim sistemom će postepeno preovladati ovaj vid distribuirane proizvodnje gde su mogući dvosmerni tokovi energije, a koja donosi svoje izazove u operativnom upravljanju mrežom, zbog intermitentne prirode OIE i neusklađenosti profila potrošnje i proizvodnje u realnom vremenu (Slika 1.1).



Slika 1.1 - Tradicionalna i savremena elektroenergetska mreža

Prevazilaženje ovih izazova, leži u pametnoj implementaciji projekata OIE i prozjumera u pogledu upravljanja tokova na samim lokacijama potrošnje i/ili proizvodnje za zadovoljavanje sopstvenih potreba na optimalan način u skladu sa preferencijama potrošača i cenovnih indikatora sa tržišta elektrine energije, ali i za pružanje dodatnih usluga operateru mreže za potrebe balansiranja sistema.

Ova disertacija se bavi razvojem integralne platforme za upravljanje tokovima električne energije zasnovane na multikriterijumskom optimizacionom modelu odlučivanja. Istraživanje polazi od prepoznavanja ključnih izazova sa kojima se suočavaju prozjumeri – od infrastrukturnih ograničenja elektrodistributivne mreže do kompleksnosti optimizacije energetskih tokova u realnom vremenu, uzimajući u obzir dinamičke cene električne energije na organizovanom tržištu.

Uvodno poglavlje strukturirano je tako da pruži sveobuhvatan pregled istraživačkog okvira disertacije. U potpoglavlju 1.1 Opis problema istraživanja analiziraju se trenutni izazovi integracije prozjumera u elektroenergetski sistem, sa posebnim osvrtom na tehničke i regulatorne prepreke. Potpoglavlje 1.2 Način prevazilaženja problema predstavlja predloženi metodološki pristup zasnovan na multikriterijumskoj optimizaciji i predikcionim modelima. 1.3 Ciljevi naučnog istraživanja precizno definišu naučne doprinose koje ova disertacija ima za cilj da ostvari, dok 1.4 Očekivani rezultati naučnog istraživanja opisuju konkretne ishode teorijskog i eksperimentalnog dela rada. Na kraju, potpoglavlje 1.5 Primenjene naučne metode obrazlaže predikcione i optimizacione modele koja će biti korišćen u istraživanju, kao i potencijalna softverska rešenja za integralnu platformu.

1.1 Opis problema istraživanja

Energetski sektor je ušao u izazovnu fazu transformacije sa posebnim fokusom na energetsku tranziciju ka čistoj energiji. Sve razvijene zemlje i zemlje u razvoju poslednjih godina su posebnu pažnju posvetile unapređenju nacionalnih strategija za očuvanje životne sredine i smanjenje efekta globalnog zagrevanja korišćenjem obnovljivih izvora energije (OIE).

Na nivou Evropske unije svi napori članica su sublimirani u okviru paketa „Čista energija za sve Evropljane“ [1], koji obuhvata 8 direktiva koje imaju za cilj da podstiču veće

prisustvo OIE, energetsku efikasnost, veću transparentnost i konkurentnost na tržištu električne energije, a sve sa ciljem kako bi se ublažio efekat klimatskih promena.

Sve veća cenovna pristupačnost ekološki prihvatljivih rešenja za korišćenje alternativnih izvora energije manjih kapaciteta iz sunca, vetra, vode, biomase, vodonika, itd. utiče na veće prisustvo distribuirane proizvodnje u elektrodistributivnom sistemu, što stvara višestruke pozitivne efekte na rad distributivnog sistema, primarno kroz smanjenje termičkih gubitaka u mreži i poboljšanje naponskih prilika [2], a dugoročno doprinosi produžavanju radnog veka infrastrukture.

Zbog svega navedenog, distribuirana proizvodnja zauzima posebno mesto u nacionalnim legislativama, prvenstveno definisanjem koncepta Prozjumer (*PROSUMER = PROducer + conSUMER*), koji je pod ovakvim terminom prepoznat na nivou Evropske unije, a i na svetskom nivou. Ovaj režim priključenja elektrane, koja se instalira na mestu potrošnje sa primarnom namenom za zadovoljavanje sopstvenih potreba sa opcijom predaje viškova električne enegije u mrežu, regulativa u Srbiji prepoznaje pod nazivom Kupac-proizvođač [3] ili sa izmenama i dopunama Zakona o energetici kao Aktivni kupac.

Na nivou regulative u Srbiji, koncept aktivnog kupca, predstavlja širi pojam od kupca-proizvođača, jer može predstavljati krajnjeg kupca ili grupu krajnjih kupaca koji zajednički deluju, koji koriste ili skladište električnu energiju proizvedenu u okviru svojih objekata smeštenih u okviru određenih granica, ili koji samostalno prodaje proizvedenu električnu energiju, ili učestvuje u uslugama fleksibilnosti ili merama energetske efikasnosti. Bitno je napomenuti, da je aktivni kupac u osnovi krajnji kupac električne energije kome navedene aktivnosti (proizvodnja, prodaja, skladištenje, fleksibilnost, efikasnost) ne smeju biti osnovna delatnost u poslovanju [4].

U komercijalnom pogledu, prozjumeri bi se mogli definisati kao učesnici na tržištu električne energije koji je istovremeno i potrošač i proizvođač energije koji menja svoje svojstvo u realnom vremenu. Povezani pojam sopstvene ili „samopotrošnje“ definiše se kao upotreba električne energije za zadovoljavanje sopstvenih potreba, sa ciljem smanjenja kupovine električne energije na tržištu, ukoliko nije deo nekog podsticajnog mehanizma (fid-in tarife ili neto merenja/obračuna) kao kupac-proizvođač.

U većini slučajeva pri implementaciji koncepta Prozjumer, fotonaponski sistemi (tj. solarne elektrane) se koriste kao dominantna tehnologija OIE, prvenstveno zbog cenovne pristupačnosti, ali i njihovih modularnih svojstava (skalabilnosti) i jednostavne instalacije na mestima potrošnje. Dodatno, integracijom sistema za skladištenje električne energije se može uspostaviti kontrola proizvodnje iz OIE, koja je stohastička u realnom vremenu, a čime se obezbeđuje veći nivo sigurnosti i stabilnosti u radu distributivnog sistema.

Samo korišćenje električne energije (potrošnja) prolazi kroz značajne promene i zahteva optimizovani pristup, pogotovo kada je reč o uvođenju novih potrošača, kao što su električna vozila koja imaju procese punjenja koji mogu znatno da opterete mrežu ili pametnih uređaja koji se mogu klasifikovati pod IoT (*eng. Internet of things*), a čijom potrošnjom je moguće upravljati [5].

Iz ugla mreže, glavni izazov za priključenje prozjumera je nedovoljna ili zastarela mrežna infrastruktura. Kada se prozjumeri priključuju na mrežu, oni ne samo da troše, već i povremeno vraćaju višak proizvedene energije u mrežu. Tradicionalne elektroenergetske mreže su projektovane za jednosmerno kretanje energije – od elektrane ka potrošaču. Priključenje velikog broja prozjumera može izazvati:

- Nestabilnost napona u mreži (posebno u niskonaponskim mrežama),
- Povratne tokove energije (energija teče "unazad" prema trafostanicama),
- Preopterećenje transformatora i vodova,
- Potrebu za novim mernim i upravljačkim uređajima (pametna brojila, sistemi za balansiranje) [6].

Dok je tehnička infrastruktura najčešće najveći izazov, često su i administrativne procedure i nedovoljno jasna regulativa dodatni problemi. Za uspešno priključenje prozjumera potrebno je modernizovati mrežu, pojednostaviti procedure i omogućiti lakši pristup tržištu električne energije.

Ukoliko se na prethodno sagledane tehničke aspekte dodaju i ekonomski aspekti koji se oslikavaju kroz koncept otvorenog tržišta električne energije, koji omogućava da cena električne energije varira u realnom vremenu na organizovanim tržištima (najčešće na satnom

nivou), onda koncept Prozjumera dobija još jednu dimenziju, jer kao takav dobija ulogu aktivnog učesnika na tržištu električne energije koji ostvaruje svoje ekonomske interese.

Upravljanje distribuiranom proizvodnjom iz OIE i sistemom za skladištenje električne energije, a sve usklađeno sa potrošnjom na lokaciji koja takođe može biti upravljiva, ne zavisi samo od tehničkih ograničenja mreže, proizvodnje i potrošnje, već i od satne tržišne cene električne energije (pogotovu u prisustvu i negativnih cena), što će dodatno uticati na optimizaciju tokova snaga na samog mestu proizvodnje/potrošnje i utvrđivanja kada treba električnu energiju isporučiti u mrežu, a kada preuzeti iz mreže kako bi se maksimizovao profit od prodate električne energije ili minimizovao trošak od preuzete energije [7].

Veća primena informacionih tehnologija na tržišne mehanizme dovešće do smanjenja tržišne granulacije, prvo smanjenjem satnih cena na 15-minutne, a u perspektivi i na 1-minutne cene [8]. Stoga, sve više će dobijati na značaju razvoj platformi za upravljanje energetskim tokovima Prozjumera kao aktivnih učesnika na tržištu električne energije i posebnog entiteta u elektroenergetskom sistemu, što i predstavlja oblast istraživanja ove doktorske disertacije.

1.2 Način prevazilaženja problema

Predmet disertacije će biti istraživanje i razvoj integralne platforme za upravljanje tokovima električne energije za zadovoljavanje potreba prozjumera sa praćenjem porekla električne energije (preuzeta iz mreže ili generisana iz lokalnog OIE), zasnovane na multikriterijumskom optimizacionom modelu odlučivanja, gde će se sagledati i tehnički i ekonomski aspekti, koji se odnose na proizvodnju i potrošnju električne energije na lokaciji, upravljanjem potrošnjom na lokaciji, kao i na satne cena električne energije sa organizovanog tržišta dan-unapred.

Kao osnovni ulazni parametri za optimizacioni model koristiće se prognozirane vrednosti dobijene primenom predikcionog modela zasnovanog na veštačkim neuronskim mrežama. Model se trenira na istorijskim podacima satnih profila ostvarene potrošnje i proizvodnje za specifičnu lokaciju. Neuronska mreža uči i uspostavlja nelinearnu funkcionalnu zavisnost između egzogenih meteoroloških parametara (intenzitet sunčevog zračenja, spoljna temperatura, verovatnoća padavina, brzina vetra), endogenih autoregresivnih komponenti (istorijske vrednosti potrošnje i proizvodnje iz prethodnih karakterističnih perioda) i

vremenskih indikatora (sat u danu, dan u nedelji) kao ulaznih veličina, i profila potrošnje i proizvodnje kao ciljnih (izlaznih) promenljivih.

Multikriterijumski optimizacioni model, nakon prognoze ulaznih parametera, biće u ovom radu struktuiran tako da se optimizuje jedna ili više funkcija korisnosti u okviru MUAT metodologije. Ograničavajući faktori koji će se javljati pri utvrđivanju vrednosti funkcija za koje ukazuju na optimalne vrednosti tokova energije odnosiće se na ograničenje vršne snage na lokaciji, maksimizovanje energije iz OIE, minimizovanje preuzete energije iz mreže, kao i minimizacije troškova snabdevanja i korišćenja lokalnog baterijskog skladišta energije.

Dodatno, disertacija obuhvata i razvoj softverskog koda za optimizaciju rada prozujemera u okviru koje će na osnovu multikriterijumskog odlučivanja definisati optimalna stanja resursa prozjumera, pri proizvodnji električne energije, pri upravljanju ciklusima punjenja i pražnjenja baterijskih sistema za skladištenje električne energije i kontroli upravljive potrošnje, a kao poseban slučaj, pri upravljanju ciklusima punjenja električnih vozila.

1.3 Ciljevi naučnog istraživanja

Ostvarivanje ciljeva naučnog istraživanja počinje od sagledavanja dostupne literature postojećih optimizacionih modela za upravljanje energetskim tokovima na lokaciji kupca-potrošača (Prosumer). Zatim, definisanjem kriterijuma za optimizaciju energetskih tokova prozjumera, uvažavajući njihove međusobne težinske faktore doprinosi se razvoju multikriterijumskog optimizacionog modela za upravljanje energetskim tokovima procesa proizvodnje, potrošnje i skladištenja električne energije sa naučnim pristupom koji sagledava prirodu kupca-proizvođača kao aktivnog učesnika na tržištu električne energije sa ciljem da ostvari ekonomsku korist ili potrošača koji treba da maksimalno iskoristi obnovljiv izvor energije na lokaciji.

Ciljevi se odnose i na definisanju predikcionih zavisnih i nezavisnih promenljivih za utvrđivanje profila potrošnje i proizvodnje uzimajući u obzir skup istorijskih podataka o proizvodnji i potrošnji, kao i nezavisne promenljive (prediktore) koji karakterišu meteorološke uslove.

Rezultat naučnog rada na kraju je razvoj predikcionog modela za predviđanje proizvodnje i potrošnje, koji će se koristiti kao ulazni podaci za predikcioni model, uz praktičnu primena multikriterijumskog optimizacionog modela za upravljanje resursima prozjumera, koristeći prognoziranu potrošnju i proizvodnju kao ulazne parametre za potrebe optimalnog rada prozjumera u realnom vremenu.

1.4 Očekivani rezultati naučnog istraživanja

Očekivani rezultati naučnog istraživanja obuhvataju sprovođenje komparativne analize statističkih pristupa i pristupa zasnovanog na veštačkim neuronskim mrežama, sa izborom odgovarajuće arhitekture za predikcioni model profila potrošnje i profila proizvodnje kao ulaznih vrednosti za multikriterijumski optimizacioni model.

Dodatno rezultati se odnose i na izbor i verifikacija optimalnih predikcionih modela za slučaj predviđanja potrošnje i proizvodnje prozjumera, sa demonstracijom na realnim merenim podacima sa konkretne lokacije prozjumerskog sistema

Rezultatom se smatra i verifikacija razvijenog multikriterijumskog optimizacionog modela sa demonstracijom komparativne analize rezultata jednokriterijumske optimizacije (tri pojedinačna kriterijuma) i višekriterijumske optimizacije (aditivni i komplementarni model), čime se pokazuje superiornost višekriterijumskog pristupa u uslovima konfliktnih ciljeva.

Metodologije praćenja porekla energije primenom principa superpozicije, koja omogućava transparentno sagledavanje udela obnovljive energije u svim procesima punjenja unutar prozjumerskog sistema, se takođe smatra bitnim rezultatom uloženog naučnog rada.

1.5 Primenjene naučne metode

U istraživačkom i praktičnom domenu disertacije primenjene su naučne metode koje se u glavnom odnose na predikcione i optimizacione modele za upravljanje prozjumer sistemima.

Za predviđanje proizvodnje i potrošnje električne energije korišćeni su modeli zasnovani na dubokim neuronskim mrežama. LSTM (Long Short-Term Memory) arhitektura izabrana je kao osnovna arhitektura zbog njene sposobnosti da modeluje dugoročne i

kratkoročne zavisnosti u vremenskim serijama, uz istovremeno očuvanje stabilnosti u procesu obuke. Za predikciju proizvodnje solarne elektrane primenjena su dva komplementarna modela: godišnji LSTM model treniran na kompletnom skupu podataka od tri godine merenja na 5-minutnoj rezoluciji, i specijalizovani MLP model za zimski period koji eksploatiše specifičnu kombinaciju ulaznih promenljivih uključujući dubinu snega. Za predikciju potrošnje razvijen je zasebni LSTM model sa optimizovanom strukturom hiperparametara. Evaluacija tačnosti modela sprovedena je primenom više komplementarnih metrika (MAE, RMSE, R^2, nRMSE), jer jedna metrika ne može u potpunosti dati uvid u prirodu nastalih grešaka.

U razvoju optimizacionog modela korišćena je MAUT (Multi-Attribute Utility Theory), teorija korisnosti sa više atributa, kao metoda višekriterijumskog odlučivanja. MAUT je odabran zbog svoje aksiomatske osnove zasnovane na von Neumann-Morgenstern teoriji očekivane korisnosti, eksplicitnog tretmana neizvesnosti i rizika kroz funkcije korisnosti, te mogućnosti preciznog modelovanja individualnih preferencija prozjumera. Za pronalaženje optimalnog rešenja u nelinearnom, diskretnom prostoru odluka primenjen je genetski algoritam (GA), koji maksimizuje skalarizovanu funkciju korisnosti kroz prostor odluka. Razmatrana su dva modela agregacije funkcija korisnosti, aditivni i komplementarni (multiplikativni), čija komparativna analiza pruža smernice za izbor odgovarajućeg modela u zavisnosti od intenziteta konflikta između kriterijuma.

Za potrebe optimizacije, razvijen je detaljan energetski model prozjumerskog sistema koji obuhvata praćenje energije tokom punjenja/pražnjenja baterije, praćenje energije tokom punjenja EV, model superpozicije za utvrđivanje porekla energije i model starenja baterije sa sistemskim ograničenjima.

Predloženo rešenje testirano je na realnom prozjumerskom sistemu u okviru studije slučaja, zadavanjem različitih ulaznih parametara i sprovođenjem komparativne analize jednokriterijumskih i višekriterijumskih optimizacionih modela.

1.6 Struktura rada

Uvodno poglavlje pruža pregled istraživačkog okvira, identifikuje problem istraživanja, definiše ciljeve, očekivane rezultate i primenjene naučne metode.

U poglavlju 2 su opisani prozjumeri kao aktivni učesnici energetske tranzicije. Analizirana je njihova uloga u savremenom elektroenergetskom sistemu, razmatraju se tehnički izazovi i doprinos prozjumera radu mreže, prikazan je koncept prozjumera kao autonomnog sistema sa SE-BSE-EV konfiguracijom, kao i regulatorni okvir Republike Srbije sa režimom kupca-proizvođača i aktivnog kupca i procedurama razvoja projekata prozjumera.

Poglavlje 3 daje sistematičan pregled postojećih istraživanja o upravljanju prozjumerima, uključujući tehnike i metode optimizacije PV-BES sistema, upravljanje neizvesnošću, kontrolu u realnom vremenu i višekriterijumske pristupe optimizaciji prozjumera. Pregled literature identifikuje nedovoljnu zastupljenost multikriterijumskog pristupa u postojećim istraživanjima, što predstavlja polaznu tačku za naučni doprinos ove disertacije.

U poglavlju 4 pokazano je da višekriterijumska optimizacija uspostavlja teorijski okvir za multikriterijumsko odlučivanje, sa klasifikacijom metoda višeatributnog odlučivanja. Poseban naglasak stavljen je na Teoriju korisnosti sa više atributa (MAUT), gde su detaljno razrađeni istorijski razvoj, teorijske osnove, aksiomatski okvir, jednoatributne i višeatributne funkcije, MAUT metodologija, kao i komparativna analiza MAUT-a sa AHP i outranking metodama.

Poglavlje 5 bavi se predikcijom proizvodnje i potrošnje električne energije kod prozjumera, analizira savremene pristupe predikciji energetskih veličina, sa fokusom na predviđanje dan-unapred. Poglavlje obuhvata komparativnu analizu statističkih metoda i metoda veštačkih neuronskih mreža, detaljan opis LSTM arhitekture, izbor ulaznih podataka i karakteristika za modele predikcije proizvodnje, model predikcije potrošnje, kao i klasifikaciju i izbor metrika grešaka za evaluaciju modela.

U poglavlju 6 prikazana je praktična primena razvijenih predikcionih modela na realnim podacima sa konkretne lokacije prozjumera. Predstavljeni su godišnji model predikcije proizvodnje, specijalizovani MLP model za zimski period sa uporednom analizom tačnosti dva modela, kao i model za predikciju potrošnje sa optimizovanom strukturom LSTM modela.

Primena optimizacionih modela za slučaj prozjumera, koja čini centralni deo disertacije, predstavljena je u poglavlju 7, u kojem je razvijen i verifikovan multikriterijumski

optimizacioni model. Poglavlje obuhvata postavku problema optimizacije sa topologijom sistema, energetski model prozjumera sa modelom superpozicije za praćenje porekla energije i modelom starenja baterije, optimizacioni model sa kriterijumskim funkcijama i MAUT-GA integracijom, kao i studiju slučaja na realnom prozjumerskom sistemu koja uključuje komparativnu analizu jednokriterijumskih i višekriterijumskih modela (aditivnog i komplementarnog).

Na kraju disertacije dat je zaključak koji daje osvrt na celokupan rad, sistematizuje ključne zaključke do kojih se došlo u svakom segmentu istraživanja, ističe naučni doprinos disertacije i naznačuje pravce za dalji naučni rad. Sledi spisak korišćene literature.

2 Prozjumeri kao aktivni učesnici energetske tranzicije

Termin “prozjumer” (*eng. prosumer*) nastao je kombinacijom reči “proizvođač” (*eng. producer*) i “potrošač” (*eng. consumer*), opisujući entitet koji istovremeno proizvodi i troši električnu energiju [9]. Termin je 1980. godine uveo američki futurista Alvin Tofler u knjizi 'Treći talas', gde označava aktivnu ulogu potrošača u procesu dizajniranja i prilagođavanja proizvoda njihovim specifičnim potrebama — koncept poznat kao masovna personalizacija (*eng. mass customization*) [10]. Međutim, u kontekstu energetskog sektora, koncept prozjumera doživeo je transformaciju sa razvojem distribuirane proizvodnje iz obnovljivih izvora energije (OIE) i pametnih mreža. Poslednjih godina značenje i značaj pojma evoluirali su zahvaljujući integraciji informacionih tehnologija i obnovljive energije u ono što se često naziva „pametnom mrežom”.

U savremenom energetskom kontekstu, prozjumeri su obično domaćinstva, preduzeća ili organizacije koje poseduju vlastite sisteme za proizvodnju električne energije, najčešće iz obnovljivih izvora energije kao što su solarni paneli ili vetrogeneratori [11], [12]. Pojednostavljeno, prozjumer bi se mogao definisati kao učesnik na tržištu električne energije koji je istovremeno i potrošač i proizvođač energije. Povezani pojam sopstvene ili „samopotrošnje” definiše se kao upotreba električne energije sa ciljem smanjenja kupovine električne energije od drugih proizvođača.

Prema direktivi EU 2018/2001 od 11. decembra 2018. o promociji upotrebe energije iz obnovljivih izvora, koncept prozjumera fokusiran je na „samopotrošača obnovljivog izvora energije” - krajnjeg kupca koji posluje na svojim lokacijama koje se nalaze u ograničenom prostoru ili u drugim prostorijama, koji proizvodi obnovljivu električnu energiju za sopstvenu potrošnju i koji može skladištiti ili prodavati sopstveno proizvedenu obnovljivu električnu energiju, pod uslovom da za takvog potrošača koji nije iz kategorije domaćinstava, a jeste

proizvođač obnovljivih izvora energije, te aktivnosti ne predstavljaju primarnu komercijalnu ili profesionalnu delatnost [13].

Razvoj koncepta prozjumera pokrenulo je nekoliko ključnih faktora [14]:

- **Pad troškova obnovljivih izvora energije** - Smanjenje cena solarnih panela učinilo je proizvodnju električne energije pristupačnijom široj populaciji [15], [16]. Udeo obnovljivih samopotrošača sigurno će se povećati u svim državama članicama EU, jer cene fotonaponskih instalacija padaju [16].
- **Rast cena električne energije** - Povećanje troškova električne energije motivisalo je potrošače da traže alternativne izvore snabdevanja [17]. Cene električne energije za potrošače koji nisu iz domaćinstva u EU-27 u stalnom su porastu od prve polovine 2008. godine [18]. Cena bez poreza, tj. troškovi energije, snabdevanja i mreže, povećavali su se slično ukupnoj inflaciji do 2012. godine kada je cena dostigla vrhunac od 0,0943 EUR po kWh u prvom polugodištu. Stalni rast cena prisutan je i u Srbiji od 2016. godine, što pozitivno utiče na razvoj prozjumer koncepta [19].
- **Tehnološki napredak** - Razvoj pametnih mreža, sistema za skladištenje energije i digitalnih platformi omogućio je efikasnije upravljanje proizvodnjom i potrošnjom energije [20], [21].
- **Regulativa** - Mnoge zemlje su uvele podsticajne mere kao što su *fid-in* tarife, neto merenje, neto obračun i subvencije za instalaciju obnovljivih izvora energije, što je podstaklo rast broja prozjumera [22], [23].

Tradicionalne elektroenergetske mreže nisu projektovane za prijem električne energije od strane potrošača. Kada prozjumeri generišu višak energije iz obnovljivih izvora, taj višak se vraća u distributivnu mrežu, što može uzrokovati niz tehničkih izazova. Glavni problem u integraciji prozjumera je nedovoljna ili zastarela mrežna infrastruktura. Njenim osavremenjavanjem i tranzicijom ka pametnim mrežama, uz veću primenu IT tehnologija omogućiće se veći nivo integracije prozjumera i OIE i njihovo aktivno učešće u pružanju usluga upravljanja mrežom.

Liberalizacija tržišta električne energije i uvođenje organizovanih tržišta (tržište dan-unapred, *intraday* tržište, balansno tržište) stvara novi kontekst za učešće prozjumera [9], [24],

[25]. Prozjumeri dobijaju mogućnost da aktivno učestvuju na tržištu i optimizuju svoje energetske tokove u skladu sa ekonomskim uslovima.

Prozjumeri igraju ključnu ulogu u tranziciji ka održivom energetskom sistemu, doprinoseći smanjenju emisija gasova sa efektom staklene bašte, povećanju energetske efikasnosti i decentralizaciji proizvodnje električne energije [6], [26].

2.1 Integracija prozjumera u elektroenergetski sistem

Tehnička integracija prozjumera u elektrodistributivni sistem predstavlja fundamentalnu promenu u tradicionalnom konceptu elektroenergetskog sistema koji je projektovan za jednosmerno kretanje energije - od elektrane ka potrošaču [6], [26]. Priključenje prozjumera uvodi dvosmeran tok energije, što zahteva značajne tehničke adaptacije distributivnog sistema. Dodatni izazov stvara intermitentna priroda OIE, jer unosi još jednu neizvesnost pored potrošnje u upravljanju mrežom.

Operator distributivnog sistema (ODS) ima ključnu ulogu u integraciji prozjumera u elektroenergetski sistem. Sa perspektive ODS-a, prozjumeri predstavljaju i priliku i izazov [6], [27]. ODS je odgovoran za održavanje kvaliteta napajanja i pouzdanosti sistema, što postaje složeniji zadatak sa povećanjem broja priključenih prozjumera.

2.1.1 Tehnički izazovi i doprinos prozjumera u radu mreže

Veće prisustvo proizvodnje iz OIE samostalno ili kao sastavni deo instalacija prozjumera, a koja je po svojoj prirodi stohastična i teško predvidiva, može ugroziti stabilnost i kvalitet napajanja ako se ne upravlja na odgovarajući način. Energija teče “unazad” prema trafostanicama, što transformatori i vodovi distributivnog sistema nisu projektovani da prihvate. Preopterećenje transformatora može dovesti do skraćenja životnog veka opreme i povećanih gubitaka [6].

Pametna brojila i sistemi za balansiranje postaju neophodni za praćenje dvosmerne razmene energije i održavanje stabilnosti sistema [20], [21].

Varijabilna proizvodnja iz obnovljivih izvora, posebno fotonaponskih sistema, može uzrokovati fluktuacije napona u niskonaponskim mrežama. Ovo je posebno izraženo u

slučajevima kada je u jednoj oblasti prisutan veliki broj prozjumera sa solarnim panelima koji istovremeno proizvode energiju tokom sunčanih dana. Sve veća cenovna pristupačnost ekološki prihvatljivih rešenja za korišćenje alternativnih izvora energije manjih kapaciteta iz sunca, vetra, vode, biomase, vodonika, itd. utiče na veće prisustvo distribuirane proizvodnje u elektrodistributivnom sistemu, što stvara višestruke pozitivne efekte na rad distributivnog sistema, primarno kroz smanjenje termičkih gubitaka u mreži i poboljšanje naponskih prilika. Promene u proizvodnji energije iz OIE utiču na profil napona duž izvoda. Invertori fotonaponskih sistema mogu doprinositi regulaciji napona kroz kontrolu reaktivne snage, čime se poboljšavaju naponske prilike u mreži. Dugoročno, ova distribuirana proizvodnja doprinosi produžavanju radnog veka infrastrukture [27], [28], [29].

Operator mreže suočava se sa nekoliko ključnih izazova:

- **Neizvesnost u planiranju** - Teško je planirati razvoj mreže kada je neizvestan broj, lokacija i kapacitet budućih prozjumera i OIE.
- **Unapređenje mreže** - U oblastima sa visokom koncentracijom prozjumera često je potrebno nadograditi mrežu (povećanje preseka provodnika, ugradnja novih transformatora).
- **Investicije u ICT infrastrukturu** - Potrebni su napredni sistemi za praćenje i upravljanje distributivnom mrežom u realnom vremenu (SCADA, DMS sistemi) [20], [21].
- **Razvoj prognostičkih alata** - operator mora razviti alate za prognozu proizvodnje iz distribuirane proizvodnje kako bi mogao efikasno da upravlja mrežom [30].

Uprkos izazovima, integracija prozjumera donosi i značajne koristi za operatora mreže:

- **Smanjenje gubitaka u mreži** - Proizvodnja električne energije blizu mesta potrošnje smanjuje tokove snage kroz mrežu i time smanjuje termičke gubitke.
- **Poboljšanje naponskih prilika** - Pravilno konfigurisani invertori mogu doprinositi regulaciji napona kroz kontrolu reaktivne snage.
- **Odložene investicije** - U nekim slučajevima, distribuirana proizvodnja može odložiti potrebu za investicijama u ojačanje mreže ili izgradnju novih transformatorskih stanica.

- **Produžavanje radnog veka infrastrukture** - Smanjenje opterećenja mreže kroz lokalnu proizvodnju dugoročno doprinosi produžavanju radnog veka infrastrukture.
- **Povećanje fleksibilnosti sistema** - Prozjumeri sa sistemima skladištenja i upravljivom potrošnjom mogu pružati fleksibilnost koja je korisna za balansiranje sistema [31], [32], [33], [34].

Dodatno, integracija prozjumera zahteva napredne sisteme merenja koji mogu pratiti dvosmerni tok energije. Tradicionalna elektro-mehanička brojila nisu sposobna da registruju preuzimanje i predaju energije odvojeno, što je ključno za pravilno obračunavanje energetskih tokova [20]. Instalacijom pametnih brojila omogućava se dvosmereno merenje energije (preuzete iz mreže i predate u mrežu), merenje u realnom vremenu sa mogućnošću daljinskog očitavanja, razmena podataka sa centralnim sistemima operatora distributivnog sistema ili platformama za agregatore, itd.

Šeme naprednog merenja električne energije i „pametnih" brojila postale su obaveza zbog potrebe za većom fleksibilnošću sistema, ali i razmene informacija [20], [21]. Sve ovo omogućava da se implementiraju i napredni biznis modeli za prozjumere, jer je moguće sprovesti naplatu dinamičkih cena snabdevanja i prodaje viškova električne energije, jer prozjumeri treba da imaju ulogu aktivnih učesnika na tržištima električne energije direktno ili putem agregiranja, što podrazumeva učestvovanje na tržištima dan-unapred i unutar-dnevna tržišta, kao i pružanje usluga na balansnom tržištu, o čemu će kasnije biti reči.

2.1.2 Prozjumer kao autonomni sistem

Za proizvodnju električne energije na lokacijama od interesa prozjumeri najčešće koriste fotonaponsku tehnologiju, gde se vrši konverzija sunčevog zračenja u električnu energiju. Ova tehnologija je dobila širu primenu, prvenstveno zbog dostupnosti primarnog energenta, cenovne pristupačnosti i skalabilnosti. Invertori fotonaponskih sistema predstavljaju ključnu komponentu za integraciju distribuirane proizvodnje u mrežu. Savremeni invertori nisu samo konvertori jednosmerne struje iz fotonaponskih panela u naizmeničnu, već predstavljaju inteligentne uređaje koji mogu pružati pomoćne usluge mreži sa kontrolom reaktivne snage za regulaciju napona, brze detekcije poremećaja u mreži (zaštita protiv ostrvskog rada), ograničenjem vršne snage predaje energije u mrežu, a takođe i zahvaljujući i naprednim

komunikacionim protokolima mogu da uspostave upravljanja energijom sa operatorom mreže ili agregatorom [31].

Tehnički standardi (npr. IEEE 1547, VDE-AR-N 4105) definišu zahteve za invertore koji se priključuju na distributivnu mrežu, uključujući zaštitne funkcije, kvalitet električne energije i mogućnosti regulacije [31].

Poslednjih godina, najvažnija tehnologija za integraciju prozjumera su sistemi za skladištenje energije (*eng. Battery Energy Storage Systems - BESS*), koja omogućava prozjumerima da kontrolišu stohastičku prirodu proizvodnje iz OIE. Skladištenje energije omogućava povećanje stepena samopotrošnje proizvedene energije, kao i smanjenje vršnog opterećenja iz mreže. Skladišta pružaju fleksibilnost elektrodistributivnom sistemu i poboljšavaju kvaliteta napajanja na lokaciji prozjumera [35].

Sistemi skladištenja energije, u kombinaciji sa pametnim sistemima upravljanja, omogućavaju optimizaciju energetskih tokova uzimajući u obzir cenovne signale sa tržišta električne energije [36]. Dodatno, integracijom sistema za skladištenje električne energije se može uspostaviti kontrola proizvodnje iz OIE, koja je stohastična u realnom vremenu, a čime se obezbeđuje veći nivo sigurnosti i stabilnosti u radu distributivnog sistema.

Na kraju, samo korišćenje električne energije (potrošnja) prolazi kroz značajne promene i zahteva jedan optimizovan pristup, pogotovu kada je reč o uvođenju novih potrošača, kao što su električna vozila koja imaju procese punjenja koji mogu znatno da opterete mrežu ili pametnih uređaja koji se mogu klasifikovati pod IoT (*eng. Internet of Things*), a čijom potrošnjom je moguće upravljati [20].

Električna vozila (EV) predstavljaju dodatni izazov i priliku u kontekstu prozjumer sistema [37]. Integracija EV punjača sa *PV-BES* (*eng. Photovoltaic – Battery Energy Storage*) sistemima omogućava:

- ***Vehicle-to-Building*** **(V2B)** - Korišćenje baterija električnih vozila kao dodatnog skladišta energije za potrebe zgrade [38].
- **Pametno punjenje** - Optimizacija vremena punjenja električnih vozila kako bi se maksimizovala upotreba energije iz obnovljivih izvora i minimizovali troškovi [39].

- **Smanjenje vršnih opterećenja** - Koordinacija punjenja električnih vozila sa proizvodnjom iz PV (*eng. Photovoltaic*) sistema doprinosi smanjenju vršnih opterećenja elektroenergetske mreže [40].

2.2 Prozjumer u kontekstu podsticaja i tržišnih mehanizama

Ekonomski interesi su ključni faktori koji utiču na razvoj prozjumer koncepta. Prozjumeri ostvaruju ekonomske koristi kroz smanjenje troškova električne energije preuzete iz mreže i kroz prihode od prodaje viška proizvedene energije po tržišnim principima [41], [42], kroz primenu nekog od podsticajnih programa ili pružanjem dodatnih usluga operatoru mreže.

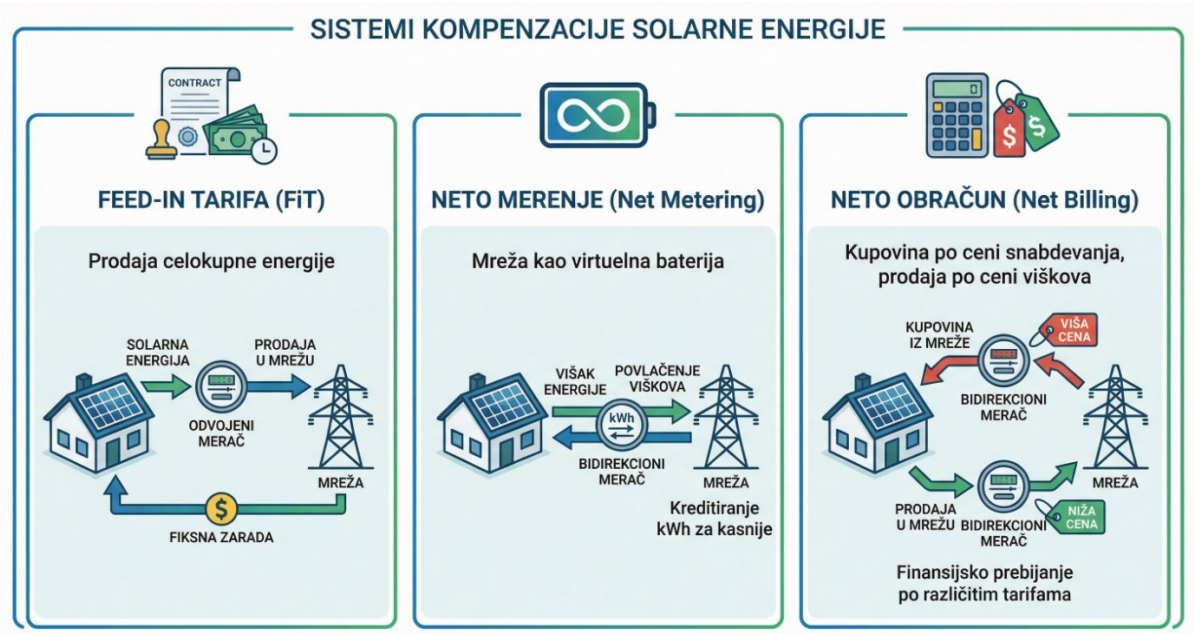
Poglavlje razmatra prozjumera u kontekstu podsticaja i tržišnih mehanizama, fokusirajući se na način na koji ekonomski signali oblikuju njegovu ulogu u energetskom sistemu. U potpoglavlju 2.2.1 analiziraju se podsticajni programi (fid-in tarife, premijski sistemi, neto merenje/obračun, subvencije za investicije) i njihov uticaj na isplativost projekata za domaćinstva i privredu. Potpoglavlje 2.2.2 posvećeno je mehanizmima tržišta električne energije: strukturama tržišta dan-unapred i unutar-dana, balansnom tržištu, garancijama porekla i ulozi agregatora, uz naglasak na mogućnosti da prozjumer, direktno ili preko posrednika, monetizuje fleksibilnost, poveća samopotrošnju i optimizuje odnos prema mreži.

2.2.1 Podsticajni programi za prozjumere

Ideja podsticajnog programa je da se ubrza period povraćaja investicije, kako bi se podstakla implementacija prozjumera i OIE projekata. Različite zemlje su implementirale različite šeme za podršku razvoju prozjumera [22], [23]:

- **Fid-in tarifa** (*eng. Feed-in tariff*) - Garantovane otkupne cene za električnu energiju proizvedenu iz obnovljivih izvora, obično na period od 10-20 godina. Ovaj model pruža sigurnost i predvidljivost prihoda, ali može predstavljati značajno ekonomsko opterećenje za energetski sistem [22]. Specifičnost ovog programa je to što se instalira posebno brojilo koje meri ukupnu proizvodnju električne energije, na osnovu koga se vlasniku elektrana obračunava naknada po podsticajnoj ceni.

- **Neto merenje** (*eng. Net metering*) - Sistem koji omogućava prozjumerima da preuzimaju i predaju energiju u mrežu, pri čemu se na kraju obračunskog perioda plaća samo neto razlika. Ovaj model je jednostavan za implementaciju, ali ne odražava realnu vrednost električne energije u različitim vremenskim periodima [23]. Kod ovog slučaja se ostvaruje kredit u kWh za predate viškove, odnosno mreža se koristi kao „virtuelna baterija“ kojoj se „predaje energija na čuvanje“, a koju prozjumer može da koristi u periodu od godinu dana. Ovaj efekat se postiže samo na osnovu specifičnog obračunavanja tokom cele godine na osnovu očitanih stanja brojila. Ovaj koncept varira od zemlje do zemlje, najviše zbog aspekta kako se obračunava mrežarina - da li samo na neto vrednosti u jednom mesecu između predate i preuzete, ili se uvek naplaćuje za preuzetu električnu energiju.
- **Neto obračun** *(eng. Net billing)* - Odvojen obračun preuzete i predate energije po različitim cenama. Preuzeta energija se naplaćuje po maloprodajnoj ceni, dok se predata energija naplaćuje po nižoj ceni (često veleprodajnoj). Ovaj pristup je pravednije i ekonomski održivije rešenje [19], [43]. Ovaj koncept varira od zemlje do zemlje, u zavisnosti kako se vrednuju viškovi i da li se ostvaruju neke dodatne neto uštede u računima za struju, za neke naknade, poreze, itd (Slika 2.1).



Slika 2.1 - Podsticajni programi za prozjumere

Posle određenog perioda, kada se prisustvo OIE poveća do zadovoljavajućeg nivoa, ovi programi se obično ukidaju ili se samo zadržava neka varijacija modela neto obračuna, gde je prozjumer maksimalno izložen tržišnim rizicima sa predatim viškovima, pošto je kao potrošač već izložen varijacijama cena kroz komercijalne ugovore o snabdevanju.

2.2.2 Mehanizmi tržišta električne energije

Ukoliko se na prethodno sagledane tehničke aspekte dodaju i ekonomski aspekti koji se oslikavaju kroz koncept otvorenog tržišta električne energije, koji omogućava da cena električne energije varira u realnom vremenu na organizovanim tržištima (najčešće na satnom nivou), onda koncept prozjumera dobija još jednu dimenziju, jer kao takav dobija ulogu aktivnog učesnika na tržištu električne energije koji ostvaruje svoje ekonomske interese kroz optimizaciju svojih energetskih tokova u skladu sa dinamičkim satnim cenama [36], [43], [44], [45].

Ukoliko prozjumer poseduje sisteme za skladištenje energije, utoliko je atraktivniji na tržištu električne energije, jer može skladištiti energiju u periodima niskih cena i koristiti je ili prodati u periodima visokih cena [36], [44], [46], a takođe može ponuditi usluge fleksibilnosti operateru mreže na balansnom tržištu, najčešće kroz agregatorske programe, jer jedan prozjumer, pa i industrijski ne može da ima toliko veliki sistem za skladištenje električne energije da samostalno učestvuje na tržištu usluga balansiranja.

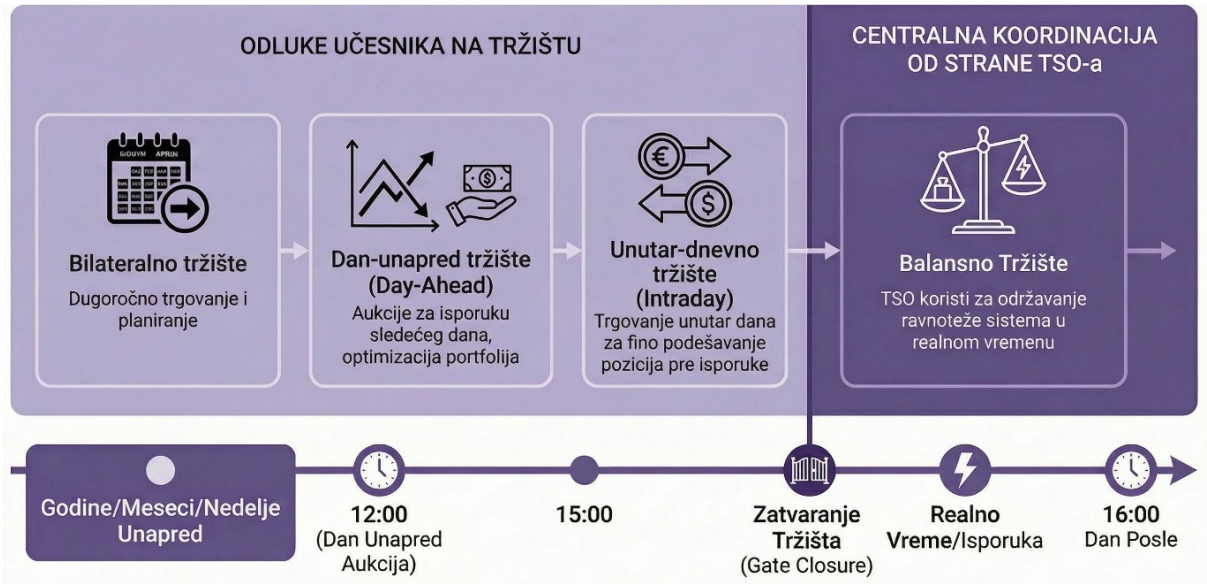
Stoga, upravljanje distribuiranom proizvodnjom iz OIE i sistemom za skladištenje električne energije, a sve usklađeno sa potrošnjom na lokaciji, koja takođe može biti upravljiva, ne zavisi samo od tehničkih ograničenja mreže, proizvodnje i potrošnje, već i od satne tržišne cene električne energije, što će dodatno uticati na optimizaciju samog mesta proizvodnje-potrošnje i utvrđivanja kada treba električnu energiju isporučiti u mrežu, a kada preuzeti iz mreže kako bi se maksimizovao profit od prodate električne energije ili minimizovao trošak od preuzete energije [40].

Tržište dan-unapred je organizovano tržište na kojem se trguje električnom energijom dan unapred, tipično sa satnom granulacijom. Na ovom tržištu se formira tržišna cena električne energije za svaki sat narednog dana na osnovu ponude i potražnje [36], [44].

Prozjumeri, odnosno njihovi predstavnici (snabdevači ili agregatori), mogu učestvovati na tržištu dan-unapred. Prozjumeri koji imaju prognozu viška proizvodnje mogu ponuditi tu energiju na tržištu. Prozjumeri kao potrošači imaju potrebe za energijom iz mreže koja se može kupiti na tržištu. Prozjumeri sa sistemima skladištenja mogu kupovati energiju u periodima niskih cena, skladištiti je, i prodavati (ili koristiti za sopstvene potrebe) u periodima visokih cena [36], [44], [46].

Cenovni signali sa tržišta dan-unapred predstavljaju ključne ulazne podatke za optimizaciju rada prozjumer sistema. Multikriterijumski optimizacioni modeli koriste prognozirane ili ostvarene satne cene kao jednu od ulaznih vrednosti za određivanje optimalnih tokova energije na lokaciji prozjumera [42], [43].

Pored tržišta dan-unapred, prozjumeri mogu učestvovati i na **Unutar-dnevnom tržištu**, koje omogućava trgovinu električnom energijom unutar tekućeg dana. Ovo tržište omogućava korekciju pozicija i prilagođavanje stvarnim vrednostima proizvodnje i potrošnje, što je posebno važno za prozjumere sa obnovljivim izvorima energije čija proizvodnja zavisi od vremenskih uslova (Slika 2.2) [47], [48], [49].



Slika 2.2 - Vremenski sled i struktura evropskih tržišta električne energije

U praksi, mali prozjumeri (posebno domaćinstva) retko direktno učestvuju na organizovanom tržištu. Njihovo učešće je posredovano kroz snabdevača električne energije, tako što otkupljuju višak energije, često po unapred dogovorenim cenama, kao što ih i

snabdevaju strujom kao i klasične krajnje potrošače, pritom pri pružanju celokupne usluge najčešće preuzimaju i balansnu odgovornost [43], [50].

Balansna odgovornost predstavlja obavezu učesnika (snabdevača ili trgovca) da na tržištu u svakom trenutku održava ravnotežu između ugovorenih i stvarno realizovanih količina električne energije. Odstupanja od ugovorenih količina rezultuju balansnim troškovima koji se naplaćuju od strane operatora prenosnog sistema. U kontekstu prozjumera, balansna odgovornost je posebno izazovna zbog stohastičnosti proizvodnje iz OIE i varijabilnosti potrošnje prozjumera kao krajnjeg potrošača [51], [52].

Balansna grupa je virtuelna celina koja objedinjuje više mernih mesta (krajnjih potrošača, proizvođača i/ili prozjumera) radi agregisanog balansiranja [24], [25]. Prozjumeri se obično priključuju balansnoj grupi svog snabdevača, koji preuzima ulogu balansno odgovornog subjekta, koji ima obavezu da prognozira ukupne potrebe za energijom i proizvodne kapacitete svih svojih klijenata i na osnovu toga zakupljuje odgovarajuće količine energije na tržištu dan-unapred, ukoliko ne poseduje svoje proizvodne kapacitete i prijavljuje tzv. vozne redove, operatoru mreže koji pravi svoju strategiju za balansiranje mreže. Odstupanja između prognoziranih i stvarnih vrednosti rezultuju balansnim troškovima koje snosi snabdevač, a koje on prenosi na svoje kupce kroz cenu električne energije ili kroz posebne naknade [50], [53].

Integracija prozjumera u balansne grupe predstavlja izazov zbog toga što je teško precizno predvideti proizvodnju iz OIE i potrošnju na nivou pojedinačnih prozjumera. Drugi izazov je nedostatak merno-akvizicione infrastrukture. Najčešće, mali prozjumeri često nemaju mogućnost dostavljanja podataka snabdevačima u realnom vremenu o proizvodnji i potrošnji na lokaciji [20], [21]. Iako prozjumeri često poseduju komercijalne softvere za praćenje rada elektrane, dostavljanje ovih podataka snabdevačima često izostane.

Dalje unapređenje tržišta stvorilo je učešće posrednika u vidu **Agregatora**, subjekta koji agregira kapacitete većeg broja malih prozjumera ili proizvođača iz OIE, pa čak i potrošača sa upravljivom potrošnjom i predstavlja ih na tržištu kao jednu celinu (virtuelnu elektranu), što sve članove njegove agregatorske grupe stavlja u bolju pregovaračku poziciju kao deo većeg sistema [55], [56]. Agregatori kroz prikupljanje podataka o profilima proizvodnje i potrošnje i naprednu obradu podataka mogu optimizovati zajedničko učešće prozjumera na tržištu, kao i

pružati pomoćne usluge operatoru sistema (regulacija frekvencije, regulacija napona). Koordinisanjem udruženog delovanja, agregatori omogućavaju prozjumerima pristup tržištima na kojima pojedinačno ne bi mogli učestvovati zbog minimalnih zahteva za kapacitete učesnika [33], [34]. Razvoj virtuelnih elektrana omogućava efektivniju integraciju distribuiranih energetskih resursa u tržišne mehanizme i povećava vrednost koju prozjumeri mogu ostvariti iz svoje proizvodnje [55], [56].

Prozjumeri sa sistemima skladištenja energije i upravljivom potrošnjom mogu biti učesnici **Balansnog tržišta** (Slika 2.2)- uloga koja je pretežno rezervisana za klasične termoelektrane i hidroelektrane mogu pružati usluge fleksibilnosti, tj. balansiranja sistema. Kroz balansne grupe ili agregatore, prozjumeri mogu učestvovati u programima upravljanja potražnjom/potrošnjom, pružati usluge frekventne regulacije sistema i doprineti smanjenju vršnih opterećenja sistema. Ova fleksibilnost postaje sve važnija sa povećanjem udela OIE u energetskom sistemu i predstavlja dodatni izvor prihoda za prozjumere [40], [57].

Prozjumeri kao aktivni kupci mogu da ostvare dodatni prihod učešćem na **tržištu garancija o poreklu (GoP)**, što pojačava ekonomsku motivaciju za ulaganje u OIE. Ovaj tržišni mehanizam se u određenoj meri može poistovetiti sa tržištem sertifikata za emisije CO_2, s tim što je ključna razlika u tome da GoP predstavlja dodatni prihod za proizvođače iz OIE, dok sertifikati za emisije CO_2 predstavljaju dodatni trošak za zagađivače. GoP se izdaje po proizvedenom MWh električne energije iz obnovljivih izvora, dok se CO_2 sertifikati odnose na TCO_2 (ili TCO_2 ekvivalenta) potencijalno emitovanog u atmosferu.

Garancija o poreklu je elektronski dokument čija je isključiva funkcija da krajnjem kupcu pruži dokaz da je određena količina električne energije proizvedena iz obnovljivih izvora energije. Na taj način GoP omogućava kupcima da iskažu zahteve za „zelenom energijom“, pri čemu potrošačima, iako nije moguće fizički obezbediti da električna energija potiče iz određenog izvora u mreži, može biti garantovano „zeleno poreklo“ kroz atribuciju proizvedenih MWh. Krajnji kupci tako dobijaju pouzdane informacije o strukturi i poreklu energije koju troše. Prozjumer kao krajnji kupac, takođe može iskoristiti sopstvene garancije o poreklu, kako bi „ozelenio“ energiju koju je morao da preuzme iz mreže [58], [59].

Garancija o poreklu je tržišna roba kojom se trguje i koja ima jasno definisan životni ciklus. Registrovani GoP za jedinicu od 1 MWh proizvedenu iz OIE ima ograničen životni vek

od 12 meseci, tokom koga može da se prenosi, da bude predmet trgovine ili da se poništi u korist određenog krajnjeg kupca. Ukoliko se GoP ne poništi u tom periodu, on ističe, čime prestaje mogućnost njegove upotrebe i ostvarivanja ekonomske koristi (Slika 2.3).

Slika 2.3 - Životni ciklus garancija o poreklu (GoP)

2.3 Evropski regulatorni okviri

Poglavlje 2.3 razmatra ključne evropske regulatorne okvire koji određuju pravac energetske tranzicije ka niskougljeničnom i klimatski neutralnom energetskom sistemu, sa posebnim naglaskom na ulogu prozjumera i obnovljivih izvora energije.

U fokusu su tri stuba: politika dekarbonizacije energetskog sektora, Direktiva o obnovljivim izvorima energije (RED II) i Direktiva o zajedničkom tržištu električne energije. Dekarbonizacija se operacionalizuje kroz ciljeve definisane paketom „Čista energija za sve Evropljane“ (CEP) i strateške dokumente kao što su klimatsko-energetski paket 20-20-20, okvir za 2030. godinu i Evropski zeleni dogovor, koji postepeno pooštravaju zahteve u pogledu udela OIE, energetske efikasnosti i smanjenja emisija gasova sa efektom staklene bašte. RED II direktiva uvodi formalnu definiciju samopotrošača obnovljive energije, zajednica obnovljivih izvora energije i pravila za podsticanje samopotrošnje, skladištenja i prodaje energije, uz naglasak na nediskriminatorne tarife i naknade. Direktiva o zajedničkom tržištu električne energije dopunjuje RED II kroz definisanje aktivnog kupca, građanskih energetskih zajednica i prava pristupa svim segmentima tržišta, uključujući balansno tržište i mehanizme

fleksibilnosti. Ovi regulatorni okviri zajednički postavljaju prozjumere i energetske zajednice u centar evropske energetske tranzicije, utičući neposredno na dizajn nacionalnih politika i modela integracije prozjumera u elektroenergetski sistem.

2.3.1 Dekarbonizacija energetskog sektora

Dekarbonizacija EU ekonomije je srž agende EU za klimatske promene i energiju. Klimatski i energetski paket za 2020. godinu (20-20-20), usvojen krajem 2008. godine, zahteva od država članica EU da smanje emisije gasova staklene bašte za 20%, da proizvedu 20% svoje bruto potrošnje energije iz obnovljivih izvora energije i da smanje bruto potrošnju primarne energije za 20%. U 2009. godini ovaj program je dopunjen dugoročnom **Strategijom za postizanje klimatski neutralnog društva**, gde je postavljen cilj smanjenja emisije gasova sa efektom staklene bašte za 80-95% do 2050. godine.

Sve ovo je usvojeno u skladu sa klimatskim ciljevima Ujedinjenih Nacija postavljenim 2009. godine u Kopenhagenu u okviru COP 15 (*eng. 15th Conference of the Parties*), sa glavnim ciljem smanjenja globalnog zagrevanja za 2 stepena Celzijusa. Očekuje se da se najveća smanjenja ostvare u elektroenergetskom sektoru, koji može brzo smanjiti emisije primenom nisko-ugljeničkih tehnologija i povećanom energetskom efikasnošću. Dekarbonizacija elektroenergetskog sektora trebalo bi praktično da bude završena do 2050. godine, s ciljem postizanja nulte emisije CO_2.

U skladu sa novim sporazumom Ujedinjenih nacija o klimatskim promenama u okviru COP 21, u Parizu održanom 2015. godine, na nivou Evropske unije svi napori članica su sublimirani u okviru paketa „Čista energija za sve Evropljane" (*eng. Clean Energy Package - CEP*), klimatski i energetski okvir do 2030. godine, a koji predstavlja najsveobuhvatniju reformu energetskog zakonodavstva EU u poslednjoj deceniji.

Paket je predložen krajem 2016. godine i usvojen u periodu 2018-2019. godine i obuhvata 8 direktiva koje imaju za cilj da podstiču veće prisustvo obnovljivih izvora energije, energetsku efikasnost, veću transparentnost i konkurentnost na tržištu električne energije, a sve sa ciljem kako bi se ublažio efekat klimatskih promena [60], [61], [62].

Ključni CEP ciljevi do 2030. godine su:

- Najmanje 32% udela obnovljivih izvora energije u finalnoj potrošnji energije,

- Najmanje 32,5% poboljšanje energetske efikasnosti,
- Najmanje 40% smanjenje emisija gasova sa efektom staklene bašte u odnosu na 1990. godinu,
- 15% međusobna povezanost energetskih mreža između država članica.

EU politika je u međuvremenu dobila i oštriju notu u pogledu CEP ciljeva do 2030. godinu, u okviru nove strategije Evropske unije „European Green Deal“ kroz pakete regulatornih mera „Fit for 55“ koji su usvojene krajem 2023. godine, a koji definišu rigoroznije zahteve od inicijalnog Okvira za 2030. godinu, koji se odnose na:

- povećanje granice sa 40% na 55% za smanjenje emisija gasova sa efektom staklene bašte,
- povećanje granice sa 32% na 40% za udeo obnovljivih izvora energije i
- povećanje granice energetske efikasnosti sa 32,5% na 39% u potrošnji finalne energije (Slika 2.4).

Slika 2.4 - Prekretnice u pogledu klimatske i energetske politike EU

Paket “Čista energija za sve Evropljane” postavlja prozjumere u centar energetske tranzicije, prepoznajući njihovu ulogu kao aktivnih učesnika na tržištu električne energije [61], [62]. Paket obavezuje države članice da omoguće potrošačima da postanu aktivni učesnici na

tržištu tako što će ukloniti regulatorne barijere za razvoj koncepta prozjumer i energetskih zajednica i osigurati da prozjumeri mogu prodavati sopstveno proizvedenu energiju, skladištiti je i učestvovati u svim segmentima tržišta električne energije [13], [63], [64], [65].

2.3.2 Direktiva o obnovljivim izvorima energije (RED II)

Direktiva (EU) 2018/2001 o promociji upotrebe energije iz obnovljivih izvora (*eng. Renewable Energy Directive II - RED II*) predstavlja ključni regulatorni dokument koji definiše prava prozjumera na nivou EU [13], [64], [65].

RED II uvodi preciznu definiciju "samopotrošača obnovljivog izvora energije" (*eng. Renewable energy self-consumer*) kao krajnjeg kupca koji posluje na svojim lokacijama koje se nalaze u ograničenom prostoru i proizvodi obnovljivu električnu energiju za sopstvenu potrošnju. Pritom, može skladištiti ili prodavati sopstveno proizvedenu obnovljivu električnu energiju na tržištu. Izuzetno je bitno napomenuti da sve ove aktivnosti ne smeju da predstavljaju primarnu komercijalnu ili profesionalnu delatnost (u slučaju prozjumera koji nisu domaćinstva) [13].

Direktiva takođe uvodi koncept „zajedničkih potrošača obnovljivih izvora energije" - grupe od najmanje dva zajednička potrošača obnovljivih izvora energije koji su u istoj zgradi ili višestambenom bloku [13], [66], [67].

Treći novi koncept je „Zajednica obnovljivih izvora energije" (*eng. Renewable energy community*), pravno lice koje se, u skladu sa važećim nacionalnim zakonom, zasniva na otvorenom i dobrovoljnom učešću članova. Zajednica je autonomna i efikasno je kontrolišu članovi koji se nalaze u blizini projekata obnovljivih izvora energije koji su u vlasništvu i razvoju tog pravnog lica. Članovi zajednice mogu biti fizička lica, MSP ili lokalne samouprave i javne ustanove. Osnovna svrha zajednice je da obezbedi ekološke, ekonomske ili socijalne koristi za svoje članove ili za lokalna područja u kojima posluje, a ne finansijsku dobit [66], [67].

Razvoj energetskih zajednica (*eng. energy communities*) predstavlja sledeći korak u evoluciji koncepta prozjumera. Energetske zajednice omogućavaju grupi prozjumera da zajednički upravlja proizvodnjom, skladištenjem i potrošnjom energije, čime se postižu dodatne ekonomske koristi i povećava energetska efikasnost [68], [69].

Direktiva obavezuje države članice da osiguraju da prozjumeri imaju pravo da proizvode, skladište, troše i prodaju sopstveno proizvedenu električnu energiju,a ih zaštite da ne podležu diskriminatornim ili nesrazmernim opterećenjima ili troškovima, kao i da dobiju naknadu za električnu energiju koju predaju u mrežu, koja odražava tržišnu vrednost te energije [64], [65].

Direktiva insistira na tome da bilo koja kategorija potrošača obnovljivih izvora energije ne bi trebalo da se suočava sa diskriminatornim ili nesrazmernim opterećenjima ili troškovima i da ne bi trebalo da podleže neopravdanim naknadama [13]. Treba razmotriti njihov doprinos postizanju klimatskih i energetskih ciljeva i troškove i koristi koje donose u širem energetskom sistemu. Međutim, državama članicama treba omogućiti da prema proizvedenoj električnoj energiji primenjuju nediskriminatorske i proporcionalne naknade da bi osigurale finansijsku održivost elektroenergetskog sistema, ograničile podršku na ono što je objektivno potrebno i efikasno iskoristile svoje šeme podrške. Istovremeno, države članice treba da osiguraju da potrošači obnovljivih izvora energije uravnoteženo i na adekvatan način doprinose ukupnom sistemu podele troškova proizvodnje, distribucije i potrošnje električne energije kada se električna energija isporučuje u mrežu.

2.3.3 Direktiva o zajedničkom tržištu električne energije

Direktiva (EU) 2019/944 o zajedničkom tržištu električne energije (*eng. Internal Electricity Market Directive*) [24], [25], [63] dopunjuje RED II direktivu i fokusira se na omogućavanje aktivnog učešća potrošača na tržištu.

Direktiva uvodi koncept “aktivnog kupca” (*eng. Active buyer*) i obavezuje države članice da osiguraju da aktivni kupci imaju pravo da proizvode, troše, skladište i prodaju svoju električnu energiju. Takođe imaju pravo da direktno ili kroz agregatore pristupaju svim tržištima električne energije, uključujući i balansno tržište gde mogu da učestvuju u šemama fleksibilnosti i programima upravljanja potražnjom [32], [41].

Članovi 15. i 21. Direktive EU o tržištu električne energije obavezuju države članice da ostvaruju pravo svakog potrošača da bude aktivan potrošač i samodovoljan dobavljač energije iz obnovljivih izvora [24], [25], [63].

Pored koncepta “Zajednice obnovljivih izvora energije” iz RED II, Direktiva o tržištu električne energije uvodi i koncept “Građanske energetske zajednice” (*eng. Citizen energy community*) koja može obuhvatiti ne samo obnovljive izvore, već i druge tehnologije [63], [66], [67].

Karakteristike energetskih zajednica se ogledaju u:

- **Deljenju energije** - Članovi zajednice mogu deliti proizvedenu energiju, čime se smanjuju gubici u prenosu i povećava stepen iskorišćenja obnovljivih izvora [70], [71].
- **Zajedničkim skladištima energije** - Korišćenje zajedničkih sistema skladištenja energije omogućava bolje iskorišćenje kapaciteta i smanjenje investicionih troškova [72], [73].
- **Agregaciji resursa** - Združivanje resursa više prozjumera omogućava učešće na tržištu električne energije i pružanje pomoćnih usluga operatoru sistema [55], [56].
- **Peer-to-Peer (P2P) trgovini** - Direktna razmena energije između članova zajednice kroz decentralizovane platforme [74], [75].

Direktiva obavezuje države članice da osiguraju da svi potrošači imaju pravo na dinamički ugovor o snabdevanju električnom energijom (cene koje odražavaju dinamičke berzanske cene) i instalaciju pametnih brojila koja podržavaju napredne funkcionalnosti [24], [25], [63].

Ove odredbe su posebno važne za prozjumere jer omogućavaju optimizaciju energetskih tokova u skladu sa tržišnim signalima [44], [45].

2.4 Regulatorni okvir Republike Srbije

Kao zemlja u pristupnom procesu Evropskoj Uniji i kao član Energetske zajednice koja formalno-pravno reguliše jedinstveno tržište na nivou Evrope, Republika Srbija ima obavezu da usaglašava regulativu sa smernicama Evropske Unije, što se odnosi i na koncept prozjumera, koji je formalno uveden 2021. godine, dok je u praksi bio u primeni i pre toga u važećim zakonskim okvirima.

Poglavlje razmatra kako je evropski okvir za obnovljive izvore i prozjumere implementiran u pravni sistem Republike Srbije, sa fokusom na mogućnosti i ograničenja za razvoj prozjumerskih projekata. U potpoglavlju 2.4.1 analiziraju se ključni zakonski i podzakonski akti (Zakon o energetici, Zakon o korišćenju OIE i prateće uredbe i pravilnici) kao normativna osnova za priključenje, merenje i obračun električne energije kod prozjumera. Potpoglavlje 2.4.2 posvećeno je režimu kupac-proizvođač i aktivni kupac, gde se definišu kategorije domaćinstava, stambenih zajednica i ostalih kupaca, pravila neto obračuna, ograničenja po snazi i dodatne mogućnosti aktivnog kupca da učestvuje u tržištu i uslugama fleksibilnosti. U potpoglavlju 2.4.3 prikazane su procedure razvoja projekata prozjumera, od pribavljanja uslova za priključenje do rekonstrukcije mernog mesta i zaključenja ugovora sa snabdevačem, uz ukazivanje na administrativne barijere koje i dalje usporavaju primenu ovog koncepta u praksi.

2.4.1 Zakonski i podzakonski akti

Republika Srbija je u procesu usklađivanja svoje energetske legislative sa propisima Evropske unije i obavezama koje proizlaze iz članstva u Energetskoj zajednici. Ključni zakonski akti koji regulišu oblast prozjumera u Srbiji su:

- **Zakon o energetici** - Osnovni zakonski okvir za energetski sektor u Srbiji koji reguliše proizvodnju, prenos, distribuciju i snabdevanje električnom energijom, kao i prava i obaveze učesnika na tržištu, a koji daje osnov konceptu aktivni kupac i energetskim zajednicama.
- **Zakon o korišćenju OIE** – Zakon koji uvodi termin kupca-proizvođača i uvodi ograničenja po pitanju snage do 150kW i definiše odnos između snabdevača i kupca-proizvođača.
- **Zakon o planiranju i izgradnji** – Zakon koji propisuje pravila gradnje i za slučaj solarnih elektrana kod Prozjumera.
- **Pravilnik o posebnoj vrsti objekata i posebnoj vrsti radova za koje nije potrebno pribavljati akt nadležnog organa, kao i vrsti objekata koji se grade, odnosno vrsti radova koji se izvode, na osnovu rešenja o odobrenju za izvođenje radova, kao i obimu, sadržaju i kontroli tehničke dokumentacije koja se prilaže uz zahtev i postupku koji nadležni organ sprovodi** – Definiše

posebne slučaje za kupce-proizvođače do 50kW za koje nije potrebno ishodovati odobrenje za gradnju, dok za preko 50 kW izlazne snage je potrebno sprovoditi proceduru ka lokalnoj samoupravi koja obuhvata i pribavljanje lokacijskih uslova (U skladu sa članom 145, Zakona o planiranju i izgradnji).

- **Uredba o uslovima isporuke i snabdevanja električnom energijom** – Uredba sprovodi uslove priključenja na sistem, zaključenje ugovora o snabdevanju, merenje, obračun, obustavu isporuke i kvalitet snabdevanja električnom energijom.
- **Uredba o kriterijumima, uslovima i načinu obračuna potraživanja i obaveza između kupca - proizvođača i snabdevača** – Uredba uređuje neto merenje, neto obračun, uslove sticanja statusa kupca-proizvođača, vrste ugovora o snabdevanju i godišnje poravnanje električne energije.
- **Pravilnik o tehničkim normativima za distributivni sistem električne energije** - Definiše tehničke standarde i uslove za priključenje korisnika, uključujući prozjumere, na distributivni sistem.
- **Pravilnik o merenju električne energije** - Definiše zahteve za metrološke uređaje i sisteme merenja, uključujući dvosmerna brojila za prozjumere.
- **Smernica AERS za primenu mera podrške proizvodnji električne energije iz obnovljivih izvora energije za kupce-proizvođače** - Praktične smernice za implementaciju režima kupac-proizvođač.

2.4.2 Kupac-proizvođač i aktivni kupac u Srbiji

Prozjumerski režim priključenja elektrane, koja se instalira na mestu potrošnje sa primarnom namenom za zadovoljavanje sopstvenih potreba sa opcijom predaje viškova električne energije u mrežu, regulativa u Srbiji prepoznaje pod nazivom kupac-proizvođač, a sa izmenama i dopunama Zakona o energetici i kao aktivni kupac.

U zakonu o korišćenju OIE, Kupac-proizvođač definiše se kao krajnji kupac koji poseduje postrojenje za proizvodnju električne energije iz obnovljivih izvora energije ili iz visokoefikasne kombinovane proizvodnje, priključeno na distributivni sistem na njegovom mestu potrošnje, čija je primarna svrha proizvodnja električne energije za sopstvene potrebe, a višak proizvedene energije se može predati u mrežu i biti obračunat po neto merenju ili neto obračunu.

Regulativa u Srbiji razlikuje nekoliko kategorija kupaca-proizvođača:

- **Domaćinstva** - Kupci-proizvođači u kategoriji domaćinstvo, tipično sa instalacijama do 10,8 kW.
- **Stambene zajednice** - Zgrade sa više stanova gde je instaliran zajednički sistem za proizvodnju električne energije. Ova kategorija je najmanje razvijena sa samo nekoliko primera u Srbiji.
- **Ostali kupci-proizvođači** - Komercijalni i industrijski korisnici koji su instalirali sisteme za proizvodnju električne energije. Ova kategorija prednjači po ukupnoj instaliranoj snazi [3].

Broj kupaca-proizvođača električne energije u Srbiji kontinuirano raste. Zaključno sa 2025. godinom, u Registar prozjumera Elektrodistribucije Srbije upisano je 6.037 prozjumera, sa ukupnom instalisanom snagom većom od 125 MW [76].

U Registu Elektrodistribucije Srbije svi prozjumeri dele se na domaćinstva, stambene zajednice i ostale prozjumere (koji nisu domaćinstva ili stambena zajednica). Najveći udeo u ukupnom broju čine domaćinstva – njih 4.409. Najmanje je stambenih zajednica, svega šest. Iako su po brojnosti na drugom mestu, kategorija Ostali kupci-proizvođači zauzima prvo mesto po ukupnoj instalisanoj snazi, sa 1.622 registrovanih subjekata (Tabela 2.1).

Trenutna ukupna instalisana snaga solarnih elektrana stambenih zajednica iznosi 99 kW. Kategorija domaćinstva raspolaže sa 37 MW ukupne instalisane snage, dok Ostali kupci-proizvođači imaju ukupno oko 90 MW.

Tabela 2.1 - raspodela prozjumera po regionima u Srbiji

Region	Domaćinstva	Ostali KP	Stambene zajednice	Broj prozjumera	%
Vojvodina	1.452	481	2	1.935	32,1%
Šumadija i Zapadna S.	1.030	527	1	1.558	25,8%
Istočna i Južna Srbija	1.134	374	1	1.509	25,0%
Beograd	793	240	2	1.035	17,1%
Nepoznato	99	46	0	145	2,3%
UKUPNO	4.409	1.622	6	6.037	100%

Sa aspekta instalisane snage, regioni pokazuju različitu distribuciju. Region Šumadije i Zapadne Srbije prednjači sa 45,40 MW (35,8% od ukupne snage), zatim sledi Region Vojvodine sa 39,13 MW (30,8%), Region Istočne i Južne Srbije sa 29,77 MW (23,4%), dok Grad Beograd ima 12,68 MW (10,0%) od ukupne instalisane snage (Tabela 2.2).

Tabela 2.2 - Raspodela snaga prozjumera po regionima u Srbiji

Region	Domaćinstva [MW]	Ostali KP [MW]	Stambene zajednice [kW]	UKUPNO [MW]	[%]
Šumadija i Zapadna Srbija	8,57	36,82	9,79	45,40	35,8%
Vojvodina	11,87	27,25	19,50	39,13	30,8%
Istočna i Južna Srbija	9,66	20,06	50,00	29,77	23,4%
Beograd	6,95	5,71	19,90	12,68	10%
Nepoznato	0,8	0,4	0	1,2	0,9%
UKUPNO	37,05	89,84	99,19	126,99	100%

Poredivši 2025. godinu sa 2024. godinom evidentan je trend rasta broja prozjumera. Broj prozjumera rastao je po regionima od 74% do 154%. Međutim, podatak da Beograd sa preko 1.600.000 stanovnika [77], ima izuzetno mali broj domaćinstava koji su postali kupci-proizvođači, govori da svest među stanovništvom i dalje nije na zadovoljavajućem nivou. Sa druge strane, postoji uravnotežena raspodela među pravnim licima, jer je tržište usluga izgradnje solarnih elektrana u Srbiji izuzetno razvijeno i konkurentno na teritoriji cele zemlje.

Koncept aktivnog kupca je širi pojam od koncepta kupca-proizvođača i odnosi se na finalnog potrošača električne energije ili kolektiv potrošača koji zajednički učestvuju u energetskim aktivnostima. Aktivni kupac može obavljati proizvodnju, skladištenje ili prodaju električne energije generisane u sopstvenim postrojenjima koja se nalaze unutar definisanih geografskih okvira. Pored toga, može biti uključen u pružanje usluga fleksibilnosti energetskog sistema ili u primenu mera energetske efikasnosti. Ključna karakteristika aktivnog kupca je da, iako obavlja navedene energetske aktivnosti (proizvodnja, skladištenje, prodaja, fleksibilnost i efikasnost), one ne predstavljaju njegovu primarnu komercijalni delatnost – već ostaje prvenstveno krajnji potrošač električne energije za čije potrebe su te aktivnosti sporedne ili pomoćne prirode [4].

Zvanično, podzakonski akti i pravila o radu Distributivnog sistema nisu izmenjeni u skladu sa Zakonom o energetici i zvanična procedura priključenja aktivnih kupaca još nije

usvojena, već je moguće primenjivati proceduru koju prolaze klasične elektrane koje imaju poseban priključak ka mreži, što iziskuje komplikovanu administrativnu proceduru.

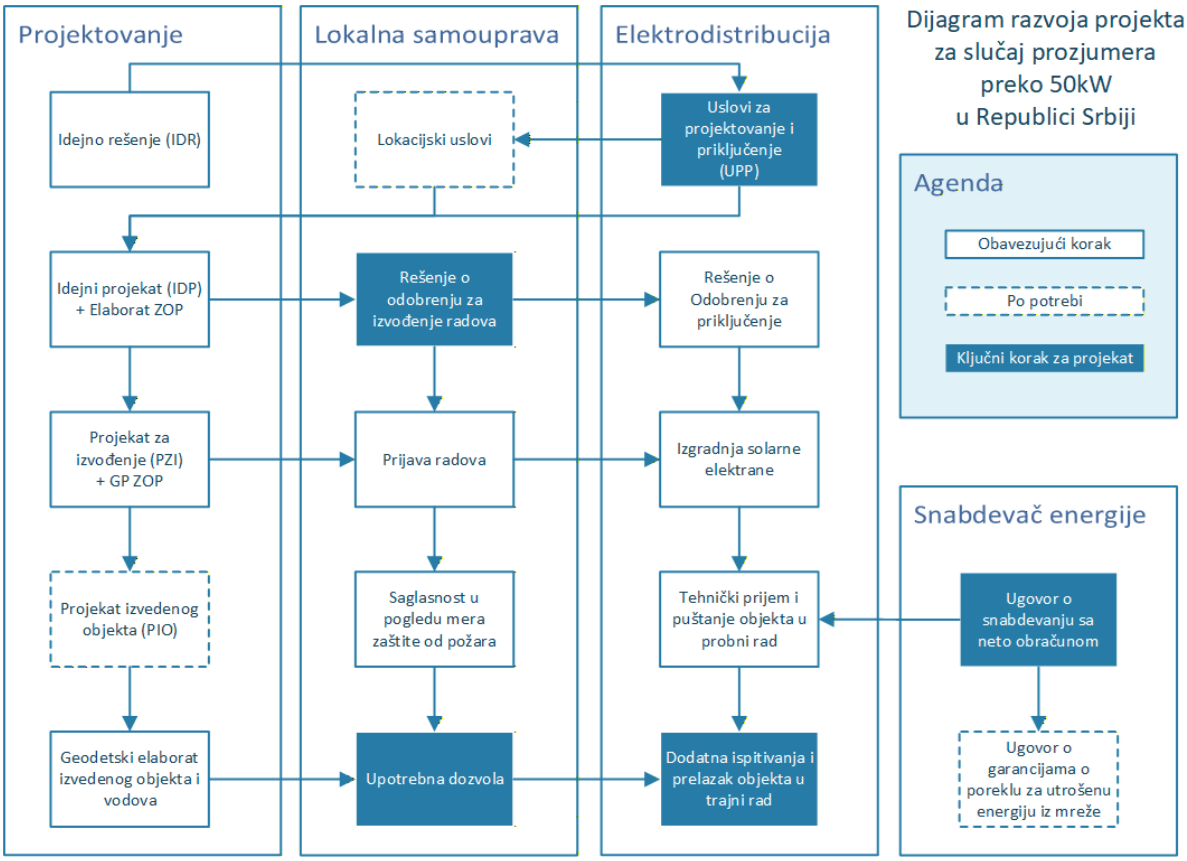
2.4.3 Procedure razvoja projekata prozjumera u Srbiji

S obzirom da je u osnovi teme disertacije dobrobit prozjumera, sagledani su i proceduralni aspekti realizacije projekata prozjumera u Srbiji, koji se oslanjaju na sledeće osnovne zakonske i podzakonske okvire: Zakon o planiranju i izgradnji, Zakon o energetici, Zakon o korišćenju obnovljivih izvora energije, Pravilnik o posebnoj vrsti objekata, Uredba o uslovima isporuke i snabdevanja električnom energijom, Pravila o radu distributivnog sistema i prateće procedure Elektrodistribucije Srbije.

Uprkos postojanju regulatornog okvira, administrativne procedure su često nejasne i spore, što deluju demotivišuće na razvoj projekata prozjumera u Srbiji. Tehnički izazovi oko priključenja su takođe prisutni, pogotovu u pogledu uslova koje nameće elektrodistribucija za rekonstrukciju priključaka. Kao primer su dati koraci za realizaciju projekta prozjumera u Srbiji preko 50kW izlazne snage, a koji zahtevaju sprovođenje kompleksnije procedure u odnosu na projekte manje snage:

1. Izrada Idejnog rešenja (IDR) koje se koristi za podnošenje Zahteva za uslove za projektovanje i priključenje (UPP) kod elektrodistribucije i lokacijske uslove kod lokalne samouprave.
2. Po dobijanju uslova od navedenih imaoca javnih ovlašćenja, na osnovu Idejnog projekta (IDP) se podnosi zahtev za Odobrenje za izvođenje radova.
3. Po dobijanju Odobrenja za izvođenje radova, izvode se radovi na izgradnji solarne elektrane za potrebe prozjumera.
4. Podnošenje zahteva za Odobrenje za priključenje i ispunjavanje definisanih uslova za priključenje i puštanje elektrane.
5. Prilagođenje mernog mesta – rekonstrukcija postojećeg priključka u skladu sa tehničkim uslovima elektrodistribucije, uključujući i instalaciju dvosmernog brojila.
6. Sklapanje ugovora sa Snabdevačem električne energije, čime se rešava balansna odgovornost, kao obavezan uslov da se elektrana pusti u rad.
7. Prijem u probni rad – ODS vrši interni tehnički pregled i proverava ispunjenost uslova za puštanje u probni rad.

8. Na osnovu Projekta za izvođenje (PZI) dobija se saglasnost na tehničku dokumentaciju od sektora za vanredne situacije, MUP.
9. Na osnovu saglasnosti i urađenog geodetskog elaborata, formirana komisija za tehnički pregled od strane investitora daje saglasnost za upotrebu, kao osnov za ishodovanje upotrebne dozvole.
10. Na osnovu ishodovane upotrebne dozvole i sprovedenog ispitivanja kvaliteta električne energije, elektrana prelazi u trajni rad (Slika 2.5).



Slika 2.5 - Blok dijagram aktivnosti za razvoj projekata prozjumera u Srbiji

Procedure za prozjumere u Srbiji imaju solidnu osnovu, ali nisu dovoljno efikasne i transparentne, što značajno demotiviše donosioce odluka. Daljim uprošćavanjem procedura, podizanjem praga za veličinu elektrana i vršenje pritiska na nadležne organe da budu efikasni u svom radu, Srbija može značajno ubrzati razvoj prozjumerskog sektora i iskoristiti svoj značajan solarni potencijal.

3 Modeli za upravljanje prozjumerima

Kako je prikazano u prethodnom poglavlju , prozjumeri su izloženi brojnim izazovima — od intermitentne prirode proizvodnje iz obnovljivih izvora energije (OIE) i varijabilnosti potrošnje, preko tehničkih ograničenja mreže, do dinamičkih cenovnih signala sa tržišta električne energije. Sa druge strane i prozjumeri, naročito u većoj prisutnosti u mreži, generišu tehničko-operativne probleme i izazove za elektroenergetski sistem. Iz ova dva ugla, proizilazi potreba za sistematskim upravljanjem prozjumerima radi prevencije i ublažavanja ovih efekata.

U takvom sistemu, bez jasnog kriterijumskog okvira i koordinacije odluka, lako nastaju suvišni tokovi i nepotrebna angažovanja resursa. Ako se kriterijumi i parametri sagledavaju kao delovi jedne celine, odluke se mogu dosledno uskladiti. Otuda se uvođenje optimizacije i sistematizacije procesa upravljanja nameće kao rešenje ovog problema.

Pored dosta elemenata samog sistema i povezanosti elemenata, javljaju se i aspekti neizvesnosti, potreba za matematičkom optimizacijom, višekriterijumski pristupi i potreba da se sve to kontroliše u realnom vremenu.

Razumevanje svih ovih aspekata kroz postojeća istraživanja i identifikacija njihovih ograničenja, omogućava da se razviju napredniji optimizacioni modeli koji će omogućiti efikasniju integraciju prozjumera u elektroenergetski sistem.

Da bi se uopšte mogao planirati rad prozjumera, prvo mora da postoji bar okvirna slika o tome kolika će biti proizvodnja iz OIE i kolika će biti potrošnja, jer su oba toka promenljiva i često teško predvidiva. Zato se u prvom delu razmatraju modeli za prognozu proizvodnje i potrošnje, kao osnova na kojoj se dalje gradi upravljanje. Kada se te prognoze imaju, sledeći korak je pitanje kako da takav sistem radi bolje, pa se drugi deo bavi optimizacijom upravljanja u PV–BES sistemima uz uvažavanje tehničkih ograničenja i tržišnih uslova. Na kraju, pošto u praksi prognoze odstupaju i odluke se često moraju korigovati u hodu, uz više ciljeva koji mogu

biti međusobno suprotni, treći deo razmatra pristupe za optimizaciju pod neizvesnošću i u realnom vremenu, uz višekriterijumsko sagledavanje ciljeva kao sastavni deo odlučivanja.

3.1 Predikcija i optimizacija kod prozjumera

Kao što je već rečeno, upravljanje energijom prozjumera oslanja se na prognozu (predikciju) proizvodnje iz OIE i potrošnje na lokaciji, a zatim na donošenje odluka o tokovima energije na osnovu tih prognoza. Takođe, u ovom poglavlju, kao i ranije u radu, ukazano je i na problem neizvesnosti i na značaj samopotrošnje. Ovo potpoglavlje zato razmatra modele za predikciju proizvodnje i potrošnje, kao i optimizacione pristupe za upravljanje tokovima energije. Cilj je smanjenje neizvesnosti, povećanje samopotrošnje i bolje korišćenje skladišta energije, uz usklađivanje rada prozjumera sa tehničkim ograničenjima i tržišnim signalima.

3.1.1 Predikcija proizvodnje i potrošnje

Proizvodnja električne energije iz OIE, posebno fotonaponskih sistema, karakteriše se visokom varijabilnošću usled zavisnosti od meteoroloških uslova, što stvara neizvesnost u planiranju i upravljanju energetskim tokovima i predstavlja jednu od ključnih razlika u odnosu na konvencionalne proizvođače sa predvidivijom proizvodnjom [28].

Promenljivost meteoroloških uslova (prolazak oblaka, promene intenziteta sunčevog zračenja, sezonske i dnevne promene) uzrokuje visoku varijabilnost proizvodnje iz fotonaponskih sistema [27]. Usled toga, raspoloživa energija iz OIE može u kratkim intervalima odstupati od očekivanih vrednosti, što dalje izaziva neizvesnost u planiranju i upravljanju energetskim tokovima na lokaciji prozjumera.

Pored problema koji se javljaju na nivou jednog prozjumera, u jednoj oblasti može biti prisutan veći broj prozjumera. Veći broj prozjumera, pri meteorološkim promenama, može izazivati istovremene promene proizvodnje i time agregirati te promene na nivou distributivne mreže. Usled toga, mogu nastati fluktuacije i nestabilnost napona u mreži, posebno u niskonaponskim delovima mreže tokom sunčanih perioda.

U jednom takvom elektroenergetskom sistemu operater distributivnog sistema može upravljati na osnovu trenutnog stanja i istorijskih podataka. U tom slučaju, reakcije su često već zakasnele i posledice su se ispoljile. Ako bi operater distributivnog sistema imao alate za

preciznu prognozu proizvodnje iz PV sistema i potrošnje električne energije to bi bio važan preduslov za efikasno upravljanje prozjumer sistemima i izbegavanje ili ublažavanje navedenih problema [28].

Ako se za određenu lokaciju analiziraju istorijski satni profili potrošnje i proizvodnje iz prethodnog perioda, kao i meteorološki podaci, mogu se uočiti međuzavisnosti između ovih profila i meteoroloških podataka. Na toj osnovi se sprovodi regresiona analiza i uspostavlja korelacija između profila potrošnje i proizvodnje kao zavisnih promenljivih i meteoroloških podataka kao nezavisnih promenljivih – prediktora. Ključni meteorološki parametri obuhvataju intenzitet sunčevog zračenja, spoljnu temperaturu, verovatnoću padavina i jačinu vetra.

Pošto se ovakav okvir predikcije zasniva na postojećim istraživanjima i razvijenim metodama, u nastavku se izdvajaju reprezentativni pregledi literature za prognozu proizvodnje iz PV sistema i za modele potrošnje. Antonanzas i saradnici [28] daju sveobuhvatan pregled metoda za prognozu proizvodnje iz fotonaponskih sistema, dok Grandjean i saradnici [51] analiziraju modele krive opterećenja u stambenom sektoru, pri čemu se za prognozu potrošnje, pored meteoroloških faktora, razmatraju i obrasci ponašanja korisnika, dani u nedelji, sezonske varijacije i specifični događaji koji mogu uticati na profil potrošnje.

Može se zaključiti da razvoj preciznih predikcionih modela omogućava lakše upravljanje tokovima energije (proizvodnje i potrošnje) a time i smanjenje neizvesnosti u radu sistema. Ono što se mora uzeti u obzir je da različiti pristupi modelovanju pokazuju različite nivoe tačnosti u zavisnosti od karakteristika lokacije, dostupnosti podataka i vremenskog horizonta prognoze [28]. Međutim, i kada se postigne dobra tačnost prognoze, u praksi i dalje postoje odstupanja od stvarnih vrednosti, pa upravljanje koje se oslanja na jednu „tačnu“ prognozu može brzo dovesti do pogrešnih odluka, čim se uslovi promene. Zbog toga se uvode tehnike koje eksplicitno uzimaju u obzir grešku prognoze i neizvesnost, pa strategije upravljanja ostaju prihvatljive i kada dođe do odstupanja. Pri tome, projektovanje sistema upravljanja se svodi na traženje ravnoteže između optimalnosti i robusnosti, što predstavlja jedan od ključnih izazova u kontekstu prozjumera [54].

3.1.2 Potrebe za optimizacijom rada prozjumera

Kao što je već ukazano u prethodnom delu, upravljanje prozjumerima se odvija pod uticajem ekonomskih, tehničkih i ekoloških ciljeva, uz prisutnu neizvesnost u proizvodnji i potrošnji. U praksi se ovi ciljevi dodatno prelamaju kroz različite situacije upotrebe i komponente sistema (npr. skladištenje energije, električna vozila, merenje i cene na tržištu električne energije), otuda se potreba za optimizacijom javlja kao posledica njihove međusobne povezanosti i često suprotstavljenih zahteva.

Da bi se navedeni ciljevi mogli merljivo pratiti i koristiti kao osnova za odlučivanje o tokovima energije, neophodni su pouzdani podaci o preuzimanju i predaji energije, kao i njihovoj raspodeli kroz vreme.

Prozjumeri uvode dvosmeran tok energije u distributivnu mrežu, pa je za pravilno obračunavanje i praćenje energetskih tokova neophodno da se preuzimanje i predaja energije mere odvojeno. Kako se odluke o tokovima energije oslanjaju na profile kroz vreme, neophodno je da merenje obezbedi i veći obim podataka koji se mogu sačuvati i koristiti. Pošto tradicionalna elektro-mehanička brojila to ne omogućavaju, šeme naprednog merenja električne energije i upotreba „pametnih“ brojila postale su obaveza, jer sistem bez takvih podataka nema ni fleksibilnost ni pouzdanu razmenu informacija [20].

Zbog toga se savremeni pristupi optimizaciji prozjumer sistema najčešće oslanjaju na višekriterijumsku optimizaciju, koja istovremeno razmatra više konkurentnih ciljeva. U okvirima višekriterijumske optimizacije, kao najvažniji kriterijumi izdvajaju se minimizacija operativnih troškova, maksimizacija samopotrošnje, minimizacija emisija CO2, produženje životnog veka baterija i obezbeđivanje zadovoljstva korisnika [78],[79]. Međutim, to što se ciljevi razmatraju zajedno ne znači da se mogu u isto vreme i maksimalno ostvariti, pa se u praksi postavlja pitanje kako ih balansirati u skladu sa različitim preferencijama prozjumera. Na primer, strategija usmerena na maksimizaciju ekonomske dobiti može zahtevati intenzivnije korišćenje baterija, što skraćuje njihov životni vek, dok strategija usmerena na produženje životnog veka baterija može dovesti do suboptimalnih ekonomskih performansi [80]. Otuda pronalaženje kompromisnih rešenja koja usklađuju različite preferencije prozjumera predstavlja suštinu višekriterijumskog pristupa.

Pošto se trošak i prihod direktno formiraju kroz kupovinu i prodaju energije, otvaranje tržišta i uvođenje satnih cena na tržištu dan-unapred uvodi cenovne podatke koji se mogu koristiti kao ulaz za odlučivanje o tokovima energije u skladu sa tim ciljevima [41], čime prozjumer dobija ulaz za optimizaciju tokova energije [36]. Kada postoji skladište energije, taj signal se može iskoristiti za arbitražu: kupovinu energije u periodima niskih cena i prodaju ili korišćenje u periodima visokih cena [36].

Luthander i saradnici [35] detaljno analiziraju strategije za povećanje samopotrošnje u zgradama sa PV sistemima, naglašavajući važnost skladištenja energije i upravljanja opterećenjem, pri čemu stepen samopotrošnje direktno utiče na ekonomsku isplativost investicije jer što je veći procenat proizvedene energije koja se direktno troši, to je veća ušteda, dok [81] i saradnici daju pregled koncepata i strategija raspoređivanja pametnih sistema za upravljanje energijom u domaćinstvima, sa posebnim fokusom na zadovoljstvo korisnika.

Integracija sistema za skladištenje energije (*eng. Battery Energy Storage Systems – BES*) omogućava prozjumerima da kontrolišu stohastičku prirodu proizvodnje iz OIE, pri čemu skladištenje energije omogućava povećanje stepena samopotrošnje proizvedene energije, kao i smanjenje vršnog opterećenja iz mreže [82].

Sistemi skladištenja energije, u kombinaciji sa pametnim sistemima upravljanja, omogućavaju optimizaciju energetskih tokova uzimajući u obzir cenovne signale sa tržišta električne energije, pri čemu optimalno upravljanje sistemima skladištenja zahteva razmatranje više faktora: trenutne potrebe za energijom, prognozirane proizvodnje iz PV sistema, cenovnih signala sa tržišta, stanja napunjenosti baterije, kao i ograničenja vezana za snagu punjenja i pražnjenja [83].

Degradacija baterija zavisi od dubine pražnjenja, brzine punjenja i pražnjenja, temperature rada i broja ciklusa, pri čemu Xu i saradnici [80] razvijaju detaljne modele degradacije koji mogu biti integrisani u optimizacione algoritme, a dodatno, integracijom sistema za skladištenje električne energije može se uspostaviti kontrola proizvodnje iz OIE, čime se obezbeđuje veći nivo sigurnosti i stabilnosti u radu distributivnog sistema.

Električna vozila predstavljaju dodatni izazov i priliku u kontekstu prozjumer sistema, pri čemu integracija EV punjača sa PV-BES sistemima omogućava *Vehicle-to-Building* (V2B)

– korišćenje baterija električnih vozila kao dodatnog skladišta energije za potrebe zgrade, kao i pametno punjenje koje predstavlja optimizaciju vremena punjenja električnih vozila kako bi se maksimizovala upotreba energije iz obnovljivih izvora i minimizovali troškovi [37].

Koordinacija punjenja električnih vozila sa proizvodnjom iz PV sistema doprinosi smanjenju vršnih opterećenja elektroenergetske mreže, pri čemu istraživanja pokazuju da koordinacija između PV sistema, stacionarnih baterija i električnih vozila može značajno poboljšati ekonomske performanse prozjumer sistema i doprineti stabilnosti elektroenergetske mreže, dok neizvesnost vezana za vreme dolaska i odlaska vozila, kao i početno stanje napunjenosti baterije EV, dodatno komplikuje proces optimizacije i zahteva primenu naprednih algoritama koji mogu efikasno rukovati ovim neizvesnostima [72].

Prozjumeri mogu učestvovati u programima upravljanja potražnjom (*eng. Demand response*), pružati pomoćne usluge mreži kroz agregatorske programe i doprinositi stabilnosti elektroenergetskog sistema, pri čemu prozjumeri sa sistemima skladištenja energije i upravljivom potrošnjom mogu pružati fleksibilnost koja je korisna za balansiranje sistema [33].

Pored optimizacije dan unapred, savremeni prozjumer sistemi zahtevaju kontrolu u realnom vremenu koja omogućava prilagođavanje odstupanjima, reakciju na cenovne signale i pružanje pomoćnih usluga, pri čemu hibridni pristupi koji kombinuju optimizaciju dan unapred sa kontrolom u realnom vremenu pokazuju najbolje rezultate u pogledu ekonomskih performansi i pouzdanosti sistema [84].

Kontrola u realnom vremenu omogućava korekciju planova rada na osnovu stvarnih vrednosti proizvodnje i potrošnje čime se minimizuju balansna odstupanja i troškovi, brzo reagovanje na promene cena električne energije na tržištu omogućava maksimizaciju ekonomskih benefita, dok učešće u regulaciji frekvencije i napona elektroenergetskog sistema predstavlja dodatni izvor prihoda i doprinosi stabilnosti sistema [48].

Sve navedene karakteristike čine prozjumer sisteme kompleksnim za upravljanje i zahtevaju razvoj integrisanih platformi koje kombinuju predikcione modele, višekriterijumsku optimizaciju i kontrolu u realnom vremenu kako bi se postigla optimalna ekonomska, ekološka i tehnička performansa sistema.

3.2 Pregled postojećih istraživanja o upravljanju prozjumerima

Optimizacija upravljanja prozjumerima predstavlja kompleksnu multidisciplinarnu oblast koja obuhvata metode upravljanja neizvesnošću, tehnike matematičke optimizacije, višekriterijumske pristupe i kontrolu u realnom vremenu. Razumevanje postojećih istraživanja i identifikacija njihovih ograničenja ključni su za razvoj naprednih optimizacionih modela koji će omogućiti efikasnu integraciju prozjumera u elektroenergetski sistem.

Ovo poglavlje daje sažet pregled savremenih istraživanja o upravljanju prozjumerima, sa ciljem da sistematizuje postojeće pristupe i identifikuje praznine koje ova disertacija adresira. U potpoglavlju 3.2.1 „Sistematizacija pravaca istraživanja“ razvrstavaju se radovi u tri glavna pravca: optimizacija rada prozjumera (samopotrošnja, baterije, troškovi), integracija u pametne mreže i virtuelne elektrane, te tržišni i regulatorni modeli, uključujući P2P trgovinu i ulogu agregatora. Potpoglavlje 3.2.2 „Upravljanje neizvesnošću“ fokusira se na metode za tretman stohastičnosti proizvodnje iz OIE, varijabilne potrošnje i dostupnosti EV, kroz stohastičku, robusnu i scenario optimizaciju. U potpoglavlju 3.2.3 „Tehnike i metode optimizacije PV-BES sistema“ analiziraju se matematičko programiranje, metaheuristike (GA, PSO, MAPSO) i model predictive control (MPC) u upravljanju PV-BES-EV konfiguracijama. Potpoglavlje 3.2.4 „Kontrola u realnom vremenu“ obuhvata hibridne pristupe koji kombinuju optimizaciju dan-unapred sa EMPC/MPC korekcijama za smanjenje balansnih odstupanja i iskorišćenje tržišnih signala. Na kraju, potpoglavlje 3.2.5 „Viekriterijumski pristupi optimizaciji prozjumera“ prikazuje radove koji istovremeno razmatraju troškove, samopotrošnju, emisije, vek trajanja baterije i zadovoljstvo korisnika, pri čemu se konstatuje da je MAUT relativno retko primenjen u ovom kontekstu, što predstavlja istraživačku nišu ove disertacije.

3.2.1 Sistematizacija pravaca istraživanja

Literatura pokazuje da su optimalno upravljanje prozjumerima i njihova integracija u elektroenergetski sistem ključni za uspešnu energetsku tranziciju. Istraživanja obuhvataju matematičku optimizaciju, razvoj tržišnih modela, regulativu i tehničke izazove, kao i implementaciju pametnih mreža i virtuelnih elektrana. Ključni pravci istraživanja mogu se podeliti na tri kategorije: optimizacija rada prozjumera, integracija prozjumera u pametne mreže i ekonomika i tržišni modeli.

Optimizacija prozjumera odnosi se na strategije i tehnike koje se koriste za upravljanje proizvodnjom i potrošnjom energije na način koji koristi i pojedincu (potrošaču) i širem energetskom sistemu. To podrazumeva inteligentno upravljanje lokalnim energetskim resursima (kao što su solarni paneli i baterije) i njihovo balansiranje sa energijom iz mreže, često sa ciljem smanjenja troškova, povećanja sopstvene potrošnje obnovljive energije i smanjenja oslanjanja na mrežu.

Mišljenović i saradnici daju sistematizovan prikaz modela upravljanja i integracije prozjumera [85]. Tržišni i regulatorni aspekti upravljanja prozjumerima obrađeni su u radu Parag i Sovacool [9], koji analiziraju dizajn tržišta električne energije za eru prozjumera.

Tehnička i optimizaciona rešenja prikazana su u studijama koje predstavljaju modele optimalnog upravljanja DER-ovima, uključujući prozjumere. Tushar i saradnici detaljno obrađuju optimizaciju i algoritme za P2P trgovinu među prozjumerima [74]. Fokus na strategije za povećanje samopotrošnje i optimalno upravljanje obrađen je u radu Luthander i saradnika [35] uz uključivanje skladištenja energije (baterije) i upravljanja opterećenjem.

U navedenim radovima korišćene su različite tehnike matematičkog programiranja (linearno, nelinearno, dinamičko programiranje) za određivanje optimalnog rasporeda potrošnje i proizvodnje.

IRENA daje pregled inovacija i preporuka za upravljanje prozjumerima na globalnom nivou. Prikazan je razvoj decentralizovanih algoritama za upravljanje velikim brojem prozjumera i ukazano je na veliki značaj predviđanja proizvodnje iz obnovljivih izvora i potrošnje.

Razvoj pametnih mreža (*eng. smart grids*), sistema za skladištenje energije i digitalnih platformi omogućio je efikasnije upravljanje proizvodnjom i potrošnjom energije [20], [21]. Šeme naprednog merenja električne energije i „pametnih" brojila postale su obaveza zbog potrebe za većom fleksibilnošću sistema, ali i razmene informacija [20], [21].

Treći pravac istraživanja posvećen je analizi uticaja tarifa, neto-merenja i tržišnih mehanizama na ponašanje prozjumera. Pitanje agregacije prozjumera i virtuelnih elektrana (VPP) obrađeno je u radu Morstyn i saradnika, koji opisuje kako se prozjumeri mogu optimalno organizovati kroz *peer-to-peer* trgovinu i virtuelne elektrane [55], [56].

Sa povećanjem broja prozjumera, javlja se koncept agregatora - subjekta koji agregira kapacitete većeg broja malih prozjumera i predstavlja ih na tržištu kao jednu celinu (virtuelnu elektranu) [55], [56]. Agregatori mogu optimizovati zajedničko učešće prozjumera na tržištu, pružati pomoćne usluge operatoru sistema (regulacija frekvencije, regulacija napona) [33], [34], [55], [56], i omogućiti prozjumerima pristup tržištima na kojima pojedinačno ne bi mogli učestvovati zbog minimalnih zahteva za kapacitet.

Razvoj virtuelnih elektrana omogućava efektivniju integraciju distribuiranih energetskih resursa u tržišne mehanizme i povećava vrednost koju prozjumeri mogu ostvariti iz svoje proizvodnje [55], [56].

Stojanović i saradnici (2021) daju primer iz regiona, demonstrirajući optimizaciju mikromreže sa prozjumerima uzimajući u obzir *demand response* i neizvesnosti u proizvodnji iz obnovljivih izvora energije kao ulazne podatke.

3.2.2 Upravljanje neizvesnošću

Jedan od ključnih izazova u optimizaciji prozjumer sistema je upravljanje neizvesnošću koja je uzrokovana intermitentnom prirodom OIE, varijabilnog svojstva potrošnje, dostupnosti električnih vozila [54], [47], što predstavlja jedan od najvećih izazova za rad elektroenergetskih sistema. Dugi niz godina akademska zajednica i industrija se trude da naprave značajne pomake u razvijanju metoda za „upravljanje“ neizvesnostima.

Solarna i vetro energija zavise od meteoroloških uslova koji se teško precizno predviđaju [28], [29]. Nepredvidivost proizvodnje predstavlja značajan izazov za balansiranje sistema i optimizaciju energetskih tokova. Antonanzas i saradnici [28] daju sveobuhvatan pregled metoda za prognozu proizvodnje iz fotonaponskih sistema, dok Voyant i saradnici [29] analiziraju primenu metoda mašinskog učenja za prognozu solarnog zračenja.

Obrasci potrošnje energije mogu značajno varirati u zavisnosti od ponašanja korisnika [51], [52]. Grandjean i saradnici [51] analiziraju modele krive opterećenja u stambenom sektoru, dok Haben i saradnici [52] koriste podatke sa pametnih brojila za analizu i klasterizaciju energetskog ponašanja stambenih potrošača.

Vreme dolaska i odlaska električnih vozila i njihovo stanje napunjenosti često nisu poznati unapred [86], [39]. Mu i saradnici [86] razvijaju prostorno-vremenski model za analizu uticaja električnih vozila na distributivnu mrežu, dok Sortomme i El-Sharkawi [39] predlažu optimalne strategije raspoređivanja vehicle-to-grid energije i pomoćnih usluga.

Za upravljanje navedenim neizvesnostima koriste se različite tehnike:

- **Stohastička optimizacija** - koristi raspodelu verovatnoće za predstavljanje neizvesnih parametara i pronalazi rešenja koja optimizuju očekivanu vrednost objektivne funkcije [87].
- **Robusna optimizacija** - fokusira se na pronalaženje rešenja koja su održiva za sve vrednosti neizvesnih parametara unutar definisanog skupa neizvesnosti, bez potrebe za poznavanjem statističke raspodele verovatnoće [88].
- **Adaptivna robusna optimizacija** - kombinuje prednosti stohastičkog i robusnog pristupa, omogućavajući višefazno donošenje odluka [54].
- **Scenario optimizacija** - razmatra konačan broj diskretnih scenarija koji predstavljaju moguće realizacije neizvesnih parametara [47].

Zhao i Guan [87] predlažu unificirani pristup stohastičkoj i robusnoj optimizaciji u kontekstu jediničnog raspoređivanja, dok Bertsimas i Sim [88] analiziraju "cenu robusnosti" i trade-off između optimalnosti i zaštite od neizvesnosti.

3.2.3 Tehnike i metode optimizacije PV-BES sistema

Optimizacija rada PV-BES sistema predstavlja kompleksan zadatak koji zahteva razmatranje više faktora. Ključni aspekti optimizacije uključuju tačnu prognozu proizvodnje iz PV sistema i potrošnje električne energije, optimalno upravljanje ciklusima punjenja i pražnjenja baterija, te iskorišćavanje vremenski promenljivih tarifa električne energije [36], [44].

Literatura daje uvid u brojne matematičke tehnike optimizacije za upravljanje PV-BES sistemima [89], koje se mogu klasifikovati u nekoliko glavnih kategorija:

- **Linearno i mešovito celobrojno linearno programiranje (MILP) -** Mešovito celobrojno linearno programiranje omogućava precizno modelovanje diskretnih odluka

kao što su uključivanje/isključivanje uređaja i koordinaciju punjenja električnih vozila [90], [91]. Ova tehnika je posebno pogodna za optimizaciju sistema sa binarnim promenljivima odlučivanja, omogućavajući simultano razmatranje kontinuiranih tokova energije i diskretnih kontrolnih akcija. C. L. Nge i ostali prikazali su razvoj sistema upravljanja energijom za optimizaciju protoka energije između PV, BES i mreže, koristeći tehnike linearnog programiranja [82].

A. Ali i ostali koriste model mešovitog celobrojnog linearnog programiranja - MILP (*eng. Mixed Integer Linear Programming*) za koordinaciju punjenja/pražnjenja električnih vozila sa BES-om, uzimajući u obzir cenovne signale i ograničenja mreže. MILP ima više značajnih prednosti: obezbeđuje globalno optimalno rešenje kada je problem konveksan, omogućava vrlo precizno modelovanje tehničkih ograničenja sistema i pogodno je za praktičnu primenu zahvaljujući razvijenim komercijalnim solverima kao što su CPLEX i Gurobi. Sa druge strane, glavno ograničenje ovog pristupa leži u pretpostavci linearnosti, zbog čega je njegova sposobnost da verno prikaže izraženo nelinearne pojave, kao što je degradacija baterija, znatno ograničena [90].

- **Metaheuristički i evolucioni algoritmi -** Genetski algoritmi (GA) koriste se za koordinirano punjenje/pražnjenje baterija u mikromrežama prozjumera, omogućavajući optimizaciju samopotrošnje i smanjenje razmene sa mrežom [92]. Ova metoda je posebno efikasna u slučajevima kada prostor rešenja nije konveksan ili kada postoje višestruki lokalni optimumi. *Particle Swarm Optimization* (PSO) i njegove varijante, kao što je *Modified Adaptive* PSO (MAPSO), primenjuju se za određivanje optimalnih veličina PV i BES sistema i optimalno upravljanje energijom [34], [93]. Metaheurističke algoritme odlikuje sposobnost da se nose sa izrazito nelinearnim i nekontinualnim problemima, uz veliku fleksibilnost pri definisanju i kombinovanju različitih objektivnih funkcija, kao i robusnost u pogledu izbegavanja zaglavljivanja u lokalnim optimumima. Ipak, njihova ključna ograničenja ogledaju se u tome što ne mogu da garantuju globalnu optimalnost pronađenog rešenja i što za velike sisteme često zahtevaju značajne računske resurse zbog visoke složenosti izvođenja.

- ***Model Predictive Control* (MPC)** - MPC omogućava kontrolu u realnom vremenu uzimajući u obzir prognoze proizvodnje i potrošnje [94], [95]. MPC pristup zasniva se

na rekurzivnoj optimizaciji konačnog horizonta, gde se u svakom koraku rešava optimizacioni problem za određeni vremenski horizont, primenjuje se samo prvi optimalni kontrolni signal, a zatim se procedura ponavlja sa ažuriranim prognozama i stanjima sistema. MPC je posebno pogodan za upravljanje prozjumer sistemima zbog: - Eksplicitnog razmatranja prognoza i neizvesnosti - Mogućnosti inkorporiranja ograničenja sistema - Sposobnosti prilagođavanja u realnom vremenu na osnovu merenja. Implementacija MPC pristupa zahteva: - Tačne predikcione modele proizvodnje i potrošnje [28], [30] - Efikasne optimizacione algoritme za rešavanje problema u realnom vremenu - Robusne strategije za upravljanje nesigurnošću prognoza.

Savremene studije fokusiraju se na integraciju više komponenti prozjumer sistema, uključujući PV, BES i električna vozila. U [96], 15 kW PV sistem povezan sa 40 kWh Li-ion baterijom testiran je za različite scenarije opterećenja za minimizovanje energije preuzete iz mreže, koristeći rezultate simulacije bez ikakvog algoritma optimizacije. Iako ovaj pristup pruža uvid u ponašanje sistema, nedostatak sistematske optimizacije ograničava mogućnost postizanja optimalnih ekonomskih i energetskih performansi.

Pametna šema punjenja za pojedinačna domaćinstva sa EV punjačima i PV instalacijom predstavljena je u [39], ali su kriterijumi bazirani samo na željama korisnika, ne uzimajući u obzir optimizaciju energije iz mreže. Ovaj pristup naglašava važnost razmatranja preferencija korisnika, ali zanemaruje sistemske i ekonomske benefite koji se mogu postići koordiniranom optimizacijom.

Istraživanje koordinacije između PV sistema, stacionarnih baterija i električnih vozila pokazuje da se značajnim poboljšanjima ekonomskih performansi prozjumer sistema može doprineti stabilnosti elektroenergetske mreže [72], [97]. Kelm i saradnici [40] demonstriraju da upravljanje energijom u prozjumer instalaciji koja koristi hibridne sisteme kombinujući EV i stacionarna skladišta sa obnovljivim izvorima energije može značajno smanjiti vršna opterećenja [40], [57], što pozitivno utiče ne samo na prozjumera već i na operatora distributivnog sistema.

3.2.4 Kontrola u realnom vremenu

Pored optimizacije dan-unapred, sve je više istraživanja fokusiranih na kontrolu rada prozjumera u realnom vremenu [84], [95] koja omogućava prilagođenje planova rada za smanjenje balansnog odstupanja, reakciju prozjumera na cenovne signale, učestvovanje na balansnom tržištu, kao i neki vid hibridnog pristupa sa uporednom optimizacijom dan-unapred sa kontrolom u realnom vremenu.

Korekcija planova rada na osnovu stvarnih vrednosti proizvodnje i potrošnje kritična je za minimizaciju balansnih odstupanja i troškova [48], [49]. Kou i saradnici [48] razvijaju distribuiranu EMPC (*eng. Economic Model Predictive Control*) metodologiju za koordinaciju više mikromreža, dok Olivares i saradnici [49] predlažu centralizovani sistem za upravljanje energijom u izolovanim mikromrežama.

Brzo reagovanje na promene cena električne energije na tržištu omogućava maksimizaciju ekonomskih benefita [42], [45]. Mohsenian-Rad i saradnici [42] razvijaju autonomni sistem za upravljanje potražnjom zasnovan na teoriji igara, dok Samadi i saradnici [45] predlažu optimalni algoritam za cene u realnom vremenu zasnovan na maksimizaciji korisnosti.

Učešće na balansnom tržištu za regulaciju frekvencije i napona elektroenergetskog sistema predstavlja dodatni izvor prihoda i doprinosi stabilnosti sistema [33], [34]. Aranzabal i saradnici [33] demonstriraju optimalno upravljanje energetskom zajednicom sa PV i baterijskim sistemima skladištenja, dok [34] istražuje dimenzionisanje i kontrolu PV-EV-BES sistema uključujući primarnu regulaciju frekvencije.

Većina pomenutih istraživanja bavi se rasporedom rada baterije dan unapred. U [94], kontrola u realnom vremenu je uvedena pored optimizacije sat unapred. Predložen je algoritam optimizacije i kontrole u četiri faze kako bi se smanjili ukupni operativni troškovi za stanicu za punjenje integrisanu sa PV, fiksnim skladištem baterija i poslovnom zgradom kao potrošačem.

Hibridni pristupi koji kombinuju optimizaciju dan unapred sa kontrolom u realnom vremenu pokazuju najbolje rezultate u pogledu ekonomskih performansi i pouzdanosti sistema [94], [95]. Galvan i saradnici [94] predlažu efikasan sistem za upravljanje energijom koristeći

hibridni tranzaktivno-model prediktivni kontrolni mehanizam, dok Parisio i saradnici [95] primenjuju Model *Predictive Control* pristup na optimizaciju rada mikromreža.

Ukupni troškovi rada u [94] sastoje se od troškova energije iz distributivne mreže, BES i PV operativnih troškova, troškova neisporučene energije, troškova pražnjenja EV, i profita od punjenja EV i prodaje viška energije u mrežu. Optimizacija uvažava i neizvesnost u pogledu parametara optimizacije. Iako je model robusniji u pogledu neizvesnih parametara, poreklo energije koja puni i prazni bateriju se ne uzima u obzir, što predstavlja ograničenje u kontekstu praćenja udela obnovljive energije.

3.2.5 Višekriterijumski pristupi optimizaciji prozjumera

Optimizacija rada prozjumer sistema prirodno je višekriterijumski problem u kome se istovremeno razmatraju ekonomski, tehnički i ekološki ciljevi, često međusobno konfliktni. U ovom potpoglavlju razmatraju se savremeni višekriterijumski pristupi koji omogućavaju balansiranje između minimizacije troškova, maksimizacije samopotrošnje, smanjenja emisija i očuvanja životnog veka baterija, uz uvažavanje preferencija prozjumera i ograničenja mreže.

Savremeni pristupi optimizaciji prozjumer sistema sve više se fokusiraju na višekriterijumsku optimizaciju koja istovremeno razmatra više konkurentnih ciljeva [78], [79]. Za razliku od tradicionalnih jednokriterijumskih pristupa, višekriterijumska optimizacija omogućava balansiranje između ekonomskih, ekoloških i tehničkih ciljeva, što bolje odražava stvarne potrebe prozjumera i elektroenergetskog sistema.

Ključni kriterijumi koji se razmatraju u optimizaciji prozjumer sistema uključuju:

- **Minimizaciju operativnih troškova -** Ekonomski aspekt predstavlja primarnu motivaciju većine prozjumera. Optimizacija troškova obuhvata smanjenje troškova električne energije preuzete iz mreže i maksimizaciju prihoda od prodaje viška energije [41], [42]. Otvaranje tržišta električne energije i uvođenje satnih cena na tržištima dan-unapred omogućava prozjumerima da optimizuju svoje energetske tokove u skladu sa cenovnim signalima [36], [42], [44], [45]. Cenovni signali sa tržišta dan-unapred predstavljaju ključnu informaciju za optimizaciju rada prozjumer sistema [36], [41], [42], [44], [45].

Strategije minimizacije troškova uključuju: - Skladištenje energije u periodima niskih cena i korišćenje/prodaja u periodima visokih cena [36], [44], [46] - Pomeranje fleksibilne potrošnje ka periodima nižih cena [41] - Maksimizovanje samopotrošnje proizvedene energije kako bi se izbegla kupovina energije po višim maloprodajnim cenama

- **Maksimizaciju samopotrošnje -** Povećanje udela sopstveno proizvedene energije koja se direktno troši smanjuje zavisnost od mreže i poboljšava ekonomsku isplativost sistema [35], [98]. Stepen samopotrošnje direktno utiče na ekonomsku isplativost investicije – što je veći procenat proizvedene energije koja se direktno troši, to je veća ušteda [35], [98]. Luthander i saradnici [35] detaljno analiziraju strategije za povećanje samopotrošnje u zgradama sa PV sistemima, naglašavajući važnost skladištenja energije [35], [98] i upravljanja opterećenjem.

  Faktori koji utiču na stepen samopotrošnje: - Vremensko preklapanje profila proizvodnje i potrošnje - Kapacitet i efikasnost sistema skladištenja energije [73], [82], [83], [96] - Fleksibilnost i upravljivost potrošnje [81], [99]

- **Minimizaciju emisije CO_2 -** Ekološki kriterijum odnosi se na maksimizaciju korišćenja energije iz obnovljivih izvora i smanjenje emisija gasova sa efektom staklene bašte [100], [101]. Optimizacija sa aspekta emisija može rezultovati različitim strategijama upravljanja u poređenju sa čisto ekonomskom optimizacijom, posebno u energetskim sistemima gde postoji značajan udeo fosilnih goriva u marginalnoj proizvodnji električne energije.
- **Produženje životnog veka baterija -** Optimizacija ciklusa punjenja/pražnjenja kako bi se minimizovala degradacija baterija predstavlja kritičan aspekt za dugoročnu ekonomsku održivost prozjumer sistema [80], [102]. Degradacija baterija zavisi od više faktora: dubine pražnjenja - DoD (*eng. Depth of Discharge*), brzine punjenja i pražnjenja (*eng. C-rate*), temperature rada, broja ciklusa.

  Hesse i saradnici [102] pružaju sveobuhvatan pregled dizajna stacionarnih sistema skladištenja energije sa naglaskom na minimizaciju degradacije litijum-jonskih baterija. Xu i saradnici [80] razvijaju detaljne modele degradacije koji mogu biti integrisani u optimizacione algoritme.

- **Zadovoljstvo korisnika -** Obezbeđivanje komfora i zadovoljenja energetskih potreba korisnika predstavlja važan, često zanemaren kriterijum [81], [99]. Zhou i saradnici [81] daju pregled koncepata, konfiguracija i strategija raspoređivanja pametnih sistema za upravljanje energijom u domaćinstvima, sa posebnim fokusom na zadovoljstvo korisnika. Beaudin i Zareipour [99] analiziraju složenost modelovanja sistema za upravljanje energijom u domaćinstvima i identifikuju ključne izazove u balansiranju između automatizacije i korisničke kontrole.

4 Višekriterijumska optimizacija

Sa porastom složenosti savremenih sistema i istovremenim prisustvom više ciljeva, ograničenja i zainteresovanih aktera, jedan kriterijum pri odlučivanju više nije dovoljan, pa donošenje odluka postaje višedimenzionalan proces. U takvim uslovima, problemi su često nedovoljno strukturirani, kriterijumi mogu biti međusobno konfliktni, a alternative brojne, što otežava dosledno i transparentno odlučivanje. Zbog toga se razvijaju i primenjuju metode višekriterijumske analize koje omogućavaju da se kriterijumi jasno definišu, da im se dodeli relativna važnost i da se alternative sistematski uporede u skladu sa preferencijama donosioca odluke. Zbog njihove sposobnosti da strukturiraju proces izbora i da kompromise između ciljeva učine eksplicitnim, ove metode su poslednjih decenija značajno zastupljene u različitim oblastima primene, što se potvrđuje i u literaturi [103]. Pri tome, kvalitet rezultata zavisi od načina definisanja kriterijuma i težinskih faktora, što ukazuje na potrebu ozbiljnog pristupa modelovanju u konkretnim primenama. Ovakav okvir predstavlja osnovu za razmatranje konkretnih klasa metoda koje se dalje analiziraju u nastavku poglavlja.

Prema literaturi, metode višekriterijumske analize (VKA) polaze od konačnog skupa jasno definisanih alternativa i kriterijuma, pa se postupak svodi na upoređivanje i rangiranje uz eksplicitno navođenje preferencija. Nasuprot tome, klasična jednokriterijumska optimizacija tipično radi nad kontinualnim prostorom promenljivih i dopustivim skupom definisanim ograničenjima, pa razumevanje rešenja češće zahteva i intuiciju o tome gde i zašto nastaje ekstremna vrednost i kako se menja pri promeni uslova. U periodu pre šire dostupnosti informacionih tehnologija primena ovih postupaka bila je praktično otežana zbog potrebe za sistematskim prikupljanjem i obradom većeg broja podataka (alternative, kriterijumi, ocene/težine) i ponavljanjem proračuna kroz više varijanti, dok su danas, uz računarom podržane alate, široko primenjivi za brže i transparentnije donošenje odluka [104].

Kad se odluka donosi po više kriterijuma, a kriterijumi su često u konfliktu, realno je očekivati da ne postoji alternativa koja je „najbolja“ u svim dimenzijama. Zato se u praksi traži rešenje koje predstavlja prihvatljiv kompromis, uz to da postupak bude transparentan i da se jasno vidi kakav je *trade-off* napravljen između ekonomskih, tehničkih, ekoloških i drugih zahteva. Ako u odlučivanju učestvuje više interesnih strana, dodatni izazov je što se razlike u preferencijama moraju eksplicitno ugraditi u model, kako bi se dobilo rešenje dovoljno prihvatljivo za relevantne aktere. U tom smislu, metode višekriterijumske analize omogućavaju identifikaciju nedominiranih (Pareto-optimalnih) rešenja, rangiranje alternativa u odnosu na idealne i neidealne referentne tačke, ili direktno izdvajanje kompromisnog rešenja (npr. VIKOR), uz mogućnost proširenja na neizvesne i subjektivne procene (*fuzzy* i hibridni modeli) [105].

Metodologije višekriterijumskog odlučivanja su esencijalne za upravljanje kompleksnim donošenjima odluka u energetskom sektoru i šire. Od jednostavnih kompenzacijskih metoda kao SAW do sofisticiranijih „*outranking*“ metoda kao ELECTRE, svaka metoda ima svoje mesto u inženjerskoj praksi. Osnovno razumevanje njihovih principa, matematičkog okvira i praktične primene omogućava donosiocu odluke da odabere odgovarajući pristup za problem koji rešava. Teorija Korisnosti sa Više Atributa (*eng. Multi-attribute Utility Theory - MAUT*), koja je odabrana kao optimalna metoda za višekriterijumsku optimizaciju rada prozjumera pruža rigoroznu teorijsku osnovu i proširenja ovih metoda na domene neizvesnosti i rizika [103],[105],[106].

4.1 Višekriterijumska analiza kao optimalni model odlučivanja

Kao što je već ukazano, upravljanje prozjumerom podrazumeva izbor između više mogućih tokova energije u svakom posmatranom intervalu (npr. samopotrošnja, skladištenje, predaja u mrežu ili kupovina iz mreže). U takvim uslovima odluka se svodi na izbor alternative u okviru više istovremenih ciljeva i ograničenja, a ne na jednu „najbolju“ opciju. Ti ciljevi su tipično međusobno konkurentni (trošak, samopotrošnja, emisije, zadovoljstvo korisnika i životni vek baterije), pa izbor alternative zahteva eksplicitno poređenje prema jasno definisanim kriterijumima i preferencijama donosioca odluke [107].

Pri tome, čak i kada su alternative jasno definisane, ishod zavisi od načina postavljanja kriterijuma i njihovih relativnih težina, pa se *trade-off* između ciljeva mora učiniti vidljivim i

obrazložljivim. Dodatno, u prozjumer sistemima odluke se donose u prisustvu neizvesnosti prognoze i promenljivih uslova na tržištu, zbog čega se zahteva pristup koji omogućava sistematsko rangiranje i izbor kompromisnog rešenja umesto oslanjanja na intuitivno odlučivanje. Zbog toga se u nastavku razmatraju metode višekriterijumskog odlučivanja koje formalizuju proces izbora i omogućavaju transparentno upravljanje kompleksnim energetskim problemima [107].

Zbog već spomenutih konflikata između kriterijuma, optimalno upravljanje prozjumerom svodi se na definisanje više kriterijuma za odlučivanje koji obuhvataju funkciju cilja i funkciju kriterijuma definisanje više alternativnih rešenja i pronalaženje jednog kompromisnog rešenja [104].

Primena višekriterijumske analize (VKA) podrazumeva da se problem najpre precizno formuliše, a zatim identifikuju alternative koje su realno izvodljive u datom kontekstu. Da bi se alternative mogle uporediti, definišu se kriterijumi koji operacionalizuju ciljeve i preferencije donosioca odluke, pri čemu su kriterijumi često različite prirode i delimično konfliktni. Zbog toga izbor najčešće nije „najbolja“ alternativa u svim dimenzijama, već rešenje koje predstavlja prihvatljiv kompromis. U tom postupku kriterijumima se dodeljuju težinski faktori, kako bi se eksplicitno izrazila njihova relativna važnost i omogućilo dosledno vrednovanje i rangiranje alternativa u skladu sa ciljem odlučivanja.

Kod odluka većeg značaja istovremeno se moraju uvažiti različiti kriterijumi koji su po prirodi raznorodni (npr. ekonomski efekti, tehnička ograničenja i širi društveno-ekološki uticaji). Kako se broj kriterijuma uvećava, raste i složenost analize, jer se kriterijumi često ne mogu istovremeno „maksimizovati“ bez kompromisa. Dodatnu složenost uvodi činjenica da u odlučivanju može učestvovati više zainteresovanih strana, pri čemu svaka favorizuje kriterijume koji najbolje odražavaju njene interese. Zbog toga se, radi boljeg sagledavanja i vrednovanja, kriterijumi u praksi grupišu na ekonomske, tehničko-tehnološke, društvene i ekološke kriterijume.

U višekriterijumskom odlučivanju težine kriterijuma služe da se prioriteti među kriterijumima jasno ugrade u postupak ocenjivanja, pa njihov izbor suštinski oblikuje rang alternativa. Pri modelovanju realnih sistema često se ulazi u širok skup relevantnih stavki, dok istovremeno postupak procene može ostati zahtevan, pa je važno održati ravnotežu između

detaljnosti opisa i izvodljivosti izabrane metode. Da bi se povećala preglednost, doprinos pojedinačnih faktora može da se razmatra zasebno, jer se tada jasnije vidi kako svaka stavka učestvuje u ukupnoj oceni u okviru VKA (Slika 4.1) [106], [108].

Slika 4.1 – Sprovođenje višekriterijumske analize

Pri definisanju kriterijuma za višekriterijumsko odlučivanje pre svega je cilj je da se, u skladu sa zahtevima donosioca odluke, zahvati suština problema. Ako se pri tome izaberu kriterijumi koji su sadržajno ekvivalentni, odlučivanje može da prevagne na jednu stranu i u konačnosti ne dovede do kvalitetne odluke. Zbog ovoga je jako važno da se kriterijumi biraju selektivno i uz jasno vezivanje za konkretan slučaj. Odavde dalje sledi da je na donosiocu odluke velika odgovornost da postavi set koji je istovremeno informativan i dosledan. I kad se to uradi kako treba, tek onda ima smisla da se pređe na deo gde se različiti kriterijumi 'srede' u jednu zajedničku celinu, da bi alternative mogle stvarno da se uporede. Tek tada se prelazi na konkretno poređenje i rangiranje većeg broja alternativa kroz više kriterijuma.

Kada se poredi veći broj alternativa kroz više kriterijuma, kriterijumi su često heterogeni po prirodi i meri, imaju različitu težinu u proceni i mogu tražiti suprotne pravce vrednovanja (npr. manju ili veću vrednost), pa je potrebno primeniti metode višekriterijumske optimizacije/odlučivanja koje obezbeđuju da se višedimenzionalna poređenja objedine u rezultat koji omogućava rangiranje alternativa. U tom okviru, konačni izbor donosi donosilac odluke, a odluka se svodi na izbor alternative koja je, prema usvojenom modelu preferencija, najprihvatljivija za donosioca odluke [104].

Kako se u višekriterijumskom odlučivanju alternative upoređuju istovremeno po više merila, ishod ne zavisi samo od završnog izbora, već i od načina na koji je postavljen okvir poređenja. Zbog toga je uloga donosioca odluke da definiše bazu na kojoj se alternative

procenjuju kroz kriterijume, da odredi kako se razlike među alternativama prevode u preferencije, kao i da postavi relativni značaj kriterijuma i prateće parametre. U ovim fazama, i već pri malim pomeranjima u izboru merila, preferencija, težina i parametara, može da se promeni rangiranje, zbog čega su one posebno osetljive u procesu odlučivanja [109].

Kako je već istaknuto u ovom poglavlju, kvalitet rezultata zavisi od toga kako je problem precizno formulisan i kako su postavljeni kriterijumi i njihove relativne težine, pa to u praksi znači da prvo mora jasno da se vidi kakvu odluku uopšte donosimo. Nekad biramo između nekoliko unapred poznatih opcija i treba da ih poređamo po više kriterijuma, a nekad tek tražimo "najbolje rešenje" kroz veliki prostor mogućih kombinacija uz više ciljeva i ograničenja. Zbog te razlike, smisleno je da se metode višekriterijumskog odlučivanja najpre podele prema tome da li rešavaju problem izbora među diskretnim alternativama ili problem višeciljne optimizacije u kontinualnom prostoru.

4.1.1 Osnovna podela metoda višekriterijumskog odlučivanja

Kao što je već nagovešteno na kraju poglavlja 4.1, u višekriterijumskom odlučivanju razlika u polaznom modelu vodi do osnovne podele [104], [110]:

1. Jedna grupa metoda polazi od problema u kome se traži rešenje u kontinualnom prostoru uz više ciljeva (višeciljno odlučivanje, VCO),
2. druga polazi od unapred definisanog skupa alternativa koje se porede i rangiraju prema više kriterijuma (višeatributno odlučivanje, VAO), što se u praksi često sreće i pod nazivom višekriterijumska analiza (VKA).

Kod VCO, postoji konačan skup potencijalnih alternativa (kontinualan prostor rešenja), gde su ciljne funkcije eksplicitno matematički definisane. Ograničenja se daju kao ekvivalentnosti, nejednakosti ili složenija ograničenja. Optimalno rešenje se traži kroz iterativni proces optimizacije. Ne postoji jedinstveno optimalnim rešenje, već se traži Pareto optimalno rešenje ili skup neinferiornih rešenja.

VCO u matematičkoj notaciji se može predstaviti kao:

Optimizuj $\mathrm{f(x)} = \left(f_1(\mathrm{x}), f_2(\mathrm{x}), \dots, f_k(\mathrm{x})\right)$, pod ograničenjima: $\mathrm{x} \in \mathrm{X}$, gde su:

1. $\mathrm{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ vektor primenljivih odluke (kontinualan ili mešovit),

2. X predstavlja skup dostupnih rešenja definisanih ograničenjima,
3. f(x) je vektor od k ciljnih funkcija,
4. $k \geq 2$ predstavlja broj konfliktnih ciljeva.

Praktičan primer u domenu energetike bi mogao biti problem pri definisanju optimalnog hibridnog vetro-solarnog sistema, gde treba sagledati više ciljeva:

1. Minimizovati godišnje operativne troškove ($\min f_1(\mathbf{x}) = \text{OPEX}$),
2. Maksimizovati pouzdanost snabdevanja energijom ($\max f_2(\mathbf{x}) = \text{Reliability}$)
3. Minimizovati godišnje emisije CO_2 ekvivalenta ($\min f_3(\mathbf{x}) = CO_2$),
4. Maksimizovati internu stopu rentabilnosti projekta ($\max f_4(\mathbf{x}) = \text{IRR}$)

Ograničenja koja se mogu javljati vezana su za kapacitete, vremenske i geografske faktore, investicione budžete i regulatorne okvire.

Kod VAO se polazi od situacije u kojoj su alternative već unapred poznate, ali nisu neposredno uporedive, jer svaka može da bude povoljnija po nekom kriterijumu, dok su kriterijumi različite prirode i izraženi u različitim jedinicama. Da bi poređenje bilo dosledno, za svaku alternativu se uzimaju vrednosti po svim kriterijumima, zatim se kriterijumi dovode na uporedivu osnovu (normalizacija) i objedine tako da se može dobiti rang alternativa. U praksi se ti podaci najčešće uređuju kroz matricu odlučivanja, gde su alternative raspoređene po redovima, a kriterijumi po kolonama [104].

VAO u matematičkoj notaciji se definiše sa:

1. Diskretnim skupom od m alternativa: $A = \{a_1, a_2, \dots, a_m\}$
2. Skupom od n atributa/kriterijuma: $C = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$
3. Matricom odlučivanja (*decision matrix*):

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} & \cdots & d_{1n} \\ d_{21} & d_{22} & \cdots & d_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{m1} & d_{m2} & \cdots & d_{mn} \end{bmatrix}$$, gde je d_{ij} vrednost atributa j za alternativu i

4. Vektorom težina kriterijuma: $\mathrm{w} = (w_1, w_2, \dots, w_n)$ gde je $\sum_{j=1}^{n} w_j = 1$ i $w_j \geq 0$

Rangirati alternative i odabrati najbolju alternativu a^* iz skupa A na osnovu vrednosti atributa i preferencija donosioca odluke [103].

Za praktičan primer formiranja matrice odlučivanja može se sagledati slučaj investitora koji treba da odabere tehnologiju za grejanje stambene zgrade, gde se tehnologije sagledavaju kao alternative: A ={Prirodni gas, Toplotna pumpa, Biomasa kotao, Solarni sistem sa baterijom}, dok su potencijalni kriterijumi za odlučivanje: C ={Početna investicija, Godišnji operativni troškovi, Efikasnost, Emisije CO_2, Komfor, Održivost} (Tabela 4.1).

Tabela 4.1 - Primer matrice odlučivanja

Alternativa	Investicija (€)	Op. Troškovi (€/god)	Efikasnost (%)	CO_2 (kg/god)	Komfor (1-10)	Održivost (god)
Prirodni gas	8,000	2,200	85	12,000	8	15
Top. pumpa	18,000	800	300	2,000	9	20
Biomasa	12,000	1,200	90	500	7	20
Solarni sistemi	22,000	300	280	0	6	25

Data matrica odlučivanja je dobar primer korišćenja kvantitativnih i kvalitativnih kriterijuma, kao i različitih mernih jedinica. Međutim, sam investitor koji je postavio sebi ovako težak zadatak mora da utvrdi težinske faktore svakog od kriterijuma. U konkretnom slučaju, glavni kompromis uvek nastaje između vrednosti investicije i nivoa komfora koju ostvaruje određena tehnologija.

4.1.2 Metode višeatributnog odlučivanja (VAO) za optimizaciju rada prozjumera

Proces donošenja odluka kod prozjumera je inherentno složen i zahteva simultano razmatranje više konfliktnih ciljeva i ograničenja, što ih čini idealnim kandidatima za primenu metoda višeatributnog odlučivanja (VAO). Za razliku od tradicionalnih potrošača čiji je primarni cilj minimizacija troškova energije, prozjumeri se suočavaju sa multidimenzionalnim problemom optimizacije koji uključuje ekonomske, tehničke, ekološke i socijalne faktore [111].

Ekonomska i tehnička dimenzija odlučivanja prozjumera obuhvata više konfliktnih aspekata. Prozjumeri moraju analizirati investicione troškove (CAPEX) za opremu poput solarnih panela i baterijskih sistema, operativne troškove (OPEX) održavanja, te strategije trgovanja sa mrežom—kada kupiti energiju po vremenski diferenciranim tarifama, kada prodati višak proizvedene energije, i kada učestvovati u lokalnom deljenju energije sa susednim

prozjumerima (koncept energetskih zajednica). Istovremeno, prozjumeri moraju da balansiraju proizvodnju iz različitih izvora, upravljaju sistemima za skladištenje sa ograničenjima stanja napunjenosti, efikasnosti konverzije i životnog veka, i zadovolje sopstvene potrebe za energijom uzimajući u obzir stohastičku prirodu obnovljivih izvora, gde proizvodnja iz sunca i vetra značajno varira u zavisnosti od vremenskih uslova [112]. Ovaj problem se dodatno komplikuje zbog potrebe za donošenje odluka u realnom vremenu o tome da li će prozjumer biti prodavac ili kupac energije na berzanskom tržištu električne energije [113].

Dodatno, ekološka i društvena dimenzija postaju sve važnije u procesu odlučivanja prozjumera. Prozjumeri ne razmatraju samo direktne emisije CO_2 iz sopstvene proizvodnje, već i indirektne emisije povezane sa kupovinom energije iz mreže, pri čemu faktor emisije varira zavisno od energetskog miksa [114]. Noviji pristupi uvode koncept "podeljene odgovornosti za ugljenik", gde koordinisano deljenje energije može smanjiti emisije za preko 38% u poređenju sa nekoordinisanim delovanjem [111]. Dodatno, prozjumeri imaju različite psihološke profile, stavove prema riziku, ekološke vrednosti i preferencije vezane za nivo autonomije od centralizovane mreže [115]. U kontekstu energetskih zajednica, prozjumeri moraju donositi grupne odluke o zajedničkim investicijama i deljenju resursa, što zahteva transparentne i pravedne mehanizme za agregiranje preferencija više učesnika [116].

Metode višeatributnog odlučivanja su posebno pogodne za prozjumere jer eksplicitno tretiraju sve ove dimenzije kroz sistematičan analitički okvir. MADM metode omogućavaju kvantifikaciju i ponderisanje konfliktnih kriterijuma—na primer, koliko je prozjumer spreman da plati više za veću autonomiju, nižu stopu ugljen-dioksida ili veću pouzdanost snabdevanja [114]. U praksi, metode kao što su AHP (*eng. Analytic Hierarchy Process*) se koriste za određivanje relativne važnosti kriterijuma, TOPSIS (*eng. Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution*) za rangiranje alternativa prema idealnom rešenju, PROMETHEE za eksplicitno tretiranje neuporedivosti, a *fuzzy* i hibridne metode za rukovanje neizvesnošću i lingvističkim ocenama kada prozjumer ne može precizno kvantifikovati svoje preferencije [117]. Studije pokazuju da hibridni AHP-PROMETHEE okvir za izbor sistema za skladištenje energije kod prozjumera efikasno rangira različite tehnologije baterija prema kriterijumima kao što su upravljanje tokovima energije, tehničke karakteristike i održivost [118].

Metoda teorije višeatributne korisnosti (MAUT) predstavlja posebno adekvatan pristup za odlučivanje prozjumera jer eksplicitno modeluje individualne funkcije korisnosti i

preferencije prema riziku. Različiti prozjumeri imaju različite stavove prema nesigurnosti—neki su skloni riziku i favorizuju agresivne strategije trgovanja, dok drugi preferiraju konzervativniji pristup sa višim nivoom autonomije [115]. MAUT omogućava da se kroz eksponencijalne, logaritamske ili linearne funkcije korisnosti precizno reprezentuju ovi stavovi, čime se omogućava personalizovano rangiranje alternativa u skladu sa profilom donosioca odluke [114]. Dodatno, aksiomatska osnova MAUT-a obezbeđuje konzistentnost i transparentnost odlučivanja, što je ključno za dugoročne strateške investicije prozjumera koje uključuju visoke kapitalne troškove i značajnu neizvesnost.

4.2 Teorija korisnosti sa više atributa - MAUT

Teorija korisnosti sa više atributa - MAUT (*eng. Multi-Attribute Utility*) je rigorozan, normativni okvir za donošenje odluka sa više kriterijuma koji proširuje klasičnu teoriju očekivane korisnosti na odluke koje uključuju višestruke, često konfliktne ciljeve. Razvijena 1960.-ih i unapređena kroz naredne decenije, MAUT pruža matematički pristup donošenju složenih odluka uvođenjem kompromisa između konkurentskih kriterijuma i integrisanjem neizvesnosti u proces odlučivanja.

Ovo poglavlje pruža sveobuhvatan pregled MAUT-a, pokrivajući njegov istorijski razvoj, teorijske osnove, matematički okvir, praktičnu metodologiju, primene u različitim domenima, komparativne prednosti i ograničenja i buduće pravce istraživanja. Snaga MAUT-a leži u njegovoj aksiomatskoj osnovi i transparentnosti. Teorija nastavlja da se razvija sa hibridnim pristupima, računarskim alatima i širenjem aplikacija u infrastrukturi, pogotovu u oblasti obnovljivih izvora.

Donošenje odluka često uključuje procenu alternativa preko višestrukih, konfliktnih atributa ili kriterijuma. Bez obzira da li se bira projekat inženjerskog sistema, dodeljivanje resursa životne sredine, ili izbor investicionog portfolija, donosioci odluka moraju da uravnoteže konkurentske ciljeve kao što su troškovi, efikasnost, rizik, održivost, i preferencije zainteresovanih strana.

Teorija korisnosti sa više atributa (MAUT) pruža sistematski, matematički utemeljen pristup takvim problemima odlučivanja sa više kriterijuma [137]. MAUT proširuje klasičnu teoriju očekivane korisnosti von Neumann-Morgenstern (vNM) - prvobitno razvijenu za

odluke pod neizvesnošću sa jednim ciljem - na situacije koje uključuju više atributa [138]. Teorija formalizuje kako strukturirati složene probleme odlučivanja u upravljive komponente, proceniti preferencije u više dimenzija, agregirati različite kriterijume u ukupnu meru korisnosti, izneti eksplicitne kompromise između konkurentskih ciljeva, kao i uključiti neizvesnost i stavove o riziku u proces donošenja odluka [139].

MAUT se odlikuje svojom normativnom osnovom: propisuje kako racionalni donosioci odluka treba da donose odluke na osnovu koherentnih aksioma preferencija, a ne samo opisuju kako ljudi zapravo odlučuju [140]. Ovaj normativni karakter čini MAUT posebno vrednim za odluke sa visokim ulozima koje zahtevaju transparentnost, odbranu i kupovinu zainteresovanih strana.

U eri sve veće složenosti i međuzavisnosti, odluke moraju uzeti u obzir višestruke perspektive zainteresovanih strana, dugoročne posledice i sistemske neizvesnosti. MAUT nudi strukturirani okvir koji:

1. **Povećava transparentnost** - Čini kriterijume odlučivanja i kompromise eksplicitnim.
2. **Poboljšava konzistentnost** - Obezbeđuje odluke u skladu sa navedenim preferencijama.
3. **Olakšava komunikaciju** - Obezbeđuje zajednički jezik za zainteresovane strane.
4. **Podržava učenje** - Omogućava analizu osetljivosti i iterativno usavršavanje.
5. **Integriše neizvesnost** - Kombinuje verovatnoću i prednost u jedinstvenom okviru [123].

4.2.1 Istorijski razvoj

Razvoj teorije korisnosti sa više atributa obuhvata nekoliko decenija, nastao je na temeljima u teoriji odlučivanja, operativnim istraživanjima i naukama o ponašanju.

Konceptualni koreni MAUT-a leže u teoriji očekivane korisnosti koju su formalizovali von Neumann i Morgenstern u svom radu iz 1944. godine „Teorija igara i ekonomskog ponašanja“. Ova teorija je utvrdila da pod određenim aksiomima racionalnog izbora,

preferencije nad neizvesnim izgledima mogu biti predstavljene očekivanom vrednošću korisne funkcije [138].

Šezdesetih godina prošlog veka, pionirski rad Hauarda Raiffe [141] i Varda Edvardsa [142] proširio je ove ideje na višeciljni kontekst. Oni su uveli koncept predstavljanja preferencija numerički preko više atributa i korišćenja korisnih funkcija za rangiranje alternativa sa više dimenzija performansi [137]. Ovaj period je označio prelazak sa optimizacije sa jednim ciljem na eksplicitnu analizu odluka sa više kriterijuma.

Sedamdesetih godina prošlog veka izvršena je formalizacija MAUT-a kao posebne grane analize odluka. Ključni doprinos tokom ovog perioda dali su:

1. **Ralph L. Keeney**, koji je razvio praktične MAUT aplikacije i uveo kritične koncepte kao što su nezavisnost korisnosti i donošenje odluka fokusirano na vrednost. Njegov rad je uspostavio temeljne procedure za procenu višeatributnih korisnih funkcija u primenjenim postavkama [143].
2. **James S. Dyer**, koji je sintetizovao teorijski napredak sa praktičnom implementacijom, premošćujući jaz između apstraktne matematičke teorije i operativne podrške odlučivanju [137].
3. **Peter C. Fishburn**, koji je doprineo aksiomatskim temeljima, razvijajući teoreme reprezentacije koje određuju uslove pod kojima se multiatributne korisne funkcije mogu razgraditi u jednostavnije oblike [144].
4. **Ralph E. Steuer i Jyrki Wallenius**, koji su unapredili računarske i algoritamske aspekte, povezujući MAUT sa matematičkim programiranjem i interaktivnim metodama odlučivanja [145].

Tokom ovog perioda, matematički uslovi za različite oblike korisnosti razlaganja (aditivni, multiplikativni, multilinearni) su rigorozno uspostavljeni, a praktične procedure izazivanja su razvijene i testirane [144], [146].

Devedesetih i 2000-ih godina prošlog veka MAUT je sazreo kao široko priznata metodologija u širem polju donošenja odluka sa više kriterijuma (MCDM). Važni događaji u ovom periodu obuhvataju sveobuhvatne preglede i najsavremenija istraživanja koja su konsolidovala teorijske osnove MAUT-a i katalogizirale aplikacije u različitim domenima, kao i integraciju MAUT-a sa drugim analitičkim alatima, uključujući geografske informacione sisteme (GIS),

modele optimizacije i okvire simulacije. Ovaj period je takođe obeležilo proširenje u nove oblasti primene, kao što su upravljanje zaštitom životne sredine, zdravstvo, informacione tehnologije i planiranje infrastrukture, uz razvoj softverskih alata i računarskih okvira za podršku implementaciji MAUT-a [145], [147].

Poslednjih decenija došlo je do kontinuiranog usavršavanja i širenja MAUT-a, sa povećanim naglaskom na hibridnim pristupima koji kombinuju MAUT sa drugim MCDA metodama, tehnikama optimizacije i mašinskog učenja. Sve veća pažnja posvećuje se participativnom donošenju odluka, angažovanju zainteresovanih strana i agregaciji grupnih komunalnih usluga, dok se metoda primenjuje na nove izazove u održivosti, prilagođavanju klimatskim promenama, pametnim gradovima i otpornoj infrastrukturi. Paralelno sa ovim razvojem, nastavljaju se napori na razvoju metoda za smanjenje opterećenja elicitacije (prikupljanja preferencija) i poboljšanje kognitivne dostupnosti, čime se MAUT čini pristupačnijim i efikasnijim za primenu u praksi [140], [148].

4.2.2 Teorijske osnove

MAUT počiva na teorijskoj osnovi ukorenjenoj u aksiomatskoj teoriji odlučivanja. Razumevanje ovih temelja je od suštinskog značaja za pravilnu primenu i tumačenje MAUT rezultata.

Temelj MAUT-a je von Neumann-Morgenstern-ova teorija korisnosti, koja se bavi odlukama pod neizvesnošću. Teorija se zasniva na nekoliko aksioma racionalne preferencije:

1. **Potpunost**: Za bilo koje dve alternative A i B, donosilac odluka može da navede prednost (A je poželjna u odnosu na B, B je poželjno u odnosu na A, ili su obe varijante ravnopravne).
2. **Tranzitivnost**: Ako je A poželjniji od B i B je poželjniji od C, onda je A poželjniji od C.
3. **Kontinulnost**: Ako se A preferira u odnosu na B i B se preferira u odnosu na C, postoji verovatnoća p takva da je donosilac odluka ravnodušan između B i ishoda koji daje A sa verovatnoćom p i C sa verovatnoćom (1-p).
4. **Nezavisnost**: Preferencije između ishoda zavise samo od ishoda u kojima se razlikuju, a ne od zajedničkih ishoda.

Prema ovim aksiomima, postoji funkcija korisnosti U takva da preferencije nad neizvesnim izgledima mogu biti predstavljene očekivanom vrednošću U. To jest, perspektiva A je poželjna u odnosu na B ako i samo ako $E[U(A)] > E[U(B)]$, gde E označava očekivanje [138].

Izazov u kontekstima sa više atributa je da ishode karakterišu vektori atributa, a ne jednodimenzionalne vrednosti. Na primer, medicinski tretman može se opisati atributima kao što su vreme preživljavanja, kvalitet života, neželjeni efekti i troškovi. MAUT proširuje teoriju očekivane korisnosti na takve postavke [137], [144].

Formalno, neka $\boldsymbol{x} = (x_1, x_2, \ldots, x_n)$ predstavlja ishod koji karakteriše n atributa. Multiatributna funkcija U(**x**) dodeljuje vrednost svakom mogućem vektoru ishoda. Centralno pitanje je: *Pod kojim uslovima se ova funkcija sa više atributa može dekomponovati u jednostavnije oblike koji se praktično mogu proceniti?*

Dekompozicija multiatributnih funkcija zahteva dodatne aksiome izvan onih iz teorije očekivane korisnosti sa jednim atributom.

Ključni aksiomi uključuju [144], [146]:

1. **Preferencijalna nezavisnost**: podskup A je preferencijalno nezavisan od svog komplementa ako preferencije nad ishodima koje uključuju samo atribute u A ne zavise od fiksnih nivoa atributa izvan A.
2. **Nezavisnost korisnosti**: Atribut x_1 je nezavisan od drugih atributa ako uslovne preferencije nad ishodom x_1 (držeći druge atribute fiksne) ne zavise od nivoa na kojem se ti drugi atributi održavaju konstantnim.
3. **Aditivna nezavisnost**: ukupna korisnost može se izraziti kao ponderisana suma funkcija sa jednim atributom.

Ovi uslovi odražavaju suštinske pretpostavke o preferencijama donosioca odluka i moraju biti empirijski testirani u aplikacijama [149].

Teoreme reprezentacije specificiraju matematički oblik multiatributne korisnosti funkcije s obzirom na određene pretpostavke nezavisnosti [144], [146]:

Aditivni oblik - ako uzajamna nezavisnost važi onda:

$$U(x_1, x_2, \ldots, x_n) = \sum_{i=1}^{n} w_i \, u_i(x_i) \tag{4.1}$$

gde su u_i jednoatributne funkcije, a w_i su pozitivni težinski faktori.

Multiplikativni oblik - ako važi nezavisnost korisnosti, ali aditivne pretpostavke su previše restriktivne, primenjuje se multiplikativni oblik:

$$1 + kU(x) = \prod_i [1 + kw_i u_i(x_i)] \tag{4.2}$$

gde je k konstanta skaliranja određena težinama.

Multilinearni oblik - Opšti oblik koji dozvoljava termine interakcije između atributa:

$$U(\boldsymbol{x}) = \sum_i w_i u_i(x_i) + \sum_i \sum_j w_{ij} u_i(x_i) u_j(x_j) + \cdots \tag{4.3}$$

Ovaj oblik prilagođava bogatije strukture zavisnosti, ali zahteva opsežniju analizu korisnosti [146].

Izbor između ovih oblika zavisi od empirijskih testova nezavisnosti i praktičnih razmatranja modela [144].

Od ključnog je značaja prepoznati da je MAUT normativna teorija koja propisuje kako treba donositi odluke da budu u skladu sa navedenim preferencijama i aksiomama racionalnosti [140]. Ovo je u suprotnosti sa opisnim teorijama koje modeliraju kako ljudi zapravo donose odluke, što može odstupati od normativnih recepata zbog kognitivnih ograničenja, predrasuda i heuristike [149]. Normativni karakter MAUT-a ima važne implikacije, pre svega u tome što rezultate MAUT-a treba tumačiti kao preporuke u skladu sa izazvanim preferencijama, a ne predviđanjima stvarnog ponašanja. Takođe, odstupanja između MAUT preporuka i intuitivnih presuda mogu signalizirati ili greške u izazivanju ili kognitivne predrasude koje vredi ispitati.

Da bi se osigurala uporedivost i interpretabilnost, funkcije se obično skaliraju. Jednoatributne korisnosti se skaliraju na interval [0,1], pri čemu 0 predstavlja najgori nivo, a 1 najbolji nivo performansi. Težine kriterijuma se normalizuju tako da njihova suma iznosi 1 u

aditivnim modelima. Ukupna korisnost se često skalira na interval [0,1] ili alternativno [0,100], zavisno od potreba konkretne primene [146].

4.2.3 Notacija i definicije

Neka [122], [123]:

$\mathrm{X} = X_1 \times X_2 \times \ldots \times X_n$ označavaju prostor ishoda (sve moguće kombinacije nivoa svih atributa), gde je $X_i = [a_i, b_i]$ ili $X_i = \{x_i^1, x_i^2, \ldots, x_i^{m_i}\}$ opseg atributa i (kontinualan ili diskretan).

$\mathrm{x} = (x_1, x_2, \ldots, x_n) \in \mathrm{X}$ - predstavljaju specifičan ishod ili alternativu sa nivoima atributa za svaki kriterijum

x_i - označavaju nivo atributa i, gde $x_i^+ = \max X_i$ je najbolji nivo (*most preferred*), a $x_i^- = \min X_i$ je najgori nivo (*least preferred*)

$u_i: X_i \rightarrow [0,1]$ - predstavljaju jednoatributnu funkciju za atribut i, koja mapira nivoe atributa na normalizovanu skalu korisnosti - Svojstva: $u_i(x_i^*) = 1$ (najbolji nivo), $u_i(x_i^-) = 0$ (najgori nivo)

$U: \mathrm{X} \rightarrow \mathbb{R}$ - predstavljaju ukupnu multiatributnu funkciju korisnosti koja mapira ishode na realne brojeve - $U(\mathrm{x})$ je vrednost korisnosti za ishod x

w_i za $i = 1,2,\ldots,n$ - predstavljaju težine atributa (takođe zvane relativne važnosti ili skalarne konstante) - Svojstva: $w_i \geq 0$ za sve i, i $\sum_{i=1}^{n} w_i = 1$ (normalizacija za aditivni model)

$p = (p_1, p_2, \ldots, p_m)$ - predstavljaju distribuciju verovatnoće preko m mogućih ishoda - $p_j \geq 0$ za sve j i $\sum_{j=1}^{m} p_j = 1$

$E[\cdot]$ - predstavljaju operator očekivanja - srednja vrednost ponderisana verovatnoćom

$A = \{a_1, a_2, \ldots, a_k\}$ - označavaju skup k dostupnih alternativa za evaluaciju

Definicije ključnih koncepata:

1. **Atribut (*eng. Criterion*) -** Merljiva dimenzija po kojoj se alternative ocenjuju. Primeri: cena, kvalitet, bezbednost, vremenski okvir.
2. **Alternativa -** Konkretna opcija ili putanja akcije koju donosilac odluke može da

izabere. Primeri: izbor proizvoda, izbor investicije, izbor projekta.

3. **Preference -** Donosilac odluke favorizuje jedan ishod nad drugim, što je formalno izraženo kroz relacije preferencije: $\succcurlyeq$ (slaba prednost), $\succ$ (stroga prednost), $\sim$ (indiferentnost).
4. **Funkcija korisnosti -** Matematička funkcija koja dodeljuje numeričku vrednost svakom mogućem ishodu, tako da se veće vrednosti korisnosti korespondiraju sa više preferiranim ishodima.
5. **Neizvesnost -** Situacija gde ishodi nisu poznati sa sigurnošću, ali se mogu opisati verovatnoćom.
6. **Rizik -** Neizvesnost kombinovana sa potencijalom za gubitak ili štetom (*adverse outcome*).
7. **Nezavisnost (u kontekstu MAUT-a) -** Svojstvo da preferencije nad jednim atributom nisu zavisne od nivoa drugog atributa.
8. **Kompromis (*eng. Trade-off*) -** Razmena između dva atributa - koliko više jednog atributa je potrebno da kompenzujea smanjenje drugog atributa.

4.2.4 Jednoatributne funkcije

Za svaki atribut i, jednoatributna funkcija $u_i(x_i)$ mapira nivoe atributa na skali korisnosti, obično normalizovana na [0,1] [138],[146]:

1. $u_i(x_i^*) = 1$ za najpoželjniji (najbolji) nivo atributa x_i ,
2. $u_i(x_i^-) = 0$ za najmanje poželjan (najgori) nivo atributa x_i ,
3. $0 < u_i(x_i) < 1$ za sve među nivoe,
4. u_i je monotona - bolji nivoi dobijaju veću korisnost (rastuća ili opadajuća zavisno od atributa).

Oblik jednoatributne funkcije direktno odražava preferencije donosioca odluke i stavove o riziku vezane za atribut i:

1. **Linearna funkcija** - $u_i(x_i) = \frac{x_i - x_i^-}{x_i^* - x_i^-}$ (4.4)

Konstantna marginalna korisnost - svako dodatno povećanje atributa daje istu količinu zadovoljstva. Donosilac odluke je neutralan prema riziku - isto je zadovoljan sa sigurnom vrednošću kao i sa rizičnom opcijom sa istom očekivanom vrednošću. Primena se nalazi u slučajevima kada su preferencije linearno proporcionalne atributima (npr. linearni troškovi).

2. **Konkavna funkcija** - $u_i''(x_i) < 0$ (kriva se savija nadole) (4.5)

Primeri: $u_i(x_i) = \sqrt{x_i}$, $u_i(x_i) = \ln(x_i)$, $u_i(x_i) = 1 - e^{-x_i}$

Smanjenje granične korisnosti - svako dodatno povećanje atributa daje manje zadovoljstva nego prethodna povećanja. Donosilac odluke je averzivan prema riziku - preferira siguran ishod sa srednjom vrednošću nego rizičan ishod sa većom očekivanom vrednošću (plaća premiju za sigurnost). Primena se može naći u slučajevima kada se kalkuliše životni vek, zdravlje, dohodak - više novca ima manje dodatnog blagostanja.

3. **Konveksna funkcija** - $u_i''(x_i) > 0$ (kriva se savija nagore) (4.6)

Primeri: $u_i(x_i) = x_i^2$, $u_i(x_i) = e^{x_i}$

Povećanje granične korisnosti - svako dodatno povećanje atributa daje veće zadovoljstvo nego prethodna povećanja. Donosilac odluke je tražilac rizika - preferira rizičan ishod sa većom očekivanom vrednošću nego siguran ishod (spreman je da prihvati rizik za mogućnost većih dobitaka). Primenjuje se u situacijama gde je donosilac odluke skloniji riziku (npr. preduzetnik koji je tražilac rizika).

4. **Funkcija u obliku slova S** - Kombinacija konkavne i konveksne:

Konkavna za "dobitke" (sve što se poboljšava od sadašnjeg stanja), konveksna za "gubitke". Donosilac odluke je averzivan prema riziku za dobitke - preferira siguran dobitak nego rizičan sa većom očekivanom vrednošću, ali je tražilac rizika za gubitke - preferira rizičan rezultat nego siguran gubitak. Objašnjava ponašanja kao što su kupovanje osiguranja (izbegavanje rizika kod gubitka) i kupovanje lutrije (traženje malog rizika za veliki dobitak).

Postoji tri glavne metode za procenu funkcije $u_i(x_i)$ direktno od donosioca odluke:

1. **Metoda ekvivalenta sigurnosti** (*eng. Certainty Equivalent Method*) je direktna i intuitivna za donosioca odluke, ali predstavlja izazov za donosioca odluke na pitanje o verovatnoći. Metoda se sprovodi u 4 koraka:

    i. Prikaži donosiocu odluke rizičan prospekt: "Dobijate x_i^* sa verovatnoćom p i x_i^- sa verovatnoćom $(1 - p)$",

ii. Pitaj: "Koja sigurna vrednost ishoda čini vas ravnodušnim između rizičnog prospekta i sigurnog ishoda?",

iii. Neka $x_i^{ce}(p)$ bude odgovor. Tada je $u_i\left(x_i^{ce}(p)\right) = p$,

iv. Ponovi sa različitim verovatnoćama (npr. $p = 0.25, 0.5, 0.75$) da se dobije kriva.

2. **Metoda ekvivalenta verovatnoće** (*eng. Probability Equivalent Method*) treba da odgovori na pitanje donosiocu odluke „pri kojoj šansi ste mi indiferentni" i zahteva pažljivo formulisanje. Metoda se sprovodi u 3 koraka:

   i. Prikaži donosiocu odluke dve alternative:

      a. Alternativa A: Sigurno dobijate zadanu vrednost $\bar{x}_i$ (tačka između x_i^- i x_i^*)
      b. Alternativa B: Dobijate x_i^* sa verovatnoćom p i x_i^- sa verovatnoćom $(1-p)$

   i. Pitaj donosioca odluke: "Za koju verovatnoću p bi bili ravnodušni između sigurne vrednosti i rizičnog prospects-a?"

   ii. Tada je $u_i(\bar{x}_i) = p$

3. **Direktni rejting** (*eng. Direct Rating Method*) je najbrža i najjednostavnija metoda, ali je manje tačna jer donosilac odluke može biti pristrasan, a nisu jasno artikulisani kompromisi. Može se sprovesti u 3 koraka:
   i. Prikaži donosiocu odluke sve moguće nivoe atributa $X_i = [x_i^-, x_i^*]$
   ii. Pitaj donosioca odluke: "Na skali od 0 do 100, kolika je korisnost ove vrednosti?"
   iii. Ponovi za nekoliko vrednosti da se dobije kriva

Nakon što se proceni funkcija jednog atributa, uvek treba potvrditi konzistentnost sa donosiocem odluke gde treba da potvrdi da li funkcija dobro predstavlja preference. Kroz iterativni proces utvrđuju se vrednosti za sve atribute. Na ovaj način se sprečava greška elicitacije i poboljšava kvalitet procesa.

4.2.5 Višeatributne funkcije

Višeatributne funkcije predstavljaju matematički okvir za reprezentovanje preferencija donosioca odluke kada se odluka donosi prema više kriterijuma ili atributa istovremeno. Multiatributna funkcija korisnosti $U(x_1, x_2, ..., x_n)$ dodeljuje numeričku vrednost svakom mogućem vektoru ishoda, omogućavajući rangiranje alternativa i kvantifikovanje kompromisa između konfliktnih ciljeva. Mogu se razlikovati tri tipa multiatributnih funkcija [144], [146]:

1. Aditivna višeatributna funkcija

Aditivni oblik se najčešće koristi u praksi zbog svoje jednostavnosti i intuitivnog tumačenja:

$$U(x_1, x_2, \ldots, x_n) = \sum_{i=1}^{n} w_i \, u_i(x_i), \tag{4.7}$$

$w_i \geq 0$ su težine atributa, $\sum_i w_i = 1$ (normalizacija), $u_i(x_i)$ jednoatributna funkcija.

Aditivni model primenjuje se u situacijama gde doprinos svakog atributa ostaje nezavisan od nivoa ostalih atributa, što se označava kao uslov uzajamne nezavisnosti korisnosti. Ovaj model karakteriše razdvojivost učinaka - svaki atribut doprinosi ukupnoj korisnosti na način koji ne zavisi od preostalih atributa - omogućavajući reprezentaciju ukupne korisnosti kao ponderisanog proseka pojedinačnih doprinosa. Dodatna prednost je što odnos težina između dva atributa (w_i/w_j) ima jasnu interpretaciju kao granična stopa zamene između njih, što čini rezultate modela transparentnim i razumljivim donosiocu odluke. Upravo ova kombinacija jednostavnosti primene, jasne interpretacije i sposobnosti da precizno reprezentuje kompromise između atributa čini aditivni model najčešće korišćenim pristupom u praktičnim primenama višeatributne teorije korisnosti.

2. Multiplikativna višeatributne funkcija

Kada nezavisnost korisnosti važi, ali uzajamna nezavisnost korisnosti ne, multiplikativni oblik se primenjuje:

$$1 + kU(x_1, x_2, \ldots, x_n) = \prod_{i=1}^{n} [1 + k w_i u_i(x_i)] \tag{4.8}$$

gde: - $k \neq 0$ je konstanta skaliranja, za $w_i > 0$ su konstante skaliranja (ne nužno sumiranje na 1) - k je određeno ograničenjem:

$$1 + k = \prod_{i=1}^{n}[1 + kw_i] \tag{4.9}$$

S obzirom na težine $w_1, w_2, \ldots, w_n$, konstanta skaliranja k se može sračunati numerički ili, za dva atributa, analitički:

$$k = (w_1 + w_2 - 1) / (w_1 w_2) \tag{4.10}$$

Multiplikativni model omogućava modelovanje efekta interakcije između atributa - kada je k > 0 atributi pokazuju komplementarnost (vrednost jednog atributa pojačava vrednost drugog), a kada je k < 0 pokazuju zamenljivost (depletivni efekti). Važno svojstvo je da multiplikativni oblik konvergira u aditivni oblik kada k → 0, što ga čini generalizacijom aditivnog modela. Multiplikativni oblik fleksibilnije modeluje ne-konstantne stope kompromisa, čineći ga pogodnijim za probleme gde su atributi međusobno zavisni.

3. Multilinearna višeatributna funkcija

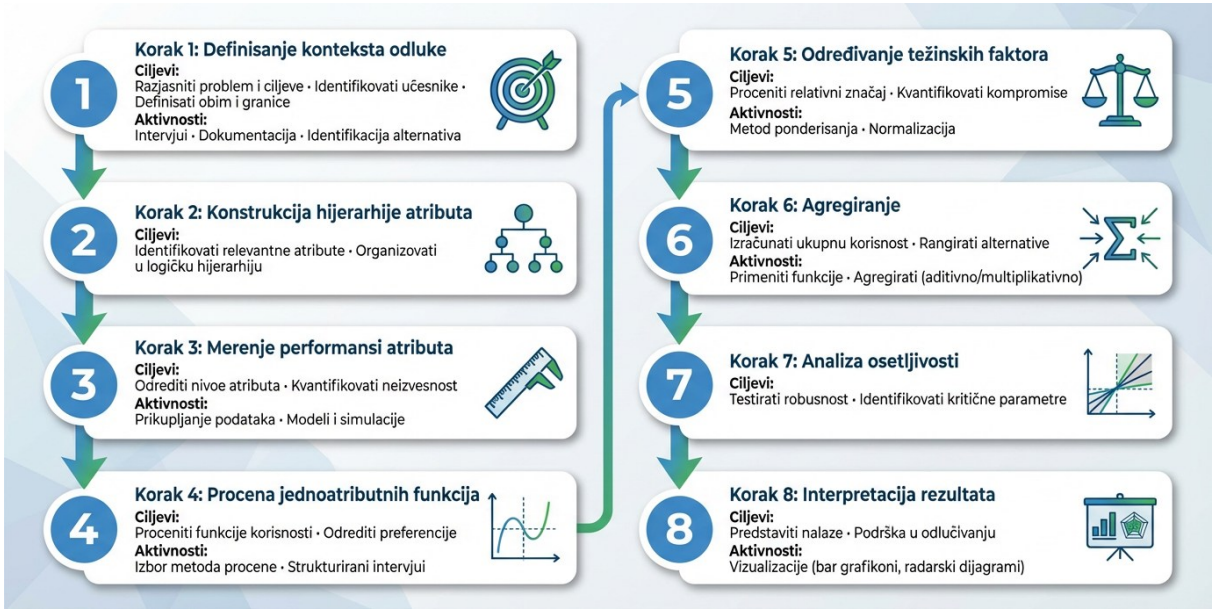
Najopštiji oblik obuhvata sve moguće interakcije [146]:

$$U(\mathbf{x}) = \sum_i w_i\, u_i(x_i) + \sum_{i<j} w_{ij}\, u_i(x_i) u_j(x_j) + \sum_{i<j<k} w_{ijk}\, u_i(x_i) u_j(x_j) u_k(x_k) + \cdots \tag{4.11}$$

Ovaj oblik poseduje maksimalnu fleksibilnost i može predstaviti bilo koju strukturu preferencija koja je u skladu sa nezavisnošću korisnosti. Međutim, cena fleksibilnosti je značajna kompleksnost - multilinearni oblik zahteva elicitaciju eksponencijalno velikog broja parametara $(2^n - 1)$, što ga čini nepraktičnim za probleme sa više od 4-5 atributa. U praksi se multilinearni oblik retko koristi u punom obliku, ali teorijski okvir pruža osnovu za parcijalne multilinearne modele koji uključuju samo važne interakcije između atributa.

4.2.6 MAUT metodologija

Praktična implementacija teorije višeatributne korisnosti odvija se kroz strukturisani, sekvencijalni proces koji obezbeđuje sistematičnu procenu alternativa u prisustvu više, često konfliktnih kriterijuma. Primena MAUT-a u realnim problemima odlučivanja zahteva pažljivo izvršavanje svakog koraka, uz stalnu iteraciju između faza kako bi se osigurala konzistentnost preferencija donosioca odluke i validnost dobijenih rezultata (Slika 4.2) [106].



Slika 4.2 – Proces implementacije MAUT metode

1. korak: Uspostavljanje konteksta odlučivanja

Početna faza podrazumeva jasno prepoznavanje problema odlučivanja kroz razjašnjavanje osnovnih ciljeva i svrhe analize, određivanje svih relevantnih učesnika u procesu i njihovih posebnih uloga, postavljanje vremenskog okvira u kojem odluka mora biti doneta, kao i izričito navođenje ograničenja koja utiču na dostupne opcije. Ova faza obuhvata sprovođenje strukturiranih razgovora sa donosiocima odluka i zainteresovanim stranama, beleženje strateških i operativnih ciljeva, mapiranje svih dostupnih alternativnih pravaca delovanja, kao i opisivanje izvora i prirode neizvesnosti koja okružuje problem [150].

2. korak: Konstrukcija hijerarhije atributa i kriterijuma

Sledeći korak obuhvata prepoznavanje svih relevantnih atributa koji služe kao osnova za vrednovanje alternativa, organizaciju tih atributa u logički povezanu hijerarhijsku strukturu koja olakšava razumevanje problema, kao i proveru da atributi zadovoljavaju ključne osobine: potpunost, tako da svi relevantni aspekti problema budu pokriveni; operativnost, što znači da se mogu meriti ili objektivno procenjivati; raščlanljivost, koja omogućava nezavisnu analizu različitih aspekata; nepromenljivost u kontekstu izbora među alternativama; i najmanji mogući broj atributa koji osigurava razumljivost bez gubitka suštinske informacije. Ova faza često zahteva ponavljajući proces usavršavanja u kojem se polazi od početnog skupa atributa koji se zatim objedinjuje, ponovo definiše ili proširuje na osnovu povratnih informacija od stručnjaka i donosilaca odluka. [151].

3. korak: Merenje performansi alternativa po atributima

Treći korak podrazumeva utvrđivanje konkretnih vrednosti svakog atributa za svaku od razmatranih alternativa. Ovaj postupak obuhvata: prikupljanje empirijskih podataka iz raspoloživih evidencija, baza podataka i relevantne naučne literature; primenu simulacionih modela radi predviđanja performansi sistema u različitim scenarijima; ekspertsko ocenjivanje u situacijama kada empirijski podaci nisu dostupni ili su neprimenljivi; kao i karakterizaciju raspodela verovatnoća za atribute čije vrednosti odlikuje neizvesnost. U slučajevima izražene neizvesnosti, neophodno je ishode predstaviti u obliku verovatnosnih raspodela, a ne kao determinističke vrednosti, čime se stvaraju uslovi za naknadnu primenu teorije očekivane korisnosti [106].

4. korak: Procena jednoatributnih funkcija korisnosti

Četvrta faza podrazumeva procenu funkcije korisnosti za svaki individualan atribut, što direktno odražava preferencije donosioca odluke i njegov stav prema riziku vezanom za taj specifičan atribut. Ovaj proces realizuje se kroz neku od tri primarne tehnike elicitacije: metodu ekvivalenta sigurnosti gde se donosilac odluke pita koja sigurna vrednost atributa ga čini ravnodušnim prema rizičnom izgledu, metodu ekvivalenta verovatnoće koja utvrđuje verovatnoću pri kojoj je donosilac odluke indiferentan između sigurnog i rizičnog ishoda, ili metodu direktnog rejtinga koja traži od donosioca odluke da direktno dodeli numeričke skorove različitim nivoima atributa. Nakon inicijalne procene, nužna je validacija konzistentnosti kroz

pitanja kontrole i vizuelni pregled oblika funkcije kako bi se osiguralo da procenjena funkcija autentično reprezentuje preferencije donosioca odluke [150].

5. korak: Određivanje težina atributa i konstanti skaliranja

Peti korak usredsređen je na kvantifikaciju relativne važnosti različitih atributa kroz procenu težinskih faktora. Ovi faktori odražavaju kompromise koje donosilac odluke uvažava pri balansiranju konfliktnih ciljeva između konfliktnih ciljeva. Tehnike za utvrđivanje težina uključuje metodu raspona (*eng. swing weighting*), identifikujući koji prelazak od najgoreg do najboljeg nivoa atributa donosi najveći porast korisnosti. Zatim, metoda fiksne sume raspoređuje 100 poena između atributa prema njihovoj relativnoj važnosti, dok metoda kompenzacije utvrđuje koliko jedinica jednog atributa donosilac odluke žrtvuje zarad poboljšanja drugog. Pored navedenih, koristi se i direktna procena težina. Nakon početnog određivanja, neophodno je normalizovati težine tako da njihov zbir iznosi jedan u aditivnim modelima, kao i sprovesti proveru doslednosti kroz dodatna pitanja kojima se testira stabilnost izraženih preferencija. [151].

6. korak: Agregacija i kalkulacija ukupne korisnosti

Šesta faza realizuje kvantitativnu sintezu svih prethodno prikupljenih informacija kroz primenu odgovarajućeg modela agregacije—aditivnog, multiplikativnog ili multilinearnog—u zavisnosti od prirode nezavisnosti između atributa. Ovaj proces započinje transformacijom izmerenih performansi alternativa primenom prethodno procenjenih jednoatributnih funkcija korisnosti, zatim se agregiraju ove transformisane vrednosti koristeći procenjene težine atributa, u prisustvu neizvesnosti izračunavaju se očekivane korisnosti preko verovatnosnih distribucija ishoda, i konačno se alternative rangiraju u opadajućem redosledu prema njihovim ukupnim korisnostima. Alternativa sa najvećom ukupnom korisnošću predstavlja preporučeni izbor koji maksimizira očekivanu vrednost za donosioca odluke [106].

7. korak: Analiza osetljivosti i robusnosti rezultata

Sedmi korak ispituje stabilnost rangiranja alternativa u odnosu na promene parametara modela kako bi se prepoznali ključni faktori koji mogu uticati na preporuku. Sveobuhvatna analiza osetljivosti podrazumeva jednofaktorsku analizu koja sistematski menja svaki pojedinačni parametar (težine, funkcije korisnosti, vrednosti atributa) za određeni procenat i

posmatra uticaj na konačni redosled. Zatim, dvofaktorska analiza istražuje istovremene promene dva parametra i prepoznaje kombinacije pri kojima dolazi do promene redosleda rangova. Analiza pragova ravnodušnosti utvrđuje tačnu vrednost parametra pri kojoj dve alternative postaju jednako poželjne. Probabilističke analize izračunavaju verovatnoću da je određena alternativa optimalna kada su parametri neizvesni. Monte Karlo simulacije stvaraju empirijsku raspodelu rangova uzorkovanjem iz verovatnosnih distribucija parametara. Rezultati ove analize izdvajaju robustan podskup alternativa koje su stabilne u širokom opsegu pretpostavki o parametrima, kao i osetljive parametre za koje je neophodna veća preciznost u proceni [150].

8. korak: Interpretacija, komunikacija i prezentacija rezultata

Završna faza podrazumeva pretvaranje kvantitativnih nalaza u jasne, primenljive preporuke kroz sveobuhvatnu vizualizaciju rezultata. Vizualizacija obuhvata tabelarne prikaze ukupnih korisnosti alternativa razvrstanih po rangu, grafičke prikaze korisnosti pomoću dijagrama koji prikazuju višedimenzionalne profile performansi alternativa, tornado dijagrame iz analize osetljivosti koji ukazuju na ključne parametre, kao i Pareto frontove koji prikazuju kompromise između najvažnijih atributa. Uspešno prenošenje rezultata zainteresovanim stranama zahteva transparentno objašnjenje primenjene metodologije i njene aksiomatske osnove, obrazloženje izbora atributa i njihovog značaja, prikaz načina na koji su težine određivane i šta one predstavljaju, razmatranje neizvesnosti i njihovog uticaja na preporuke, navođenje ograničenja metode i aspekata problema koji nisu u potpunosti obuhvaćeni modelom, kao i analizu scenarija koja pokazuje kako bi se rangiranje promenilo pod alternativnim pretpostavkama o budućnosti. Krajnji cilj ove faze jeste osposobljavanje donosioca odluke da donese informisanu, dobro obrazloženu konačnu odluku zasnovanu na strogoj analitičkoj osnovi, uz jasno razumevanje robusnosti i ograničenja date preporuke [151].

5 Predikcija proizvodnje i potrošnje električne energije kod prozjumera

Kako je prikazano u prethodnim poglavljima, uspešna integracija prozjumera u savremeni elektroenergetski sistem zahteva sveobuhvatan pristup koji objedinjuje tehničke, ekonomske i regulatorne aspekte. U prvom poglavlju identifikovani su ključni izazovi sa kojima se prozjumeri suočavaju—od intermitentne prirode obnovljivih izvora energije i varijabilnosti potrošnje, preko tehničkih ograničenja distributivne mreže, do kompleksnosti učešća na organizovanom tržištu električne energije. Drugo poglavlje je detaljno sagledalo ulogu prozjumera kao aktivnih učesnika energetske tranzicije, analizirajući njihovu integraciju u elektroenergetski sistem i međudejstvo sa različitim tržišnim mehanizmima. Treće poglavlje predstavilo je postojeće modele za upravljanje prozjumerima, dok je četvrto poglavlje uspostavilo teorijski okvir multikriterijumske optimizacije kao metodološke osnove za donošenje odluka u uslovima konkurentnih ciljeva.

Praktična implementacija multikriterijumskog optimizacionog modela, razvijenog u skladu sa navedenim teorijskim okvirom, nužno zahteva pouzdane ulazne podatke o budućim energetskim tokovima. Bez tačnih prognoza proizvodnje iz fotonaponskih sistema i potrošnje električne energije, ni najsofisticiraniji optimizacioni algoritmi ne mogu biti efikasni. Ovaj problem dobija na značaju u liberalizovanim tržištima električne energije gde su prozjumeri, direktno ili kroz agregatore i snabdevače, izloženi finansijskim penalima kroz mehanizam balansnog tržišta ukoliko njihove prognoze značajno odstupaju od stvarnih vrednosti. Pogrešna prognoza proizvodnje od samo 10% može dovesti do značajnih ekonomskih gubitaka, naročito kod većih solarnih instalacija, dok tačne prognoze omogućavaju minimizovanje balansnih penala, optimizaciju alokacije resursa i smanjenje operativnih troškova.

U kontekstu ove disertacije, predikcija proizvodnje i potrošnje predstavlja kritičnu vezu između tehničkih mogućnosti prozjumera (analiziranih u Poglavlju 2) i ekonomske optimizacije njihovog rada kroz multikriterijumski pristup (razvijenog u Poglavlju 4). Tačnost prognoza direktno određuje kvalitet odluka donetih u okviru optimizacionog modela—od upravljanja ciklusima punjenja i pražnjenja baterijskih sistema, preko strategija kupovine i prodaje električne energije na tržištu dan-unapred, do učešća u programima fleksibilnosti i balansiranja sistema.

Ovo poglavlje analizira savremene pristupe predikciji energetskih veličina kod prozjumera, sa fokusom na dan-unapred horizont predviđanja koji je relevantan za učešće na organizovanom tržištu električne energije. Prvo će biti razmotrene potrebe za predviđanjem i odgovarajući horizonti prognoze u kontekstu različitih nivoa odlučivanja. Zatim će biti predstavljene arhitekture veštačkih neuronskih mreža kao dominantnog pristupa u savremenoj praksi, sa posebnim osvrtom na modele zasnovane na dubokim rekurentnim mrežama.

5.1 Potrebe za predviđanjem i metodologije predviđanja

Tačno predviđanje proizvodnje fotonaponskih sistema i potrošnje električne energije predstavlja ključnu komponentu efikasnog upravljanja prozjumer sistemima. U kontekstu liberalizovanih tržišta električne energije, prozjumeri su suočeni sa potrebom da optimizuju svoje energetske tokove na osnovu dinamičkih cena i da ispune obaveze balansiranja sistema. Bez pouzdanih prognoza, ni najnapredniji optimizacioni algoritmi ne mogu ostvariti svoj puni potencijal u smanjenju operativnih troškova i maksimizacija prihoda.[152], [153]

Kao što je obrazloženo u uvodu ovog poglavlja, netačne prognoze direktno generišu finansijske penale na balansnom tržištu. Proizvodnja fotonaponskih sistema u velikoj meri zavisi od meteoroloških uslova kao što su sunčevo zračenje, temperatura vazduha, brzina vetra, relativna vlažnost i varijacije oblačnosti. Ova zavisnost od nestabilnih atmosferskih faktora čini predikciju inherentno složenom, budući da se korelacija između oblačnosti i solarnog zračenja ne može precizno predvideti za duže vremenske periode.[152], [153]

Tehnološki napredak u oblasti računarstva omogućio je primenu modela dubokog učenja u različitim domenima, pri čemu su oni postali pouzdana alternativa statističkim modelima za predviđanje proizvodnje samostalnih, mrežno povezanih i hibridnih FN sistema.

U zemljama sa tržištem električne energije dan-unapred, modeli prognoze omogućavaju optimizaciju rasporeda ponuda, izbegavanje penala i maksimizaciju prihoda.[152], [153]

U nastavku se razmatraju ključni aspekti modelovanja predikcionih sistema za prozjumere. Prvo potpoglavlje analizira horizonte predviđanja relevantne za različite nivoe odlučivanja. Drugo potpoglavlje predstavlja uporednu analizu statističkih metoda i pristupa zasnovanih na mašinskom učenju, uključujući matematičke formulacije za obe kategorije metoda.

5.1.1 Horizont predviđanja

Horizont predviđanja predstavlja vremenski period između trenutka generisanja prognoze i trenutka za koji prognoza važi. Ovaj parametar fundamentalno određuje kako izbor metodologije predviđanja, tako i praktičnu primenu prognoza u kontekstu upravljanja prozjumer sistemima. U literaturi se horizont predviđanja klasifikuje u četiri osnovne kategorije, pri čemu je važno napomenuti da još uvek ne postoji univerzalno prihvaćen kriterijum klasifikacije (Tabela 5.1) [152], [153], [154].

Tabela 5.1 - Horizont predviđanja

Horizont predviđanja	Vremenski period	Primene
Veoma kratkoročni (*ultra-short-term*)	Od sekundi do 1 sata	Kontrola i upravljanje FN sistema, operativne regulacione rezerve, automatska kontrola generacije (AGC)
Kratkoročni (*short-term*)	Od 1 do 24/48 sati	Planiranje jedinica (*unit commitment*), dispečing, tržište dan-unapred
Srednjoročni (*medium-term*)	Jedna nedelja do mesec	Planiranje održavanja elektroenergetskih sistema
Dugoročni (*long-term*)	Meseci do godina	Formiranje cena električne energije, planiranje kapaciteta, prognoza opterećenja

Pored ove klasifikacije, istraživači često koriste alternativnu kategorizaciju koja uključuje *intra-hour*, *intra-day* i *day-ahead* horizonte:

- ***Intra-hour*** (do 1 sat): Koristi se za kontrolu brzine promene snage (*eng. ramp-rate control*), kontrolu invertora i obezbeđivanje kvaliteta i stabilnosti mreže [153]
- ***Intra-day*** (1-6 sati): Primenjuje se u trgovini električnom energijom i kontroli električnih opterećenja[154]
- ***Day-ahead*** (6-48 sati): Ključan za planiranje jedinica, komunalno planiranje i učešće na organizovanom tržištu električne energije [152].

Empirijski nalazi pokazuju da sa povećanjem horizonta predviđanja tačnost modela opada, nezavisno od tipa korišćenog modela. Veoma kratkoročni i kratkoročni horizonti pogodni su za statistička modelovanja i modele mašinskog učenja, srednjoročni horizonti zahtevaju kombinaciju metoda, dok dugoročni horizonti tipično koriste fizičke modele zasnovane na NWP (*eng. Numerical Weather Prediction*) [153], [154].

Za prozjumere koji učestvuju na organizovanom tržištu električne energije, dan-unapred horizont (24 sata) je od kritičnog značaja jer se većina tržišta organizuje na satnoj osnovi. Ovaj horizont omogućava ekonomsko dispečovanje, vršno ograničavanje (*eng. peak shaving*), energetsku arbitražu i redukciju uticaja neizvesnosti [152], [153].

5.1.2 Statističke metode predviđanja

Tradicionalni pristup prognoziranju vremenskih serija zasniva se na statističkim metodama koje koriste istorijske podatke i matematičke jednačine za ekstrakciju obrazaca i korelacija. Ove metode zahtevaju manje ulaznih podataka u poređenju sa metodama dubokog učenja i pokazuju dobre performanse za kratkoročne horizonte [153], [154].

***Persistence* model** predstavlja najjednostavniji model koji se koristi kao osnova za evaluaciju drugih metoda. Ovaj model pretpostavlja da će uslovi ostati nepromenjeni između vremena *t* i budućeg vremena. Model se matematički može izraziti kao [155]:

$$GHI(d+1) = \langle K_t(d) \rangle \cdot GHI_{cs}(d+1) \tag{5.1}$$

gde je $GHI(d+1)$ predviđena globalna horizontalna iradijansa za dan $d+1$, $\langle K_t(d) \rangle$ dnevni prosek indeksa vedrog neba za dan d, a $GHI_{cs}(d+1)$ iradijansa pri vedrom nebu za dan $d+1$ [155].

Eksponencijalno izravnanje (*eng. Exponential Smoothing*) dodeljuje nejednake težine istorijskim opservacijama, pri čemu težine opadaju eksponencijalno od najnovijih ka najstarijim tačkama:[154]

$$\hat{Y}_{t+1} = \alpha Y_t + (1 - \alpha)\hat{Y}_t \tag{5.2}$$

gde je α konstanta izravnanja ($0 < \alpha < 1$), Y_t trenutna opservacija, a $\hat{Y}_t$ prethodna prognoza [154].

ARMA model (*eng. Auto Regressive Moving Average*) kombinuje autoregresivnu (AR) i komponentu pokretnog proseka (MA):[153], [154]

$$X_t = \sum_{i=1}^{p} \phi_i X_{t-i} + \sum_{j=1}^{q} \theta_j e_{t-j} + e_t \tag{5.3}$$

gde p i q predstavljaju red modela, ϕ_i i θ_j su koeficijenti AR i MA komponenti, a e_t je beli šum sa nultom srednjom vrednošću i konstantnom varijansom.[153], [154]

ARIMA model (*eng.* Autoregressive Integrated Moving Average) proširuje ARMA dodavanjem integracione komponente za rukovanje nestacionarnim serijama:[153], [154]

$$\phi(B)(1 - B)^d X_t = \theta(B) e_t \tag{5.4}$$

gde je B operator kašnjenja ($BX_t = X_{t-1}$), d je red diferenciranja, a $\phi(B)$ i $\theta(B)$ su polinomi reda p i q [153], [154].

SARIMA/SARIMAX model (*eng. Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average with eXogenous variables*) proširuje ARIMA model dodavanjem sezonske komponente za rukovanje vremenskim serijama sa periodičnim obrascima, kao što je dnevni ciklus solarne energije. Za razliku od drugih regresionih modela, SARIMAX je model vremenskih serija koji zahteva temporalno uređenje podataka i uzima u obzir eksterne promenljive. Model je matematički izražen kao

$$\phi(B)\Phi(B^S)\nabla^d y_t^{sarimax} = \theta(B)\Theta(B^S)X_t \tag{5.5}$$

gde je:

- $y_t^{sarimax}$ — ciljna promenljiva (izlazna snaga FN sistema)
- $\phi(B)$, ∇, $\theta(B)$ — ARIMA operatori koji predstavljaju AR polinom, operator diferenciranja i MA polinom[152]
- $\Phi(B^S)$, ∇_S^D, $\Theta(B^S)$ — sezonski AR polinom, sezonski operator diferenciranja i sezonski MA polinom[152]
- X_t — vektor egzogenih ulaznih promenljivih (meteorološki podaci)

Faktor periodičnosti omogućava modelu da prati prirodni sezonski ciklus, kao što je solarni dnevni ciklus [152].

Glavna ograničenja statističkih metoda uključuju zahtev za stacionarnim podacima (ARMA), linearnu prirodu koja ne može u potpunosti obuhvatiti nelinearno ponašanje vremenskih serija, i smanjenu tačnost sa povećanjem horizonta predviđanja [153], [154].

5.1.3 Osnovi veštačke inteligencije

Metode veštačke inteligencije su zasnovane na sposobnosti sistema da uči iz iskustva na osnovu istorijskih podataka. Jedna od primena veštačke inteligencije je i predikcija, a njena primena biće prikazana u ovom radu. . Za razliku od statističkih modela, ove metode mogu postići dobre rezultate bez eksplicitnog ispitivanja statističkih svojstava podataka [153] [154].

Multivarijantna linearna regresija (MLR) predstavlja jednostavan i široko primenjivan model u predikciji solarne energije. MLR model predviđa izlaznu snagu FN sistema razmatranjem linearnog odnosa između matrice **X** prediktorskih promenljivih i izlazne snage, koja je opisana vektorom regresionih koeficijenata **b**:[152]

$$y_{mlr} = \mathrm{bX} \tag{5.6}$$

Koeficijenti se pronalaze minimizacijom razlike između stvarne y i predviđene y_{mlr} izlazne snage:[152]

$$\min|y - y_{mlr}|^2 \tag{5.7}$$

Regresija potpornih vektora (SVR) je tehnika zasnovana na kernel funkcijama koja konstruiše skup hiperravni u višedimenzionalnom prostoru kako bi opisala odnos između

prediktorskih i ciljnih promenljivih. SVR model sa linearnim kernelom je opisan sledećom jednačinom:[152]

$$y_t^{svr} = \sum_{i=1}^{m} (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, x_j) + b \tag{5.8}$$

gde je y_t^{svr} ciljna promenljiva, $(\alpha_i - \alpha_i^*)$ je razlika Lagranžovih multiplikatora, a b je bias. Za nelinearni kernel koristi se Gausova radijalna bazna funkcija (RBF):[152]

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \tag{5.9}$$

gde je σ hiperparametar koji postavlja korisnik [152].

Veštačke neuronske mreže - ANN (*eng. Artificial neural network*) predstavljaju najefikasniji pristup za probleme sa nelinearnim vezama između ulaza i izlaza. Arhitektura neuronske mreže omogućava izgradnju složenih nelinearnih veza bez pretpostavljanja bilo kakvog oblika odnosa između promenljivih. Mreža se sastoji od ulaznog sloja, skrivenih slojeva i izlaznog sloja, gde se u svakom neuronu odvija transformacija podataka:[152], [153]

$$L_{i+1} = a(W_i L_i + b_i) \tag{5.10}$$

gde W_i predstavlja težine, b_i vektor bias-a za sloj i, aktivaciona funkcija a određuje da li ulazni podaci i na koji način aktiviraju operacije u neuronu, a L označava sloj koji se sastoji od više neurona [152].

Izbor arhitekture neuronske mreže fundamentalno određuje sposobnost modela da uhvati kompleksne obrasce u vremenskim serijama proizvodnje i potrošnje električne energije. Prema toku podataka kroz slojeve mreže, razlikuju se dve osnovne vrste: **Neuronske mreže sa prostiranjem unapred - FF** (*eng. Feed-Forward*) i **Rekurentne neuronske mreže – RNN** (*eng. Recurrent Neural Network*) [156], [157].

FF struktura je jednostavna za implementaciju i ima generalno dobre performanse, tako da se vrlo često koristi u rešavanju različitih problema mašinskog učenja kao što su linearna regresija i klasifikacija. Međutim, ova struktura ne pruža dobru osnovu za probleme u kojima je potrebno analizirati serije podataka, gde je uticaj prethodno unetih podataka na izlaz mreže, kao i redosled pojavljivanja podataka na ulazu, od ključnog značaja. Razlog za to je što pri

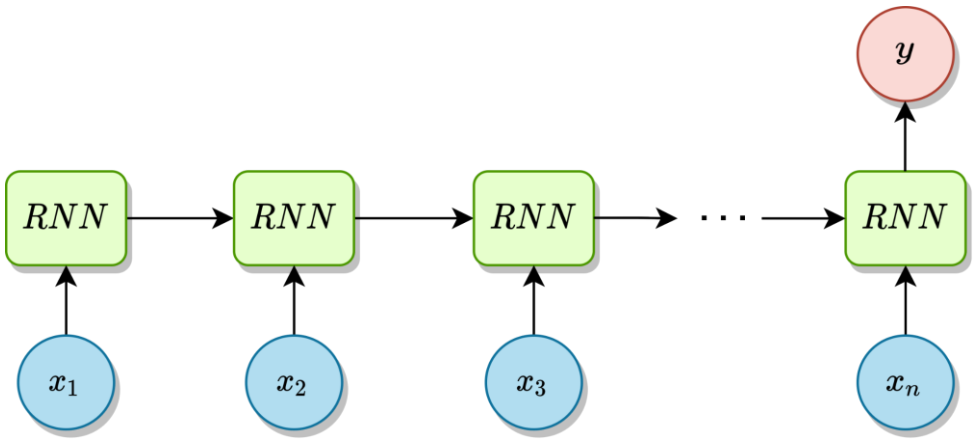
pojavi novih podataka na ulazu, sve aktivacije unutar mreže dobijaju potpuno nove vrednosti, što znači da se sve informacije o prethodno unetim podacima gube — FF struktura nema memoriju [152], [156].

5.1.4 Rekurentne neuronske mreže

Rekurentne neuronske mreže rešavaju problem memorije uvođenjem povratnih veza između neurona. Neuronska mreža je rekurentna ako unutar nje postoje veze koje povezuju neurone jednog sloja sa neuronima iz prethodnog sloja ili sa neuronima unutar istog sloja. Aktivacije generisane u neuronima od strane trenutnog ulaza čuvaju se u neuronu dok sledeći ulaz ne bude spreman, a zatim se prenose putem povratnih petlji do neurona iz prethodnih slojeva, gde dolaze zajedno sa novim ulazima i aktivacijama [158].

Na ovaj način se postiže efekat memorije jer se informacije generisane na prethodnim ulazima u određenoj meri zadržavaju i cirkulišu kroz mrežu, utičući na izlaz mreže. Zahvaljujući takvim vezama, aktivacija jednog neurona ne zavisi samo od ulaza mreže ili aktivacije neurona iz prethodnog sloja, već i od aktivacija generisanih od strane istog neurona pri prethodno dostavljenim ulazima mreže [156].

Za potrebe analize vremenskih serija potrošnje i proizvodnje, pogodna je konfiguracija *many-to-one*, jer se sekvenca opservacija u dužini jednog horizonta može dovesti na ulaze, dok se na izlazu dobija očekivana vrednost prve sledeće opservacije (Slika 5.1) [159].



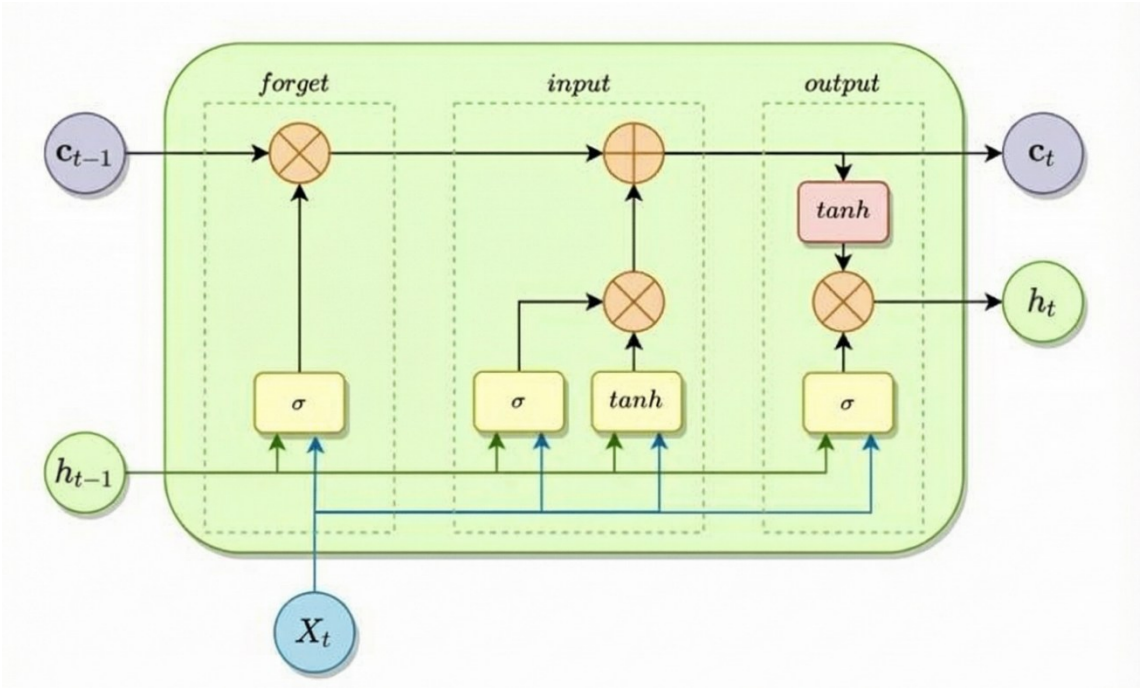
Slika 5.1 -„Many-to-one“ RNN konfiguracija

Ključni nedostatak standardnih RNN arhitektura ogleda se u tome što je opseg konteksta koji se može obuhvatiti ograničen — uticaj datog ulaza na skriveni sloj, a samim tim i na izlaz mreže, eksponencijalno opada ili raste dok cirkuliše kroz rekurentne veze mreže. U praksi, ovaj nedostatak, poznat kao problem nestajućih gradijenata (*eng. vanishing gradient problem*), otežava učenje zadataka koji sadrže kašnjenja veća od približno 10 vremenskih koraka između relevantnih ulaznih i ciljnih događaja [160].

Najefikasnije rešenje ovog problema predstavlja ***Long Short-Term Memory (LSTM)*** arhitektura, koja umesto standardnih nelinearnih jedinica u skrivenom sloju uvodi specijalizovane memorijske blokove sa mehanizmom gejtova. LSTM arhitektura se sastoji od skupa rekurentno povezanih podmreža — svaki memorijski blok sadrži jednu ili više samopovezanih memorijskih neurona i tri multiplikativne jedinice koje obezbeđuju kontinualne analoge operacija resetovanja, upisa, čitanja:

1. ***Forget* gejt** (*eng. forget gate*) — formirana od sloja neurona sa sigmoidnom aktivacionom funkcijom; aktivacije u opsegu množe se sa odgovarajućim podacima u stanju neurona, čime se određuje koje informacije se zadržavaju, a koje brišu [157].
2. **Ulazni gejt** (*eng. input gate*) — ispituje da li se iz trenutnog ulaza mogu dobiti nove relevantne informacije; sastoji se od jednog sigmoidnog sloja i jednog sloja sa hiperboličkim tangensom — *tanh* sloj generiše kandidat-informaciju, a sigmoidni sloj odlučuje koji delovi se prosleđuju u stanje neurona.
3. **Izlazni gejt** (*eng. output gate*) — generiše izlaz jedinice i novo skriveno stanje koristeći modifikovano stanje neurona; primenjuje se na ulaz i prethodno skriveno stanje [161].

Pored unutrašnjeg (skrivenog) stanja h_t koje se prenosi od jedinice do jedinice, LSTM poseduje i poseban kanal koji predstavlja glavni deo arhitekture — **stanje neurona** (*eng. cell state*) c_t. Stanje neurona služi kao dugoročna zajednička memorija za više konkurentnih LSTM jedinica i koristi se za čuvanje i ažuriranje opštih informacija relevantnih za više jedinica u lancu. Različite jedinice mogu dodavati nove ili brisati stare informacije iz stanja neurona, bez obzira na njihovu međusobnu udaljenost (Slika 5.2) [162].



Slika 5.2 - Struktura LSTM jedinice [162]

Matematički, ažuriranja LSTM jedinice formulišu se kao:

$$i_t = \sigma(W_{xi}X_t + W_{hi}h_{t-1} + W_{ci}c_{t-1} + b_i) \tag{5.11}$$

$$f_t = \sigma(W_{xf}X_t + W_{hf}h_{t-1} + W_{cf}c_{t-1} + b_f) \tag{5.12}$$

$$c_t = f_t \cdot c_{t-1} + i_t \cdot \tanh\,(W_{xc}X_t + W_{hc}h_{t-1} + b_c) \tag{5.13}$$

$$o_t = \sigma(W_{xo}X_t + W_{ho}h_{t-1} + W_{co}c_t + b_o) \tag{5.14}$$

$$h_t = o_t \cdot \tanh\,(c_t) \tag{5.15}$$

gde je i_t ulazni *gejt*, f_t *forget* gejt, c_t stanje memorijskog neurona, o_t izlazni gejt, a h_t skriveno stanje (izlaz) LSTM jedinice. W predstavlja matrice težina, b vektore bias-a, σ sigmoidnu aktivacionu funkciju, a X_t ulaz u trenutku t. Glavna prednost LSTM jedinice jeste to što njeno stanje memorijskog neurona akumulira aktivnosti tokom vremena, što omogućava otkrivanje dugoročnih karakteristika [161].

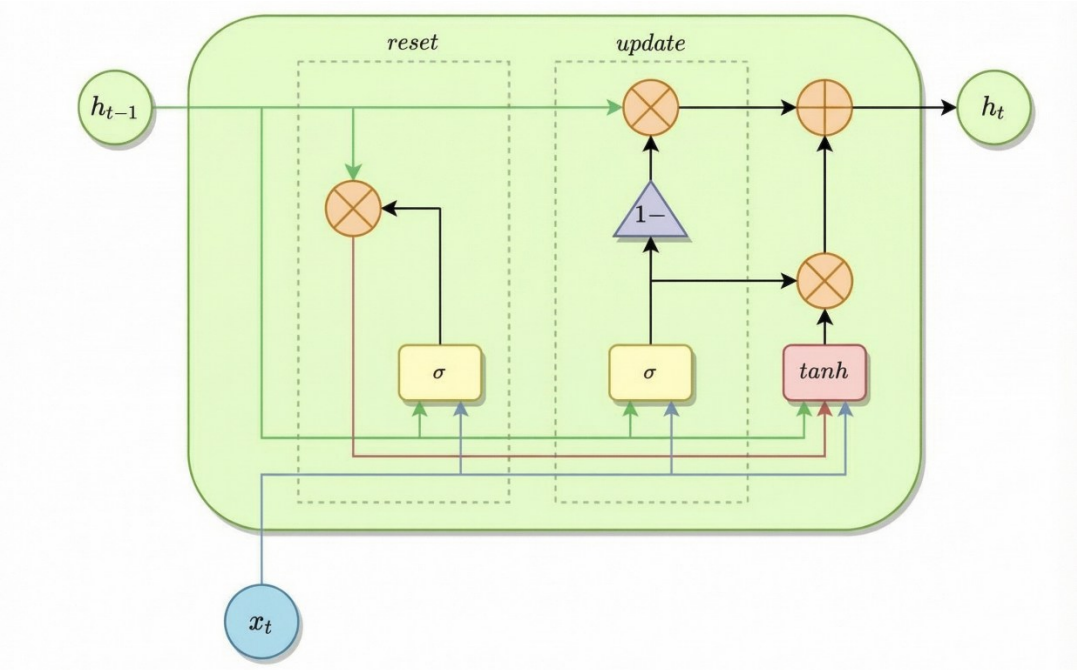
Praktična primena LSTM zahteva transformaciju sirovih vremenskih serija u strukturiran ulazni tenzor pogodnih dimenzija. Tehnika **klizajućeg prozora** (eng. *sliding*

window) formira, za svaki trenutak predikcije t, ulaznu sekvencu od T uzastopnih koraka, čime nastaje tenzor oblika $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{T \times n_{features}}$.

Ulazni uzorci se formiraju pomeranjem prozora za jedan vremenski korak unapred — prvi uzorak sadrži podatke od prvog do T-tog časa i predviđa $(T+1)$-vi čas, drugi uzorak od drugog do $(T+1)$-vog časa i predviđa $(T+2)$-gi čas. Od vremenskih serija sa ukupno N zapisa kreira se $(N-T)$ ulazno-izlaznih parova.

U svakom vremenskom koraku t (od 1 do T), LSTM neuron prima vektor karakteristika $\mathbf{x}_t \in \mathbb{R}^{n_{features}}$ zajedno sa $\mathbf{h}_{t-1}$ i $\mathbf{c}_{t-1}$, a mehanizam gejtova selektivno zadržava relevantne obrasce — na primer, *forget* gejt može naučiti da zaboravi informaciju o visokom GHI iz prethodnog koraka ukoliko aktuelni podaci ukazuju na nagli porast oblačnosti [156].

GRU (*eng. Gated Recurrent Unit*) je modifikacija LSTM strukture koja smanjuje kompleksnost tretirajući prethodna unutrašnja stanja kao zajedničko stanje, sa samo dva bloka — *reset* i *update* — i jednim kanalom za prenos informacija (Slika 5.3) [163].



Slika 5.3 - Struktura GRU jedinice

GRU mreže predstavljaju pojednostavljenu varijantu LSTM-a sa dva gejta:[164]

$$z_t = \sigma(W_z x_t + U_z h_{t-1}) \tag{5.16}$$

$$r_t = \sigma(W_r x_t + U_r h_{t-1}) \tag{5.17}$$

$$h_t = (1 - z_t) \odot h_{t-1} + z_t \odot \tanh\,(W_h x_t + U_h(r_t \odot h_{t-1})) \tag{5.18}$$

gde je z_t update gejt, r_t reset gejt, a $\odot$ označava element-wise množenje [165].

Za LSTM sloj sa n neurona i jednim ulazom, ukupan broj težinskih veza u skrivenim slojevima iznosi $4n^2 + 2n$, što je približno četiri puta više nego kod standardne RNN ($n^2 + 2n$) i značajno više od GRU ($3n^2 + 2n$) [152]. Ova veća kompleksnost je cena za superiorne performanse u hvatanju dugoročnih zavisnosti, ali zahteva pažljiv izbor hiperparametara i regularizacione tehnike poput dropout-a kako bi se izbeglo preobučavanje [156].

Tabela 5.2 - Broj težinskih veza po konfiguraciji

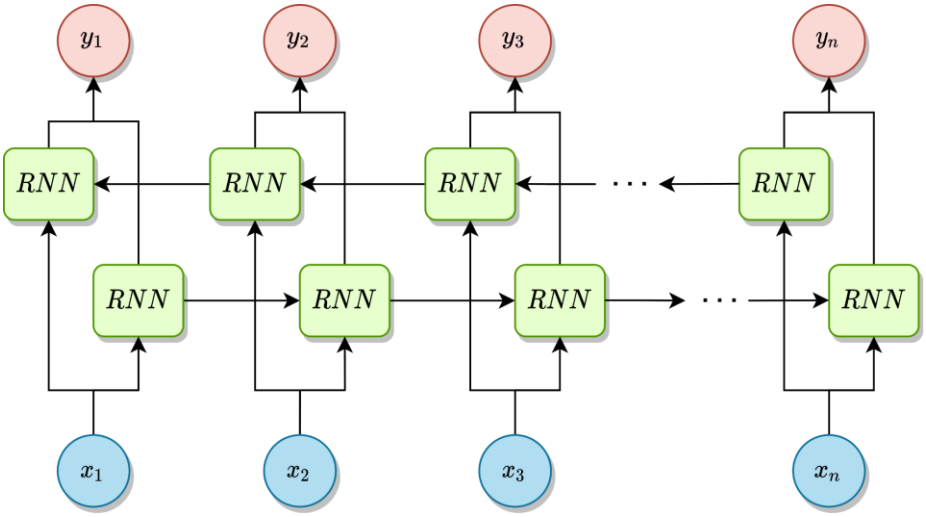
Konfiguracija mreže	Broj težinskih veza
RNN	$n^2 + 2n$
LSTM	$4 \cdot (n^2 + 2n)$
GRU	$3 \cdot (n^2 + 2n)$

Bidirekcione konfiguracije RNN sastoje se od dva paralelna lanca neurona sa suprotnim pravcima prostiranja informacija, čime se omogućava analiza sekvence u obrnutom hronološkom redosledu. Ova arhitektura je korisna za zadatke u kojima budući kontekst može doprineti boljem razumevanju trenutne predikcije, mada zahteva dostupnost cele sekvence pre procesiranja.

Standardne rekurentne neuronske mreže obrađuju ulaznu sekvencu isključivo u jednom smeru — od prvog ka poslednjem vremenskom koraku — čime im je dostupan samo kontekst iz prošlosti. Međutim, u mnogim praktičnim primenama, uključujući predikciju vremenskih serija proizvodnje i potrošnje električne energije, korisno je razmotriti i informacije iz budućih vremenskih koraka unutar date sekvence, kako bi se uočile zavisnosti koje jednosmerna mreža ne može da registruje.

Bidirekcione rekurentne mreže - RNN-B (*eng. Bidirectional RNN*) rešavaju ovaj problem uvođenjem dva paralelna lanca rekurentnih jedinica sa suprotnim pravcima prostiranja

informacija. Prvi lanac (*eng. forward*) obrađuje sekvencu u standardnom hronološkom redosledu — od x_1 ka x_n — dok drugi lanac (*eng. backward*) procesira istu sekvencu u obrnutom redosledu, od x_n ka x_1. Na ovaj način, za svaki vremenski korak t, mreža raspolaže kako informacijama iz prošlosti, tako i informacijama iz budućnosti unutar date sekvence (Slika 5.4).



Slika 5.4 - RNN-B konfiguracija

Matematički, prosleđivanje podataka kroz bidirekcionu mrežu odvija se na sledeći način. Skriveno stanje u *forward* smeru, $\overrightarrow{h_t}$, izračunava se kao:

$$\overrightarrow{h_t} = f\left(W_{\vec{h}}\,\overrightarrow{h_{t-1}} + W_{\vec{x}}\,x_t + b_{\vec{h}}\right) \tag{5.19}$$

gde je $W_{\vec{h}}$ matrica težina za rekurentnu vezu u *forward* smeru, $W_{\vec{x}}$ matrica težina za ulaz, $b_{\vec{h}}$ vektor bias-a, a f aktivaciona funkcija (tipično tanh ili σ). Analogno, skriveno stanje u *backward* smeru,$\overrightarrow{h_t}$, računa se kao:

$$\overleftarrow{h_t} = f\left(W_{\overleftarrow{h}}\,\overleftarrow{h_{t+1}} + W_{\overleftarrow{x}}\,x_t + b_{\overleftarrow{h}}\right) \tag{5.20}$$

Izlaz mreže u svakom vremenskom koraku t dobija se kombinovanjem oba skrivena stanja. Najčešći pristup je konkatenacija *forward* i *backward* skrivenih stanja, nakon čega se primenjuje izlazna transformacija:[162]

$$y_t = g\left(W_y\left[\overrightarrow{h_t}\,;\,\overleftarrow{h_t}\right] + b_y\right) \tag{5.21}$$

gde W_y predstavlja matricu težina izlaznog sloja, b_y odgovarajući bias, a g aktivacionu funkciju izlaznog sloja. Oznaka $[\cdot;\cdot]$ označava konkatenaciju vektora, tako da izlazni sloj prima vektor dvostruke dimenzije u odnosu na jednosmerne varijante [166], [167].

Zbog udvostručenog broja rekurentnih jedinica, bidirekcione konfiguracije su memorijski intenzivne, posebno kada se koriste LSTM ili GRU jedinice. Za mrežu sa n neurona, ukupan broj težinskih veza u bidirekcionoj konfiguraciji približno je dvostruko veći nego kod jednosmerne mreže iste arhitekture [156].

5.1.5 Komparativna analiza i izbor arhitekture

Osnovne razlike između statističkih metoda i metoda veštačkih neuronskih mreža (ANN) ogledaju se u nekoliko ključnih aspekata:

1. Zahtevi za podacima - Statističke metode zahtevaju manje ulaznih podataka u poređenju sa metodama ANN. Veštačke neuronske mreže zahtevaju veliki skup podataka za proces obuke kako bi se postigla tačna prognoza. Ovo predstavlja izazov u situacijama kada istorijski podaci nisu dostupni u dovoljnoj meri.
2. Računska kompleksnost - Statističke metode karakteriše niža računska kompleksnost. ANN modeli značajno povećavaju kompleksnost usled višeslojne mrežne arhitekture i iterativnog procesa obuke. ARIMA je računski intenzivnija od ARMA zbog dodatnih funkcija sumiranja i integracije, dok hibridni modeli dodatno povećavaju kompleksnost kombinovanjem više tehnika.
3. Rad sa nelinearnim zavisnostima - Statističke metode, poput ARMA, zahtevaju stacionarne podatke i imaju ograničenu sposobnost modelovanja nelinearnih veza. ANN je pogodnija kada postoji nelinearna i kompleksna veza između podataka, bez potrebe za prethodnim pretpostavkama o obliku odnosa između promenljivih. Ovo čini ANN superiornijom za meteorološke podatke koji inherentno sadrže nelinearnosti.
4. Interpretabilnost - Statističke metode nude veću transparentnost jer koriste eksplicitne matematičke modele sa jasno definisanim koeficijentima. ANN modeli funkcionišu kao „crna kutija" — zahtevaju nasumičnu inicijalizaciju parametara što može smanjiti pouzdanost i otežava razumevanje kako model dolazi do predviđanja.

5. Tačnost za kratkoročne horizonte - ANN-bazirano modelovanje nadmašuje konvencionalne statističke modele u pogledu tačnosti. ANN i SVR modeli prognoze pokazuju dobre performanse u uslovima brzih i promenljivih meteoroloških faktora, što ih čini pogodnijim za kratkoročno predviđanje proizvodnje FN sistema.

6. Adaptivnost - ANN poseduje samoadaptivne sposobnosti, toleranciju na greške i snažne sposobnosti zaključivanja. Praktična primena pokazuje da neuronske mreže imaju značajne prednosti u odnosu na statističke metode za predviđanje proizvodnje solarnih elektrana i potrošnje električne energije. Statistički modeli poput ARIMA su ograničeni svojom linearnom prirodom i zahtevom za stacionarnim podacima, što ih čini nepogodnim za modelovanje inherentno nelinearnih atmosferskih fenomena i dinamičkog ponašanja potrošnje. Nasuprot tome, veštačke neuronske mreže poseduju jedinstvenu sposobnost aproksimacije nelinearnih funkcija sa visokom tačnošću i ne zahtevaju nikakve informacije o karakteristikama FN sistema, što ih čini univerzalno primenjivim [152], [154].

Dodatna prednost neuronskih mreža ogleda se u mogućnosti kombinovanja sa drugim tehnikama u hibridne modele koji eksploatišu najbolje karakteristike svake pojedinačne komponente. Istraživanja su pokazala da hibridni modeli dosledno postižu bolju tačnost predviđanja od pojedinačnih modela, bilo statističkih ili zasnovanih na mašinskom učenju [153], [155], [157].

LSTM arhitektura je detaljno opisana u Potpoglavlju 5.1.4, gde su objašnjeni mehanizam gejtova, stanje ćelije i način obrade sekvenci. U kontekstu ove disertacije, ključan razlog za izbor LSTM-a je njegova sposobnost da modeluje dugoročne zavisnosti u vremenskim serijama proizvodnje i potrošnje, uz istovremeno očuvanje stabilnosti u procesu obuke [154], [155], [157], [165].

Ključne prednosti LSTM-a za prozjumer sisteme:

1. Rešavanje problema nestajućih gradijenata (opisan u Potpoglavlju 5.1.4), mehanizam gejtova i stanje neurona omogućavaju stabilno treniranje na dugim sekvencama podataka o proizvodnji i potrošnji [153], [155].

2. Sposobnost hvatanja dugoročnih i kratkoročnih zavisnosti - LSTM istovremeno obuhvata dnevne, nedeljne i sezonske obrasce, kao i kratkoročne fluktuacije uslovljene vremenskim promenama [152], [159].
3. Konzistentne performanse kroz različite horizonte - ostvaruje dobre rezultate od ultra-kratkoročnih do sedmičnih i višednevnih predviđanja, što omogućava primenu za upravljanje baterijama, planiranje nabavke energije i tržišne ponude [152], [154].
4. Robusnost na različite vremenske uslove i režime rada - zadržava stabilnu tačnost pri promenama oblačnosti, sezonskim promenama i promenama radnog režima potrošača [152], [157].
5. Balans tačnosti i kompleksnosti - u poređenju sa bidirekcionim i složenijim hibridnim modelima, LSTM nudi povoljan odnos između broja parametara, zahteva za obukom i dobijene tačnosti [152], [154].

Na osnovu ovih argumenata, LSTM se usvaja kao osnovna arhitektura za modelovanje vremenskih serija proizvodnje iz fotonaponskih sistema i potrošnje električne energije u prozjumer kontekstu, dok se druge arhitekture (GRU, TCN, hibridi) posmatraju kao moguće nadogradnje ili specijalizovane varijante za specifične zadatke [152], [153], [154].

5.2 Faktor greške za evaluaciju metoda

Evaluacija tačnosti predikcionih modela zahteva primenu kvantitativnih metrika koje na objektivan način opisuju odstupanje predviđenih od stvarnih vrednosti. U literaturi o predviđanju proizvodnje fotonaponskih sistema i potrošnje električne energije ustalilo se nekoliko standardnih metrika, od kojih svaka pruža specifičnu informaciju o karakteru i veličini greške. Korišćenje samo jednog kriterijuma ne može u potpunosti dati uvid u prirodu nastalih grešaka — svaka metrika unosi drugačiju informaciju u prostor grešaka i moguće je da se procene različitih funkcija greške neće složiti oko jednog optimalnog modela, pa ih je neophodno porediti međusobno [156], [162].

5.2.1 Klasifikacija funkcija grešaka

Za definicije funkcija grešaka podrazumeva se da su y_i izmerene vrednosti, $\hat{y}_i$ predviđene vrednosti modela za i-ti uzorak, a N ukupan broj posmatranih uzoraka u skupu podataka [156], [168].

Srednja apsolutna greška *(eng. Mean Absolute Error*) izračunava se kao prosek apsolutnih razlika između stvarnih i predviđenih vrednosti:[156], [162]

$$MAE = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} |y_i - \hat{y}_i| \tag{5.22}$$

MAE je izražen u istoj fizičkoj jedinici kao ciljna promenljiva (npr. kW ili kWh), što ga čini intuitivno razumljivim za praktičnu interpretaciju. Ova metrika pruža neposredan uvid u to koliko su, u proseku, prognoze blizu merenja u apsolutnoj skali i tretira sva odstupanja ravnopravno, bez penalizacije ekstrema [162], [168].

Srednja kvadratna greška (*eng. Mean Squared Error*) izračunava se kvadriranjem razlika između stvarnih i predviđenih vrednosti, čime se značajno penalizuju veća odstupanja:[156], [169]

$$MSE = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} (y_i - \hat{y}_i)^2 \tag{5.23}$$

MSE se standardno koristi kao funkcija gubitka tokom obuke neuronskih mreža jer je diferencijabilna i konveksna, što olakšava optimizaciju gradijentnim metodama kao što je Adam algoritam. Izražena je u kvadratu fizičke jedinice ciljne promenljive (npr. kW^2), pa se ređe koristi za direktnu interpretaciju tačnosti, a češće kao interna ciljna funkcija optimizacionog procesa [156], [162], [169].

Koren srednje kvadratne greške (*eng. Root Mean Squared Error*) dobija se korenovanjem MSE, čime se metrika vraća u dimenziju originalne promenljive:[156]

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} (y_i - \hat{y}_i)^2} \tag{5.24}$$

RMSE posebno naglašava velika odstupanja — kvadratna forma pojačava uticaj retkih, ali značajnih grešaka (eng. *outlier*-a), što istraživaču omogućava njihovu identifikaciju. U poređenju sa MAE, RMSE je uvek veći ili jednak MAE, a razlika između ove dve metrike raste sa povećanjem disperzije grešaka [156], [157].

Srednja apsolutna procentualna greška (*eng. Mean Absolute Percentage Error*) normalizuje grešku u odnosu na stvarnu izmerenu vrednost, izražavajući je u procentima:[156], [168]

$$MAPE = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} \left|\frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i}\right| \cdot 100\% \tag{5.25}$$

MAPE omogućava poređenje tačnosti modela između različitih sistema i različitih opsega ciljne promenljive, jer je bezdimenziona. Međutim, ova metrika ima značajan nedostatak — kada su stvarne vrednosti bliske nuli, relativna greška teži beskonačnosti, što može drastično iskriviti ukupnu ocenu modela. Pri minimalnoj potrošnji od svega par kWh, čak i zanemarljiva apsolutna odstupanja rezultiraju visokom relativnom greškom. Za predikciju proizvodnje solarnih elektrana, gde postoje periodi sa nultom ili zanemarljivom proizvodnjom (noćni sati, oblačni periodi), ova osobina čini MAPE nepouzdanom metrikom [156], [168].

Kako bi se prevazišli nedostaci MAPE pri malim vrednostima ciljne promenljive, u literaturi se koriste normalizovane verzije RMSE i MAE, gde se greška deli kapacitetom sistema ili maksimalnom izmerenom vrednošću umesto pojedinačnim merenjima:[168]

$$nRMSE = \frac{\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} (y_i - \hat{y}_i)^2}}{\max(y_i)} \cdot 100\% \tag{5.26}$$

$$nMAE = \frac{MAE}{P_{inst}} \cdot 100\% \tag{5.27}$$

gde je P_{inst} ukupna instalirana snaga sistema. Nespoli i saradnici su u komparativnoj studiji predikcije PV proizvodnje pokazali da različite normalizovane metrike (NMAE, WMAE, nRMSE, EMAE) ispoljavaju visok stepen korelacije međusobno — Pirsonov koeficijent korelacije između WMAE i nRMSE iznosi čak 0,98 — što znači da je kao prvu aproksimaciju moguće koristiti podskup metrika za procenu ukupnih performansi modela. Petrušić i saradnici u radu o predikciji solarne proizvodnje tokom zimskih meseci koriste

nMAE normalizovan na instaliranu snagu postrojenja od 1872 kW, čime se postiže univerzalni prikaz greške nezavisan od apsolutne veličine sistema [164], [168].

Koeficijent determinacije (*eng. Coefficient of Determination*) meri proporciju varijanse u izmerenim vrednostima koja je objašnjena modelom:[157], [162]

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{N} (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{N} (y_i - \bar{y})^2} \tag{5.28}$$

gde je $\bar{y}$ srednja vrednost izmerenih podataka. Vrednost $R^2 = 1$ označava savršeno poklapanje, dok vrednosti bliže nuli ukazuju na to da model ne objašnjava varijabilitet podataka bolje od prostog proseka. U radu Radivojevića i saradnika za LSTM-baziranu predikciju solarne proizvodnje, R^2 je korišćen zajedno sa MAE kao primarna metrika evaluacije, gde je optimalni model sa redukovanim skupom ulaza postigao $R^2 = 0{,}932$ u poređenju sa $R^2 = 0{,}866$ modela sa svim ulazima. Petrušić i saradnici su u kasnijoj studiji za zimske mesece korišćenjem istog koeficijenta pokazali da grupa modela sa promenljivom dubine snega postiže $R^2 = 0{,}91$, jedini rezultat iznad 0,9 [157], [162], [164].

Pojedinačno, nijedna metrika greške ne može potpuno okarakterisati kvalitet predikcije. MAE daje robustan i lako razumljiv uvid u prosečnu grešku, ali zanemaruje ekstremna odstupanja. RMSE dopunjuje MAE tako što naglašava retke, ali potencijalno kritične greške. MAPE, iako intuitivna za procentualno izražavanje, pokazala se nepouzdanom za domene sa periodima nulte proizvodnje ili potrošnje, što je karakteristično za proizvodnju. Koeficijent R^2 pruža globalni uvid u „objašnjenu varijansu", ali ne otkriva da li model sistematski precenjuje ili potcenjuje stvarne vrednosti [156], [162], [168].

5.2.2 Odabir metrika za slučaj predikcije rada prozjumera

Na osnovu pregleda korišćenih metrika u relevantnoj literaturi i specifičnosti problema predikcije kod prozjumera, za evaluaciju modela u studiji slučaja koja sledi u narednim poglavljima ove disertacije odabrane su sledeće funkcije:

- **MAE** — kao primarna metrika koja pruža direktan uvid u prosečno apsolutno odstupanje predikcije izraženo u fizičkoj jedinici (kW).,

- **RMSE** — kao komplementarna metrika koja detektuje prisustvo velikih odstupanja i pruža informaciju o disperziji grešaka, čime nadopunjuje MAE.
- **R^2** — kao globalna mera kvaliteta modela koja kvantifikuje koliko dobro model objašnjava varijabilitet ciljne promenljive.
- **nMAE** — kao normalizovana metrika koja omogućava poređenje rezultata sa drugim sistemima različitog kapaciteta.
- **MAPE** — kao bezdimenziona mera kojom se poredi tačnosti modela između različitih sistema i različitih opsega ciljne promenljive

Treba napomenuti, da se MAPE ne može koristiti za evaluaciju predikcije proizvodnje solarne elektrane, s obzirom na dobro dokumentovanu nestabilnost ove metrike u periodima sa nultom ili bliskom nuli proizvodnjom. Ipak, MAPE se može koristiti pri evaluaciji predikcije potrošnje, gde su vrednosti kontinualno pozitivne i ne teže nuli [156], [162], [164].

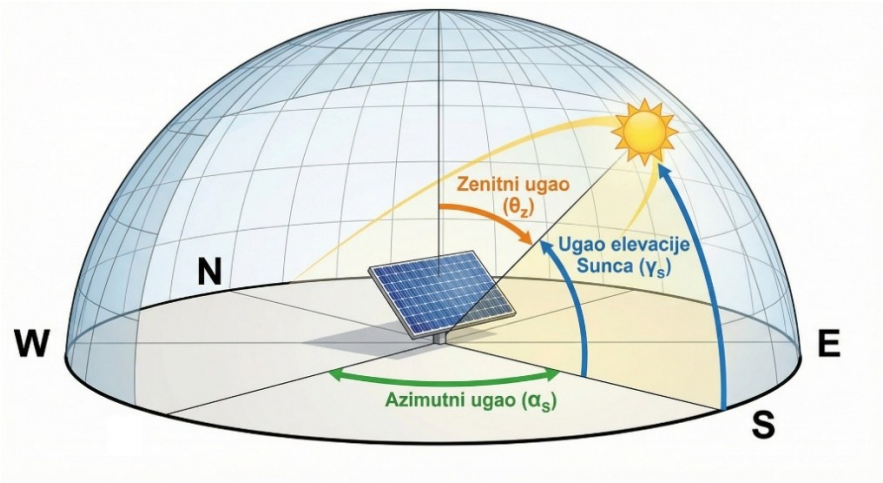
5.3 Predikcija proizvodnje fotonaponskih sistema

Predikcija proizvodnje fotonaponskih (FN) sistema predstavlja ključnu komponentu upravljanja prozjumerskim sistemima na liberalizovanim tržištima električne energije. Tačnost prognoze direktno utiče na kvalitet odluka u okviru optimizacionog modela — od strategija na tržištu dan-unapred, preko upravljanja baterijskim sistemima, do smanjenja troškova balansiranja usled manjeg debalasna prijavljenih i realizovanih profila proizvodnje i/ili potrošnje. U ovom potpoglavlju analiziraju se specifičnosti problema, ulazni podaci relevantni za predikciju, principi formiranja ulazno-izlaznih parova za LSTM model, kao i posebna razmatranja vezana za zimski period i ekstremne uslove.

5.3.1 Specifičnosti problema predikcije proizvodnje

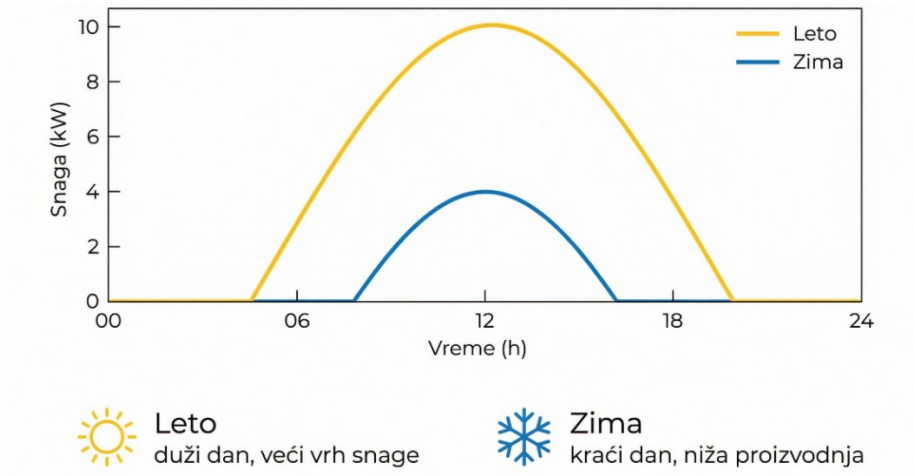
Predikcija proizvodnje FN sistema fundamentalno se razlikuje od klasičnih problema predviđanja vremenskih serija zbog dvojake prirode procesa koji određuju izlaznu snagu — deterministički astronomski ciklusi i stohastičke meteorološke varijacije deluju simultano, stvarajući kompleksnu dinamiku koja zahteva specijalizovane pristupe modelovanju [162], [164].

Deterministička komponenta proizvodnje potiče od kretanja Sunca po nebeskom svodu, koje je potpuno predvidivo na osnovu astronomskih jednačina. Položaj Sunca, definisan uglovima zenita i azimuta, određuje maksimalni teorijski potencijal solarne iradijanse (ozračnost) u svakom trenutku. Ugao elevacije pokazuje visoku negativnu korelaciju sa proizvedenom snagom, dok azimutni ugao koji se sklapa sa severom obezbeđuje informaciju o dobu dana i godišnjem periodu (Slika 5.5).



Slika 5.5 - Položaj sunca u odnosu na horizont i vertikalnu osu

Ova deterministička osnova generiše karakteristične dnevne krive proizvodnje u obliku zvona čija amplituda i trajanje variraju sezonski, vrhovi globalne horizontalne iradijanse (GHI) u umerenom klimatskom pojasu značajno se razlikuju između letnje i zimske sezone. Pored toga, deterministički karakter podrazumeva inherentne periode nulte proizvodnje tokom noćnih časova, što predstavlja specifičnost u odnosu na predviđanje potrošnje koja postoji 24 časa dnevno (Slika 5.6) [162], [164].



Slika 5.6 - Dnevni profil proizvodnje (leto-zima)

Stohastička komponenta, sa druge strane, potiče od meteoroloških faktora koji utiču na stvarnu količinu solarne energije koja dospe do površine FN panela. Oblačnost, padavine, vlažnost vazduha, brzina vetra i temperatura predstavljaju promenljive čije se ponašanje ne može precizno predvideti za duže vremenske periode. Korelacija između oblačnosti i solarne iradijanse je izrazito nelinearna, prelaz od vedrog ka delimično oblačnom nebu proizvodi disproporcionalno velika smanjenja iradijanse u poređenju sa promenama unutar već oblačnih stanja, što stvara nagle prekide u relaciji iradijansa–oblačnost. Solarna iradijansa je najsnažnije korelisana sa izlaznom snagom FN sistema, dok se uticaj temperature, oblačnosti i vlažnosti značajno razlikuje po intenzitetu i karakteru [154], [170].

Interakcija determinističke i stohastičke komponente stvara tri karakteristična režima rada solarne elektrane koji zahtevaju različite pristupe modelovanju:

- **Vedro nebo (*eng. clear-sky)***, Proizvodnja prati glatku dnevnu krivu određenu astronomskim parametrima, sa visokom predvidljivošću. U ovim uslovima, čak i sa redukovanim skupom podataka za obuku, modeli neuronskih mreža postižu visoke vrednosti koeficijenta determinacije i niske normalizovane greške [171].
- **Intermitentna oblačnost**, Brze promene iradijanse izazvane prolaskom oblaka generišu nagle fluktuacije snage koje je teško predvideti. LSTM modeli u ovim uslovima ispoljavaju određenu inerciju u odnosu na prethodne vrednosti iradijanse, dok alternativni pristupi poput odsečno-linearnih aproksimacija (*piecewise linear*) bolje prate oštre vremenske prelaze [170].
- **Ekstremni uslovi (zima, sneg)**, Kombinacija kratkog trajanja dnevne svetlosti, niskih temperatura i snežnog pokrivača na panelima fundamentalno menja relaciju između meteoroloških promenljivih i izlazne snage, zahtevajući specijalizovane modele sa dodatnim ulaznim promenljivim [164].

Još jedna bitna specifičnost jeste izrazita **sezonalnost** na godišnjem nivou. Analiza podataka sa solarnih elektrana u umerenom klimatskom pojasu jasno pokazuje da se proizvodnja kreće od maksimalnih vrednosti tokom letnje sezone do značajno nižih vrednosti u zimskim mesecima. Ova sezonalnost nije samo posledica promena u intenzitetu iradijanse, već i različitih meteoroloških uslova dominantnih u pojedinim periodima godine. Letnji meseci karakterišu se stabilnijim atmosferskim uslovima, dok su prelazne sezone i zimski period opterećeni izraženijom varijabilnošću [162], [164].

5.3.2 Ulazni podaci i izbor karakteristika

Izbor ulaznih promenljivih predstavlja kritičan korak u projektovanju predikcionog modela za proizvodnje iz solarnih elektrana, budući da pogrešan izbor može dovesti do značajnog povećanja grešaka, vremenskih kašnjenja i računske složenosti. U kontekstu predikcije proizvodnje, ulazni podaci mogu se sistematizovati u tri osnovne kategorije: meteorološki podaci, astronomski i vremenski indikatori, i istorijski podaci o proizvodnji [154].

Meteorološki podaci čine osnovu svake prognoze proizvodnje FN sistema jer direktno opisuju uslove koji determinišu količinu solarne energije dostupne za konverziju. Savremeni pristupi sve češće koriste meteorološke procene iz specijalizovanih platformi, koje pružaju numeričke procene solarnih i vremenskih podataka visokog vremenskog razlaganja na osnovu satelitskog snimanja oblačnosti i podataka sa prizemnih meteoroloških stanica prikazuje ključne meteorološke promenljive relevantne za predikciju proizvodnje FN sistema (Tabela 5.3) [162], [164], [170], [171].

Tabela 5.3 - Meteorološke promenljive za predikciju proizvodnje FN sistema

Promenljiva	Oznaka	Jedinica	Značaj za predikciju
Globalna horizontalna iradijansa	GHI	W/m²	Najviša korelacija sa snagom
Globalna nagnuta iradijansa	GTI	W/m²	Visoka, ali redundantna sa GHI
Direktna normalna iradijansa	DNI	W/m²	Umerena, redundantna sa GHI
Optička gustina oblaka	Cloud opacity	%	Inverzan uticaj na proizvodnju
Temperatura vazduha	T	°C	Umeren uticaj; degradacija efikasnosti pri visokim T
Dubina snega	SD	cm	Uslovan, značajan samo u zimskom periodu
Relativna vlažnost	RH	%	Uslovan, interakcijski efekat
Precipitabilna voda	PW	kg/m²	Uslovan, interakcijski efekat

Ključno pitanje u projektovanju predikcionog modela jeste da li koristiti širok skup meteoroloških promenljivih ili redukovani podskup sa najjačim korelacijama. Iskustvo iz istraživanja pokazuje da inicijalno obučavanje modela sa velikim brojem ulaznih promenjivih (više od 20) ne donosi očekivano poboljšanje tačnosti, naprotiv, greške mogu biti znatno veće nego kod modela sa pažljivo odabranim redukovanim skupom ulaza. Razlog leži u multikolinearnosti: mnoge meteorološke promenljive su visoko međusobno zavisne (na primer, različite komponente iradijanse tipično imaju međusobne korelacije iznad 0,8), tako da uključivanje svih unosi redundansu bez dodatne informacione vrednosti. Odabirom jedne reprezentativne iradijansne promenljive (tipično GHI, koja integriše višestruke efekte) zajedno sa temperaturom i astronomskim indikatorima, postiže se značajno poboljšanje tačnosti u odnosu na model sa svim dostupnim ulazima [162].

Međutim, pristup zasnovan isključivo na linearnoj korelaciji ima inherentna ograničenja. Promenljive sa zanemarljivom marginalnom korelacijom mogu imati značajan doprinos kroz uslovne ili interakcijske efekte. Na primer, dubina snega, posmatrana na celogodišnjem nivou, pokazuje slabu korelaciju sa izlaznom snagom jer snežni pokrivač retko postoji, generišući pretežno nulte vrednosti tokom većeg dela godine. Međutim, tokom zimskih epizoda kada se sneg akumulira, ova promenljiva snažno predviđa smanjenje proizvodnje usled prekrivanja panela snegom i koeficijentom reflektivnosti snežne površine (albedo) [164], [170].

Ovi rezultati ukazuju na to da je za modele neuronskih mreža, gde se selekcija karakteristika vrši manualno pre obuke, potreban pažljiv balans između redukovanja dimenzionalnosti (radi izbegavanja preobučavanja) i zadržavanja promenljivih sa uslovnim uticajem. U široj literaturi potvrđeno je da optimizacija broja i tipa ulaza predstavlja neophodan korak za efikasnu prognozu, pri čemu se genetski algoritmi i metaheurističke metode mogu koristiti za automatizovanu selekciju najvažnijih ulaznih parametara [154].

Astronomski indikatori obezbeđuju modelu informaciju o poziciji Sunca i vremenskom kontekstu, čime se implicitno kodiraju sezonalnost i dnevni obrasci proizvodnje (Tabela 5.4) [162], [171]

Tabela 5.4 - Astronomski i vremenski indikatori

Promenljiva	Opis	Značaj za predikciju	Uloga u modelu
Zenitni ugao (θ_z)	Ugao između vertikale i pravca ka Suncu	Visoka negativna korelacija sa snagom	Kodira doba dana i sezonu
Azimutni ugao (γ_s)	Horizontalni ugao položaja Sunca	Niža, ali komplementarna	Razlikuje jutarnju od popodnevne proizvodnje
Solarna elevacija	Komplementarni ugao zenita ($90° - \theta_z$)	Ekvivalentna zenitu	Alternativna reprezentacija

Zenitni ugao i azimutni ugao kao promenljive se uključuju u sve kombinacije ulaznih podataka jer zajedno pružaju najjači uticaj na proizvedenu snagu i omogućavaju modelu da implicitno usvoji obrazac doba dana i doba godine. Između elevacije Sunca i generisane snage postoji izrazita linearna zavisnost u uslovima vedrog neba, dok pri visokim temperaturama dolazi do primetnog pada snage usled termičke degradacije efikasnosti FN panela. Ova kombinacija astronomskih i temperaturnih efekata opravdava zajedničko uključivanje ovih promenljivih u ulazni vektor modela [162], [171].

Treća kategorija ulaznih podataka obuhvata zakasnele (*eng. lagged*) vrednosti same proizvedene snage, čime se modelu pruža informacija o neposrednoj prošlosti sistema. Ulazno-izlazni parovi za obuku formiraju se tako da, za svaki trenutak predikcije t, ulazni vektor obuhvata vrednosti odabranih meteoroloških promenljivih u trenucima t, $t-1$, $t-2$, ..., $t-h$, kao i izmerene vrednosti proizvodnje u trenucima $t-1$, $t-2$, ..., $t-(h+1)$, gde h predstavlja horizont predikcije (*prediction window*). Na ovaj način, model raspolaže kako budućim prognoziranim meteorološkim uslovima, tako i istorijskim obrascem ponašanja samog solarnog sistema [162].

Analiza optimalnog horizonta predikcije ukazuje na to da se optimalna tačnost postiže za horizonte od približno 4 do 12 prethodnih časova, dok prevelik broj istorijskih koraka može dovesti do preobučavanja (*eng. overfitting*) usled povećanja dimenzionalnosti ulaznog prostora. Ovo sugeriše da uključivanje istorijskih podataka od otprilike pola dana unazad pruža modelu dovoljnu kontekstualnu informaciju za kvalitetnu dan-unapred prognozu [162].

Alternativno, modeli bez istorijskih podataka o snazi, koji baziraju predikcije isključivo na trenutnim meteorološkim promenljivim, mogu postići uporedivu tačnost ukoliko se primeni specijalizacija po vremenskim uslovima. Ovaj rezultat ukazuje na to da sezonska specijalizacija može kompenzovati odsustvo temporalne memorije, što je relevantna smernica za projektovanje predikcionih sistema u kojima istorijski podaci nisu uvek dostupni u realnom vremenu [164].

5.3.3 Formiranje parova ulazno-izlaznih podataka za obučavanje LSTM

Formiranje ulaznog tenzora za LSTM model predstavlja korak u kome se sirove vremenske serije meteoroloških podataka i istorijskih merenja transformišu u strukturu pogodnu za sekvencijalno procesiranje. Ovaj proces se zasniva na tehnici klizajućeg prozora (*eng. sliding window*), koja je objašnjena u potpoglavlju široko primenjena u literaturi za oblikovanje problema predviđanja vremenskih serija [156], [157].

Mehanizam gejtova, ulazni, izlazni i *forget* gejt, definisan u Potpoglavlju 5.2, filtrira informacije iz meteoroloških signala, selektivno zadržavajući relevantne obrasce. Na primer, forget gejt može naučiti da „zaboravi" informaciju o visokom GHI iz prethodnog vremenskog koraka ukoliko aktuelni podaci ukazuju na nagli porast oblačnosti, dok ulazni gejt može akumulirati trend postepenog zagrevanja tokom jutarnjih časova.

Za predikciju proizvodnje FN sistema, dužina ulazne sekvence tipično iznosi 12–24 časa, što odgovara jednom dnevnom ciklusu solarne proizvodnje. Ovo je značajno kraće od sekvenci korišćenih za predikciju potrošnje (koje se razmatraju u Potpoglavlju 5.5.3), budući da su dominantni obrasci u proizvodnji dnevnog karaktera i determinisani astronomskim ciklusima, dok potrošnja zahteva duži kontekst za hvatanje nedeljnih i sezonskih obrazaca [162].

Poslednji skriveni vektor h_T (ili sekvenca svih skrivenih vektora, zavisno od arhitekture) prosleđuje se potpuno povezanim (*eng. dense*) slojevima koji generišu konačnu predikciju, predviđenu snagu za naredni sat ili narednih 24 časa. U kontekstu dan-unapred predikcije za tržište električne energije, cilj je generisati vektor od 24 vrednosti predviđene satne snage za naredni dan.

Pre formiranja ulaznih tenzora, neophodna je adekvatna priprema podataka. Merenja snage sa kratkim vremenskim razlaganjem (na primer 5-minutna) agregiraju se na satni nivo sumiranjem ili usrednjavanjem, čime se filtriraju nagla kolebanja usled intermitentnih poremećaja na mreži. Meteorološki ulazni podaci se takođe usaglašavaju na isti vremenski interval radi konzistentnosti. Dodatno, svi podaci se skaliraju na opseg (min-max normalizacija), budući da LSTM strukture koriste sigmoid i tanh aktivacione funkcije čiji su izlazi u tom opsegu, čime se obezbeđuje brža konvergencija i numerička stabilnost procesa obuke [154], [156], [162], [169].

Standardni pristup podrazumeva hronološku podelu na skup za obuku (tipično 70%) i testiranje (30%), pri čemu se čuva vremenski redosled podataka. Ovaj pristup obezbeđuje da se model testira na podacima koji su vremenski kasniji od podataka za obuku, što odgovara realnom scenariju operativne primene gde model predviđa buduće vrednosti [162], [164].

5.3.4 Zimski period i ekstremni uslovi

Zimski meseci predstavljaju poseban izazov za predikciju proizvodnje FN sistema zbog kombinacije faktora koji značajno menjaju distribuciju podataka u poređenju sa ostatkom godine [164].

Analiza odnosa između GHI, temperature vazduha, dubine snega i izlazne snage elektrana u umerenom klimatskom pojasu otkriva da u uslovima niskih temperatura postoje slučajevi vrlo niske proizvodnje uprkos relativno visokim vrednostima iradijanse, za određene dubine snežnog pokrivača. Ovaj fenomen, poznat kao *snow soiling*, nastaje usled prekrivanja površine FN panela snežnim pokrivačem koji fizički blokira pristup solarne radijacije ćelijama. Pri umerenoj pozitivnoj temperaturi, proizvodnja je manje zavisna od dubine snega, a dominantno je određena temperaturom i GHI [164].

Korelacione matrice se značajno razlikuju za toplu i hladnu polovinu godine. Promenljive vezane za sneg (dubina snega, ekvivalent snežne vode, snežno zaprljanje) imaju izrazito niske korelacije na celogodišnjem nivou, jer su njihove vrednosti blizu nule tokom većine ulazno-izlaznih parova za obuku. Međutim, kada se skup podataka podeli na sezonske segmente, promenljive snega pokazuju značajno viši stepen korelacije u hladnom periodu. Istovremeno, parovi snežnih promenljivih pokazuju visoku međusobnu korelaciju (na primer,

dubina snega i ekvivalent snežne vode su gotovo identično korelisani), tako da korišćenje oba unosi redundansu bez dodatne informacione vrednosti [164].

Eksperimentalni rezultati potvrđuju da modeli obučeni isključivo na podacima za produženi zimski period (oktobar–mart), sa proširenim skupom ulaznih promenljivih koji uključuje parametre vezane za sneg, postižu bolju tačnost u odnosu na celogodišnje modele za isti period. Poboljšanje tačnosti od oko 5% konzistentno se ostvaruje dodavanjem dubine snega kao dodatnog ulaza, dok promenljive vezane za snežno zaprljanje (*eng. snow soiling*) ne donose značajno poboljšanje, što sugeriše da je fizički mehanizam prekrivanja panela snegom manje izražen na određenim lokacijama i konfiguracjama postavljanja [164].

Komparativne analize LSTM i alternativnih pristupa donose dodatne uvide relevantne za zimski period. Automatska selekcija karakteristika koja evaluira promenljive kontekstualno, umesto da ih isključuje na osnovu globalnih korelacionih koeficijenata, može identifikovati prediktivnu vrednost promljenivih poput dubine snega, precipitabilne vode i relativne vlažnosti, koje standardna korelaciona analiza propušta. LSTM modeli se pokazuju superiornijim tokom stabilnih perioda vedrog neba, dok alternativni pristupi bolje prate nagle vremenske prelaze. Ovaj nalaz sugeriše da bi hibridni pristup, sa sezonski specijalizovanim modelima ili kombinacijom modela sa komplementarnim prednostima, mogao obezbediti optimalnu tačnost tokom cele godine [164], [170].

Implikacija za prozjumerski optimizacioni model je jasna: dan-unapred prognoza proizvodnje mora uzeti u obzir sezonske specifičnosti i po potrebi aktivirati specijalizovane predikcione modele za zimski period, čime se minimizuju balansni penali i optimizuju strategije na tržištu električne energije [164].

5.4 Predikcija potrošnje električne energije

Predikcija proizvodnje fotonaponskih (FN) sistema predstavlja ključnu komponentu upravljanja prozjumerskim sistemima na liberalizovanim tržištima električne energije. Značaj tačne prognoze za minimizaciju balansnih troškova i optimizaciju tržišnog nastupa obrazložen je u uvodu ovog poglavlja." [156], [169].

U ovom poglavlju, potpoglavlje 5.4.1 opisuje specifičnosti predikcije potrošnje, dok 5.4.2 definiše ulazne podatke i izbor karakteristika. Potpoglavlje 5.4.3 prikazuje formiranje LSTM sekvenci, 5.4.4 obradu anomalija i kvalitet podataka, a 5.4.5 implikacije na optimizacioni model prozjumera.

5.4.1 Specifičnosti problema predikcije potrošnje

Potrošnja električne energije fundamentalno se razlikuje od proizvodnje FN sistema po nekoliko ključnih dimenzija koje zahtevaju različit pristup modelovanju.

Za razliku od solarne proizvodnje koja ima inherentne periode nulte vrednosti tokom noći, potrošnja električne energije postoji 24 časa dnevno, 365 dana godišnje. Ova neprekidnost znači da model mora adekvatno predviđati ponašanje sistema u svim periodima, bez mogućnosti trivijalne prognoze za delove dnevnog ciklusa. Kod potrošnje ne postoji ekvivalent „astronomske osnove" koja bi definisala okvirnu krivu, profil potrošnje je potpuno determinisan operativnim režimom potrošača i eksternim uslovima [156].

Vremenske serije potrošnje ispoljavaju složen sezonalni obrazac koji se manifestuje na više vremenskih skala istovremeno. Na dnevnom nivou, potrošnja prati karakteristične cikluse određene radnim rasporedom i operativnim režimom postrojenja, kod industrijskih potrošača tipično postoje periodi povišene potrošnje tokom radnog vremena, smanjenja tokom pauza i ponovnog rasta u poslepodnevnim satima. Na nedeljnom nivou, razlike između radnih dana i vikenda stvaraju izrazitu periodičnost sa periodom od sedam dana, ponašanje potrošnje tokom vikenda može značajno odstupati od radnih dana, bilo kroz smanjenu aktivnost (kod komercijalnih potrošača) ili kroz promenjene obrasce korišćenja (kod rezidencijalnih). Na godišnjem nivou, sezonski faktori poput temperature utiču na intenzitet potrošnje, posebno kod potrošača sa sistemima za grejanje ili hlađenje [156], [157], [169].

Potrošnja električne energije je inherentno nelinearna funkcija svojih ulaznih parametara. Statistički modeli zasnovani na linearnim prediktorima (ARMA, ARIMA, regresioni modeli) ne mogu u potpunosti da obuhvate ponašanje vremenskih serija potrošnje, što je motivacija za primenu neuronskih mreža koje efikasno aproksimiraju nelinearne relacije bez eksplicitnog poznavanja njihove funkcionalne forme. Dodatno, potrošnja sadrži značajnu stohastičku komponentu, nepredvidive događaje kao što su neočekivani pikovi ili padovi

potrošnje usled kvara opreme, promene operativnog režima ili posebnih okolnosti, koji se ne mogu deterministički modelovati [156], [169].

Priroda problema predikcije značajno varira u zavisnosti od tipa krajnjeg korisnika. Komercijalni objekti pokazuju izrazite regularne obrasce povezane sa rasporedom rada, dok su individualni rezidencijalni potrošači znatno stohastičniji. Industrijski potrošači, posebno oni sa specifičnim proizvodnim ciklusima (poput hladnjača), pokazuju intermitentne profile potrošnje koji nisu nužno korelisani sa globalnim faktorima poput spoljne temperature, već zavise od poslovnog potencijala i operativnih potreba samog preduzeća. Ova raznolikost zahteva da se prediktivni modeli prilagode specifičnom profilu potrošača unutar prozjumerskog sistema [156], [157], [157], [169].

Tabela 5.5 sumira ključne razlike između dva problema predikcije relevantna za prozjumerski sistem [162] [170].

Tabela 5.5 - Poređenje problema predikcije proizvodnje i potrošnje

Dimenzija	Predikcija proizvodnje FN	Predikcija potrošnje
Aktivni period	Samo dnevni (solarna elevacija > 0)	24 časa, cela godina
Dominantni obrasci	Dnevni ciklus; sezonski	Dnevni, nedeljni, sezonski; praznici
Deterministička osnova	Astronomski ciklusi	Ne postoji; potpuno zavisi od podataka
Ključni spoljni faktori	GHI, oblačnost, temperatura	Temperatura, raspored rada, tip dana
Stohastičnost	Intermitentna oblačnost	Operativni režim, ljudsko ponašanje
Tipičan ulazni horizont	12–24 časa	24–336 časova (do 2 nedelje)

5.4.2 Ulazni podaci i izbor karakteristika

Za razliku od predikcije proizvodnje FN sistema, gde meteorološki podaci igraju centralnu ulogu, predikcija potrošnje se u kontekstu individualnog prozjumera dominantno oslanja na istorijske podatke o samoj potrošnji, dopunjene vremenskim i kalendarskim indikatorima. Razlog leži u tome što profili potrošnje mnogih industrijskih i komercijalnih

korisnika ne pokazuju jaku korelaciju sa globalnim meteorološkim faktorima, njihova dinamika je pretežno određena internim operativnim procesima [156], [169].

Primarna ulazna promenljive za predikciju potrošnje jeste sama vremenska serija izmerenih satnih vrednosti potrošnje. Satni podaci, izraženi u kWh, prikupljaju se putem sistema za merenje potrošnje koji generišu podatke u redovnim intervalima. Za industrijske potrošače poput hladnjača, ti podaci mogu pokazivati karakteristične intermitentne profile sa značajnom varijabilnošću, potrošnja u okviru jednog dana može varirati od vrlo niskih do visokih vrednosti u zavisnosti od ciklusa hlađenja i operativnih potreba. Za rezidencijalne potrošače, agregirana potrošnja postaje predvidljivija sa porastom broja domaćinstava čiji se profili objedinjuju, jer se individualni stohastički efekti međusobno kompenzuju [156], [157].

Vremenske i kalendarske promenljive obezbeđuju modelu kontekstualnu informaciju o tome kada se predikcija vrši. U predikcionim modelima za komercijalne i rezidencijalne objekte, standardne ulazne promenljive obuhvataju sat u danu, dan u nedelji (kodiran binarnim promenljivim), dan u mesecu i mesec u godini. Ove promenljive omogućavaju modelu da razlikuje radne dane od vikenda, praznične periode od regularnih, i sezonske promene u obrascima potrošnje. Kodiranje dana u nedelji binarnim promenljivim, gde svaki dan predstavlja poseban flag, pokazalo se kao efikasan način da model eksplicitno nauči razlike u profilima potrošnje između različitih dana [157].

Za određene tipove potrošača, meteorološki podaci mogu značajno doprineti tačnosti prognoze. Temperatura vazduha, relativna vlažnost i brzina vetra predstavljaju relevantne ulaze za objekte čija potrošnja dominantno zavisi od sistema za grejanje i hlađenje (HVAC). Kod takvih objekata, dugoročne promene u potrošnji, razlike između zimskog i letnjeg režima, snažno koreliraju sa spoljnom temperaturom i vlažnošću. Međutim, za potrošače kod kojih dominiraju procesni potrošači (motori, kompresori, proizvodni pogoni), korelacija sa meteorološkim uslovima je slaba, i njihovo uključivanje u model ne donosi poboljšanje tačnosti, već potencijalno povećava šum i rizik od preobučavanja [157], [169].

Ovo naglašava potrebu za specifičnom analizom korelacione strukture za svakog pojedinačnog potrošača u prozjumerskom sistemu, pre nego što se donese odluka o izboru ulaznih promenljivih za model predikcije potrošnje.

Za potrošače sa izrazitim periodicitetima koji ne odgovaraju standardnim dnevnim ili nedeljnim ciklusima, mogu se uvesti frekvencijske promenljive izvedene iz Fourierove analize. Karakteristični vremenski periodi, dobijeni detekcijom pikova u Fourierovom spektru vremenske serije, mogu se inkorporirati kao dodatni ulazi putem faznih promenljivih koje eksplicitno kodiraju ciklus potrošnje u odnosu na identifikovane periodicitete. Ovaj pristup je posebno relevantan za sisteme sa složenim operativnim rasporedima čija periodicnost prevazilazi jednostavne dnevne ili nedeljne obrasce [157].

Predviđanje potrošnje na dan-unapred nivou zahteva posebnu pažnju u kontekstu tipa dana i sezonskih efekata, koji mogu značajno uticati na tačnost prognoze.

Analiza vremenskih serija potrošnje pokazuje izrazitu razliku između radnih dana i vikenda za većinu tipova potrošača. Kod industrijskih korisnika, potrošnja tokom vikenda može imati drugačiji profil, izostaje pad potrošnje oko podneva karakterističan za radne dane, a ukupni nivo potrošnje može biti niži ili drugačije distribuiran. Prediktivni modeli moraju biti sposobni da prepoznaju ove periodične promene, što zahteva da ulazna sekvenca bude dovoljno dugačka da obuhvata barem jedan celokupan nedeljni ciklus. Eksperimentalni rezultati potvrđuju da modeli koji koriste nedeljni kontekst (168 časova) uspešno usvajaju sezonalnost tipa dana i mogu generisati tačne prognoze kako za radne dane tako i za vikende. Praznici predstavljaju poseban izazov jer se pojavljuju retko i iregularno, čime mreža ima ograničen broj primera za učenje njihovog uticaja na potrošnju. Potrošnja tokom prazničnih dana može značajno odstupati od regularnog obrasca, a upravo na takvim datumima penali za neuravnoteženje mogu biti posebno visoki. Test skupovi se strategijski biraju da sadrže praznične dane i periode prelaza između sezona, čime se obezbeđuje da evaluacija modela obuhvata i ove granične slučajeve [156], [169].

Za potrošače čija potrošnja zavisi od sistema za grejanje i hlađenje, sezonski efekti su izraženi i stvaraju dugoročne promene u distribuciji podataka. Analiza dugih vremenskih serija ukazuje da su greške predikcije često veće tokom zimskih meseci, posebno kod rezidencijalnih potrošača, jer u tom periodu struktura potrošnje postaje raznolika. Dok su letnji profili dominantno oblikovani HVAC sistemima i korelisani sa temperaturom, zimski profili zavise od šireg spektra uređaja sa nepredvidljivijim obrascima korišćenja. Ovaj zaključak sugeriše da bi, slično sezonskoj specijalizaciji modela za predikciju proizvodnje (Potpoglavlje 5.4.4), i kod

potrošnje moglo biti korisno razviti sezonski prilagođene modele ili barem obezbediti da skup za obuku adekvatno zastupa sve sezone [157].

Tačnost predikcije značajno zavisi od nivoa agregacije potrošnje. Za pojedinačne rezidencijalne potrošače, stohastička priroda ponašanja dovodi do visokih grešaka čak i pri upotrebi naprednih dubokih modela. Sa agregacijom profila većeg broja potrošača, obrasci potrošnje postaju izraženiji, a performanse modela se značajno poboljšavaju jer se individualne stohastičke varijacije međusobno kompenzuju. Međutim, iznad određenog nivoa agregacije, jednostavniji modeli (poput višeslojnih perceptrona) postižu uporedive performanse sa dubokim RNN modelima, jer agregirani profili manje zavise od dugoročnih temporalnih zavisnosti za čije modelovanje je LSTM posebno dizajniran [157].

Za prozjumerske sisteme koji obuhvataju veći broj heterogenih potrošača, klasterizacija energetskog ponašanja može obezbediti dodatni uvid za projektovanje predikcionih modela. Analiza satnih podataka sa pametnih brojila identifikuje različite grupe potrošača prema vremenu najintenzivnije potrošnje (noćna, jutarnja, dnevna, večernja), stepenu sezonalnosti i razlikama između radnih dana i vikenda. Ove grupe, identifikovane putem mešavine Gausovih distribucija, pokazuju stabilne karakteristike kroz bootstrap validaciju i mogu se koristiti za prilagođavanje prediktivnih modela specifičnim profilima potrošnje unutar prozjumerske grupe [52].

5.4.3 Formiranje parova ulazno-izlaznih podataka za obučavanje LSTM

Formiranje ulazno-izlaznih parova za predikciju potrošnje bazira se na istom principu klizajućeg prozora kao kod predikcije proizvodnje (Potpoglavlje 5.3.3), ali sa značajnim razlikama u pogledu dužine ulazne sekvence i strukture ulaznog vektora [156], [169].

Ulazni uzorci za LSTM model formiraju se korišćenjem tehnike klizajućeg prozora opisanom u Potpoglavlju 5.1.4. Za svaki trenutak predikcije koristi se sekvenca dužine T, dok cilj predstavlja sledeću opservaciju u seriji.

Izbor dužine ulazne sekvence T predstavlja kritičan hiperparametar čiji je uticaj na tačnost predikcije ključan. Eksperimentalna istraživanja na podacima o potrošnji industrijskih objekata ukazuju na to da postoji optimum u opsegu od jedne do dve nedelje (168–336 časova), pri čemu kraći horizonti ne obezbeđuju dovoljno konteksta za učenje nedeljnih obrazaca, a duži

horizonti dovode do preobučavanja usled smanjenog broja efektivnih uzoraka za obuku i povećane specifičnosti svake sekvence. Model sa jednočasovnim horizontom degenerira u trivijalan prediktor koji kopira poslednju poznatu vrednost, proizvodeći prividno dobre ali suštinski beskorisne prognoze jer je predviđena kriva jednostavno pomerena za jedan sat u odnosu na stvarnu. Sa porastom horizonta, model postepeno poboljšava sposobnost predviđanja pikova i naglih promena, ali nakon prelaska optimuma počinje da gubi tačnost na test podacima uprkos boljem pristajanju na podacima za obuku, klasičan signal preobučavanja [156], [169].

Značajna razlika u odnosu na predikciju proizvodnje jeste potreba za dužim ulaznim sekvencama. Dok je za proizvodnju FN sistema dovoljan kontekst od jednog dnevnog ciklusa (12–24 časa), potrošnja zahteva minimum jednonedeljni kontekst da bi model mogao da obuhvati razlike između radnih dana i vikenda. Ova razlika proizlazi iz toga što su dominantni obrasci u potrošnji nedeljnog karaktera, dok su u proizvodnji dnevnog karaktera sa determinističkom astronomskom osnovom [156], [157].

Podaci o potrošnji normalizovani su istim min-max postupkom opisanim u Potpoglavlju 5.4.3, primenjenim nad trening skupom.

Podela na skupove za obuku i testiranje identična je onoj opisanoj u Potpoglavlju 5.4.3 (hronološka podela 70/30) [156], [169].

5.4.4 Obrada anomalija i kvalitet podataka

Kvalitet ulaznih podataka o potrošnji ima direktan i značajan uticaj na tačnost prediktivnog modela. Za razliku od meteoroloških podataka koji se dobijaju od specijalizovanih provajdera sa rigoroznim kontrolama kvaliteta, podaci o potrošnji potiču iz mernih sistema koji su podložni različitim tipovima anomalija [156].

Anomalije u podacima o potrošnji mogu se klasifikovati u dve osnovne kategorije. Prva kategorija obuhvata ekstremne vrednosti (*eng. outliers*), merenja koja značajno odstupaju od tipičnog opsega i mogu biti posledica kvara uređaja koji u retkim slučajevima troši više energije nego obično, neispravnosti mernog sistema ili nepravilnog unosa podataka. Druga kategorija obuhvata nedostajuće podatke, periode u kojima vrednosti potrošnje nisu zabeležene, a odgovarajuća polja u bazi podataka su popunjena nulama ili su ostavljena prazna [156].

Svaka veća anomalija negativno utiče na tačnost predikcije neuronske mreže. Pojavom pogrešnih podataka ili zbog nedostatka podataka, mreža prestaje da uči ispravne obrasce i umesto toga usvaja nove, u kojima se nulte ili ekstremne vrednosti pojavljuju kao regularne. Manje anomalije obično ne moraju biti uklonjene, budući da postoji mogućnost da nisu posledica pogrešnog unosa podataka već stvarnih okolnosti, i njihov uticaj na tačnost predikcije je znatno manji [156].

Za detekciju ekstremnih vrednosti primenjuju se dva komplementarna pristupa:

- **Metod graničnih vrednosti**, Postavljanje gornje i donje granice na osnovu analize distribucije potrošnje. Elementi koji ne padaju u definisani opseg identifikuju se kao anomalije i uklanjaju iz skupa podataka.
- **Z-score metod**, Statistički pristup zasnovan na standardnoj devijaciji, gde se za svako merenje izračunava z-vrednost i merenja čija z-vrednost prekoračuje zadati prag tretiraju kao anomalije [156].

Za popunjavanje nedostajućih podataka primenjuju se interpolacione tehnike koje generišu nove vrednosti konzistentne sa svojstvima vremenske serije, nova vrednost ne sme da naruši trend, sezonalnost ili vrednosti autokorelacionih koeficijenata. Za kraće periode nedostajućih podataka (do nekoliko časova), linearna interpolacija daje zadovoljavajuće rezultate. Za duže segmente, predloženi su sofisticiraniji pristupi poput korišćenja samog RNN modela za generisanje interpoliranih vrednosti na osnovu podataka pre i posle nedostajućeg segmenta, pri čemu se konačna interpolirana vrednost formira kao ponderisani prosek predikcija u oba smera. Ovaj pristup daje znatno bolje rezultate od jednostavne linearne interpolacije, posebno kada broj uzastopnih nedostajućih merenja prelazi nekoliko sati [156], [157].

5.4.5 Implikacije za prozjumerski optimizacioni model

Predikcija potrošnje u okviru prozjumerskog sistema ima direktne implikacije na balansnu odgovornost i troškove neuravnoteženja na liberalizovanom tržištu. Snabdevač električnom energijom je obavezan da, dan unapred, obavesti operatora prenosnog sistema o količini električne energije koja je potrebna na satnom nivou za sve potrošače u svojoj balansnoj grupi. Ukoliko predviđena potrošnja ne odgovara stvarno utrošenoj energiji i

tolerancija za neuravnoteženje premaši dozvoljene granice, balansna strana se penalizuje kroz cene poravnanja definisane retroaktivno za svaki sat, srazmerno neuravnoteženju koje je stvoreno u sistemu [156], [169].

Za prozjumera koji na sebe preuzima balansnu odgovornost, ovo znači da model predikcije potrošnje mora obezbediti dovoljno tačne satne prognoze za naredni dan kako bi se minimizovao ukupni trošak neuravnoteženja. Dnevna greška predikcije, definisana kao relativna razlika između predviđene i stvarne ukupne dnevne potrošnje, tipično se kreće u opsegu koji je prihvatljiv za tržišne uslove, pri čemu se najveće greške javljaju u danima sa ekstremnim pikovima ili neočekivanim padovima potrošnje. Zbirna greška na nedeljnom nivou je znatno niža od pojedinačnih dnevnih grešaka jer greške suprotnog predznaka imaju tendenciju međusobnog poništavanja [169].

S obzirom da se OIE instalira na unutrašnju instalaciju prozjumera i koristi primarno za sopstvene potrebe kako bi se smanjila količina energije koja se preuzima iz mreže, prognoze potrošnje se kombinuju sa prognozama proizvodnje za slučaj solarne elektrane (Potpoglavlje 5.4) kako bi se formirala neto pozicija, razlika između očekivane potrošnje i očekivane proizvodnje, koja zatim ulazi u algoritam za optimizaciju strategije na tržištu dan-unapred i upravljanje baterijskim sistemom za skladištenje energije [156].

6 Primena predikcionih modela za slučaj prozjumera

U okviru integralne platforme za upravljanje tokovima energije kod prozjumera, ulazni podaci koji predstavljaju proizvodnju i potrošnju na lokaciji su bazirani na predviđenim vrednostima za profil proizvodnje i potrošnje za dan unapred, koji se dobijaju primenom odabranih predikcionih modela o kojima će biti reči u ovom poglavlju. Ovi modeli su posebno razvijeni za profil potrošnje, a posebno za profil proizvodnje, jer ulazni podaci koji predstavljaju istorijske ostvarene vrednosti proizvodnje i potrošnje nemaju istu korelaciju sa meteorološkim podacima, što uslovljava da se razvijaju zasebni modeli za proizvodnju i potrošnju, o čemu je bilo reči u prethodnom poglavlju.

Predikcioni modeli razvijeni u ovom poglavlju obučavaju se i validiraju na realnim podacima iz prozjumerskog sistema lociranog u Vladičinom Hanu, gradu u na jugu Srbije (43,49°N; 21,64°E). Sastavni deo sistema je solarna elektrana (SE) ukupne instalisane snage 156 kW, montirana 2021. godine na krovu fabrike za proizvodnju nameštaja, priključene na unutrašnju instalaciju u režimu aktivni kupac (sa predajom viškova) za zadovoljavanje potreba fabrike.

6.1 Primena modela za predikciju proizvodnje

Kroz dosadašnja istraživanja utvrđeno je da jedinstveni celogodišnji model ne može podjednako efikasno pokrivati celokupan opseg meteoroloških režima, jer se distribucija podataka značajno razlikuje između godišnjih doba, što je potvrdilo pretpostavku da model obučen nad podskupom podataka koji reprezentuje specifične meteorološke uslove postiže veću tačnost od jedinstvenog modela obučenog na celokupnom skupu. Stoga je u okviru integralne platforme usvojen pristup sa dva komplementarna modela: celogodišnjim LSTM modelom koji pokriva celokupan opseg meteoroloških uslova (Potpoglavlje 6.1.2) i specijalizovanim MLP modelom za proširene zimske mesece oktobar–mart (Potpoglavlje

6.1.3), koji dodatno uključuje promenljive karakteristične za hladne vremenske uslove, poput dubine snežnog pokrivača. Svemu ovome prethodi pred proces odabira seta ulaznih podataka koji će se koristiti za obuku i verifikaciju modela (Potpoglavlje 6.1.1).

6.1.1 Karakteristike ulaznih podataka i metodološki pristup pri učenju modela

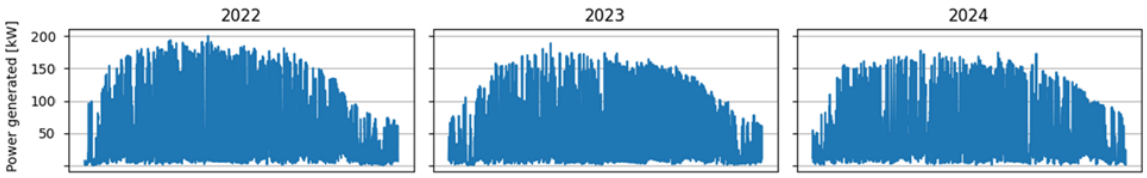
Merenje izlazne snage elektrane vršeno je sa periodom uzorkovanja od 5 minuta u kontinuiranom periodu od decembra 2021. do novembra 2024. godine (tri pune godine). Za potrebe predikcije, izmerene vrednosti snage su prosečene na nivou satnog intervala, čime je formiran skup podataka od 9129 satnih vrednosti, nad kojim su primenjene standardne statističke funkcije za predstavljanje skupova serijskih podataka (Tabela 6.1). Agregacija na satnom nivou je značajna za filtriranje kratkotrajnih pikova u snazi nastalih zbog intermitentne prirode OIE, kao i zbog usklađivanja vremenske rezolucije sa satnom strukturom otvorenog tržišta električne energije, na kome je prozjumer kao aktivni kupac izložen balansnim troškovima koji se mogu redukovati dobrom predikcijom proizvodnje i potrošnje i usklađenim planom rada upravljive potrošnje, kao što je detaljno predstavljeno u poglavlju .

Tabela 6.1 - Statistički pregled skupa podataka proizvodnje solarne elektrane na satnoj rezoluciji

Ukupno uzoraka (h)	Prosek (kW)	Std. dev. (kW)	Min. (kW)	25. %. (kW)	50. % (kW)	75. %. (kW)	Max. (kW)
9129	52,15	42,08	0,07	14,59	41,03	85,46	167,05

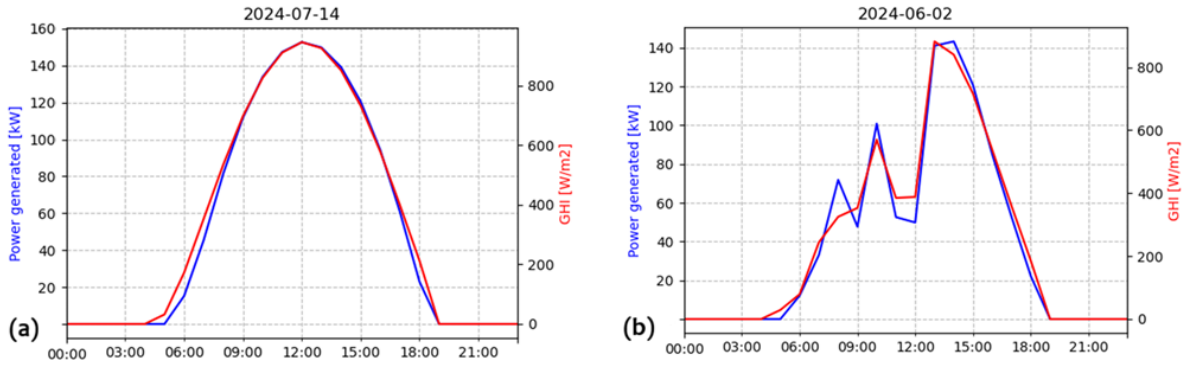
Vrednosti u tabeli predstavljaju snage celokupnog sistema solarne elektrane. Visok koeficijent varijacije (standardna devijacija iznosi približno 81% srednje vrednosti) odražava izrazitu sezonsku i dnevnu varijabilnost FN proizvodnje, karakterističnu za umereno-kontinentalnu klimu.

Na godišnjem nivou jasno se uočavaju sezonski obrasci, gde proizvodnja dostiže maksimum tokom letnjih meseci (jun–avgust), dok je u zimskom periodu (novembar–februar) značajno redukovana usled kraćeg trajanja dnevne svetlosti, nižih uglova elevacije sunca i povećane oblačnosti (Slika 6.1).



Slika 6.1- Pregled skup podataka proizvodnje FN sistema po godinama (decembar 2021 – nov 2024) na 5 minutnoj rezoluciji [162]

Proizvodnja FN sistema je dominantno uslovljena solarnom iradijansom, pri čemu se dnevna kriva proizvodnje značajno razlikuje zavisno od vremenskih uslova (Slika 6.2).



Slika 6.2 – Profil proizvodnje pri vedrom nebu i u prisustvu oblaka u poređenju sa GHI [162]

Pri vedrom nebu (Slika 6.2a), kriva proizvodnje prati glatki zvonasti oblik koji odražava dnevni tok GHI, sa maksimumom oko podneva. U prisustvu oblaka (Slika 6.2b), profil proizvodnje postaje nepravilan, jer nagle promene oblačnosti izazivaju naglu fluktuaciju iradijanse i direktno se reflektuju na izlaznu snagu, čineći predikciju znatno zahtevnijom.

Podaci su hronološki podeljeni na trening i test skup, pri čemu se poslednjih 30% podataka poređanih po datumu rezerviše za testiranje. Ovakav pristup sprečava curenje informacija iz budućnosti u trening fazu i predstavlja realniji scenario pogodan za operativnu primenu, gde se model obučava na istorijskim podacima i potvrđuje na nivou nepoznatih merenja.

Za predikciju proizvodnje se kroz dosadašnja istraživanja utvrdilo da je najbolji pristup primenjivati celogodišnji model baziran na LSTM arhitekturi, koji pokriva celokupan opseg meteoroloških uslova tokom godine, i kao poseban slučaj primenjivati sezonski specijalizovani model za zimske mesece baziran na MLP arhitekturi, koji dodatno uključuje promenljive karakteristične za hladne vremenske uslove u relaciji sa snežnim padavinama [162].

Inicijalna pretpostavka je potvrđena kroz istraživanja da model obučen nad podskupom podataka koji reprezentuje specifične meteorološke uslove postiže veću tačnost od jedinstvenog godišnjeg modela obučenog na celokupnom skupu, usled značajnih razlika u distribuciji podataka za različita godišnja doba [172], [173].

Za potrebe specijalizovanog zimskog modela, opisanog u nastavku poglavlja, iz kompletnog skupa podataka izdvojen je podskup koji obuhvata proširene zimske mesece (oktobar–mart) za svaku godinu merenja. Ovaj podskup sadrži ukupno 3328 ulazno-izlaznih parova, pri čemu je 70% rezervisano za obuku modela. Podela je izvršena hronološki: trening skup obuhvata periode oktobar 2022 – mart 2023 i oktobar 2023 – novembar 2023, dok test skup čine periodi decembar 2023 – mart 2024 i oktobar 2024 – novembar 2024 [164].

Za ulazne meteorološke parametre kao ulazni podaci koriste se podaci prikupljeni od specijalizovanog meteorološkog servisa Solcast [174], platforme koja beleži istorijske vrednosti i vrši predikciju širokog spektra promenljivih, uključujući i one koji su relevantni za solarnu proizvodnju, komponente sunčevog zračenja (DNI, DHI, GHI, GTI), njihove ekvivalente pri vedrom nebu (eng. *clear-sky*), oblačnost (eng. *cloud opacity*), albedo, poziciju sunca (zenit i azimut), padavine, relativnu vlažnost vazduha, atmosferski pritisak, snežni pokrivač i parametre vetra na različitim visinama, što je ukupno 26 promenljivih.

6.1.2 Godišnji model predikcije proizvodnje

Struktura odabranog LSTM modela sastoji se od dva skrivena sloja, standardnog LSTM sloja koji ima ulogu da ustanovi sekvencu zavisnosti i pamti obrasce i potpuno povezanog (*Dense*) sloja koji može uočiti složenije nelinearne zavisnosti i prilagođava izlaz iz LSTM sloja dimenziji ciljnog izlaza što je u slučaju predikcije vremenskih serija jedan izlazni neuron koji generiše predikciju snage u trenutku t. Za svaki trenutak predikcije, ulazni vektor formira se od vrednosti odabranih meteoroloških promenljivih u trenucima $t, t-1, t-2, \ldots, t-h$, kao i istorijskih merenja proizvodnje u trenucima $t-1, t-2, \ldots, t-h+1$, gde h predstavlja veličinu predikcionog prozora (*prediction window*) koja se tretira kao hiperparametar modela. Za obuku modela korišćen je Adam optimizator, široko zastupljena metoda stohastičkog gradijentnog spusta koja koristi adaptivnu procenu momenata prvog i drugog reda. Ulazni i izlazni podaci se formiraju tehnikom klizajućeg prozora opisanom u potpoglavlju 5.3.3. [160], [175], [169].

Inicijalna pretpostavka je da uključivanje što većeg broja raznovrsnih meteoroloških promenljivih poboljšava sposobnost modela. Međutim, mnoge grupe promenljivih ispoljavaju visoku međusobnu korelaciju (multikolinearnost). Najočigledniji primer je što različite komponente zračenja nose sličnu informaciju, a efekat oblačnosti se može posredno pratiti kroz razliku između regularne i *clear-sky* iradijanse. Uključivanje redundantnih promenljivih ne doprinosi novim informacijama, ali povećava dimenzionalnost ulaznog prostora, produžava vreme obuke i može otežati konvergenciju modela [172], [173].

Smanjenje ulaznog prostora vrši se analizom korelacionih koeficijenata u dva pogleda. Prvo, se sagledava korelacija promenljiva–izlaz, gde se za svaku meteorološku promenljivu računa korelacioni koeficijent u odnosu na izmerenu snagu FN sistema, na osnovu čega se promenljive rangiraju prema stepenu relevantnosti. Kao drugo, utvrđuje se i međusobna korelacija promenljivih, gde se kod parova promenljivih sa visokom uzajamnom korelacijom (> 0,8), zadržava samo ona sa višom korelacijom prema izlazu, čime se eliminiše redundantnost.

Deset promenljivih sa najvišim apsolutnim korelacionim koeficijentom prema izmerenoj snazi jesu: GHI (0,871), GTI (0,835), *clear-sky* GHI (0,744), zenit (−0,733), *clear-sky* GTI (0,668), DNI (0,655), *clear-sky* DNI (0,587), oblačnost (0,515), temperatura vazduha (0,444) i *clear-sky* DHI (0,338). Budući da su međusobne korelacije svih parova parametara zračenja veće od 0,8, odabran je samo GHI kao reprezentativni parametar koji obuhvata više efekata istovremeno. Konačan redukovani skup ulaznih promenljivih čine: GHI, temperatura vazduha, oblačnost, zenitni ugao i azimut. Zenit i azimut se uključuju u sve varijante modela jer zajedno kodiraju informaciju o vremenu dana i dobu godine, čime omogućavaju modelu da usvoji sezonske i dnevne obrasce proizvodnje.

Model se obučava sa sedam različitih kombinacija redukovanog skupa ulaznih promenljivih, pri čemu sve kombinacije sadrže zenit i azimut kao bazne parametre (Tabela 6.2).

Tabela 6.2 - Kombinacije redukovanih meteoroloških parametara

Kombinacija	Ulazne promenljive
1	Zenit, azimut, GHI
2	Zenit, azimut, temperatura vazduha
3	Zenit, azimut, oblačnost
4	Zenit, azimut, GHI, temperatura vazduha
5	Zenit, azimut, GHI, oblačnost
6	Zenit, azimut, temperatura vazduha, oblačnost
7	Zenit, azimut, GHI, temperatura vazduha, oblačnost

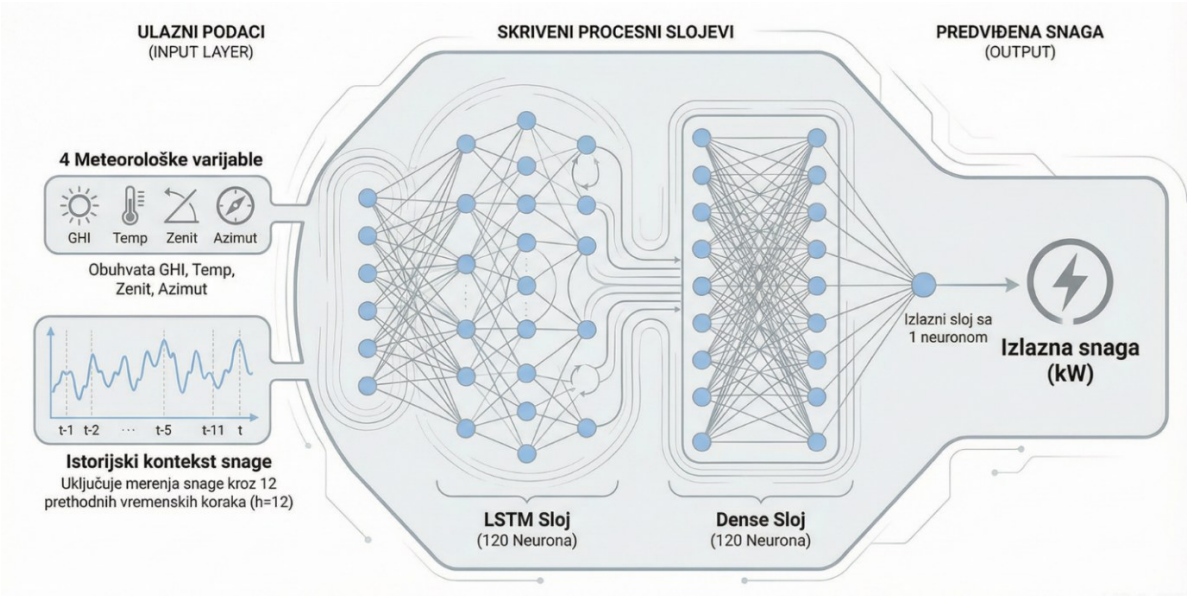
Pored izbora ulaznih promenljivih, tačnost predikcije zavisi i od tipa mreže i njene strukture. Primenom unakrsne validacije nad skupom parametara strukture i procesa učenja, utvrđena je optimalna konfiguracija mreže na osnovu tačnosti modela (Tabela 6.3).

Tabela 6.3 - Kombinacije hiperparametara

Hiperparametar	Skup ispitivanih vrednosti
Predikcioni prozor *h*	0, 4, 8, 12, 16, 20, 24
Broj neurona u LSTM sloju	60, 80, 100, 120, 140
Broj neurona u Dense sloju	60, 80, 100, 120, 140
Stopa učenja (*learning rate*)	0,002; 0,004; 0,006; 0,008; 0,01
Veličina serije (*batch size*)	256, 512, 1024
Broj epoha	100, 200, 300, 400, 500

Nakon unakrsne validacije, utvrđeno je da model sa 120 neurona u oba sloja (LSTM i Dense), obučen kroz 300 epoha sa stopom učenja 0,002 i veličinom serije 256, daje najbolje rezultate na osnovu metrika MAE i R^2.

Najveća tačnost je postignuta sa kombinacijom br. 4 (zenit, azimut, GHI, temperatura vazduha) i predikcionim prozorom h = 12, što definiše konačnu arhitekturu godišnjeg modela koji će se koristiti u integralnoj platformi (Slika 6.3) [162].

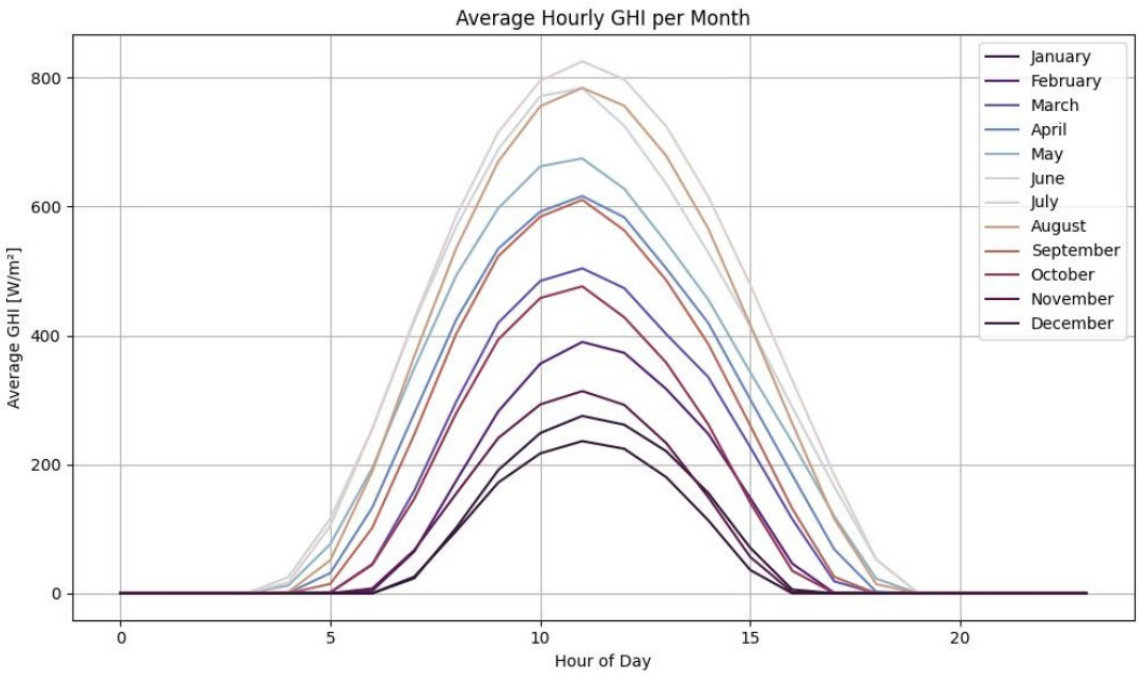


Slika 6.3 - Arhitektura predikcionog modela za celogodišnje predviđanje proizvodnje

Kada se selekcija ulaznih promenljivih sprovodi na celogodišnjem nivou pomoću korelacione analize, postoji rizik da se sistematski potceni značaj promenljivih koje su relevantne samo u određenom delu godine. Karakterističan primer su promenljive povezane sa snežnim pokrivačem, koje tokom većeg dela godine (april–septembar) imaju vrednost nula. Usled toga, njihov ukupni korelacioni koeficijent u odnosu na izmerenu snagu ostaje zanemarljivo nizak (≈ 0,1), zbog čega se pri globalnoj selekciji isključuju iz modela.

6.1.3 Specijalizovani MLP model za zimski period

Analiza korelacionih matrica za toplu (april–septembar) i hladnu (oktobar–mart) polovinu godine pokazuje da promenljive povezane sa snežnim padavinama u zimskom periodu ispoljavaju znatno viši stepen korelacije sa izmerenom snagom. Istovremeno, u zimskim mesecima dolazi do promene distribucije podataka usled kraćeg trajanja dnevne svetlosti, manjeg ugla elevacije Sunca, nižih temperatura, prisustva snežnog pokrivača i izraženijih fluktuacija iradijanse usled oblačnosti, što menja oblik dnevne krive proizvodnje u odnosu na topliji deo godine (Slika 6.4) [164].



Slika 6.4 - Prosečna dnevna GHI kriva po mesecima za period od juna 2022 do novembra 2024

Ove razlike su motivisale razvoj specijalizovanog modela za zimski period koji je baziran na *Feed-forward* MLP arhitekturi sa dva skrivena sloja od po 120 neurona, koristeći identične hiperparametre obuke kao godišnji LSTM model (300 epoha, stopa učenja 0,002, veličina serije 256), uz dodatni mehanizam ranog zaustavljanja (*eng. early stopping*) koji prekida obuku kada funkcija gubitka na validacionom skupu prestane značajno da opada, čime se sprečava preobučavanje. Dodatno, MLP arhitektura ne poseduje mehanizam memorije kao LSTM model, što se pokazuje da je efektivnije za zimske obrasce gde su dnevne krive proizvodnje kraće i manje varijabilne, te sekvencijalna zavisnost nije dominantan faktor.

Standardni ulazni prostor se proširuje promenljivima specifičnim za hladne mesece. Budući da parovi snežnih promenljivih ispoljavaju visoku međusobnu korelaciju — naročito dubina snega sa vodnim ekvivalentom (≈ 1,00) i snežno zaprljanje tla sa snežnim zaprljanjem krova (≈ 0,96), korišćenje svih promenljivih koje karakterišu snežne padavine istovremeno može uneti redundantnost u model.

Za potrebe utvrđivanja optimalne dimenzije ulaznih podataka formirano je šest grupa modela sa različitim kombinacijama, kako bi se ispitali individualni i kombinovani doprinosi svake karakteristične promenljive za snežne padavine (Tabela 6.4).

Tabela 6.4 - kombinacija ulaznih promenljivih karakteristične za zimski period

Grupa	Ulazne promenljive
A	GHI, temperatura, zenit, azimut
B	Grupa A + dubina snega
C	Grupa A + vodni ekvivalent snega
D	Grupa A + snežno zaprljanje (tlo)
E	Grupa A + snežno zaprljanje (krov)
F	Grupa A + sve četiri snežne promenljive

Grupa A služi kao bazna (*baseline*) konfiguracija sa istim ulaznim promenljivima kao godišnji LSTM model, dok grupe B–F ispituju inkrementalni doprinos snežnih promenljivih. Za svaku grupu obučava se 25 modela sa identičnom strukturom i hiperparametrima, ali sa različitim inicijalnim vrednostima težina.

Najveća tačnost je postignuta u grupi B koja koristi GHI, temperatura, zenit, azimut i dubinu snega kao ulazne meteorološke podatke. Gde je je u odnosu na LSTM model u za period od oktobra do marta, srednja apsolutna greška bila za 5% niža. Kako je bilo i očekivano, u odnosu na referentni model iz grupe A, modeli iz svih ostalih grupa su dali bolje rezultate, jer sadrže po neki parametar koji karakteriše prisustvo snežnih padavina u zimskom periodu.

Ovaj pristup uzima u obzir poznatu osetljivost neuronskih mreža na inicijalne uslove i obezbeđuje robusniji izbor, jer se za reprezentativni model svake grupe odabira onaj sa najnižim MAE na test skupu.

6.1.4 Uporedna analiza dva modela za potrebe optimizacije

Za potrebe optimizacionog modela definisanog u narednom poglavlju, neophodno je generisati pouzdane satne predikcije proizvodnje iz solarnog sistema za 24 sata unapred. Kao što je pokazano u prethodnim poglavljima, za celogodišnju primenu koristi se globalni LSTM model, dok se u zimskom periodu (oktobar–mart) aktivira specijalizovani MLP model sa parametrima prilagođenim hladnim vremenskim uslovima.

Na konkretnom primeru uporediće se dva modela kako bi se još jednom potvrdila opravdanost korišćenja modela, pored dosadašnjih istraživanja. Evaluacija godišnjeg i

sezonskog modela se primenjuje na istom test podskupu koji obuhvata sve dane meseca decembra 2023. godine i sa istim skupom metrika, za šta su odabrane greške MAE, RMSE, nMAE čime se obezbeđuje uporedivost rezultata (Tabela 6.5).

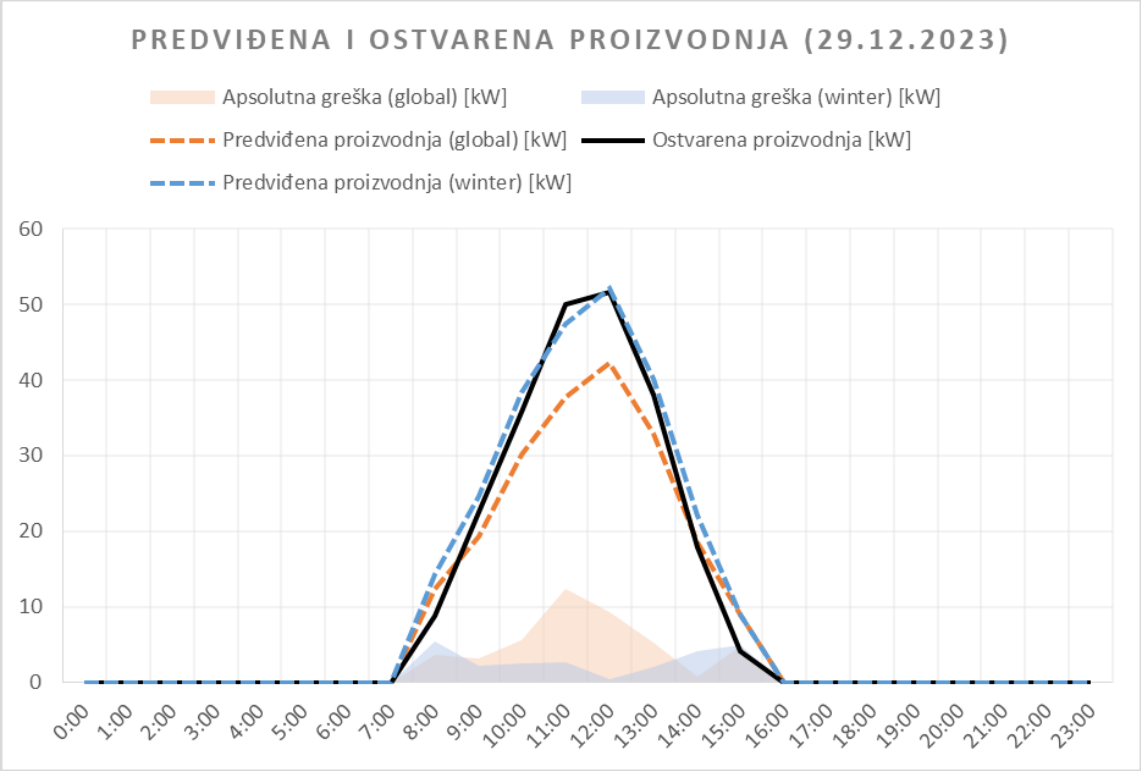
Tabela 6.5 - Poređenje tačnosti dva predikciona modela

Metrika	Globalni LSTM	Zimski MLP	Poboljšanje MLP
MAE [kW]	6,87	5,93	13,69%
RMSE [kW]	8,79	8,05	8,50%
nMAE [%]	4,40	3,80	13,64%

Za navedeni period od 31 dana sa 238 satnih vrednosti sa nenultom proizvodnjom, MLP model ostvaruje nižu srednju apsolutnu grešku za 13,69% u poređenju sa globalnim LSTM modelom, čime se potvrđuje inicijalna pretpostavka da model postiže veću tačnost. Posmatrajući svaki dan pojedinačno, uočava se zanimljiv šablon koji može biti predmet daljeg usavršavanja integralne platforme. Naime, MLP je ostvari nižu MAE grešku u 21 od 31 dana znači da je u 67,7% slučajeva bio precizniji. Dani u kojima LSTM daje bolje rezultate odgovaraju periodima sa atipičnim vremenskim uslovima za zimski period, izrazito vedri i topli dani, gde globalni model bolje generalizuje usled šire distribucije trening podataka.

Teoretski, prateći predikciju meteoroloških parametra za dan unapred, mogu se odrediti pragovi kada će se tokom zime koristiti koji model, zavisnosti od verovatnoće oblačnosti i predikcije atipično viših temperatura.

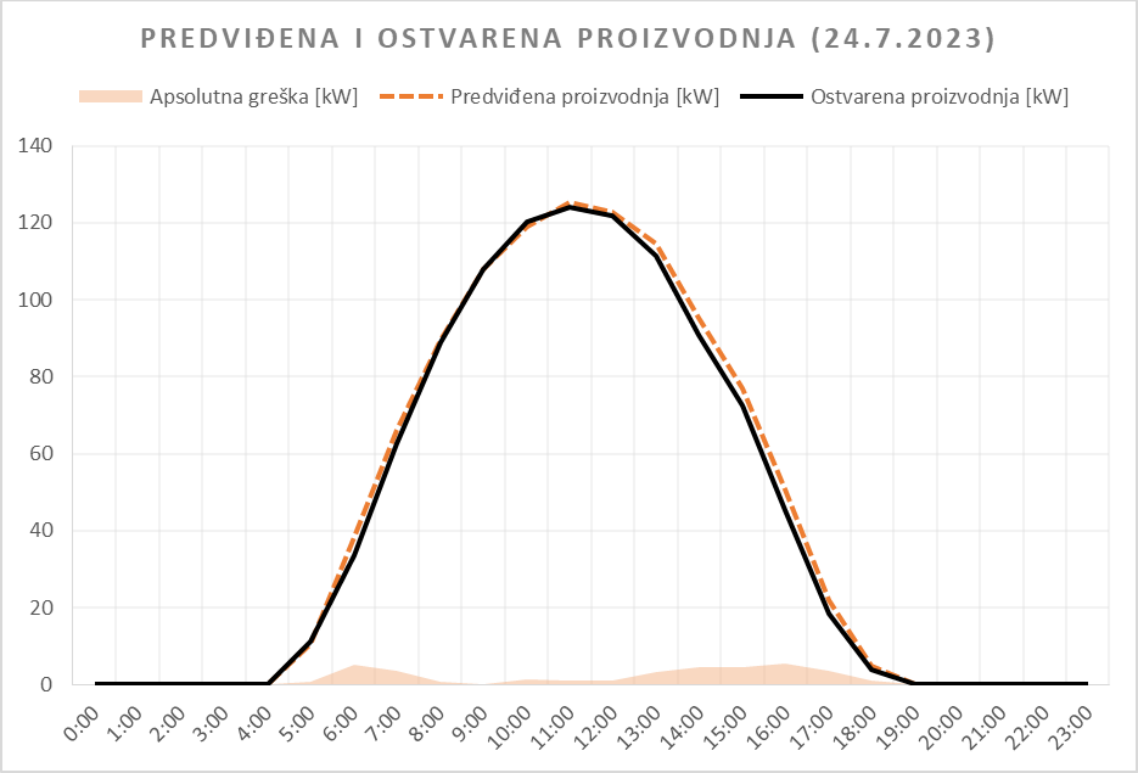
Za potrebe praktične primene optimizacionog modela, odabran je 29. decembar za koji je generisan izlaz iz predikcionog modela u vidu vektora od 24 prognoziranih satnih vrednosti proizvodnje (Slika 6.5).



Slika 6.5 - Prikaz predviđenih i merenih vrednosti za odabrani zimski dan

Proizvodnja okvirno obuhvata period od 7h do 16h, sa maksimalnom dnevnom snagom od 55 kW u periodu od 11:00 od 12:00, što je oko tri puta manje od izlazne snage solarne elektrane od 156kW, koliko u letnjem periodu elektrana može da proizvede. Srednja apsolutna greška (MAE) MLP modela za ovaj dan iznosi 3,06 kW, uz RMSE od 3,44 kW i nMAE od 1,96%, što je u okviru prihvatljivog opsega za optimizacioni model, dok je za ceo decembar 2023. godine srednja apsolutna greška (MAE) bila 5,93%, uz RMSE od 8,04 kW i nMAE od 3,80%.

Za reprezentativni letnji dan odabran je 24. jul 2023, vedar letnji dan sa karakterističnim zvonastim profilom proizvodnje (Slika 6.6), gde je proizvodnja obuhvatila period od 4h do 19h, sa maksimalnom dnevnom snagom od 124 kW, jer je ugao elevacije sunca veći. Posmatrajući grafički prikaz predviđene i merene krive proizvodnje, može se uočiti da se dve krive skoro idealno preklapaju, pa su greške još niže nego kod zimskog modela. Srednja apsolutna greška (MAE) LSTM modela za ovaj dan iznosi 5,04 kW, uz RMSE od 9,03 kW i nMAE od 3,24%, što je izuzetno u malim marginama greške, dok je za ceo jul 2023. godine srednja apsolutna greška (MAE) bila 2,57 kW, uz RMSE od 3,14 kW i nMAE od 1,64%, što daje još bolje rezultate.



Slika 6.6 - Prikaz predviđenih i merenih vrednosti za odabrani letnji dan

Vrednosti srednjih apsolutnih grešaka predikcije proizvodnje na mesečnom nivou su sa vrednostima oko i ispod 5%, što se smatra prihvatljivim opsegom odstupanja za balansne grupe koji očekuju od proizvođača iz OIE i aktivnih kupaca da dostavljaju ovakav vid podataka.

6.2 Model za predikciju potrošnje

Model za predikciju potrošnje u okviru integralne platforme za prozjumere obezbeđuje kratkoročno predviđanje satne potrošnje električne energije, što odgovara potrebama optimizacionog modela iz potpoglavlja 7, koji planira rad prozjumerskog sistema dan unapred. Za razliku od modela predikcije proizvodnje solarne elektrane (potpoglavlje 6.1), kod koga je izlaz uslovljen meteorološkim promenljivama u realnom vremenu, ulazni vektor modela potrošnje čine isključivo istorijske satne vrednosti potrošnje, bez meteoroloških promenljivih. Ovo je opravdano činjenicom da kod većine potrošača profil potrošnje dominantno zavisi od navika, radnih procesa, smenskog režima i tipa radnog dana, dok korelacija sa temperaturom i sezonom godine može biti slaba ili nestabilna [157].

6.2.1 Selekcija optimalnog modela za predikciju potrošnje

Odabir modela je baziran na dosadašnjim istraživanjima gde je urađena komparativna analiza pet tipova rekurentnih mreža (RNN, LSTM, GRU, bidirekcioni LSTM i bidirekcioni GRU) za šest vrednosti predikcionog horizonta (24, 48, 96, 168, 336 i 720 h), pokazano je da je izbor optimalne arhitekture direktno zavisan od dužine sekvence [156].

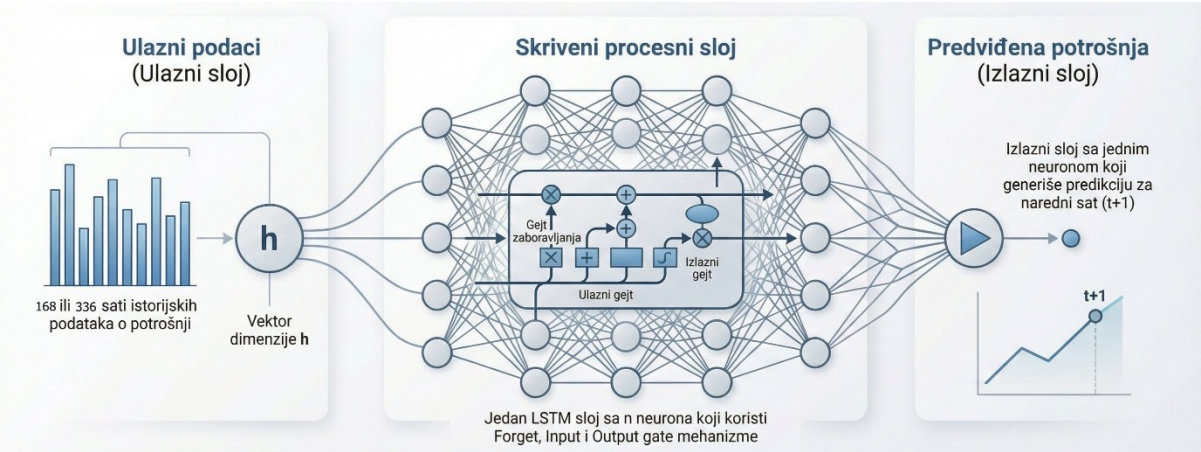
Bidirekcione arhitekture, koje ulaznu sekvencu obrađuju istovremeno u dva smera (*forward* i *backward*), ostvaruju neznatno niže greške tek pri predikcionim horizontima od jedne do dve nedelje (168–336h), jer tek tada povratni lanac raspolaže dovoljno dugačkom sekvencom da iz nje izvuče dodatne obrasce. Čak i za horizonte od 168 do 336 sati, sekvenca je prekratka da bidirekcioni kontekst donese značajnu prednost. Zbog toga je odlučeno da za potrebe integralne platforme za prozjumere, bude odabran jednosmerni LSTM model, jer na osnovu istraživanja modeli sa bidirekcionim strukturama ne daju značajno bolje rezultate, da bi se dodatno opterećivali kompjuterski resursi sa dodatnim vezama između neurona u povratnom smeru.

Za ocenu tačnosti odabrane se četiri metrike MAE, MAPE, MSE i RMSE, gde RMSE penalizuje veća pojedinačna odstupanja, dok MAPE daje uvid u relativnu grešku nezavisnu od apsolutnog nivoa potrošnje (Tabela 6.6).

Tabela 6.6 - Ostvarene greške za LSTM model

Metrika	h = 168 h	h = 336 h
MAE (kWh)	8,21	8,22
MAPE (%)	23,94	24,07
MSE (kWh²)	118,07	115,67
RMSE (kWh)	10.87	10,75

Za razliku od LSTM modela koji se primenjuje za predikciju proizvodnje, skriveni sloj kod modela za predikciju potrošnje se sastoji samo od jednog LSTM sloja sa n neurona, bez d*ense* sloja, i ukupnim brojem težinskih veza $4(n^2 + 2n)$. Ulazni sloj je vektor dimenzije h. Izlazni sloj je jedan neuron, sa linearnom aktivacijom, koji generiše predikciju potrošnje za sat unapred (Slika 6.7).



Slika 6.7 - Struktura LSTM modela za predikciju potrošnje

U istraživanjima, optimalni hiperparametri utvrđeni su randomizovanom pretragom (*randomized grid search*) sa osmostrukom unakrsnom validacijom, nad prostorom pretrage koji obuhvata [176]:

- broj neurona ∈ {80, 120, 160, 200},
- broj iteracija ∈ {100, 200, 300, 400, 500},
- veličinu serije ∈ {1000, 2500, 5000},
- četiri metode inicijalizacije težina ∈ {*uniform, normal, glorot_uniform, lecun_uniform*} i
- *dropout* faktor ∈ {0; 0,1; 0,2; 0,3; 0,4; 0,5}.

Kao funkcija gubitka koristi se MSE, a obuka se vrši Adam optimizatorom koji obezbeđuje bržu konvergenciju u poređenju sa standardnim stohastičkim gradijentnim spustom. Rezultati randomizovane pretrage su dali optimalnu strukturu za dva predikciona horizonta, gde se pokazalo da je za dužu sekvencu ulaznih podataka od 336 h potrebno manje neurona, u odnosu na kraću sekvencu (Tabela 6.7), zbog čega je i odabran kao model.

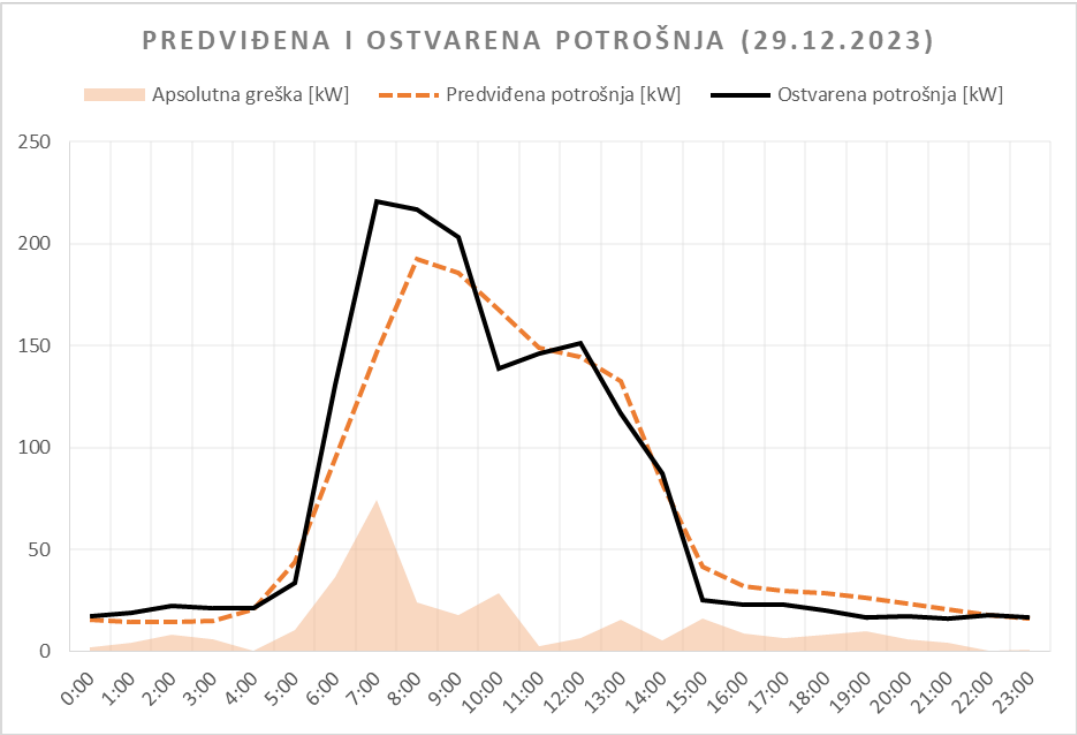
Tabela 6.7 - Optimalna struktura LSTM modela za dve sekvence ulaznih parametara

Hiperparametar	Set parametar (168h)	Set parametara (336h)
Predikcioni horizont	168	336
Broj neurona u slojevima	160	200
Broj iteracija obuke (epoha)	300	250
Veličina serije (*batch size*)	20	20
Inicijalizacija koeficijenata	normal	lecun_uniform
Dropout koeficijent	0,2	0,2

6.2.2 Primena modela za potrebe optimizacije

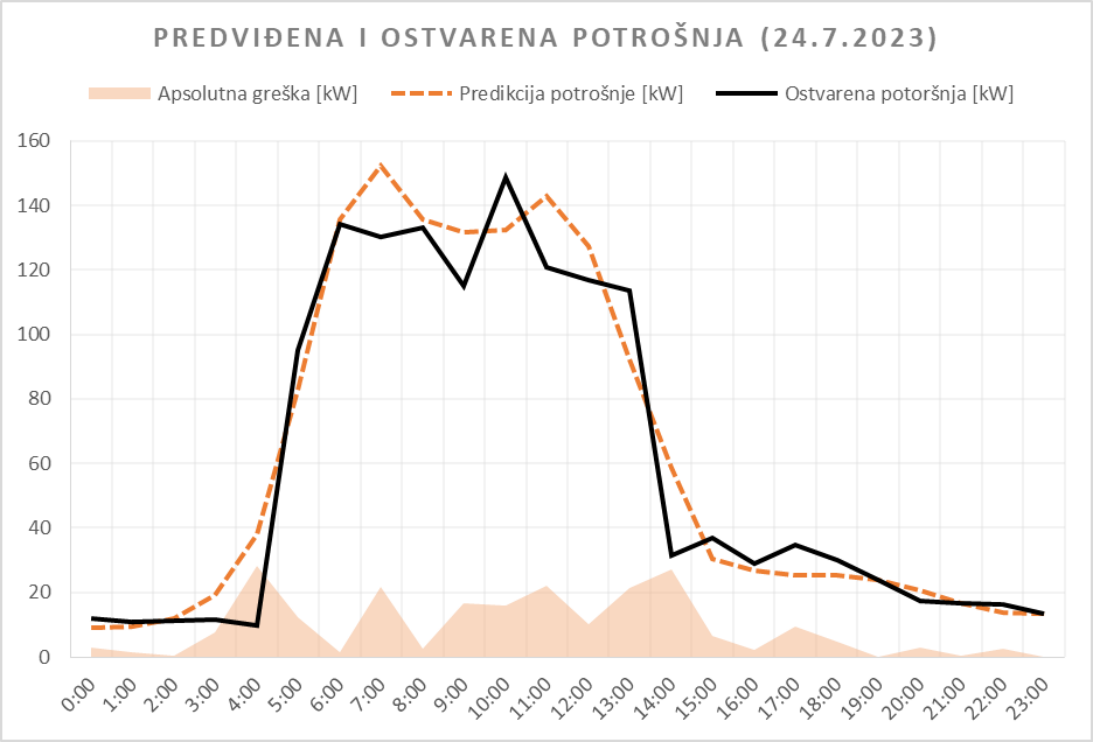
Odabrani jednosmerni LSTM model koristi se u integralnoj platformi jer daje dobar balans između računarskih resursa i rezultata u vidu zadovoljavajućeg nivoa greške, a koji na osnovu poslednjih 336 sati izmerene potrošnje generiše satni profil potrošnje za naredna 24 sata. Kao i u slučaju predikcije proizvodnje, merenje angažovanih snaga na mestu potrošnje vršeno je sa periodom uzorkovanja od 5 minuta u kontinuiranom periodu od decembra 2021. do novembra 2024. godine (tri pune godine). Za potrebe predikcije, izmerene vrednosti snage su prosečene na nivou satnog intervala, čime je formiran skup podataka od 9129 satnih vrednosti. Podaci su hronološki podeljeni na trening i test skup, pri čemu se poslednjih 30% podataka poređanih po datumu rezerviše za testiranje. Ovakav pristup sprečava curenje informacija iz budućnosti u trening fazu i predstavlja realniji scenario pogodan za operativnu primenu, gde se model obučava na istorijskim podacima i potvrđuje na nivou nepoznatih merenja.

Na slučaju zimskog i letnjeg meseca odabranih za potrebe predikcije proizvodnje, obrađena su ista dva radna dana iz 2023 godine, zimski (29. decembar) i letnji (24. jul), za predikciju potrošnje, kako bi se simulirao celokupan efekat rada integralne platforme u letnjem i zimskom periodu (Slika 6.8, Slika 6.9).



Slika 6.8 - Prikaz predviđenih i merenih vrednosti za odabrani zimski dan

Za reprezentativni zimski dan, srednja apsolutna greška (MAE) LSTM modela za ovaj dan iznosi 12,67 kW, uz RMSE od 20,10 kW i nMAE od 8,12%, što je u okviru prihvatljivog opsega za optimizacioni model, dok je za opseg pola meseca decembra 2023. i pola januara 2024. godine srednja apsolutna greška (MAE) bila 10,67%, uz RMSE od 17,81 kW i nMAE od 6,84%.



Slika 6.9 - Prikaz predviđenih i merenih vrednosti za odabrani letnji dan

Za reprezentativni letnji dan, srednja apsolutna greška (MAE) LSTM modela za ovaj dan iznosi 9.60 kW, uz RMSE od 13,16 kW i nMAE od 6,15%, što je u okviru prihvatljivog opsega za optimizacioni model, dok je za ceo jul 2023. srednja apsolutna greška (MAE) bila 13,81%, uz RMSE od 25,33 kW i nMAE od 8,85%.

Vrednosti srednjih apsolutnih grešaka predikcije proizvodnje na mesečnom nivou su sa vrednostima na granici i preko 10%, što ne čudi, s obzirom da u profilima potrošnje ima dosta neizvesnosti i ne postoje jaki korelacioni faktori sa predvidljivim spoljnim faktorima. Ovo govori da je potrebno koristiti mnogo veći set podataka za treniranje modela kako bi se izvukli zaključci za dalji naučno-istraživački rad i pre neke mogućnosti za komercijalizacijom ovakvih rešenja.

7 Primena optimizacionih modela za slučaj prozjumera

Kao što je pokazano u Poglavlju 2.1.2, integracija solarne elektrane (SE) na mestu potrošnje, baterijskog skladišta energije (BSE) i punjačkog mesta za električna vozila (EV) predstavlja osnovni koncept prozjumera kao jednog autonomnog sistema.

Nekontrolisano punjenje EV može dovesti do pada napona, preopterećenja transformatora, degradacije kvaliteta električne energije i ubrzanog starenja baterija. Upravljanje punjačem, podržano od strane BSE-a, ublažava ove negativne efekte i pruža dodatne mogućnosti kao što su smanjenje vršnog opterećenja, regulacija mreže i pomoćnih usluga u okviru balansnog tržišta [177].

Električno vozilo, zbog svoje interne baterije primenom naprednih koncepata kao što je V2B može doprineti boljitku samog prozjumera iz ugla mreže i tržišta električne energije. Međutim, važno je napomenuti da je električno vozilo prvi među jednakim predstavnicima upravljive potrošnje. Sve što je rađeno na nivou disertacije, lako je primenljivo i za druge tipove upravljive potrošnje. Kao na primer, hladnjače mogu da skladište električnu energiju u ledu i optimizovanom kontrolom termostata mogu biti uzeti u obzir kao upravljiva potrošnja. U tom slučaju samo se primenjuju drugačija sistemska i optimizaciona ograničenja u logici upravljanja. Tako da ova disertacija u suštini ima širi kontekst od prikazanog.

Pregled metoda odlučivanja sa pratećim optimizacionim algoritmima i primenjenih za upravljanje SE-BSE-EV sistemima, predstavljeni su u Poglavlju 3. Pregled literature je dao uvid da u okviru istraživanja se u većini slučaja koristi jednokriterijumski pristup, gde je fokus najčešće na smanjenju troškova ili većem iskorišćenju obnovljivih izvora energije. Odnosno, prepoznat je nedostatak u nedovoljnoj zastupljenosti multikriterijumskog pristupa, gde se paralelno mogu sagledati više kriterijuma. Posmatrajući holistički sistem prozjumera, odluke oko procesa punjenja električnih vozila treba da sagledaju sve aspekte kojima se utiču na

održivost prozjumerskog sistema. Naime, uporedo treba sagledati angažovanu snagu zbog tehničkih ograničenja i uticaja na ostale potrošače na lokaciji, količinu utrošene električne energije i njenu dinamičku tržišnu cenu, uticaj na degradaciju lokalnog BSE, koji treba tehnički i ekonomski da doprinese funkcionisanju prozjumera u realnom vremenu, čuvajući energiju iz SE ili mreže i vraćajući je u trenucima kada je najpotrebnija prozjumerskom sistemu.

Ne treba zaboraviti i apstraktne uticaje u pogledu zadovoljstva koje se javlja pri većem korišćenju obnovljive energije pri ciklusu punjenja, jer nivo svesti o očuvanju životne sredine nekada nadjača trošak punjenja i utrošeno vreme potrebno da se auto napuni, tj. ne predstavljaju optimizaciono ograničenje pod takvim okolnostima. Samim tim, transparentno sagledavanje porekla energije tokom ciklusa punjenja je bitan aspekt koji je sagledan optimizacionim modelima primenjenih u disertaciji, što predstavlja dodatni naučni doprinos [178].

Ovo poglavlje primenjuje teorijski okvir višekriterijumske optimizacije, definisan u Poglavlju 4, na konkretan problem upravljanja energetskim tokovima prozjumera sa SE-BSE-EV sistemima. Postavka problema optimizacije je predstavljena u poglavlju 7.1. Energetski model sa metodologijom praćenja porekla energije definisan je u poglavlju 7.2, optimizacioni model sa kriterijumskim funkcijama i MAUT agregacijom u poglavlju 7.3, dok je verifikacija modela sprovedena u okviru studije slučaja predstavljena u poglavlju 7.4.

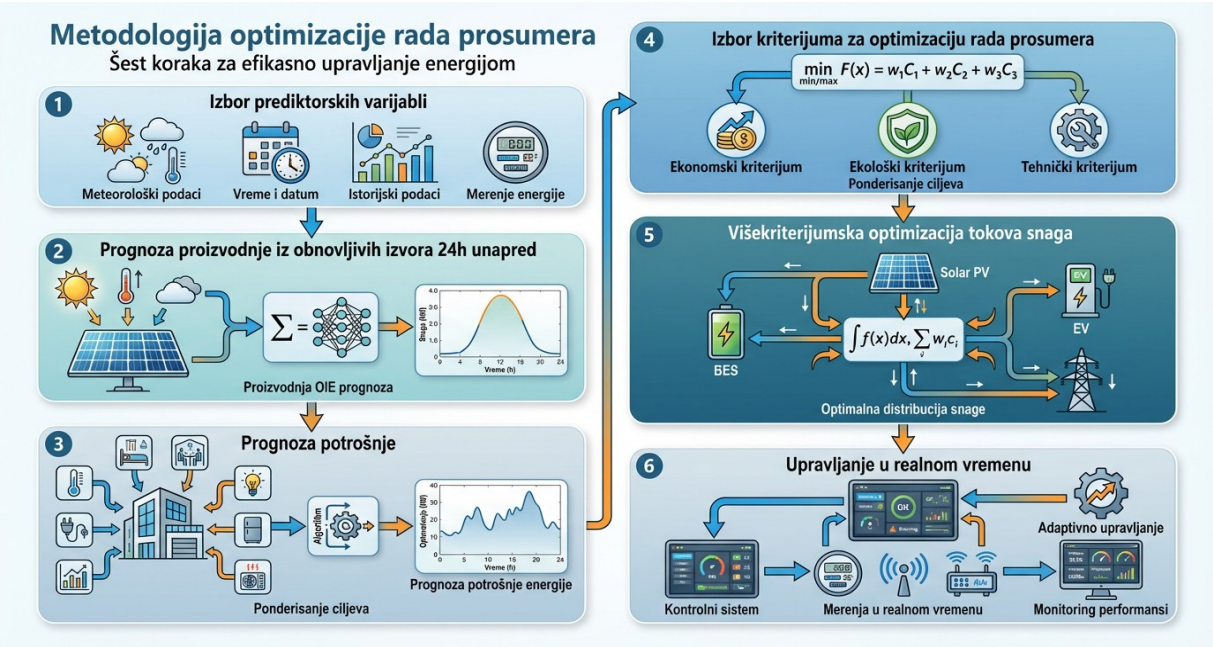
7.1 Postavka problema optimizacije

Pre formulisanja energetskog i optimizacionog modela, neophodno je definisati metodološki okvir, strukturu razmatranog sistema i polazne pretpostavke na kojima se model zasniva. U potpoglavlju 7.1.1 opisan je metodološki pristup koji obuhvata celokupan proces, od prikupljanja ulaznih podataka, preko predikcije, do primene genetskog algoritma za rešavanje optimizacionog problema. Potpoglavlje 7.1.2 detaljno prikazuje topologiju hibridnog sistema prozjumera sa identifikacijom mogućih pravaca tokova energije između pojedinih komponenti. Na kraju, u potpoglavlju 7.1.3 definisani su konkretni parametri sistema i pretpostavke pod kojima se model primenjuje u nastavku poglavlja.

7.1.1 Metodološki pristup

U ovoj disertaciji je predložen novi sistem punjenja koji eliminiše negativne efekte nekontrolisanog punjenja EV i prati poreklo energije za punjenje EV. Metodologija za optimizaciju više kriterijuma rasporeda punjenja / pražnjenja baterije i nivoa punjenja EV zasniva se na teoriji korisnosti sa više atributa. Kriterijumi za optimizaciju uključuju minimiziranje troškova punjenja, maksimizovanje učešća obnovljivih izvora energije i minimiziranje degradacije baterije. Tačna količina obnovljive energije iz baterije izračunava se po principu superpozicije. Ovaj problem je rešen korišćenjem postupka GA optimizacije prilagođene funkciji optimizacije više kriterijuma.

Predložena metodologija je koncipirana kroz 6 koraka (Slika 7.1), od kojih su prva tri detaljno obrađena u Poglavlju 0, dok preostali koraci čine predmet ovog poglavlja:



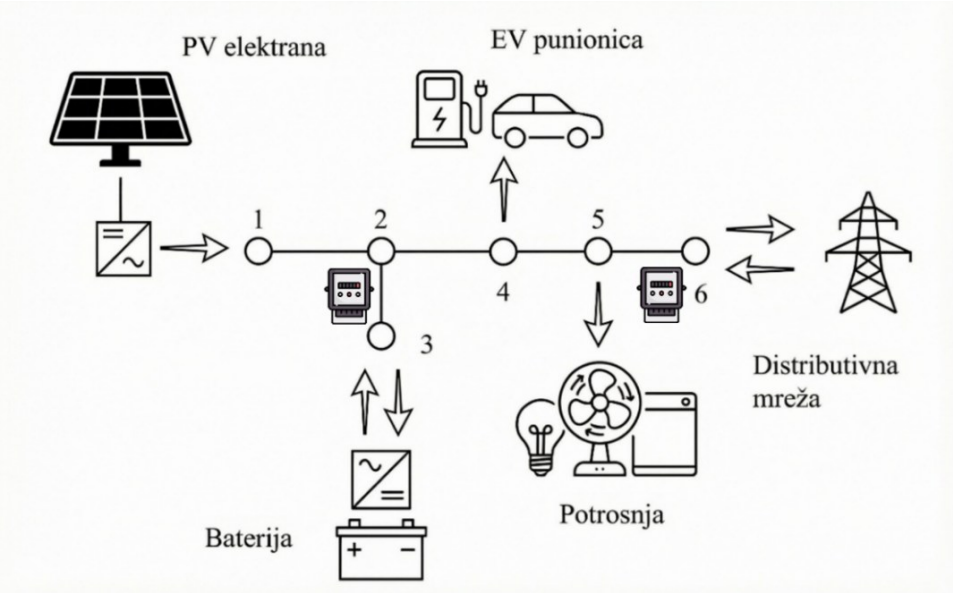
Slika 7.1 - Metodologija optimizacije rada prozjumera

1. **Izbor prediktorskih promenljivih** kojima se identifikuju ključne promenljive koje ostvaruju značajne korelacije sa profilima proizvodnje i potrošnje električne energije.
2. **Predikcija proizvodnje iz obnovljivih izvora** koja se dobija primenom modela za predikciju proizvodnje iz SE na osnovu meteoroloških podataka za 24 sati unapred.
3. **Predikcija potrošnje** koja obuhvata modelovanje profila potrošnje energije na osnovu istorijskih podataka i eksternih faktora 24 sati unapred.

4. **Izbor kriterijuma za optimizaciju rada prozjumera** koji se odnose na ekonomske, ekološke i tehničke kriterijume koji definišu višekriterijumsku funkciju cilja.
5. **Višekriterijumska optimizacija tokova snaga u sistemu prozjumera** koja se odnosi na primenu naprednih optimizacionih algoritama za upravljanje energetskim tokovima SE, BSE, punjača za EV i razmene sa mrežom [90], sa planom rada za 24 sati unapred, na osnovu procene potrošnje, proizvodnje i potreba za energijom kroz anticipiranje različitih perioda za punjenje i potrebnih količina električne energije za isporuku električnim automobilima.
6. **Simulacija upravljanja u realnom vremenu** - Sistem kontrole u realnom vremenu se simulira kroz reoptimizaciju koja se primenjuje u skladu sa novim zahtevima za period punjenja, unutar dnevnog perioda. Zahtevi za punjenje sa definisanim kriterijumima u ekonomskom, ekološkom i tehničkom pogledu se upućuju neposredno pred početak punjenja.

7.1.2 Opis generalnog energetskog sistema prozjumera

Razmatrani energetski sistem prozjumera obuhvata već navedene tri ključne komponente koje su međusobno povezane preko unutrašnje instalacije prozjumera: SE - solarnu elektranu, BSE - baterijsko skladište energije, punjač za EV. Za potrebe optimizacije realnog slučaja mora se sagledati potpuni model prozjumera, koji pored tri komponente obuhvata i ostalu potrošnju na lokaciji, kao i priključak na mrežu (Slika 7.2).



Slika 7.2 – Topologija mreže prozjumerskog sistema sa mogućnošću punjenja EV

SE treba tretirati kao primarni izvor energije na lokaciji koja bez ograničenja isporučuje svu proizvedenu električnu energiju. BSE i mrežni priključak se mogu tretirati kao varijabilni izvori gde je moguće lokalno upravljati BSE sistemom, dok je mreža izvor koji se prilagođava potrebama prozjumera u celosti i u svakom trenutku može isporučiti manjak energije ili preuzeti višak energije.

Uzimajući sve navedene apsekte, punjenje električnog vozila se može sprovesti na više načina:

a) samo iz mreže ako SE ne proizvodi (noćni period, kvar, itd.),
b) samo iz SE ako je proizvodnja dovoljno velika da pokrije opterećenje punjenja vozila i eventualno ostatak potrošnje,
c) samo iz BSE ako snaga i kapacitet baterije samostalno zadovoljava potrebe punjača za EV, i na kraju
d) paralelno iz SE, BSE i mreže u proporcijama koje zavise od trenutne raspoloživosti energije iz SE i napunjenosti BSE i optimalnog rasporeda koji definiše optimizacioni model.

Konceptualno je predviđeno da BSE može da se puni i iz SE i iz mreže bez ograničenja. Kako je jedan od uvek željenih kriterijuma maksimalno iskorišćenje energije iz obnovljivih izvora, razvijena je metodologija za praćenje porekla energije unutar samog prozjumerskog sistema. Zbog toga je neophodno praćenje tokova energije uz adekvatnu mernu opremu u dve ključne tačke, sa strane SE i BSE i sa strane mreže (Slika 7.2). Upravljanje tokovima bi se ostvarilo upravljačkim jedinicama koje bi bile povezane sa BSE i bile u mogućnosti da utiču na internu konfiguraciju mreže kako bi se kontrolisalo koliko se koje energije isporučuje u skladu sa kriterijumima optimizacionih modela i tehničkim ograničenjima sistema.

7.1.3 Definisanje polaznih pretpostavki modela

U razmatranom modelu pretpostavljen je jedan EV, pri čemu se metodologija može generalizovati na veći broj punjača proširenjem optimizacionog vektora.

Zbog sprovođenja lakše analize funkcija korisnosti pretvarači solarne elektrana kao i svi potrošači u prozjumerskom sistemu se pojednostavljuju sa faktorom snage jednakim jedinici, pa se u obzir uzima proizvodnja i potrošnja samo aktivne električne energije. Dodatno,

gubici u unutrašnjim instalacijama, bez obzira na smer tokova energije spadaju pod ostalu potrošnju na lokaciji, tj. zanemaruju se.

Optimizacioni model uzima predviđene vrednosti proizvodnje i potrošnje, realne vrednosti satnih cena električne energije sa organizovanih tržišta dan-unapred. Periodi kada se očekuje da će se doći do punjenja EV su anticipirani logikom dnevnih potreba tokom radnih dana. Shodno tome pretpostavka je da će potražnja biti u jutarnjim i popodnevnim/večernjim periodima kada se ide ili vraća sa posla.

Dnevni plan rada je optimizovan korišćenjem predikcije proizvodnje iz SE i predikcije lokalne potrošnje za 24 h unapred, što znači da se može smatrati da se optimizacioni model izvršava u ponoć sa rasporedom za naredni dan.

Optimizacija ponovo pokreće svaki inicirani ciklus punjenja koji se javlja u toku 24 sata tekućeg dana, kako bi se sagledali novi težinski faktori za ciljne funkcije, koje oslikavaju ekonomske (što niži trošak punjenja), ekološke (što više energije iz OIE) i tehničke (što manja degradacija BSE sistema) zahteve, čime se utvrđuje novi plan za ostatak dana.

Vremenski korak optimizacije iznosi $\Delta t = 1$ h, što odgovara satnoj rezoluciji ulaznih podataka (prognoza proizvodnje, potrošnje i cena energije) i satnom rasporedu punjenja/pražnjenja koji čini osnovu optimizacionog vektora.

7.2 Energetski model prozjumera

U ovom poglavlju su opisana energetska svojstva prozjumerskog sistema koja su predmet optimizacionih funkcija i ograničenja za optimalno upravljanje energetskim tokovima. U potpoglavlju 7.2.1, je prikazana metodologija praćenja porekla energije u BSE, tokom ciklusa punjenja i pražnjenja.

7.2.1 Praćenje energije tokom punjenja/pražnjenja baterije

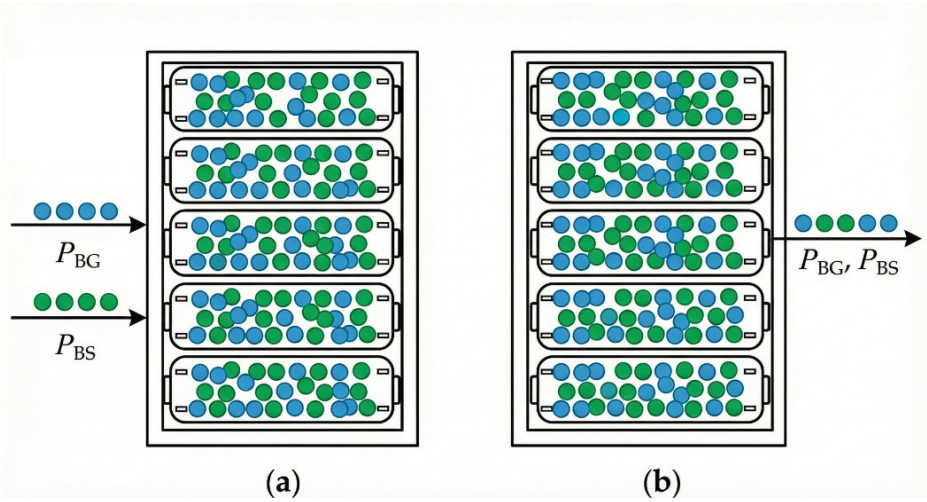
Kao što je navedeno u uvodu, mogućnost praćenja i upravljanja poreklom energije za punjenje EV do sada nije razmatrana. Razlog za to je nedostatak metodologije registracije porekla energije koja izlazi iz baterije. Zbog toga je neophodno stvoriti sistem koji može pratiti

koliko energije iz obnovljivih izvora ulazi u bateriju, koliko je izašlo i na kraju, koliki je stvarni udeo energije iz obnovljivih izvora kojom se napaja potrošnja i električni automobil.

Slika 7.3 prikazuje princip praćenja energije i registracije energetskog porekla. Plavi krugovi označavaju energiju nepoznatog porekla (iz distributivne mreže), a zelena označava energiju iz obnovljivih izvora. Prilikom punjenja baterije (Slika 7.3a), količine energije koja ulazi u bateriju određuje se stanjem mreže i trenutnom snagom oba izvora. Ova količina može se lako odrediti rešavanjem jednačina tokova energije u mreži. Maksimalna energija kojom se baterija može napuniti ograničena je kapacitetom baterije.

Bateriju kod prozjumera karakterišu 4 osnovna parametra:

- P_{BG} – snaga punjenja/pražnjenja baterije energijom iz mreže (G - eng. *Grid*)
- P_{BS} – snaga punjenja/pražnjenja baterije energijom iz solarne elektrane (S)
- SOC – stanje napunjenosti baterije (eng. *State Of Charge*)
- η – stepen iskorišćenja



Slika 7.3 - Punjenje/pražnjenje baterije iz različitih izvora (a) punjenje baterije; (b) pražnjenje baterije.

Prilikom pražnjenja baterije, situacija je drugačija (Slika 7.3b). Količina energije koja se emituje iz baterije određena je relativnim odnosom raspoložive energije koja dolazi iz različitih izvora. Označimo stanje napunjenosti baterije sa *SOC*, količinu akumulirane energije iz obnovljivih izvora (solarne) sa SOC_S i akumulirane energije iz mreže sa SOC_G (7.4). Snaga baterije P_B, udeo energije baterije iz solarne energije P_{BS} i udeo energije baterije iz mreže P_{BG}

će biti pozitivan ako se baterija puni, i negativan ako se prazni. Ponašanje punjenja i pražnjenja baterije tokom vremenskog koraka Δt može se generički modelirati na sledeći način:

$$SOC(t) = SOC(t-1) + \Delta t \cdot \frac{P_B(t)}{\eta} \tag{7.1}$$

$$SOC_S(t) = SOC_S(t-1) + \Delta t \cdot \frac{P_{BS}(t)}{\eta} \tag{7.2}$$

$$SOC_G(t) = SOC_G(t-1) + \Delta t \cdot \frac{P_{BG}(t)}{\eta} \tag{7.3}$$

$$SOC(t) = SOC_S(t) + SOC_G(t) \tag{7.4}$$

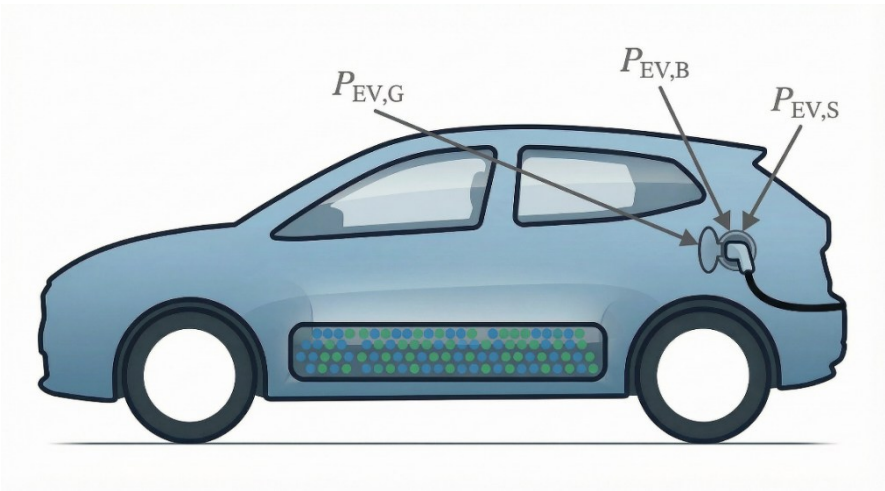
U jednačinama (7.1)–(7.3), faktor efikasnosti punjenja/pražnjenja $kc_{/d}$ jednak *je* ηc pri punjenju i $1/\eta d$ pri pražnjenju baterije. Ako je ukupna snaga koja prazni bateriju P_B, onda je snaga iz obnovljivih izvora (P_{BS}) i mreže (P_{BG}) data jednačinama (7.5) i (7.6), respektivno:

$$P_{BS}(t) = P_B(t)\frac{SOC_S(t)}{SOC(t)} \tag{7.5}$$

$$P_{BG}(t) = P_B(t)\frac{SOC_G(t)}{SOC(t)} \tag{7.6}$$

7.2.2 Praćenje energije tokom punjenja EV

Proces punjenja električnog vozila je predstavljen na način da snaga na punjaču isporučuje iz tri različita izvora, lokalne mreže, SE i BSE (Slika 7.4).



Slika 7.4 - Komponente snage punjenja EV

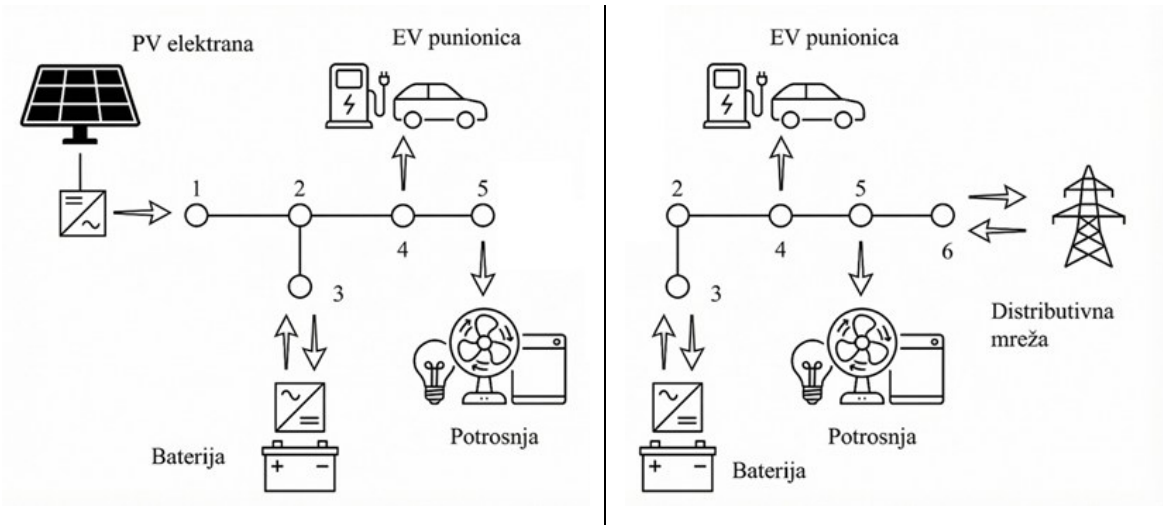
Dodatno, snaga baterije može se podeliti na različite izvore prateći poreklo energije. Samim tim snaga punjenja EV sadrži četiri komponente, jednačina (7.7): snaga iz PV panela (P_S), snaga iz javne mreže (P_G), snaga baterije poreklom iz PV panela (P_{BS}), i snaga baterije poreklom iz mreže (P_{BG}).

$$P_{EV}(t) = P_{EVS}(t) + P_{EVBS}(t) + P_{EVBG}(t) + P_{EVG}(t) \tag{7.7}$$

Ista logika se može primeniti na bilo koje drugo opterećenje u mreži, bateriju tokom procesa punjenja i druga opterećenja, sa ciljem praćenja porekla energije. Rešavanjem jednačine tokova snaga i energije, utvrđuju se snage u pojedinačnim čvorovima.

7.2.3 Model superpozicije

Prema teoremi o superpoziciji, svi izvori energije osim jednog u mreži istovremeno će biti eliminisani, korišćenjem standardnih jednačina toka snage za određivanje padova napona i struja u modifikovanoj mreži za svaki izvor energije posebno. Kada se struje i naponi odrede za svaki izvor energije koji radi odvojeno, sve vrednosti se „superponiraju“. Princip superpozicije se primenjuje na sistem koji se istovremeno napaja iz mreže i solarnog sistema, a matematički se može predstaviti kao dva nezavisna sistema napajanja (Slika 7.5)



Slika 7.5 - Model superpozicije (napajanje iz elektrane i napajanje iz mreže)

Postupak za izračunavanje snaga opterećenja i punjenja iz različitih izvora se sprovodi u dva koraka.

U prvom koraku, rešavaju se jednačine tokova snaga i određuju se naponi i snage u pojedinačnim čvorovima. Jednačine protoka snage u prisustvu PV, BSE, EV i javne mreže su predstavljene jednačinama (7.8) do (7.11), koje predstavljaju balans aktivne snage, (7.8), balans reaktivne snage, (7.9), aktivni i reaktivni protok snage vodova, (7.10) i (7.11). Jednačine (7.8)–(7.11) predstavljaju opšti slučaj sa više izvora energije u različitim čvorovima.

$$P_{S,i}(t) + P_{B,i}(t) + P_{L,i}(t) + P_{EV,i}(t) + P_{G,i}(t) = \sum_{j\in\varphi_b} A_{ij} \cdot P^b{}_{i,j} \tag{7.8}$$

$$Q_{S,i}(t) + Q_{B,i}(t) + Q_{L,i}(t) + Q_{EV,i}(t) + Q_{G,i}(t) = \sum_{j\in\varphi_b} A_{ij} \cdot Q^b{}_{i,j} \tag{7.9}$$

$$P^b_{i,j} = G_{i,j} \cdot V_i^2(t) - V_i(t) \cdot V_j(t) \cdot (G_{i,j} \cdot cos(\theta_i(t) - \theta_j(t) + B_{i,j} \cdot sin(\theta_i(t) - \theta_j(t)) \tag{7.10}$$

$$Q^b_{i,j} = -B_{i,j} \cdot V_i^2(t) - V_i(t) \cdot V_j(t) \cdot (B_{i,j} \cdot cos(\theta_i(t) - \theta_j(t) - G_{i,j} \cdot sin(\theta_i(t) - \theta_j(t)) \tag{7.11}$$

U drugom koraku, izračunate vrednosti napona se uzimaju kao konstantne i izračunate su snage za sve superpozicionirane režime. Originalna mreža je dekomponovana na N+2 podmreže, gde N predstavlja broj izvora napajanja, uključujući fotonaponske elektrane i napajanje iz javne mreže. Baterija u režimu pražnjenja je predstavljena sa dva izvora: akumulirana energija iz SE i akumulirana energija iz mreže. Algoritam za proračun snage baterije i električnog vozila je prikazan u nastavku.

7.2.4 Model starenja baterije i ograničenja sistema

Model degradacije baterija za skladištenje energije zasnovan je na litijum-jonskim baterijama, kao najkorišćenijem resursu u sistemima za skladištenje energije srednje veličine. Litijum-jonske baterije gube kapacitet skladištenja sa kalendarskim starenjem i ciklusima. Broj ciklusa punjenja i pražnjenja baterije tokom njenog životnog veka direktno zavisi od temperature, brzine punjenja i pražnjenja i protoka energije. Efekti brzine pražnjenja i gubitka kapaciteta baterijske ćelije izazvani ciklusima mogu se opisati eksponencijalnom funkcijom.

$$\begin{aligned} Q_{loss} &= B_1 \cdot e^{B_2 \cdot I_{rate}} \cdot A_h \\ B_1 &= a \cdot T^2 + b \cdot T + c \\ B_2 &= d \cdot T + e \end{aligned} \tag{7.12}$$

Q_{loss} je procenat gubitka kapaciteta baterije usled ciklusa punjenja i pražnjenja. Faktori B_1 i B_2 zavisni su od temperature. I_{rate} je brzina punjenja/pražnjenja izražena kao odnos brzine pražnjenja označen standardno sa C. Ah je kapacitet u Amper časovima (Ah) dobijen integraljenjem struje po vremenu.

Sa druge strane relativni gubitak kapaciteta baterije može se izračunati za dati period, u poređenju sa referentnom snagom punjenja/pražnjenja baterije P_{ref}. Za period od N vremenskih segmenata, relativni gubitak Q^r_{loss} dat je u (7.13).

$$Q^r_{loss} = \sum_{i=1}^{N} \left(e^{\frac{|P_B(i)|-P_{ref}}{C_{bat}}} \cdot \frac{|P_B(i)|}{P_{ref}} \cdot \Delta t \right) \tag{7.13}$$

Nakon određivanja svih potrebnih komponenti, može se sastaviti funkcija cilja sa više atributa.

7.3 Optimizacioni model prozjumera

Cilj problema optimizacije je optimizacija satnog rasporeda punjenja / pražnjenja BSE i optimizacija snage i vremena potrebnog za punjenje EV. Problem se tretira kao višekriterijumski, jer će se istovremeno uzeti u obzir tri kriterijuma, koji se odnose na:

I. minimizaciju troškova snabdevanja ,
II. maksimizaciju obnovljivih izvora energije za punjenje EV i
III. minimizaciju habanja i starenja baterije.

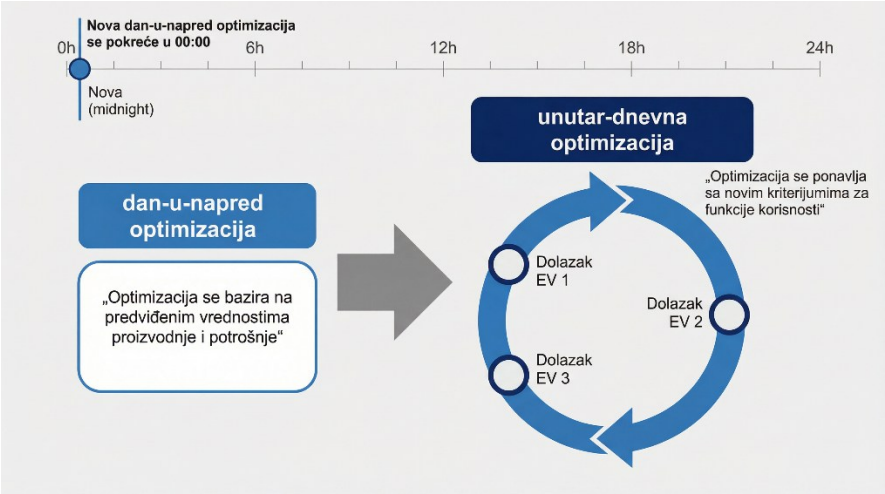
Prostori odluka za nalaženje kompromisnog rešenja između sukobljenih kriterijuma su nelinearni, sa diskretnim vrednostima po satima i ograničenjima, što opravdava heuristički pristup i korišćenje Genetskog algoritma umesto linearnog pristupa sa primenom LP/MILP metodama.

U ovom poglavlju prvo će se sagledati strategiju na osnovu koje će se vršiti dan unapred i unutar dnevna optimizacija (Potpoglavlje 7.3.1). Zatim će se predstaviti kriterijumske funkcije i sistemska ograničenja (Potpoglavlje 7.3.2) i na kraju predstaviti model višekriterijumske optimizacije (Potpoglavlje 7.3.3)

7.3.1 Strategija sprovođenja optimizacije i simulacija rada u realnom vremenu

Dnevni plan rada prozjumerskog sistema je baziran na rezultatima predikcionih modela za predviđanje profila proizvodnje i potrošnje 24 h unapred. Dodatan parametar optimizacionog modela, koji pritom uvodi još jedan faktor neizvesnosti je anticipiranje kada će započeti ciklus punjenja EV, koliko će dugo trajati i kolika električna energija treba biti isporučena. Stoga, može se smatrati da se predikcioni model u sprezi sa optimizacionim sprovode neposredno pre ponoći, predviđajući za naredni dan sve tokove električne energije unutar prozjumerskog sistema.

Proces optimizacije se ponovo pokreće u drugoj iteraciji, kada se unutar dnevnog perioda javi konkretan događaj koji će inicirati ciklus punjenja. Tokom reoptimizacije se definišu i novi koeficijenti za zastupljenost kriterijuma pri sprovođenju MAUT metodologije, tj. računanja funkcija korisnosti kroz optimizacioni model. Na ovaj način se simulira upravljanje tokovima prozjumerskog sistema približno realnom vremenu (Slika 7.6).



Slika 7.6 - Strategija primene optimizacionog modela

Shodno navedenoj strategiji, 24 sati unapred se generiše dnevni plan rada prozjumerskog sistema, gde se predikcionim modelima predviđa dnevni profil proizvodnje i potrošnje, a iskustveno anticipira kada mogu biti periodi sa najvećom potražnjom za punjenjem električnih vozila, na osnovu čega se računaju vremenski okviri i snage kada će se EV puniti, a kada će lokalni se BSE puniti i prazniti.

7.3.2 Kriterijumske funkcije i ograničenja sistema

Prvi kriterijum je minimiziranje troškova snabdevanja energijom tokom dana (7.14). Pretpostavlja se da su primenjene fleksibilne cene snabdevanja i otkupa električne energije, jer prozjumer može vraćati viškove u sistem i prodavati kao aktivni kupac. Napravljena je pretpostavka da su dve cene u direktnoj relaciji sa satnom spot cenom C_t preko koeficijenata koji se odnose u jednom slučaju na energiju preuzetu iz mreže (k_{import}), a u drugom slučaju na energiju predate u mrežu (k_{import}).

$$\min(F_1) = \sum_{t=1}^{24} \begin{cases} P_{G,t} \cdot c_t \cdot k_{\text{import}}, & P_{G,t} > 0 \\ P_{G,t} \cdot c_t \cdot k_{\text{export}}, & P_{G,t} \leq 0 \end{cases} \tag{7.14}$$

Drugi kriterijum je maksimiziranje obnovljive (solarne) energije pri punjenju EV, gde se optimizacija vrši na osnovu dostupne električne energije iz SE ($P_{EVS,t}$) i dela energije iz baterije ($P_{EVBS,t}$) sa poreklom iz SE (7.15).

$$\max(F_2) = \sum_{t=1}^{24} \left(P_{EVS,t} + P_{EVBS,t}\right) \cdot \Delta t \tag{7.15}$$

Treći kriterijum se odnosi na minimizaciju starenja baterije, koja je objašnjena u energetskom modelu prozjumera sa korektivnim faktorom, kako bi se prilagodilo na nivo % degradacije po danu. (16).

$$min(F_3) = \sum_{i=1}^{T} \left(e^{\frac{|P_B(i)| - P_{ref}}{C_{bat}}} \cdot \frac{|P_B(i)|}{P_{ref}} \cdot \Delta t \right) \frac{0.005}{24} \tag{7.16}$$

Prvo, ograničenja sistema se mogu sagledati kroz formule jednakosti koje predstavljaju zakonitost prozjumerskog sistema, a u suštini je proračun bilansa snaga, kako bi se sračunala količina električne energije koja je preuzeta ili predata u mrežu. Snaga priključka se predstavlja sumom snage BSE, punjača za EV, ostatka potrošnje na lokaciji umanjeno za snagu koja potiče iz SE (7.17). BSE i P_G kao varijabilni izvori mogu imati pozitivan ili negativan znak, u zavisnosti da li solarna elektrana kao primaran izvor daje dovoljno da zadovolji lokalne potrebe i potrebe punjača EV ili jednako ili više od toga (vraća se u mrežu).

$$P_{G,t} = P_{L,t} + P_{EV,t} + P_{B,t} - P_{PV,t} \tag{7.17}$$

Druga bitna jednakost je vezana za ciljnu količinu energije koja je potrebna za svaku sesiju ciklusa punjenja (7.18).

$$\sum_{t=t_{start}}^{t_{end}-1} P_{EV,t} \cdot \Delta t = E_{target} \tag{7.18}$$

Funkcijama nejadnakosti su predstavljena ograničenja kapaciteta u prozjumerskom sistemu, koja obuhvataju dozvoljeno minimalno i maksimalno stanje napunjenosti baterije (7.19), minimalna i maksimalna dozvoljena snaga punjenja / pražnjenja (7.20) maksimalna nominalna snaga EV punjača (7.21) i dozvoljena snaga mrežnog priključka za napajanje (7.22).

$$SOC_{\min} \le SOC_G(t) \le SOC_{\max}, \tag{7.19}$$

$$P_B^{\min} \le P_B(t), P_{BS}(t), P_{BG}(t) \le P_B^{\max}, \tag{7.20}$$

$$P_{EV}(t) \le P_{EV}^{\max}, \tag{7.21}$$

$$P_G(t) \le P_G^{\max}, \tag{7.22}$$

7.3.3 Višekriterijumska optimizacija primenom MAUT i GA

Višekriterijumska optimizacija koja se koristi u ovom radu zasniva se na metodologiji koja se primenjuje za raspored EV punjenja flote automobila [179]. U ovoj metodologiji, prvi korak u optimizaciji rasporeda je jedinstvena objektivna optimizacija svih prethodno objašnjenih ciljeva (13)–(15). Izlazi ove optimizacije su funkcije korisnosti zasnovane na maksimalnoj obnovljivoj energiji (U_{res}), minimalnim troškovima baterije i energije (U_{tc}) i minimalnoj degradaciji baterije (U_{bd}).

Funkcija korisnosti sa više atributa je sledećeg oblika ako postoji uzajamna korisnost (7.23):

$$U(x_1, x_2, \ldots, x_n) = \frac{\prod_i \left(1 + Kk_i u_i(x_i)\right) - 1}{K} \tag{7.23}$$

- $ui(x_i)$ = vrednost korisnosti sa jednim atributom za atribut i sa vrednošću x_i (kreće se od 0 do 1);

- k_i = parametar kompromisa za komponentu *i;*
- K = konstanta normalizacije.

Funkcija korisnosti (7.23) odražava različite vrste interakcija između pojedinačnih kriterijuma. U aditivnom slučaju, izrazita prednost jednog kriterijuma nadoknađuje nedostatak performansi od strane drugog kriterijuma (7.24). U komplementarnom slučaju, uravnotežen učinak svih kriterijuma je važniji od ispunjavanja pojedinačnih kriterijuma (7.25).

$$U(x) = \sum_{i=1}^{n} k_i \cdot u_i(x_i) \tag{7.24}$$

$$\sum_{i=1}^{n} k_i = 1 \tag{7.25}$$

Ako postoji aditivna nezavisnost, funkcija korisnosti sa više atributa je takođe aditivna.

U drugom koraku, optimizacija se vrši primenom MAUT za agregaciju funkcija korisnosti (7.23). Pojedinačne funkcije korisnosti za obnovljive izvore energije, troškove i degradaciju baterija su predstavljeni u jednačinama (7.26)–(7.28), respektivno.

$$U_{RE}(x) = \frac{RE(x) - \max RE(x)}{\min RE(x) - \max RE(x)}, \tag{7.26}$$

$$U_{SC}(x) = \frac{SC(x) + \min SC(x)}{\max SC(x) - \min SC(x)}, \tag{7.27}$$

$$U_{BD}(x) = \frac{BD(x) + \min BD(x)}{\max BD(x) - \min BD(x)}, \tag{7.28}$$

Tri kriterijuma su jasno definisana (SC, RE, BD), prvo se pojedinačno optimizuju radi određivanja referentnih min/max vrednosti, pa se zatim preko MAUT-a mapiraju u normalizovane *utility* funkcije (funkcije korisnosti).

Konačno, problem optimizacije može se svesti na maksimizaciju agregiranih funkcija korisnosti i primenom Genetskog algoritma - GA (7.29).

$$max\ U\ (x_1, x_2, \ldots, x_n) \tag{7.29}$$

GA suštinski maksimizuje jednu skalarizovanu funkciju U, kroz prostor odluka gde traži najoptimalnije rešenje koje će dati najbolje moguće rešenje za tri konfliktna kriterijuma.

Za potrebe genetskog algoritma formira se hromozom koji se sastoji od 48 gena koji kodiraju dva vektora odlučujućih varijabli: 24 gena za snagu baterije $P_{B,t}$ i 24 gena za snagu punjenja $P_{EV,t}$, za svaki sat horizonta planiranja. EV geni zapravo određuju raspored snage unutar pojedinačnih sesija, pa je poželjno da se ciljna količina energije u okviru ciklusa punjenja ne limitira na gornju granicu snage punjača, već da GA ima punu slobodu unutar fizički mogućeg prostora u kome će se tražiti optimalna količina električne energije potrebna za punjenje vozila, vodeći pritom računa i o poreklu energije, da li je direktno ili indirektno potekla iz solarne elektrane ili mreže.

Umesto da kroz proces penalizacije GA uči na teži način da ti geni (van sesija punjenja) moraju biti 0, na ovaj način, uvođenjem ograničenja na periode punjenja geni se skaliraju na prostor gde je moguće doći do rešenja. Ne dozvoljava se da traži rešenje za punjenje vozila van definisanog vremenskog okvira sesije, što znači da se u startu definiše prostor pretrage i on fokusira pretragu na bitne dimenzije.

7.4 Studija slučaja

7.4.1 Opis prozjumerskog sistema

Na lokaciji od interesa se nalazi objekat firme „DN company“ za proizvodnju nameštaja sa instaliranom i zvanično priključenom solarnom elektranom od 2021. godine (Slika 7.7). U neposrednoj blizini objekta se nalazi benzinska stanica koja je iste vlasničke strukture kao i pogon za proizvodnju nameštaja. Lokacija kompleksa ima pristup regionalnom putu Surdulica-Vladičin Han i udaljena je 2 km od autoputa E-75 koji je najveća tranzitna ruta u Srbiji. Zbog blizine autoputa i sve većeg prisustva električnih i hibridnih vozila u tranzitu, vlasnik razmatra instalaciju punjačkog mesta za EV na benzinskoj stanici, ali i za unapređe sopstvenog poslovanja nabavkom električnih vozila za komercijalne potrebe. S obzirom da dva objekta dele priključak, za instalaciju punjača za EV na jedno ili više parking mesta. Za potrebe punjenja obezbedila bi se i direktna isporuka električne energije iz SE, što je u skladu sa opisanim modelom prozjumerskog sistema. Takođe, razmatra se i instalacija pomoćnog DSE, koji bi doprineo rasterećenju postojećeg priključka na mrežu.

Slika 7.7 - Mikro lokacija prozjumerskog sistema

SE se sastoji od tri AC/DC pretvarača (invertora), dva sa snagom od po 60 kW i jedan od 36 kW, 538 fotnoapnskih modula od 375Wp, koji čine ukupno 201,75 kWp instalisane DC snage. Tehničko rešenje i procenjene godišnje vrednosti proizvodnje solare elektrane su projektovane u specijalizovanom softveru Helioscope za projektovanje solarnih elektrana (Prilog 1).

Za tipičnu meteorološku godinu, u početnim godinama proizvodnja električne energije iz SE se procenjivala na 252.000 kWh, dok je potreba za energijom na mestu potrošnje (pre puštanja elektrane) bila preko 400.000 kWh godišnje[1].

[1] Vlasnik pravnog lica je dao saglasnost da informacije o njegovoj firmi i prikupljenim podacima o proizvodnji i potrošnji objekata mogu da se koriste u naučno-istraživačke svrhe

7.4.2 Komparativna analiza rezultata optimizacionih modela

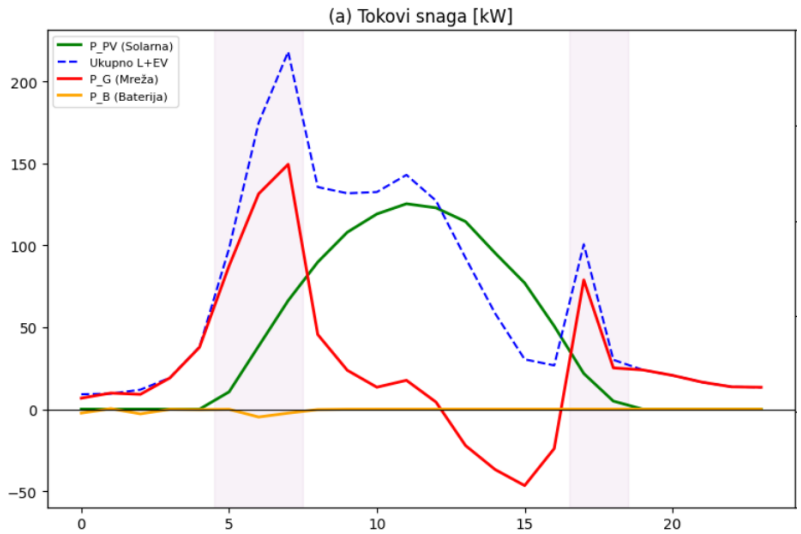
Metodologija će biti ilustrovana na studiji slučaja navedenog hibridnog SE-BSE-EV sistema za tri slučaja:

- optimizacija sa jednim kriterijumom,
- optimizacija sa više kriterijuma sa jednakim težinama kriterijuma i
- optimizacija sa više kriterijuma za komplementarni slučaj.

Kao što je ustanovljeno, prozjumerski sistem se sastoji od solarne elektrane nominalne snage od 156 kW, a za potrebe simulacije se pretpostavlja integracija jednog EV punjača nazivne snage od 50 kW i BSE sa kapacitetom od 30 kWh.

Očekivani periodi punjenje EV su od 5h do 8h ujutru i od 17h do 19h uveče, gde su procenjene količine energije potrebne za punjenje EV od 120kWh i 80kWh, što je ukupno 200 kWh za potrebe celodnevnog punjenja. Simulacija će se primeniti za odabrani letnji dan, 24. jul, 2023. godine, za koji postoje ulazni istorijski podaci na satnom nivou o realizovanoj proizvodnji i potrošnji, kao i predviđeni podaci na osnovu primenjenih optimizacionih modela (poglavlje 6).

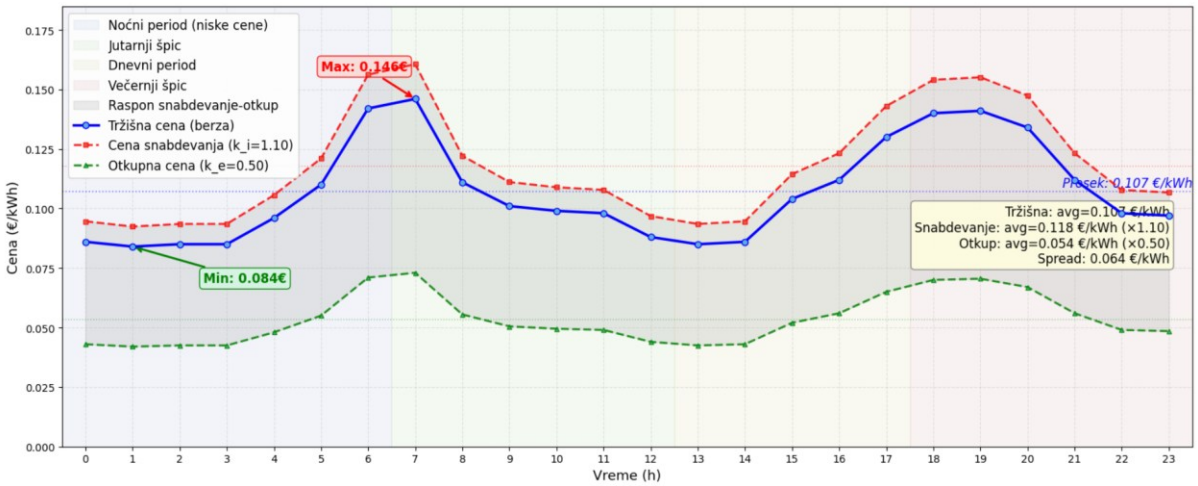
Rezultat simulacije je 24 sata unapred predviđeni dnevni profili proizvodnje SE, punjenja i pražnjenja BSE, kao i dnevnu promenu snage na mrežnom priključku koji predstavlja lokalnu potrošnju sa sesijama punjenja EV sa predajom eventualnih viškove u mrežu (Slika 7.8).



Slika 7.8 - Prognozirane vrednosti za proizvodnju, potražnju ostalih potrošača i EV punjenje

Simulacija drugog godišnjeg ekstrema u vidu zimskog dana, neće biti predmet simulacije, jer je proizvodnja iz solarne elektrane nekoliko puta manje i nije moguće stvoriti dovoljno veliku konfliktnu situaciju između kriterijuma, kako bi se pokazali različite vrste interakcija između kriterijuma kroz aditivni i komplementarni model.

Model optimizacije uzima u razmatranje još jedan parametar ulaznih podataka baziranih na realnom slučaju, u vidu dinamičkih berzanskih cena električne energije sa Mađarskog HUPEX tržišta, koje su pribavljene za odabrani letnji dan, 24. jul (Slika 7.9).



Slika 7.9 - Satne cele električne energije sa tržišta dan unapred

K_{IMPORT} i K_{EXPORT} koeficijenti (predstavljeni u potpoglavlju 7.3.2) su definisani sa 10% kao dodatak na tržišnu cenu za preuzetu električnu energiju, čime se definiše dinamička cena snabdevanja strujom (crvena linija, Slika 7.9) u okviru koje je sagledan trošak balansiranja sistema. Istom logikom, drugim koeficijentom je definisana otkupna cena električne energije, koja je umanjena za 50% od tržišne cene (zelena linija, Slika 7.9), zbog tendencija da će se višak uvek vraćati u trenucima kada je tržište električne energije zasićeno energijom iz OIE.

Jednokriterijumske optimizacije su izvršene za sva tri kriterijuma: minimalni troškovi snabdevanja (sa prodajom viškova), maksimiziranje punjenja automobila iz solarne energije i minimalno starenje baterije, jednačine (7.14)–(7.16).

Optimizacija je praktično sprovedena implementacijom genetskog algoritma sa pratećim funkcijama kodirano u Pythonu u okviru Jupiter Lab veb-baziranog interaktivnog razvojnog okruženja.

Uz izrađen kod (Prilog 2), koristile su se i generičke biblioteke funkcija, *numpy* (biblioteka za naučno računanje), *pygad* (biblioteka za genetski algoritam), *numba* (kompajler koji pretvara Python funkcije u optimizovani mašinski kod u momentu izvršavanja) i matplotlib (standardna Python biblioteka za kreiranje statičkih, animiranih i interaktivnih grafika).

U prvoj iteraciji, generišu se tri jednokriterijumske ciljne funkcije, kako bi se utvrdile granične vrednosti za prostor rezultata (Tabela 7.1).

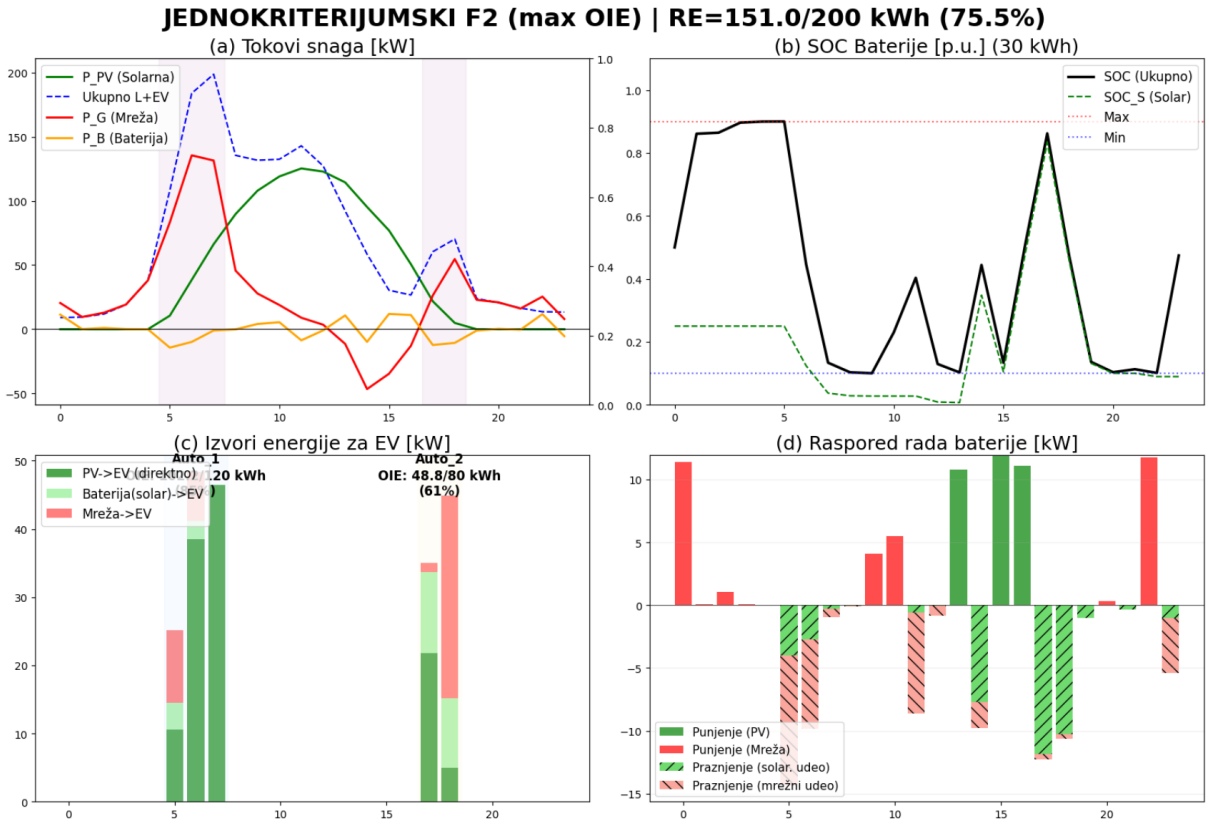
Tabela 7.1 - Rezultati optimizacije sa jednim kriterijumom

	SC (€)	**RE (kWh)**	**BD (%)**
F1 (min SC)	91.41	110.63	0.0022
F2 (max RE)	93.62	151.03	0.0030
F3 (min BD)	98.35	121.55	0.0004

Simulacija je upravo prikazala sve logične zavisnosti između kriterijuma, kada se jedan od njih maksimizuje. Prvo (F1 kriterijum), da bi dnevni troškovi (SC – eng. *Supply costs*) bili što manji, baterija se maksimalno koristi tokom dana kako bi se zelena energija raspodelila u skupim satima za potrebe ostale potrošnje, jer je postavljen jedini cilj da se uštedi, tako da je udeo zelene energije (RE – eng. *Renewable Energy*). U drugom slučaju (F2 kriterijum), kada se maksimizuje prisustvo zelene energije u ciklusima punjenja, baterija se koristi sa namerom da se RE raspodeli što više po ciklusima punjenja. U trećem slučaju (F3 kriterijum), baterija se uopšte ne koristi, odnosno po koeficijentu BD (eng. *Battery Discharge*) koji je definisan kao normalizovana relativna degradacija, deluje kao da se 10 puta manje koristi u odnosu na druge slučajeve. Treba napomenuti da postoji inicijalna postavka u optimizacionom modelu, gde baterija uvek započinje dan do pola puna, sa jednakim odnosom energije iz mreže i energije iz SE. Na osnovu ovog se može zaključiti da je baterija iskorišćena samo pri pražnjenju, jer ne postoji interes da se baterija puni, kada je postavljen kriterijum da se baterija maksimalno zaštiti.

Analiziraće se posebno drugi slučaj, kada je ciljna funkcija da se pri ciklusu punjenja isporuči što više zelene energije (Slika 7.10), gde je ukupni udeo 75,7%. Za 1. ciklus punjenja, vidi se maksimalno iskorišćenje OIE, gde je udeo zelene energije 85%, a većim delom je energija direktno došla iz SE (Slika 7.10(c), zelena boja). Za potrebe 2. ciklusa punjenja, baterija u drugom delu dana ima puno aktivnosti (Slika 7.10(d)), jer je morala da sačuva

viškove zelene energije u međuvremenu, da bi postigla udeo zelene energije od 61% (Slika 7.10(c), svetlo zelena boja).



Slika 7.10 - Rezultati jednokriterijumske optimizacije sa maksimalnim kriterijumom za RE (a) tokovi snage, (b) SOC baterije, (c) raspodela snage punjenja EV, (d) raspored punjenja/pražnjenja baterije

Jednokriterijumska optimizacija je, pored ostalog, sprovedena i zbog definisanja graničnih vrednosti za potrebe aditivnog i komplementarnog modela agregacije funkcija korisnosti u okviru MAUT metodologije

U drugom koraku, se analiziraju efekti multi-atributnog pristupa za određivanje snage baterije i EV punjenja, kada se kriterijumi stavljaju u konfliktnu situaciju gde je svaki kriterijum podjednako bitan ($k1 = k2 = k3 = 0{,}33$). U ovakvim slučajevima se vidi prednost komplementarnog u odnosu na aditivni model, jer je aditivnom prihvatljiv pristup da nađe rešenje gde kriterijumi nisu izbalansirani, dok se komplementarni model penalizuje za potencijalna rešenja koja nemaju dovoljno ujednačen odnos funkcija korisnosti, u odnosu na zadate koeficijente zastupljenosti kriterijuma (Tabela 7.2).

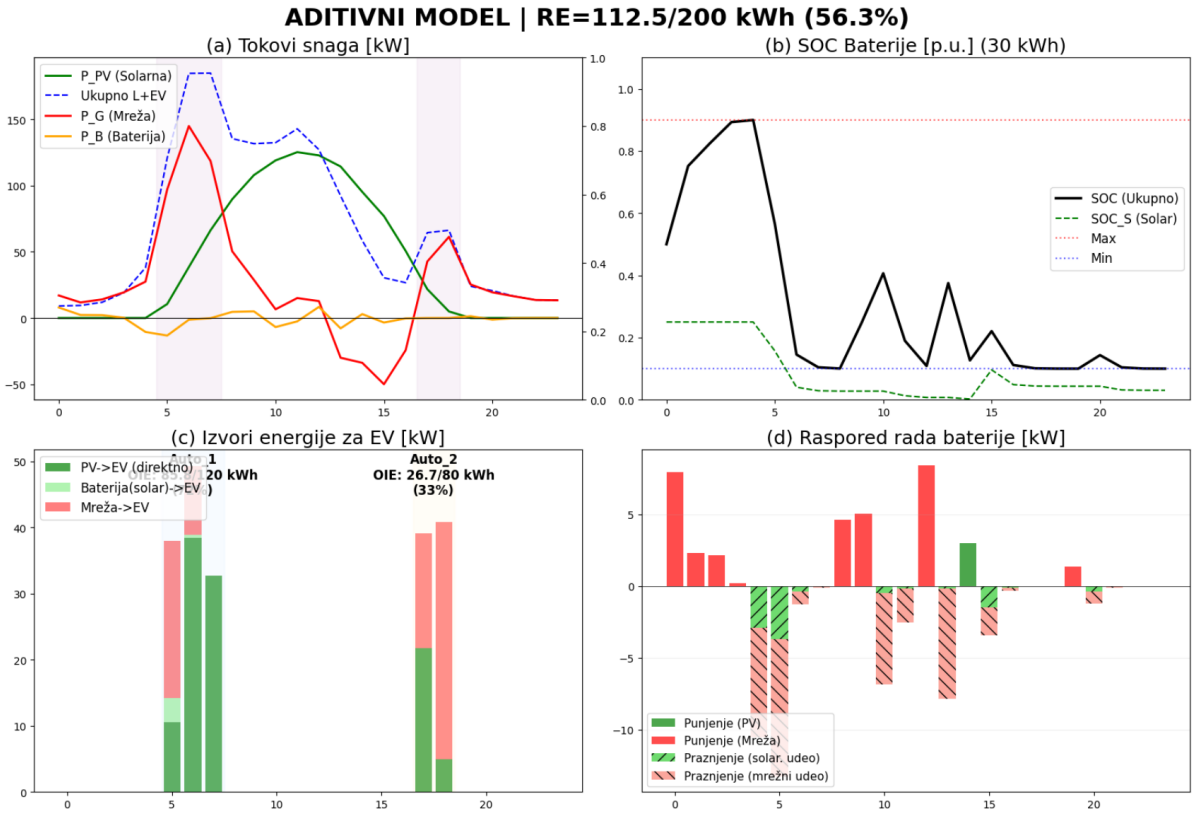
Tabela 7.2 - Rezultati multikriterijumske optmiziacije sa uravnoteženim kriterijumima

Model	**Fi/Ui**	**SC(€)**	**RE (kWh)**	**BD (%)**
Aditivni	Fi	95.64	112.53	0.0016
	U=0.3288	0.3913	**0.0471**	0.5415
Komplementarni	Fi	92.13	137.19	0.0021
	U=0.7625	0.8969	0.6574	0.3458

Za konkretan slučaj, komplementarni model je dao očekivano bolje rezultate jer je stvorena dovoljno velika konfliktna situacija, gde se potreba za zelenom energijom javljala u ranim jutarnjim satima, kada je nema u izobilju, kao i u popodnevnim satima, a pritom se podjednako ograničavalo korišćenje baterije i visina trošak snabdevanja. Komplementarni model je našao optimalno rešenje u kome su funkcije korisnosti uravnotežene, a troškovi snabdevanja niži nego kod aditivnog modela, uz veće prisustvo zelene energije u ciklusima punjenja, ali na uštrb većeg korišćenja baterije, 0.0021%, u odnosu na aditivni model, 0.0016% (Tabela 7.2).

Zbog svoje „lenjosti“, aditivni model pravi kompromis koji nije dobar ni u jednom kriterijumu. Posebno je U2 katastrofalno nizak jer opseg OIE varira od 110 do 151 kWh, a aditivni model završava na samo 112.53 kWh, praktično na donjoj granici. To znači da aditivni pristup ne uspeva da pokrene GA ka većem korišćenju OIE, jer linearna agregacija ne nagrađuje sinergiju između kriterijuma.

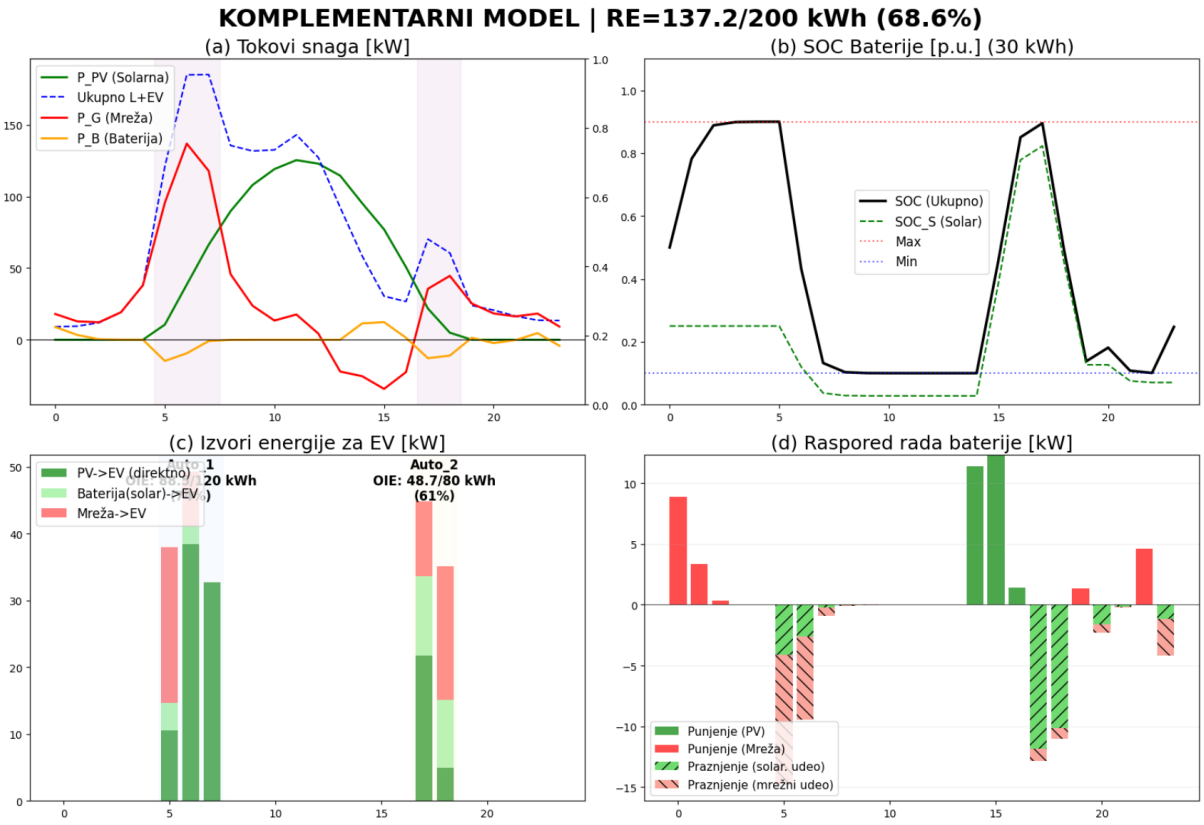
Čak i bez prevelike penalizacije (K=1), komplementarni model u nastojanju da uravnoteži sve kriterijume, uspeva da obezbedi 28% više zelene energije za 2. ciklus punjenja (61%) u odnosu na aditivni model (33%), naravno uzimajući u obzir da se baterija neznatno više koristi u komplementarnom modelu (Slika 7.11, Slika 7.12).



Slika 7.11 - Rezultati aditivnog optimizacionog modela (a) tokovi snage, (b) SOC baterije, (c) snaga punjenja EV, (d) raspored punjenja / pražnjenja baterije

Prednost komplementarnog modela u odnosu na aditivni, upravo dolazi u situacijama izrazitih konfliktnih situacija između kriterijuma, koji su podjednako bitni, kada treba određeni resurs kao što je baterija ograničenog kapaciteta naterati da bira između druga dva suprotstavljena kriterijuma.

Zato možemo analizirati drugi slučaj, dolazak vozila van anticipiranog perioda ciklusa punjenja, koji će imati svoj set referenci u pogledu veće želje za zelenom energijom (k2 = 0.6), manje bitnim troškovima punjenja (k1 = 0.3) i totalno nebitnim faktorom koliko se baterija degradira (k3 = 0,1) (Tabela 7.3).



Slika 7.12 - Rezultati komplementarnog optimizacionog modela (a) tokovi snage, (b) SOC baterije, (c) snaga punjenja EV, (d) raspored punjenja / pražnjenja baterije

Za novi slučaj umesto potencijalnog dolaska u 5h, auto će se puniti između 7 i 9 (sat vremena manje, nego očekivano, a potrebe za energijom će biti u granici sa snagom punjača 100 kWh.

Tabela 7.3 - Rezultati optmiziacije sa većim kriterijumom za udeo OIE

Model	**Fi/Ui**	**SC(€)**	**RE (kWh)**	**BD (%)**
Aditivni	Fi	88.90	144.15	0.0020
	U=0.8271	0.9922	0.8186	0.3824
Komplementarni (K=1)	Fi	89.34	146.08	0.0022
	U=0.9969	0.8664	0.9100	0.2517
Komplementarni (K=10)	Fi	89.79	**147.81**	0.0018
	U=3.1788	0.7373	0.9917	0.4688

Promenom preferenci između kriterijuma i pomeranjem vreme dolaska vozila za jedan sat unapred, konflikt između kriterijuma je postao manji i sa K=1 komplementarni model se

manje penalizuje za disbalans između zadatih odnosa kriterijuma, pa daje skoro iste rezultate kao aditivni model.

Kada se multiplikativni efekat pojačao (K=10), komplementarni model je konvergirao ka Pareto-optimalnoj tački koja je blizu F2 ekstremne vrednosti (F2 max = 147.98 kWh), pritom zbog multiplikativnog efekta, uspeva da izvuče maksimum i dodatno zaštiti bateriju i sada da bolji rezultat (0.0018%) u odnosu na aditivni model (0.0020%).

Nameće se zaključak da što je veći konflikt između kriterijuma, a uravnoteženija njihova zastupljenost, to će komplementarni model davati bolje rezultate od aditivnog. Ukoliko značaj jednog kriterijuma, kao u slučaju preference da u ciklusu punjenja ima što više zelene energije (k2=0.6), to će komplementaran model nalaziti rešenja u istom prostoru rešenja (Pareto frontu) kao i aditivni model, sa bilo kojom vrednošću korektivnog faktora K.

8 Zaključak

Ova doktorska disertacija bavi se razvojem integralne platforme za upravljanje energetskim tokovima prozjumera na bazi multikriterijumskog optimizacionog modela. Istraživanje je motivisano rastućim prisustvom obnovljivih izvora energije u elektroenergetskom sistemu i pojavom prozjumera kao novog tržišnog učesnika koji istovremeno proizvodi i troši električnu energiju, menjajući tako tradicionalnu paradigmu jednosmernog toka energije od centralizovanih elektrana ka potrošačima. U radu je prepoznato da upravljanje hibridnim sistemom solarne elektrane (SE), baterijskog skladišta energije (BSE) i punjača za električna vozila (EV) zahteva uporedo sagledavanje ekonomskih, ekoloških i tehničkih kriterijuma, koji su inherentno konfliktni, te da jednokriterijumski pristupi, dominantni u postojećoj literaturi, ne mogu adekvatno da odgovore na složenost ovog problema.

Disertacija je strukturirana kroz sedam tematskih celina koje postupno grade metodološki okvir od teorijskih osnova do praktične primene. U uvodnom delu (Poglavlje 1) identifikovani su ključni izazovi integracije prozjumera u elektroenergetski sistem, uključujući infrastrukturna ograničenja distributivne mreže, intermitentnu prirodu obnovljivih izvora i potrebu za optimizacijom u kontekstu dinamičkih tržišnih cena električne energije. Poglavlje 2 je pružilo sveobuhvatan pregled regulatornog okvira na nivou Evropske unije i Republike Srbije, sa posebnim osvrtom na koncept kupca-proizvođača i aktivnog kupca definisanog izmenama Zakona o energetici. Takođe, u ovom poglavlju je sagledana trenutna podela i teritorijalna raspodela prozjumera u Srbiji.

Sistematičan pregled postojećih istraživanja (Poglavlje 3) potvrdio je da se u većini radova koristi jednokriterijumski pristup, najčešće fokusiran na minimizaciju troškova ili maksimizaciju samopotrošnje, dok je multikriterijumski pristup nedovoljno zastupljen. Ovaj zaključak je predstavljao polaznu tačku za izbor Teorije korisnosti sa više atributa (MAUT)

kao metode višekriterijumske optimizacije, koja je detaljno razrađena u Poglavlju 4. MAUT je odabran zbog svoje aksiomatske osnove zasnovane na von Neumann-Morgenstern teoriji očekivane korisnosti, eksplicitnog tretmana neizvesnosti i rizika, kao i mogućnosti preciznog modelovanja individualnih preferencija prozjumera kroz funkcije korisnosti.

Predikcioni modeli (Poglavlja 5 i 6) razvijeni su na bazi LSTM (Long Short-Term Memory) arhitekture neuronskih mreža, koja je pokazala superiornost u modelovanju dugoročnih i kratkoročnih zavisnosti u vremenskim serijama proizvodnje i potrošnje. Za predikciju proizvodnje solarne elektrane primenjena su dva komplementarna modela, godišnji LSTM model i specijalizovani MLP model za zimski period, čime je obezbeđena robusnost predikcije tokom svih sezonskih uslova. Poseban doprinos predstavlja analiza uticaja dubine snega kao ulazne promenljive za zimski period, gde je jedino grupa modela sa ovom promenljivom postigla koeficijent determinacije $R^2 > 0,9$.

Centralni doprinos disertacije ostvaren je u Poglavlju 7, gde je razvijen i verifikovan optimizacioni model prozjumera zasnovan na integraciji MAUT metode i genetskog algoritma (GA). Na osnovu sprovedene studije slučaja na realnom prozjumerskom sistemu (SE nominalne snage 156 kW, BSE kapaciteta 30 kWh, EV punjač snage 50 kW), mogu se formulisati sledeći ključni zaključci:

1. Višekriterijumski pristup je neophodan za optimalno upravljanje prozjumerom. Jednokriterijumska optimizacija, iako korisna za utvrđivanje graničnih vrednosti, ne može istovremeno zadovoljiti ekonomske (minimizacija troškova snabdevanja), ekološke (maksimizacija učešća obnovljive energije) i tehničke (minimizacija degradacije baterije) zahteve. Rezultati jednokriterijumske optimizacije su jasno pokazali logičke zavisnosti, minimizacija degradacije baterije praktično eliminiše njeno korišćenje, dok maksimizacija obnovljive energije za punjenje EV značajno povećava opterećenje baterije.

2. Komplementarni (multiplikativni) model agregacije funkcija korisnosti superiorniji je u odnosu na aditivni model u uslovima izraženih konflikata između kriterijuma. U studiji slučaja sa uravnoteženim kriterijumima ($k_1 = k_2 = k_3 = 0,33$), komplementarni model je ostvario 137,19 kWh obnovljive energije naspram samo 112,53 kWh kod aditivnog modela, uz niže troškove snabdevanja (92,13 € naspram 95,64 €), mada uz neznatno veće korišćenje baterije. Aditivni model je pokazao tendenciju ka „lenjosti", linearna agregacija ne nagrađuje sinergiju

između kriterijuma, te se funkcija korisnosti za obnovljivu energiju praktično spuštala na donju granicu opsega.

3. Metodologija praćenja porekla energije unutar prozjumerskog sistema, zasnovana na principu superpozicije, omogućava transparentno sagledavanje udela obnovljive energije u svakom procesu punjenja. Ovaj pristup razlaže snagu punjenja EV na četiri komponente, direktno iz SE, iz BSE poreklom iz SE, iz BSE poreklom iz mreže i direktno iz mreže, čime se prozjumeru pruža kvantitativna osnova za ekološki svesno donošenje odluka.

4. Predikcioni modeli zasnovani na LSTM arhitekturi obezbeđuju zadovoljavajuću tačnost za potrebe optimizacionog modela. Kombinacija godišnjeg i specijalizovanog zimskog modela za predikciju proizvodnje, zajedno sa LSTM modelom za predikciju potrošnje, formira pouzdanu osnovu za dan-unapred i unutar-dnevnu optimizaciju.

5. Predložena metodologija je primenljiva na širi kontekst upravljive potrošnje. Iako je studija slučaja demonstrirana na primeru punjenja električnih vozila, metodologija je direktno primenljiva na druge tipove upravljive potrošnje, hladnjače, sisteme grejanja i klimatizacije, industrijske procese, pri čemu se menjaju samo sistemska i optimizaciona ograničenja u logici upravljanja.

Disertacija ostvaruje naučni doprinos u nekoliko ravni. Prvo, razvijen je originalni multikriterijumski optimizacioni model koji integriše MAUT metodu sa genetskim algoritmom za upravljanje energetskim tokovima prozjumera, čime se popunjava praznina u literaturi identifikovana u sistematičnom pregledu postojećih istraživanja. Drugo, razvijena je metodologija praćenja porekla energije primenom principa superpozicije, koja omogućava egzaktno utvrđivanje udela obnovljive energije u skladišnom sistemu i procesima punjenja. Treće, sprovedena je komparativna analiza aditivnog i komplementarnog modela agregacije u kontekstu prozjumerskog sistema, koja pruža smernice za izbor odgovarajućeg modela u zavisnosti od intenziteta konflikta između kriterijuma. Četvrto, demonstriran je celovit pristup od predikcije do optimizacije koji povezuje LSTM modele predviđanja sa MAUT-GA optimizacijom u okviru integrisane platforme.

Rezultati ove disertacije otvaraju više pravaca za buduća istraživanja:

Smanjenje tržišne granulacije - Prelazak sa satne na 15-minutnu ili 1-minutnu rezoluciju cena zahteva prilagođavanje predikcionih i optimizacionih modela, uz razmatranje računske kompleksnosti u kontekstu rada u realnom vremenu.

Integracija koncepta V2B (Vehicle-to-Building) - Uključivanje baterije električnog vozila kao dodatnog resursa za skladištenje i isporuku energije prozjumerskom sistemu otvara nove dimenzije optimizacije i zahteva proširenje energetskog modela.

Energetske zajednice i agregacija prozjumera - Proširenje modela sa individualnog prozjumera na grupu prozjumera koji zajednički deluju uvodi potrebu za mehanizmima pravedne raspodele koristi i koordinisanog donošenja odluka.

Upravljanje neizvesnošću - Integracija probabilističkih modela i robusne optimizacije može poboljšati kvalitet odluka u uslovima povećane neizvesnosti prognoza proizvodnje, potrošnje i tržišnih cena.

Implementacija na embeded sistemima - Razvoj optimizacionog modela za rad na embeded sistemima povezanim sa BSE upravljačkim jedinicama predstavlja korak ka komercijalnoj primeni predložene metodologije.

Hibridni MAUT pristupi - Kombinovanje MAUT metode sa fuzzy logikom ili metodama mašinskog učenja za automatizovano podešavanje težinskih faktora kriterijuma na osnovu ponašanja prozjumera tokom vremena.

Zaključno, ova disertacija demonstrira da multikriterijumski optimizacioni pristup zasnovan na MAUT metodi, u kombinaciji sa naprednim predikcionim modelima i metodologijom praćenja porekla energije, predstavlja efikasan okvir za upravljanje složenim energetskim tokovima prozjumera u uslovima liberalizovanog tržišta električne energije.

Reference

[1] "Clean Energy for All Europeans – unlocking Europe's growth potential," European Commission - European Commission. Accessed: Jan. 04, 2026. [Online]. Available: https://ec.europa.eu/commission/presscorner/detail/en/ip_16_4009

[2] W. El-Khattam and M. M. A. Salama, "Distributed generation technologies, definitions and benefits," *Electric Power Systems Research*, vol. 71, no. 2, pp. 119–128, Oct. 2004, doi: 10.1016/j.epsr.2004.01.006.

[3] "Закон о коришћењу обновљивих извора енергије: 40/2021-23, 35/2023-79, 94/2024-204 (др. закон)." Accessed: Jan. 04, 2026. [Online]. Available: https://pravno-informacioni-sistem.rs/eli/rep/sgrs/skupstina/zakon/2021/40/2/reg

[4] "Закон о енергетици: 145/2014-3, 95/2018-267 (др. закон), 40/2021-1, 35/2023-79 (др. закон), 62/2023-8, 94/2024-204, 109/2025-159 (др. закон), 109/2025-171 (др. закон), 109/2025-199 (др. закон)." Accessed: Jan. 04, 2026. [Online]. Available: https://pravno-informacioni-sistem.rs/eli/rep/sgrs/skupstina/zakon/2014/145/1/reg

[5] R. Kaur *et al.*, "Machine learning and price-based load scheduling for an optimal IoT control in the smart and frugal home," *Energy and AI*, vol. 3, p. 100042, Mar. 2021, doi: 10.1016/j.egyai.2020.100042.

[6] J. A. P. Lopes, N. Hatziargyriou, J. Mutale, P. Djapic, and N. Jenkins, "Integrating distributed generation into electric power systems: A review of drivers, challenges and opportunities," *Electric Power Systems Research*, vol. 77, no. 9, pp. 1189–1203, Jul. 2007, doi: 10.1016/j.epsr.2006.08.016.

[7] S. Ramyar, A. L. Liu, and Y. Chen, "Power Market Model in Presence of Strategic Prosumers," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 35, no. 2, pp. 898–908, Mar. 2020, doi: 10.1109/TPWRS.2019.2937887.

[8] I. Aranzabal *et al.*, "Optimal Management of an Energy Community with PV and Battery-Energy-Storage Systems," *Energies*, vol. 16, no. 2, p. 789, Jan. 2023, doi: 10.3390/en16020789.

[9] Y. Parag and B. K. Sovacool, "Electricity market design for the prosumer era," *Nat Energy*, vol. 1, no. 4, p. 16032, Mar. 2016, doi: 10.1038/nenergy.2016.32.

[10] M. Ertz, J. M. B. Maravilla, and X. Cao, "Prosumer: A new approach to conceptualisation," *Journal of Innovation & Knowledge*, vol. 10, no. 1, p. 100653, Jan. 2025, doi: 10.1016/j.jik.2025.100653.

[11] A. J. D. Rathnayaka, V. M. Potdar, T. S. Dillon, O. K. Hussain, and E. Chang, "A Methodology to Find Influential Prosumers in Prosumer Community Groups," *IEEE Trans. Ind. Inf.*, vol. 10, no. 1, pp. 706–713, Feb. 2014, doi: 10.1109/TII.2013.2257803.

[12] R. Zafar, A. Mahmood, S. Razzaq, W. Ali, U. Naeem, and K. Shehzad, "Prosumer based energy management and sharing in smart grid," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 82, pp. 1675–1684, Feb. 2018, doi: 10.1016/j.rser.2017.07.018.

[13] *Directive (EU) 2018/2001 of the European Parliament and of the Council of 11 December 2018 on the promotion of the use of energy from renewable sources (recast) (Text with EEA relevance.)*, vol. 328. 2018. Accessed: Jan. 04, 2026. [Online]. Available: http://data.europa.eu/eli/dir/2018/2001/oj

[14] "(PDF) Identifying prosumer's energy sharing behaviours for forming optimal prosumer-communities," in *ResearchGate*, doi: 10.1109/csc.2011.6138520.

[15] "Renewable Power Generation Costs in 2019." Accessed: Jan. 04, 2026. [Online]. Available: https://www.irena.org/publications/2020/Jun/Renewable-Power-Costs-in-2019

[16] D. Keiner, M. Ram, L. D. S. N. S. Barbosa, D. Bogdanov, and C. Breyer, "Cost optimal self-consumption of PV prosumers with stationary batteries, heat pumps, thermal energy storage and electric vehicles across the world up to 2050," *Solar Energy*, vol. 185, pp. 406–423, Jun. 2019, doi: 10.1016/j.solener.2019.04.081.

[17] V. Heinisch, M. Odenberger, L. Göransson, and F. Johnsson, "Prosumers in the Electricity System—Household vs. System Optimization of the Operation of Residential Photovoltaic Battery Systems," *Front. Energy Res.*, vol. 6, p. 145, Jan. 2019, doi: 10.3389/fenrg.2018.00145.

[18] "Electricity price statistics." Accessed: Jan. 04, 2026. [Online]. Available: https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=Electricity_price_statistics

[19] "Energy Community Homepage." Accessed: Jan. 04, 2026. [Online]. Available: https://www.energy-community.org/

[20] M. L. Tuballa and M. L. Abundo, "A review of the development of Smart Grid technologies," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 59, pp. 710–725, Jun. 2016, doi: 10.1016/j.rser.2016.01.011.

[21] "(PDF) Smart Grid — The New and Improved Power Grid: A Survey," *ResearchGate*, Aug. 2025, doi: 10.1109/SURV.2011.101911.00087.

[22] T. Couture and Y. Gagnon, "An analysis of feed-in tariff remuneration models: Implications for renewable energy investment," *Energy Policy*, vol. 38, no. 2, pp. 955–965, Feb. 2010, doi: 10.1016/j.enpol.2009.10.047.

[23] A. Poullikkas, "A comparative assessment of net metering and feed in tariff schemes for residential PV systems," *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, vol. 3, pp. 1–8, Sep. 2013, doi: 10.1016/j.seta.2013.04.001.

[24] T. Schittekatte, I. Momber, and L. Meeus, “Future-proof tariff design: Recovering sunk grid costs in a world where consumers are pushing back,” *Energy Economics*, vol. 70, pp. 484–498, Feb. 2018, doi: 10.1016/j.eneco.2018.01.028.

[25] “The EU clean energy package (ed. 2019).” Accessed: Jan. 05, 2026. [Online]. Available: https://fsr.eui.eu/publications/?handle=1814/64524

[26] R. Schleicher-Tappeser, “How renewables will change electricity markets in the next five years,” *Energy Policy*, vol. 48, pp. 64–75, Sep. 2012, doi: 10.1016/j.enpol.2012.04.042.

[27] K. Mahmud, B. Khan, J. Ravishankar, A. Ahmadi, and P. Siano, “An internet of energy framework with distributed energy resources, prosumers and small-scale virtual power plants: An overview,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 127, p. 109840, Jul. 2020, doi: 10.1016/j.rser.2020.109840.

[28] J. Antonanzas, N. Osorio, R. Escobar, R. Urraca, F. J. Martinez-de-Pison, and F. Antonanzas-Torres, “Review of photovoltaic power forecasting,” *Solar Energy*, vol. 136, pp. 78–111, Oct. 2016, doi: 10.1016/j.solener.2016.06.069.

[29] C. Voyant *et al.*, “Machine learning methods for solar radiation forecasting: A review,” *Renewable Energy*, vol. 105, pp. 569–582, May 2017, doi: 10.1016/j.renene.2016.12.095.

[30] T. Hong, P. Pinson, S. Fan, H. Zareipour, A. Troccoli, and R. J. Hyndman, “Probabilistic energy forecasting: Global Energy Forecasting Competition 2014 and beyond,” *International Journal of Forecasting*, vol. 32, no. 3, pp. 896–913, Jul. 2016, doi: 10.1016/j.ijforecast.2016.02.001.

[31] P. D. Lund, J. Lindgren, J. Mikkola, and J. Salpakari, “Review of energy system flexibility measures to enable high levels of variable renewable electricity,” *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 45, pp. 785–807, May 2015, doi: 10.1016/j.rser.2015.01.057.

[32] P. Palensky and D. Dietrich, “Demand Side Management: Demand Response, Intelligent Energy Systems, and Smart Loads,” *IEEE Trans. Ind. Inf.*, vol. 7, no. 3, pp. 381–388, Aug. 2011, doi: 10.1109/TII.2011.2158841.

[33] I. Aranzabal *et al.*, “Optimal Management of an Energy Community with PV and Battery-Energy-Storage Systems,” *Energies*, vol. 16, no. 2, p. 789, Jan. 2023, doi: 10.3390/en16020789.

[34] W. Vermeer, G. R. C. Mouli, and P. Bauer, “Optimal Sizing and Control of a PV-EV-BES Charging System Including Primary Frequency Control and Component Degradation,” *IEEE Open J. Ind. Electron. Soc.*, vol. 3, pp. 236–251, 2022, doi: 10.1109/OJIES.2022.3161091.

[35] R. Luthander, J. Widén, D. Nilsson, and J. Palm, “Photovoltaic self-consumption in buildings: A review,” *Applied Energy*, vol. 142, pp. 80–94, Mar. 2015, doi: 10.1016/j.apenergy.2014.12.028.

[36] B. Lokeshgupta and S. Sivasubramani, “Multi-objective dynamic economic and emission dispatch with demand side management,” *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 97, pp. 334–343, Apr. 2018, doi: 10.1016/j.ijepes.2017.11.020.

[37] E. Nefedov, S. Sierla, and V. Vyatkin, “Internet of Energy Approach for Sustainable Use of Electric Vehicles as Energy Storage of Prosumer Buildings,” *Energies*, vol. 11, no. 8, p. 2165, Aug. 2018, doi: 10.3390/en11082165.

[38] W. Kempton and J. Tomić, “Vehicle-to-grid power fundamentals: Calculating capacity and net revenue,” *Journal of Power Sources*, vol. 144, no. 1, pp. 268–279, Jun. 2005, doi: 10.1016/j.jpowsour.2004.12.025.

[39] E. Sortomme and M. A. El-Sharkawi, “Optimal Scheduling of Vehicle-to-Grid Energy and Ancillary Services,” *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 3, no. 1, pp. 351–359, Mar. 2012, doi: 10.1109/TSG.2011.2164099.

[40] P. Kelm, R. Mieński, and I. Wasiak, “Energy Management in a Prosumer Installation Using Hybrid Systems Combining EV and Stationary Storages and Renewable Power Sources,” *Applied Sciences*, vol. 11, no. 11, p. 5003, May 2021, doi: 10.3390/app11115003.

[41] T. Logenthiran, D. Srinivasan, and T. Z. Shun, “Demand Side Management in Smart Grid Using Heuristic Optimization,” *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 3, no. 3, pp. 1244–1252, Sep. 2012, doi: 10.1109/TSG.2012.2195686.

[42] A.-H. Mohsenian-Rad, V. W. S. Wong, J. Jatskevich, R. Schober, and A. Leon-Garcia, “Autonomous Demand-Side Management Based on Game-Theoretic Energy Consumption Scheduling for the Future Smart Grid,” *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 1, no. 3, pp. 320–331, Dec. 2010, doi: 10.1109/TSG.2010.2089069.

[43] “About us.” Accessed: Jan. 05, 2026. [Online]. Available: https://www.energy-community.org/secretariat/about.html

[44] E. A. M. Klaassen, R. J. F. Van Gerwen, J. Frunt, and J. G. Slootweg, “A methodology to assess demand response benefits from a system perspective: A Dutch case study,” *Utilities Policy*, vol. 44, pp. 25–37, Feb. 2017, doi: 10.1016/j.jup.2016.11.001.

[45] P. Samadi, A.-H. Mohsenian-Rad, R. Schober, V. W. S. Wong, and J. Jatskevich, “Optimal Real-Time Pricing Algorithm Based on Utility Maximization for Smart Grid,” in *2010 First IEEE International Conference on Smart Grid Communications*, Gaithersburg, MD, USA: IEEE, Oct. 2010, pp. 415–420. doi: 10.1109/SMARTGRID.2010.5622077.

[46] R. Sioshansi, P. Denholm, T. Jenkin, and J. Weiss, “Estimating the value of electricity storage in PJM: Arbitrage and some welfare effects,” *Energy Economics*, vol. 31, no. 2, pp. 269–277, Mar. 2009, doi: 10.1016/j.eneco.2008.10.005.

[47] “Decision Making Under Uncertainty in Electricity Markets | Request PDF,” ResearchGate. Accessed: Jan. 05, 2026. [Online]. Available:

https://www.researchgate.net/publication/263048010_Decision_Making_Under_Uncertainty_in_Electricity_Markets

[48] P. Kou, D. Liang, and L. Gao, "Distributed EMPC of multiple microgrids for coordinated stochastic energy management," *Applied Energy*, vol. 185, pp. 939–952, Jan. 2017, doi: 10.1016/j.apenergy.2016.09.092.

[49] D. E. Olivares, C. A. Canizares, and M. Kazerani, "A Centralized Energy Management System for Isolated Microgrids," *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 5, no. 4, pp. 1864–1875, Jul. 2014, doi: 10.1109/TSG.2013.2294187.

[50] I. Ciornei, M. Albu, M. Sanduleac, E. Rodriguez-Diaz, J. Guerrero, and J. C. Vasquez, "Real-time optimal scheduling for prosumers resilient to regulatory changes," in *2018 IEEE International Energy Conference (ENERGYCON)*, Limassol: IEEE, Jun. 2018, pp. 1–6. doi: 10.1109/ENERGYCON.2018.8398788.

[51] A. Grandjean, J. Adnot, and G. Binet, "A review and an analysis of the residential electric load curve models," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 16, no. 9, pp. 6539–6565, Dec. 2012, doi: 10.1016/j.rser.2012.08.013.

[52] S. Haben, C. Singleton, and P. Grindrod, "Analysis and Clustering of Residential Customers Energy Behavioral Demand Using Smart Meter Data," *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 7, no. 1, pp. 136–144, Jan. 2016, doi: 10.1109/TSG.2015.2409786.

[53] T. Schittekatte and L. Meeus, "Flexibility markets: Q&A with project pioneers," *Utilities Policy*, vol. 63, p. 101017, Apr. 2020, doi: 10.1016/j.jup.2020.101017.

[54] D. Bertsimas, E. Litvinov, X. A. Sun, J. Zhao, and T. Zheng, "Adaptive Robust Optimization for the Security Constrained Unit Commitment Problem," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 28, no. 1, pp. 52–63, Feb. 2013, doi: 10.1109/TPWRS.2012.2205021.

[55] B. W. Abegaz, S. M. Mahajan, and E. O. Negeri, "Optimal Energy Management for a Smart Grid using Resource-Aware Utility Maximization," *International Journal of Emerging Electric Power Systems*, vol. 17, no. 3, pp. 251–266, Jun. 2016, doi: 10.1515/ijeeps-2015-0154.

[56] D. Pudjianto, C. Ramsay, and G. Strbac, "Virtual power plant and system integration of distributed energy resources," *IET Renew. Power Gener.*, vol. 1, no. 1, pp. 10–16, Mar. 2007, doi: 10.1049/iet-rpg:20060023.

[57] P. Richardson, D. Flynn, and A. Keane, "Optimal Charging of Electric Vehicles in Low-Voltage Distribution Systems," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 27, no. 1, pp. 268–279, Feb. 2012, doi: 10.1109/TPWRS.2011.2158247.

[58] Á. Hamburger, "Evaluation of guarantees of origin as a regulatory tool for sustainable energy," PhD, Budapesti Corvinus Egyetem, Budapest, 2023. doi: 10.14267/phd.2023032.

[59] Elektromreža Srbije ad Beograd, M. Stanković, K. Bibić, Elektromreža Srbije ad Beograd, J. Lazin, and Elektromreža Srbije ad Beograd, "GUARANTEES OF ORIGIN IN

SERBIA AND CHALLENGES," in *Zbornik radova*, Srpski nacionalni komitet Međunarodnog saveta za velike električne mreže, 2025, pp. 1757–1765. doi: 10.46793/CIGRE37.C5.04.

[60] "Clean Energy for All Europeans – unlocking Europe's growth potential," European Commission - European Commission. Accessed: Jan. 05, 2026. [Online]. Available: https://ec.europa.eu/commission/presscorner/detail/en/ip_16_4009

[61] *COMMUNICATION FROM THE COMMISSION TO THE EUROPEAN PARLIAMENT, THE COUNCIL, THE EUROPEAN ECONOMIC AND SOCIAL COMMITTEE, THE COMMITTEE OF THE REGIONS AND THE EUROPEAN INVESTMENT BANK Clean Energy For All Europeans*. 2016. Accessed: Jan. 06, 2026. [Online]. Available: https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/?uri=celex:52016DC0860

[62] "Distributed Energy Resources in Local Integrated Energy Systems," ScienceDirect. Accessed: Jan. 06, 2026. [Online]. Available: https://www.sciencedirect.com/book/edited-volume/9780128238998/distributed-energy-resources-in-local-integrated-energy-systems

[63] *Directive (EU) 2019/944 of the European Parliament and of the Council of 5 June 2019 on common rules for the internal market for electricity and amending Directive 2012/27/EU (recast) (Text with EEA relevance.)*, vol. 158. 2019. Accessed: Jan. 06, 2026. [Online]. Available: http://data.europa.eu/eli/dir/2019/944/oj

[64] L. Hancher and M. Winters, "The EU winter package : briefing paper," 2017, Accessed: Jan. 06, 2026. [Online]. Available: https://hdl.handle.net/1814/45609

[65] L. Diestelmeier, "Changing power: Shifting the role of electricity consumers with blockchain technology – Policy implications for EU electricity law," *Energy Policy*, vol. 128, pp. 189–196, May 2019, doi: 10.1016/j.enpol.2018.12.065.

[66] "(PDF) Energy communities: an overview of energy and social innovation," ResearchGate. Accessed: Jan. 06, 2026. [Online]. Available: https://www.researchgate.net/publication/339676692_Energy_communities_an_overview_of_energy_and_social_innovation

[67] B. P. Koirala, E. Koliou, J. Friege, R. A. Hakvoort, and P. M. Herder, "Energetic communities for community energy: A review of key issues and trends shaping integrated community energy systems," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 56, pp. 722–744, Apr. 2016, doi: 10.1016/j.rser.2015.11.080.

[68] T. Sousa, T. Soares, P. Pinson, F. Moret, T. Baroche, and E. Sorin, "Peer-to-peer and community-based markets: A comprehensive review," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 104, pp. 367–378, Apr. 2019, doi: 10.1016/j.rser.2019.01.036.

[69] E. M. Gui and I. MacGill, "Typology of future clean energy communities: An exploratory structure, opportunities, and challenges," *Energy Research & Social Science*, vol. 35, pp. 94–107, Jan. 2018, doi: 10.1016/j.erss.2017.10.019.

[70] D. Parra, S. A. Norman, G. S. Walker, and M. Gillott, "Optimum community energy storage for renewable energy and demand load management," *Applied Energy*, vol. 200, pp. 358–369, Aug. 2017, doi: 10.1016/j.apenergy.2017.05.048.

[71] E. Barbour, D. Parra, Z. Awwad, and M. C. González, "Community energy storage: A smart choice for the smart grid?," *Applied Energy*, vol. 212, pp. 489–497, Feb. 2018, doi: 10.1016/j.apenergy.2017.12.056.

[72] S. A. El-Batawy and W. G. Morsi, "Optimal Design of Community Battery Energy Storage Systems With Prosumers Owning Electric Vehicles," *IEEE Trans. Ind. Inf.*, vol. 14, no. 5, pp. 1920–1931, May 2018, doi: 10.1109/TII.2017.2752464.

[73] D. Parra, M. Gillott, S. A. Norman, and G. S. Walker, "Optimum community energy storage system for PV energy time-shift," *Applied Energy*, vol. 137, pp. 576–587, Jan. 2015, doi: 10.1016/j.apenergy.2014.08.060.

[74] C. Zhang, J. Wu, Y. Zhou, M. Cheng, and C. Long, "Peer-to-Peer energy trading in a Microgrid," *Applied Energy*, vol. 220, pp. 1–12, Jun. 2018, doi: 10.1016/j.apenergy.2018.03.010.

[75] W. Tushar, C. Yuen, H. Mohsenian-Rad, T. Saha, H. V. Poor, and K. L. Wood, "Transforming Energy Networks via Peer-to-Peer Energy Trading: The Potential of Game-Theoretic Approaches," *IEEE Signal Process. Mag.*, vol. 35, no. 4, pp. 90–111, Jul. 2018, doi: 10.1109/MSP.2018.2818327.

[76] "Електродистрибуција Србије." Accessed: Jan. 05, 2026. [Online]. Available: https://elektrodistribucija.rs/

[77] "Stanovništvo i domaćinstva grada Beograda." Accessed: Jan. 12, 2026. [Online]. Available: https://popis2022.stat.gov.rs/media/31459/2_stanovnistvo_domacinstva_gradabeograda.pdf

[78] X. Dai and K. Batool, "Optimizing multi-objective design, planning, and operation for sustainable energy sharing districts considering electrochemical battery longevity," *Renewable Energy*, vol. 229, p. 120705, Aug. 2024, doi: 10.1016/j.renene.2024.120705.

[79] M. F. Zia, E. Elbouchikhi, and M. Benbouzid, "Microgrids energy management systems: A critical review on methods, solutions, and prospects," *Applied Energy*, vol. 222, pp. 1033–1055, Jul. 2018, doi: 10.1016/j.apenergy.2018.04.103.

[80] B. Xu, A. Oudalov, A. Ulbig, G. Andersson, and D. S. Kirschen, "Modeling of Lithium-Ion Battery Degradation for Cell Life Assessment," *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 9, no. 2, pp. 1131–1140, Mar. 2018, doi: 10.1109/TSG.2016.2578950.

[81] B. Zhou *et al.*, "Smart home energy management systems: Concept, configurations, and scheduling strategies," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 61, pp. 30–40, Aug. 2016, doi: 10.1016/j.rser.2016.03.047.

[82] C. L. Nge, I. U. Ranaweera, O.-M. Midtgård, and L. Norum, "A real-time energy management system for smart grid integrated photovoltaic generation with battery storage," *Renewable Energy*, vol. 130, pp. 774–785, Jan. 2019, doi: 10.1016/j.renene.2018.06.073.

[83] S. Van Der Stelt, T. AlSkaif, and W. Van Sark, "Techno-economic analysis of household and community energy storage for residential prosumers with smart appliances," *Applied Energy*, vol. 209, pp. 266–276, Jan. 2018, doi: 10.1016/j.apenergy.2017.10.096.

[84] A. A. De Las Heras, C. García-Santacruz, J. M. Carrasco, and E. Galván, "Optimal Management for Prosumer Resources in Energy Communities with P2P Market Considering Deviation and Previously Established Agreements," in *2023 International Conference on Smart Energy Systems and Technologies (SEST)*, Mugla, Turkiye: IEEE, Sep. 2023, pp. 1–6. doi: 10.1109/SEST57387.2023.10257540.

[85] N. Mišljenović, M. Žnidarec, G. Knežević, D. Šljivac, and A. Sumper, "A Review of Energy Management Systems and Organizational Structures of Prosumers," *Energies*, vol. 16, no. 7, p. 3179, Mar. 2023, doi: 10.3390/en16073179.

[86] Y. Mu, J. Wu, N. Jenkins, H. Jia, and C. Wang, "A Spatial–Temporal model for grid impact analysis of plug-in electric vehicles," *Applied Energy*, vol. 114, pp. 456–465, Feb. 2014, doi: 10.1016/j.apenergy.2013.10.006.

[87] C. Zhao and Y. Guan, "Unified Stochastic and Robust Unit Commitment," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 28, no. 3, pp. 3353–3361, Aug. 2013, doi: 10.1109/TPWRS.2013.2251916.

[88] D. Bertsimas and M. Sim, "The Price of Robustness," *Operations Research*, vol. 52, no. 1, pp. 35–53, Feb. 2004, doi: 10.1287/opre.1030.0065.

[89] V. Sharma, M. H. Haque, and S. M. Aziz, "Energy cost minimization for net zero energy homes through optimal sizing of battery storage system," *Renewable Energy*, vol. 141, pp. 278–286, Oct. 2019, doi: 10.1016/j.renene.2019.03.144.

[90] A. Ali, A. Aftab, M. N. Akram, S. Awan, H. A. Muqeet, and Z. A. Arfeen, "Residential Prosumer Energy Management System with Renewable Integration Considering Multi-Energy Storage and Demand Response," *Sustainability*, vol. 16, no. 5, p. 2156, Mar. 2024, doi: 10.3390/su16052156.

[91] M. De Simon-Martin, A. De La Puente-Gil, J. Juan Blanes-Peiro, S. Bracco, F. Delfino, and G. Piazza, "Smart Charging of Electric Vehicles to Minimize Renewable Power Curtailment in Polygeneration Prosumer Buildings," in *2020 Fifteenth International Conference on Ecological Vehicles and Renewable Energies (EVER)*, Monte-Carlo, Monaco: IEEE, Sep. 2020, pp. 1–8. doi: 10.1109/EVER48776.2020.9243112.

[92] M. Ruiz-Cortes *et al.*, "Optimal Charge/Discharge Scheduling of Batteries in Microgrids of Prosumers," *IEEE Trans. Energy Convers.*, vol. 34, no. 1, pp. 468–477, Mar. 2019, doi: 10.1109/TEC.2018.2878351.

[93] L. Bhamidi and S. Sivasubramani, "Optimal Sizing of Smart Home Renewable Energy Resources and Battery Under Prosumer-Based Energy Management," *IEEE Systems Journal*, vol. 15, no. 1, pp. 105–113, Mar. 2021, doi: 10.1109/JSYST.2020.2967351.

[94] E. Galvan, P. Mandal, S. Chakraborty, and T. Senjyu, "Efficient Energy-Management System Using A Hybrid Transactive-Model Predictive Control Mechanism for Prosumer-Centric Networked Microgrids," *Sustainability*, vol. 11, no. 19, p. 5436, Sep. 2019, doi: 10.3390/su11195436.

[95] A. Parisio, E. Rikos, and L. Glielmo, "A Model Predictive Control Approach to Microgrid Operation Optimization," *IEEE Trans. Contr. Syst. Technol.*, vol. 22, no. 5, pp. 1813–1827, Sep. 2014, doi: 10.1109/TCST.2013.2295737.

[96] J. Weniger, T. Tjaden, and V. Quaschning, "Sizing of Residential PV Battery Systems," *Energy Procedia*, vol. 46, pp. 78–87, 2014, doi: 10.1016/j.egypro.2014.01.160.

[97] X. Wu, X. Hu, S. Moura, X. Yin, and V. Pickert, "Stochastic control of smart home energy management with plug-in electric vehicle battery energy storage and photovoltaic array," *Journal of Power Sources*, vol. 333, pp. 203–212, Nov. 2016, doi: 10.1016/j.jpowsour.2016.09.157.

[98] M. Castillo-Cagigal *et al.*, "PV self-consumption optimization with storage and Active DSM for the residential sector," *Solar Energy*, vol. 85, no. 9, pp. 2338–2348, Sep. 2011, doi: 10.1016/j.solener.2011.06.028.

[99] M. Beaudin and H. Zareipour, "Home energy management systems: A review of modelling and complexity," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 45, pp. 318–335, May 2015, doi: 10.1016/j.rser.2015.01.046.

[100] J. Salpakari and P. Lund, "Optimal and rule-based control strategies for energy flexibility in buildings with PV," *Applied Energy*, vol. 161, pp. 425–436, Jan. 2016, doi: 10.1016/j.apenergy.2015.10.036.

[101] S. Cao and K. Sirén, "Impact of simulation time-resolution on the matching of PV production and household electric demand," *Applied Energy*, vol. 128, pp. 192–208, Sep. 2014, doi: 10.1016/j.apenergy.2014.04.075.

[102] H. Hesse, M. Schimpe, D. Kucevic, and A. Jossen, "Lithium-Ion Battery Storage for the Grid—A Review of Stationary Battery Storage System Design Tailored for Applications in Modern Power Grids," *Energies*, vol. 10, no. 12, p. 2107, Dec. 2017, doi: 10.3390/en10122107.

[103] A. Mardani, A. Jusoh, K. Md Nor, Z. Khalifah, N. Zakwan, and A. Valipour, "Multiple criteria decision-making techniques and their applications – a review of the literature from 2000 to 2014," *Economic Research-Ekonomska Istraživanja*, vol. 28, no. 1, pp. 516–571, Jan. 2015, doi: 10.1080/1331677X.2015.1075139.

[104] "Doktorska disertacija_D.Mihajlov_Oglasavanje.pdf." Accessed: Feb. 23, 2026. [Online]. Available: https://www.znrfak.ni.ac.rs/serbian/013-OGLASENI-

DOKUMENTI/DOKTORSKE%20DISERTACIJE/Darko%20Mihajlov/Doktorska%20disertacija_D.Mihajlov_Oglasavanje.pdf

[105] S. K. Sahoo and S. S. Goswami, "A Comprehensive Review of Multiple Criteria Decision-Making (MCDM) Methods: Advancements, Applications, and Future Directions," *Decision Making Advances*, vol. 1, no. 1, pp. 25–48, Jun. 2023, doi: 10.31181/dma1120237.

[106] E. K. Zavadskas and Z. Turskis, "MULTIPLE CRITERIA DECISION MAKING (MCDM) METHODS IN ECONOMICS: AN OVERVIEW / DAUGIATIKSLIAI SPRENDIMŲ PRIĖMIMO METODAI EKONOMIKOJE: APŽVALGA," *Technological and Economic Development of Economy*, vol. 17, no. 2, pp. 397–427, Jun. 2011, doi: 10.3846/20294913.2011.593291.

[107] A. Kumar *et al.*, "A review of multi criteria decision making (MCDM) towards sustainable renewable energy development," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 69, pp. 596–609, Mar. 2017, doi: 10.1016/j.rser.2016.11.191.

[108] B. Miljković, "Matematički modeli za višekriterijumske procene u sistemima učenja na daljinu," Matematički modeli za višekriterijumske procene u sistemima učenja na daljinu. Accessed: Feb. 23, 2026. [Online]. Available: https://singipedia.singidunum.ac.rs/izdanje/43036-matematicki-modeli-za-visekriterijumske-procene-u-sistemima-ucenja-na-daljinu

[109] N. Deretić, "Analiza i primena analitičkih metoda višekriterijumske analize u poslovnom odlučivanju," Analiza i primena analitičkih metoda višekriterijumske analize u poslovnom odlučivanju. Accessed: Feb. 23, 2026. [Online]. Available: https://singipedia.singidunum.ac.rs/izdanje/40995-analiza-i-primena-analitickih-metoda-visekriterijumske-analize-u-poslovnom-odlucivanju

[110] D. Jones and M. Tamiz, *Practical Goal Programming*, vol. 141. in International Series in Operations Research & Management Science, vol. 141. Boston, MA: Springer US, 2010. doi: 10.1007/978-1-4419-5771-9.

[111] L. Li and X. Yang, "A framework for coordinating energy prosumers through multi-energy sharing and carbon responsibility sharing," *iScience*, vol. 28, no. 1, p. 111595, Dec. 2024, doi: 10.1016/j.isci.2024.111595.

[112] M. L. Imeni, M. S. Ghazizadeh, M. A. Lasemi, and Z. Yang, "Optimal Scheduling of a Hydrogen-Based Energy Hub Considering a Stochastic Multi-Attribute Decision-Making Approach," *Energies*, vol. 16, no. 2, Jan. 2023, doi: 10.3390/en16020631.

[113] J. Á. Gimeno, E. Llera-Sastresa, and S. Scarpellini, "A Heuristic Approach to the Decision-Making Process of Energy Prosumers in a Circular Economy," *Applied Sciences*, vol. 10, no. 19, p. 6869, Sep. 2020, doi: 10.3390/app10196869.

[114] H. Hottenroth *et al.*, "Beyond climate change. Multi-attribute decision making for a sustainability assessment of energy system transformation pathways," *Renewable and*

Sustainable Energy Reviews, vol. 156, p. 111996, Mar. 2022, doi: 10.1016/j.rser.2021.111996.

[115] "Predicting acceptance and adoption of ... | Open Research Europe." Accessed: Jan. 28, 2026. [Online]. Available: https://open-research-europe.ec.europa.eu/articles/2-115

[116] K. Sirviö, S. Motta, K. Rauma, and C. Evens, "Multi-level functional analysis of developing prosumers and energy communities with value creation framework," *Applied Energy*, vol. 368, p. 123496, Aug. 2024, doi: 10.1016/j.apenergy.2024.123496.

[117] A. Hussain, K. Ullah, T. Senapati, and S. Moslem, "Energy supplier selection by TOPSIS method based on multi-attribute decision-making by using novel idea of complex fuzzy rough information," *Energy Strategy Reviews*, vol. 54, p. 101442, Jul. 2024, doi: 10.1016/j.esr.2024.101442.

[118] M. Liaqat, M. Adnan, M. Ahmad, M. S. Iqbal, F. Ahmad, and S. Ud Din, "Hybrid Multi-Criteria Decision Framework for Prosumers Energy Storage Systems in Smart Grids," *IEEE Access*, vol. 12, pp. 188046–188071, 2024, doi: 10.1109/ACCESS.2024.3514698.

[119] "Heating and cooling." Accessed: Jan. 28, 2026. [Online]. Available: https://energy.ec.europa.eu/topics/energy-efficiency/heating-and-cooling_en

[120] "Renewable Power Generation Costs in 2022." Accessed: Jan. 28, 2026. [Online]. Available: https://www.irena.org/Publications/2023/Aug/Renewable-Power-Generation-Costs-in-2022

[121] D. Bouyssou, "Multicriteria decision-aid, Vincke, Ph., Chichester: Wiley, 1992," *Multi Criteria Decision Anal*, vol. 3, no. 2, pp. 131–131, Aug. 1994, doi: 10.1002/mcda.4020030208.

[122] J. Y. Neumann and O. Morgenstern, "GAMES AND ECONOMIC BEHAVIOR".

[123] R. L. Keeney and H. Raiffa, *Decisions with Multiple Objectives: Preferences and Value Trade-Offs*, 1st ed. Cambridge University Press, 1993. doi: 10.1017/CBO9781139174084.

[124] C.-L. Hwang and K. Yoon, *Multiple Attribute Decision Making*, vol. 186. in Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems, vol. 186. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 1981. doi: 10.1007/978-3-642-48318-9.

[125] "Fishburn, P.C. (1967) Additive Utilities with Incomplete Product Set Applications to Priorities and Assignments. ORSA Publication, Baltimore. - References - Scientific Research Publishing." Accessed: Jan. 28, 2026. [Online]. Available: https://www.scirp.org/reference/referencespapers?referenceid=1821269

[126] R. E. Steuer and E.-U. Choo, "An interactive weighted Tchebycheff procedure for multiple objective programming," *Mathematical Programming*, vol. 26, no. 3, pp. 326–344, Oct. 1983, doi: 10.1007/BF02591870.

[127] "Disertacija3652.pdf." Accessed: Feb. 23, 2026. [Online]. Available: https://nardus.mpn.gov.rs/bitstream/id/16765/Disertacija3652.pdf

[128] C.-L. Hwang, Y.-J. Lai, and T.-Y. Liu, "A new approach for multiple objective decision making," *Computers & Operations Research*, vol. 20, no. 8, pp. 889–899, Oct. 1993, doi: 10.1016/0305-0548(93)90109-V.

[129] K. Yoon, "A Reconciliation Among Discrete Compromise Solutions," *Journal of the Operational Research Society*, vol. 38, no. 3, pp. 277–286, Mar. 1987, doi: 10.1057/jors.1987.44.

[130] B. Roy, "Classement et choix en présence de points de vue multiples," *R.I.R.O.*, vol. 2, no. 8, pp. 57–75, 1968, doi: 10.1051/ro/196802V100571.

[131] J. P. Brans and Ph. Vincke, "Note—A Preference Ranking Organisation Method: (The PROMETHEE Method for Multiple Criteria Decision-Making)," *Management Science*, vol. 31, no. 6, pp. 647–656, Jun. 1985, doi: 10.1287/mnsc.31.6.647.

[132] J. P. Brans, Ph. Vincke, and B. Mareschal, "How to select and how to rank projects: The Promethee method," *European Journal of Operational Research*, vol. 24, no. 2, pp. 228–238, Feb. 1986, doi: 10.1016/0377-2217(86)90044-5.

[133] T. L. Saaty, "A scaling method for priorities in hierarchical structures," *Journal of Mathematical Psychology*, vol. 15, no. 3, pp. 234–281, Jun. 1977, doi: 10.1016/0022-2496(77)90033-5.

[134] T. L. Saaty, *The Analytic Hierarchy Process: Planning, Priority Setting, Resource Allocation*. RWS Publications, 1990.

[135] A. C. Miller and T. R. Rice, "Discrete Approximations of Probability Distributions," *Management Science*, vol. 29, no. 3, pp. 352–362, Mar. 1983, doi: 10.1287/mnsc.29.3.352.

[136] W. J. Baumol, "Management models and industrial applications of linear programming, Volume I, by Abraham Charnes and William W. Cooper. John Wiley and Sons, New York, 1961. xxiii + 467 pp. $11.75," *Naval Research Logistics*, vol. 9, no. 1, pp. 63–64, Mar. 1962, doi: 10.1002/nav.3800090109.

[137] J. S. Dyer, "Multiattribute Utility Theory (MAUT)," in *Multiple Criteria Decision Analysis*, vol. 233, S. Greco, M. Ehrgott, and J. R. Figueira, Eds., in International Series in Operations Research & Management Science, vol. 233. , New York, NY: Springer New York, 2016, pp. 285–314. doi: 10.1007/978-1-4939-3094-4_8.

[138] M. Abdellaoui and C. Gonzales, "Multiattribute Utility Theory," in *Decision-making Process*, 1st ed., D. Bouyssou, D. Dubois, M. Pirlot, and H. Prade, Eds., Wiley, 2009, pp. 579–616. doi: 10.1002/9780470611876.ch15.

[139] T. Dahlstrom, "Development of Utility Theory and Utility Paradoxes," *Lawrence University Honors Projects*, Jun. 2016, [Online]. Available: https://lux.lawrence.edu/luhp/90

[140] J. Stewart, T. Baginski, G. Greene, A. Smith, and A. Sicherman, "Spatial and Quantitative Approach to Incorporating Stakeholder Values into Total Maximum Daily Loads: Dominguez Channel Case Study," *Journal of Map & Geography Libraries*, vol. 4, no. 2, pp. 296–307, Jun. 2008, doi: 10.1080/15420350802142587.

[141] H. Raiffa, "Decision Analysis: Introductory Lectures on Choices Under Uncertainty.," *The Statistician*, vol. 19, no. 2, p. 180, 1969, doi: 10.2307/2987280.

[142] W. Edwards, "Behavioral Decision Theory," *Annual Review of Psychology*, vol. 12, no. Volume 12, 1961, pp. 473–498, Feb. 1961, doi: 10.1146/annurev.ps.12.020161.002353.

[143] R. L. Keeney, "Multiattribute Utility Analysis — a Brief Survey," in *Systems Theory in the Social Sciences*, Basel: Birkhäuser Basel, 1976, pp. 534–550. doi: 10.1007/978-3-0348-5495-5_28.

[144] A. E. Abbas, *Foundations of Multiattribute Utility*, 1st ed. Cambridge University Press, 2018. doi: 10.1017/9781316596739.

[145] J. S. Dyer, P. C. Fishburn, R. E. Steuer, J. Wallenius, and S. Zionts, "Multiple Criteria Decision Making, Multiattribute Utility Theory: The Next Ten Years," *Management Science*, vol. 38, no. 5, pp. 645–654, May 1992, doi: 10.1287/mnsc.38.5.645.

[146] A. E. Abbas, "Constructing Multiattribute Utility Functions for Decision Analysis," in *Risk and Optimization in an Uncertain World*, J. J. Hasenbein, P. Gray, and H. J. Greenberg, Eds., INFORMS, 2010, pp. 62–98. doi: 10.1287/educ.1100.0070.

[147] J. Wallenius, J. S. Dyer, P. C. Fishburn, R. E. Steuer, S. Zionts, and K. Deb, "Multiple Criteria Decision Making, Multiattribute Utility Theory: Recent Accomplishments and What Lies Ahead," *Management Science*, vol. 54, no. 7, pp. 1336–1349, Jul. 2008, doi: 10.1287/mnsc.1070.0838.

[148] WarrenJ. Hahn, "Making decisions with multiple criteria: a case in energy sustainability planning," *EURO Journal on Decision Processes*, vol. 3, no. 1–2, pp. 161–185, Jun. 2015, doi: 10.1007/s40070-014-0025-x.

[149] P. Slovic, B. Fischhoff, and S. Lichtenstein, "Behavioral Decision Theory," *Annu. Rev. Psychol.*, vol. 28, no. 1, pp. 1–39, Jan. 1977, doi: 10.1146/annurev.ps.28.020177.000245.

[150] M. Behzadian, R. B. Kazemzadeh, A. Albadvi, and M. Aghdasi, "PROMETHEE: A comprehensive literature review on methodologies and applications," *European Journal of Operational Research*, vol. 200, no. 1, pp. 198–215, Jan. 2010, doi: 10.1016/j.ejor.2009.01.021.

[151] D. K. Sharma, D. Sharma, and A. H. H. Ali, "Multi-attribute decision-making tools for selection of PCMs as latent heat thermal energy storage integrated with solar-driven LiBr-H_2 O vapor absorption system," *International Journal of Ambient Energy*, vol. 44, no. 1, pp. 1767–1775, Dec. 2023, doi: 10.1080/01430750.2023.2188257.

[152] L. Visser, T. AlSkaif, and W. Van Sark, "Operational Day-Ahead Solar Power Forecasting for Aggregated PV Systems with a Varying Spatial Distribution," *SSRN Journal*, 2021, doi: 10.2139/ssrn.3897783.

[153] U. K. Das *et al.*, "Forecasting of photovoltaic power generation and model optimization: A review," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 81, pp. 912–928, Jan. 2018, doi: 10.1016/j.rser.2017.08.017.

[154] R. Ahmed, V. Sreeram, Y. Mishra, and M. D. Arif, "A review and evaluation of the state-of-the-art in PV solar power forecasting: Techniques and optimization," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 124, p. 109792, May 2020, doi: 10.1016/j.rser.2020.109792.

[155] M. Pierro *et al.*, "Model output statistics cascade to improve day ahead solar irradiance forecast," *Solar Energy*, vol. 117, pp. 99–113, Jul. 2015, doi: 10.1016/j.solener.2015.04.033.

[156] M. A. Stošović, N. Radivojević, and M. Ivanova, "Electricity Consumption Prediction in an Electronic System Using Artificial Neural Networks," *Electronics*, vol. 11, no. 21, p. 3506, Oct. 2022, doi: 10.3390/electronics11213506.

[157] A. Rahman, V. Srikumar, and A. D. Smith, "Predicting electricity consumption for commercial and residential buildings using deep recurrent neural networks," *Applied Energy*, vol. 212, pp. 372–385, Feb. 2018, doi: 10.1016/j.apenergy.2017.12.051.

[158] A. Graves, *Supervised Sequence Labelling with Recurrent Neural Networks*, vol. 385. in Studies in Computational Intelligence, vol. 385. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 2012. doi: 10.1007/978-3-642-24797-2.

[159] K. Wang, X. Qi, and H. Liu, "Photovoltaic power forecasting based LSTM-Convolutional Network," *Energy*, vol. 189, p. 116225, Dec. 2019, doi: 10.1016/j.energy.2019.116225.

[160] M. Abdel-Nasser and K. Mahmoud, "Accurate photovoltaic power forecasting models using deep LSTM-RNN," *Neural Comput & Applic*, vol. 31, no. 7, pp. 2727–2740, Jul. 2019, doi: 10.1007/s00521-017-3225-z.

[161] M. Zamo, O. Mestre, P. Arbogast, and O. Pannekoucke, "A benchmark of statistical regression methods for short-term forecasting of photovoltaic electricity production, part I: Deterministic forecast of hourly production," *Solar Energy*, vol. 105, pp. 792–803, Jul. 2014, doi: 10.1016/j.solener.2013.12.006.

[162] N. Radivojević, U. Ilić, A. Petrušić, and M. Andrejević Stošović, "Effect of Solar and Weather Parameters on LSTM-based Model Predictions of Solar Power Production," in *PROCEEDINGS 12th International Conference IcETRAN*, ETRAN Society, Belgrade; Academic Mind, Belgrade, Aug. 2025, pp. 112–116. doi: 10.69994/12Ic25020.

[163] K. Cho *et al.*, "Learning Phrase Representations using RNN Encoder–Decoder for Statistical Machine Translation," in *Proceedings of the 2014 Conference on Empirical*

Methods in Natural Language Processing (EMNLP), Doha, Qatar: Association for Computational Linguistics, 2014, pp. 1724–1734. doi: 10.3115/v1/D14-1179.

[164] A. Petrušić, U. Ilić, N. Radivojević, and M. Andrejević Stošović, "DEEP LEARNING WEATHER-BASED PREDICTION OF SOLAR PLANT POWER GENERATION DURING WINTER MONTHS," *FU Aut Cont Rob*, vol. 24, no. 2, p. 167, Dec. 2025, doi: 10.22190/FUACR250910012P.

[165] Y. Ren, P. N. Suganthan, and N. Srikanth, "Ensemble methods for wind and solar power forecasting—A state-of-the-art review," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 50, pp. 82–91, Oct. 2015, doi: 10.1016/j.rser.2015.04.081.

[166] X. Liu, Y. Wang, X. Wang, H. Xu, C. Li, and X. Xin, "Bi-directional gated recurrent unit neural network based nonlinear equalizer for coherent optical communication system," *Opt. Express*, vol. 29, no. 4, p. 5923, Feb. 2021, doi: 10.1364/OE.416672.

[167] M. Schuster and K. K. Paliwal, "Bidirectional recurrent neural networks," *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 45, no. 11, pp. 2673–2681, Nov. 1997, doi: 10.1109/78.650093.

[168] A. Nespoli *et al.*, "Day-Ahead Photovoltaic Forecasting: A Comparison of the Most Effective Techniques," *Energies*, vol. 12, no. 9, p. 1621, Apr. 2019, doi: 10.3390/en12091621.

[169] M. Andrejević Stošović, N. Radivojević, I. Jovanović, and A. Petrušić, "ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS APPLICATION TO PREDICTION OF ELECTRICITY CONSUMPTION," *FU Aut Cont Rob*, vol. 20, no. 1, p. 033, Apr. 2021, doi: 10.22190/FUACR201231003A.

[170] V. Mohanasundaram and B. Rangaswamy, "Photovoltaic solar energy prediction using the seasonal-trend decomposition layer and ASOA optimized LSTM neural network model," *Sci Rep*, vol. 15, no. 1, p. 4032, Feb. 2025, doi: 10.1038/s41598-025-87625-0.

[171] N. Radivojević, U. Ilić, A. Petrušić, and M. A. Stošović, "Impact of Training Data Selection on Accuracy of Clear-Sky Solar Power Prediction Model," in *2025 17th International Conference on Advanced Technologies, Systems and Services in Telecommunications (TELSIKS)*, Nis, Serbia: IEEE, Oct. 2025, pp. 1–4. doi: 10.1109/TELSIKS65061.2025.11240987.

[172] E. Ogliari, A. Dolara, G. Manzolini, and S. Leva, "Physical and hybrid methods comparison for the day ahead PV output power forecast," *Renewable Energy*, vol. 113, pp. 11–21, Dec. 2017, doi: 10.1016/j.renene.2017.05.063.

[173] H. Wang, Z. Lei, X. Zhang, B. Zhou, and J. Peng, "A review of deep learning for renewable energy forecasting," *Energy Conversion and Management*, vol. 198, p. 111799, Oct. 2019, doi: 10.1016/j.enconman.2019.111799.

[174] J. M. Bright, "Solcast: Validation of a satellite-derived solar irradiance dataset," *Solar Energy*, vol. 189, pp. 435–449, Sep. 2019, doi: 10.1016/j.solener.2019.07.086.

[175] S. Leva, A. Dolara, F. Grimaccia, M. Mussetta, and E. Ogliari, “Analysis and validation of 24 hours ahead neural network forecasting of photovoltaic output power,” *Mathematics and Computers in Simulation*, vol. 131, pp. 88–100, Jan. 2017, doi: 10.1016/j.matcom.2015.05.010.

[176] Y. LeCun, L. Bottou, G. B. Orr, and K.-R. Müller, “Efficient BackProp,” in *Neural Networks: Tricks of the Trade*, vol. 1524, G. B. Orr and K.-R. Müller, Eds., in Lecture Notes in Computer Science, vol. 1524. , Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 1998, pp. 9–50. doi: 10.1007/3-540-49430-8_2.

[177] M. Tesfaye and C. C. Castello, “Minimization of impact from electric vehicle supply equipment to the electric grid using a dynamically controlled battery bank for peak load shaving,” in *2013 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference (ISGT)*, Washington, DC: IEEE, Feb. 2013, pp. 1–6. doi: 10.1109/ISGT.2013.6497815.

[178] A. Petrusic and A. Janjic, “Renewable Energy Tracking and Optimization in a Hybrid Electric Vehicle Charging Station,” *Applied Sciences*, vol. 11, no. 1, p. 245, Dec. 2020, doi: 10.3390/app11010245.

[179] A. Janjic, L. Velimirovic, M. Stankovic, and A. Petrusic, “Commercial electric vehicle fleet scheduling for secondary frequency control,” *Electric Power Systems Research*, vol. 147, pp. 31–41, Jun. 2017, doi: 10.1016/j.epsr.2017.02.019.

Prilozi

Prilog 1

Tehničko rešenje konceptualizovano u specijalizovanom softveru za projektovanje solarnih elektrana sa mesečnim profilima proizvodnje solarne energije za specifičnu lokaciju.

Design 1 DN Company, 42.709712, 22.096031

Report

Project Name	DN Company
Project Address	42.709712, 22.096031
Prepared By	Aleksandar Janjic aleksandar.janjic@uge.rs

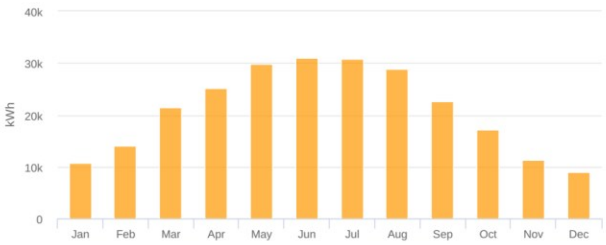
UNITED GREEN ENERGY

System Metrics

Design	Design 1
Module DC Nameplate	201.75 kW
Inverter AC Nameplate	156.00 kW Load Ratio: 1.29
Annual Production	252.5 MWh
Performance Ratio	80.3%
kWh/kWp	1,251.4
Weather Dataset	TMY, 10km Grid, Meteonorm 8 (meteonorm_v8)
Simulator Version	b3036c8de5-88b485dd73-01817afed1-37246d4264

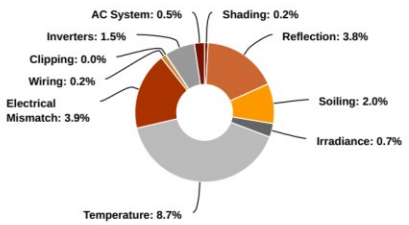
Project Location

Monthly Production



Month	GHI (kWh/m²)	POA (kWh/m²)	Shaded (kWh/m²)	Nameplate (kWh)	Grid (kWh)
January	49.9	61.9	61.7	11,572.5	10,814.9
February	69.0	81.3	81.2	15,361.5	14,091.5
March	114.7	127.1	126.8	24,145.2	21,444.1
April	144.5	153.3	153.1	29,214.5	25,222.0
May	182.1	186.7	186.4	35,651.3	29,878.5
June	195.9	198.2	197.8	37,842.0	31,095.6
July	196.1	199.8	199.5	38,194.9	30,777.7
August	177.8	187.0	186.7	35,672.1	28,917.5
September	127.9	140.8	140.6	26,805.6	22,539.2
October	90.1	103.8	103.7	19,654.7	17,251.7
November	54.4	67.2	67.1	12,591.0	11,369.3
December	41.7	52.2	52.1	9,760.5	9,065.1

Sources of System Loss



Components

Component	Name	Count
Inverters	SUN2000-60KTL-M0 (400) (Huawei)	2 (120.00 kW)
Inverters	SUN2000-36KTL (2021) (400V) (Huawei)	1 (36.00 kW)
Strings	10 AWG (Copper)	28 (950.2 m)
Module	Luxor, LX-375M/166-120+ (1000) (375W)	538 (201.75 kW)

Wiring Zones

Description	Combiner Poles	String Size	Stringing Strategy
Wiring Zone	-	17-22	Along Racking
Wiring Zone 2	-	17-22	Along Racking
Wiring Zone 3	-	19-20	Along Racking

Field Segments

Description	Racking	Orientation	Tilt	Azimuth	Intrarow Spacing	Frame Size	Frames	Modules	Power
Inv 1-1 - 60	Flush Mount	Portrait (Vertical)	10°	192.99461°	0.0 m	1x1	57	57	21.38 kW
INV 3-2 36	Flush Mount	Portrait (Vertical)	10°	192.99461°	0.0 m	1x1	55	55	20.63 kW
INV 1-3 60	Flush Mount	Portrait (Vertical)	10°	193.627°	0.0 m	1x1	16	16	6.00 kW
INV 2-2 60	Flush Mount	Portrait (Vertical)	10°	192.99461°	0.0 m	1x1	180	180	67.50 kW
INV 2-1 60	Flush Mount	Portrait (Vertical)	10°	192.99461°	0.0 m	1x1	31	31	11.63 kW
Inv 1-2 - 60	Flush Mount	Portrait (Vertical)	10°	192.99461°	0.0 m	1x1	138	138	51.75 kW
INV 3-1 60	Flush Mount	Portrait (Vertical)	10°	192.3482°	0.0 m	1x1	61	61	22.88 kW

Annual Production

	Description	Output	% Delta
Irradiance (kWh/m²)	Annual Global Horizontal Irradiance	1,444.2	
	POA Irradiance	1,559.3	8.0%
	Shaded Irradiance	1,556.6	-0.2%
	Irradiance after Reflection	1,498.1	-3.8%
	Irradiance after Soiling	1,468.1	-2.0%
	Total Collector Irradiance	**1,468.2**	**0.0%**
Energy (kWh)	Nameplate	296,465.7	
	Output at Irradiance Levels	294,443.2	-0.7%
	Output at Cell Temperature Derate	268,733.8	-8.7%
	Output after Electrical Mismatch	258,330.4	-3.9%
	Optimal DC Output	257,689.7	-0.2%
	Constrained DC Output	257,657.1	0.0%
	Inverter Output	253,735.7	-1.5%
	Energy to Grid	**252,467.0**	**-0.5%**
Temperature Metrics			
	Avg. Operating Ambient Temp	15.0 °C	
	Avg. Operating Cell Temp	32.5 °C	
Simulation Metrics			
	Operating Hours	4580	
	Solved Hours	4580	

Condition Set

Description	Condition Set 1
Weather Dataset	TMY, 10km Grid, Meteonorm 8 (meteonorm_v8)
Solar Angle Location	Meteo Lat/Lng
Transposition Model	Perez Model
Temperature Model	Sandia Model

Temperature Model Parameters	Rack Type	a	b	Temperature Delta
	Fixed Tilt	-3.56	-0.075	3°C
	Flush Mount	-2.81	-0.0455	0°C
	East-West	-3.56	-0.075	3°C
	Carport	-3.56	-0.075	3°C

Soiling (%)	J	F	M	A	M	J	J	A	S	O	N	D
	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2

Irradiation Variance	5%
Cell Temperature Spread	4° C
Module Binning Range	-2.5% to 2.5%
AC System Derate	0.50%

Module & Component Characterizations	Type	Component	Characterization
	Module	LX-375M/166-120+ (1000) (Luxor)	Spec Sheet Characterization, PAN
	Inverter	SUN2000-60KTL-M0 (400) (Huawei)	Spec Sheet
	Inverter	SUN2000-36KTL (2021) (400V) (Huawei)	Spec Sheet

Detailed Layout2
AC
DC
AC
DC
AC
DC
HelioScope

Prilog 2

Python kod koji je razvijen za potrebe doktorske disertacije.

```
"""
OPTIMIZACIJA TOKOVA SNAGA KOD PROZJUMERA v11
=============================================
Visekriterijumska optimizacija sistema prozjumera sa:
- Solarnom elektranom (PV)
- Baterijskim skladistem energije (BES)
- Punjacem za elektricna vozila (EV)


"""
import numpy as np
import pygad
from numba import njit


#
==============================================================================
=
# 1. PARAMETRI SISTEMA
#
==============================================================================
=
class SystemParameters:
    def __init__(self):
        # --- Vremenski okvir ---
        self.T = 24                 # Horizont simulacije [h]
        self.dt = 1                 # Vremenski korak [h]

        # --- Prikljucak na mrezu ---
        self.P_G_max = 156          # Odobrena snaga prikljucka [kW]

        # --- Solarna elektrana (PV) ---
        self.P_PV_max = 156         # Instalirana snaga PV sistema [kWp]

        # --- Baterijsko skladiste energije (BES) ---
        self.C_bat = 30             # Nominalni kapacitet baterije [kWh]
        self.SOC_min = 3            # Minimalno dozvoljeno stanje
napunjenosti [kWh]
        self.SOC_max = 27           # Maksimalno dozvoljeno stanje
napunjenosti [kWh]
        self.SOC_0 = 15             # Pocetno stanje napunjenosti [kWh]
        self.P_bat_max = 15         # Maksimalna snaga punjenja/praznjenja
[kW]
        self.eta_c = 0.95           # Efikasnost punjenja [-]
        self.eta_d = 0.95           # Efikasnost praznjenja [-]
        self.P_ref = 10.0           # Referentna snaga za degradaciju [kW]

        # --- Punjac za elektricna vozila (EV) ---
        self.P_EV_max = 50          # Maksimalna snaga EV punjaca [kW]

        # --- Tarifni koeficijenti ---
        self.k_import = 1.10        # Koeficijent uvoza [-]
        self.k_export = 0.50        # Koeficijent izvoza [-]
```

```
        # --- Sesije punjenja EV (pocetak_sat, kraj_sat,
ciljna_energija_kWh) ---
        self.EV_sessions = [
            (7, 9, 100),           # Sesija 1: 06-09h, 120 kWh
            (17, 19, 80),          # Sesija 2: 19-21h, 80 kWh
        ]

    def generate_profiles(self):
        """Generise 24h profile: PV proizvodnja, opterecenje, cena
energije."""
        P_PV =
np.array([0,0,0,0,0,10.55,38.48,66.26,89.72,107.93,119.05,125.29,122.83,114
.43,95.26,76.98,50.69,21.76,4.92,0,0,0,0,0])
        P_L =
np.array([9.08,9.47,11.89,19.15,38.02,82.93,135.48,152.22,135.49,131.68,132
.45,142.91,127.17,92.24,58.45,30.39,26.69,25.35,25.37,23.94,20.64,16.50,13.
63,13.38])
        price =
np.array([0.086,0.084,0.085,0.085,0.096,0.110,0.142,0.146,0.111,0.101,0.099
,0.098,0.088,0.085,0.086,0.104,0.112,0.130,0.140,0.141,0.134,0.112,0.098,0.
097])
        return P_PV, P_L, price

    def build_gene_space(self):
        """Dinamicki gene_space: baterija (24) + EV (24). EV aktivni SAMO
unutar sesija."""
        bat_genes = [{'low': -self.P_bat_max, 'high': self.P_bat_max}] * 24
        ev_genes = []
        for h in range(24):
            in_session = any(st <= h < en for (st, en, _) in
self.EV_sessions)
            ev_genes.append({'low': 0, 'high': self.P_EV_max} if in_session
else {'low': 0, 'high': 0})
        return bat_genes + ev_genes

    def build_ev_mask(self):
        """Sigurnosna maska: nulira EV snage van sesija."""
        mask = np.zeros(24)
        for (st, en, _) in self.EV_sessions:
            mask[st:en] = 1.0
        return mask


#
==============================================================================
=
# 2. NUMBA ENERGETSKI MOTOR
#
==============================================================================
=
@njit
def fast_energy_tracking(P_B, P_EV_opt, P_PV, P_L, dt, C_bat, SOC_min,
SOC_max, SOC_0, eta_c, eta_d):
    """Proracun tokova energije za 24h sa SOC trackingom po izvorima."""
    T = len(P_PV)
    SOC, SOC_S, SOC_G = np.zeros(T+1), np.zeros(T+1), np.zeros(T+1)
    P_G, P_B_act = np.zeros(T), np.zeros(T)
    P_EVS, P_EVBS = np.zeros(T), np.zeros(T)
    SOC[0] = SOC_0
```

```
    SOC_S[0], SOC_G[0] = SOC_0/2, SOC_0/2

    for t in range(T):
        # Ukupno opterecenje (objekat + EV)
        p_load = P_L[t] + P_EV_opt[t]

        # Klipovanje snage baterije na SOC granice
        if P_B[t] > 0:
            pb = min(P_B[t], (SOC_max - SOC[t]) * eta_c / dt)
        else:
            pb = max(P_B[t], -(SOC[t] - SOC_min) * eta_d / dt)
        P_B_act[t] = pb

        # Bilans snaga: P_G > 0 uvoz, P_G < 0 prodaja u mrezu
        P_G[t] = p_load + pb - P_PV[t]

        # SOC tracking - razdvajanje solarnog i mreznog udela
        if pb > 0:
            p_pv_excess = max(0.0, P_PV[t] - p_load)
            p_bs = min(pb, p_pv_excess)
            SOC_S[t+1] = SOC_S[t] + p_bs * dt * eta_c
            SOC_G[t+1] = SOC_G[t] + (pb - p_bs) * dt * eta_c
        else:
            e_dis = -pb * dt * eta_d
            r = SOC_S[t] / SOC[t] if SOC[t] > 0 else 0.5
            SOC_S[t+1] = SOC_S[t] - e_dis * r
            SOC_G[t+1] = SOC_G[t] - e_dis * (1 - r)
        SOC[t+1] = SOC_S[t+1] + SOC_G[t+1]

        # Alokacija OIE za EV: PV prioritetno ide na EV tokom sesija
        P_EVS[t] = min(P_EV_opt[t], P_PV[t])

        # Solarni udeo baterije koji ide u EV
        p_fb = min(max(0.0, P_EV_opt[t] - P_EVS[t]), max(0.0, -pb))
        P_EVBS[t] = p_fb * (SOC_S[t] / SOC[t]) if SOC[t] > 0 else 0.0

    return P_G, P_B_act, P_EVS, P_EVBS


#
==============================================================================
=
# 3. FUNKCIJE CILJA
#
==============================================================================
=
@njit
def fast_f1(P_G, pr, ki, ke):
    """F1: Troskovi snabdevanja - neto troskovi energije za 24h [EUR]."""
    c = 0.0
    for i in range(len(P_G)):
        if P_G[i] > 0: c += P_G[i] * pr[i] * ki
        else: c += P_G[i] * pr[i] * ke
    return c

@njit
def fast_f2(P_EVS, P_EVBS):
    """F2: Udeo OIE u punjenju EV - direktno PV + solarni udeo baterije
[kWh]."""
    s = 0.0
```

```
    for i in range(len(P_EVS)):
        s += P_EVS[i] + P_EVBS[i]
    return s

@njit
def fast_f3(P_B, prf, Cb, dt):
    """F3: Degradacija baterije [indeks]."""
    d = 0.0
    for i in range(len(P_B)):
        v = abs(P_B[i])
        d += np.exp((v - prf) / Cb) * (v / prf) * dt
    return d * (0.005 / 24)


#
==============================================================================
=
# 4. PRIPREMA EV PROFILA (v11 - bez normalizacije)
#
==============================================================================
=
def prepare_ev(sol, ev_mask):
    """
    v11: GA direktno generiše snagu punjenja EV po satu (0..P_EV_max).
    Nema skaliranja na ciljnu energiju. Nema klipovanja.
    Nema veštačke preraspodele.
    GA sam uči optimalan raspored kroz fitness penalizaciju.
    """
    pb, pev = sol[:24], sol[24:].copy()
    pev *= ev_mask
    return pb, pev


#
==============================================================================
=
# 5. GLAVNA FUNKCIJA
#
==============================================================================
=
def run_opt():
    params = SystemParameters()
    pv, load, pr = params.generate_profiles()
    gene_space = params.build_gene_space()
    ev_mask = params.build_ev_mask()
    total_ev = sum(tg for _, _, tg in params.EV_sessions)

    print("=" * 70)
    print(" OPTIMIZACIJA TOKOVA SNAGA KOD PROZJUMERA (v11) ".center(70,
"="))
    print("=" * 70)
    print(f"Parametri sistema:")
    print(f"  - Odobrena snaga: {params.P_G_max} kW")
    print(f"  - Solarna elektrana: {params.P_PV_max} kW")
    print(f"  - Kapacitet baterije: {params.C_bat} kWh")
    print(f"  - SOC min/max: {params.SOC_min} / {params.SOC_max} kWh")
    print(f"  - EV punjac: {params.P_EV_max} kW")
    for i, (st, en, tg) in enumerate(params.EV_sessions):
        print(f"    Sesija {i+1}: sati {st}-{en}, cilj: {tg} kWh")
```

```
    active_ev = sum(1 for h in range(24) if any(st <= h < en for st, en, _
in params.EV_sessions))
    print(f"  - Aktivni EV geni: {active_ev}/24")
    print(f"  - Ukupna EV potraznja: {total_ev} kWh (gornja granica za
RE)")
    print(f"  - v11: GA direktno upravlja EV rasporedom (bez
normalizacije)")
    print("=" * 70)

    GEN, POP, SEEDS = 100, 200, [42, 123, 7, 99, 256]

       # ---- JEDNOKRITERIJUMSKA OPTIMIZACIJA ----
    print(" JEDNOKRITERIJUMSKA OPTIMIZACIJA ")
    print("=" * 70)
    bounds = {}
    best_sols = {}
    for c in ['F1', 'F2', 'F3']:
        print(f"\nOptimizacija kriterijuma {c}...")
        best_v, best_s = (1e12, None) if c != 'F2' else (-1e12, None)
        for s in SEEDS:
            def fitness(ga, sol, idx):
                pb, pev = prepare_ev(sol, ev_mask)                      #
v11
                pg, pba, evs, evbs = fast_energy_tracking(
                    pb, pev, pv, load, params.dt, params.C_bat,
                    params.SOC_min, params.SOC_max, params.SOC_0,
                    params.eta_c, params.eta_d)
                val = (fast_f1(pg, pr, params.k_import, params.k_export) if
c == 'F1'
                       else (fast_f2(evs, evbs) if c == 'F2'
                       else fast_f3(pba, params.P_ref, params.C_bat,
params.dt)))
                pen = np.sum(np.maximum(0, pg - params.P_G_max)) * 1000
                # v11: penalizacija za odstupanje od ciljne energije po
sesiji
                ev_pen = 0.0
                for (st, en, tg) in params.EV_sessions:
                    ev_pen += abs(tg - np.sum(pev[st:en])) * 100
                return -val - pen - ev_pen if c != 'F2' else val - pen -
ev_pen
            ga = pygad.GA(num_generations=GEN, sol_per_pop=POP,
                          num_parents_mating=POP//2, fitness_func=fitness,
                          num_genes=48, gene_space=gene_space,
random_seed=s)
            ga.run()
            sol, fit, _ = ga.best_solution()
            v = -fit if c != 'F2' else fit
            if (c != 'F2' and v < best_v) or (c == 'F2' and v > best_v):
                best_v, best_s = v, sol
        best_sols[c] = best_s
        pb, pev = prepare_ev(best_s, ev_mask)                           #
v11
        pg, pba, evs, evbs = fast_energy_tracking(
            pb, pev, pv, load, params.dt, params.C_bat,
            params.SOC_min, params.SOC_max, params.SOC_0,
            params.eta_c, params.eta_d)
        f1 = fast_f1(pg, pr, params.k_import, params.k_export)
        f2 = fast_f2(evs, evbs)
        f3 = fast_f3(pba, params.P_ref, params.C_bat, params.dt)
        bounds[c] = [f1, f2, f3]
```

```
        re_pct = f2 / total_ev * 100
        print(f"  SC={f1:.2f} EUR | RE={f2:.2f} kWh ({re_pct:.1f}% od
{total_ev}) | BD={f3:.4f} %")

    # Granice za normalizaciju utility funkcija
    f_min = {f: min([bounds[k][i] for k in bounds]) for i, f in
enumerate(['F1','F2','F3'])}
    f_max = {f: max([bounds[k][i] for k in bounds]) for i, f in
enumerate(['F1','F2','F3'])}

    # ---- VISEKRITERIJUMSKA OPTIMIZACIJA ----
    sols = {}
    for mode_name, is_add in [('ADITIVNI', True), ('KOMPLEMENTARNI',
False)]:
        print("\n" + "=" * 70)
        print(f" VISEKRITERIJUMSKA - {mode_name} MODEL ".center(70))
        print("=" * 70)
        k1 = float(input(f"k1 (troskovi) [0.33]: ") or 0.33)
        k2 = float(input(f"k2 (OIE) [0.33]: ") or 0.33)
        k3 = float(input(f"k3 (baterija) [0.34]: ") or 0.34)
        K = 1.0
        if not is_add:
            K = float(input(f"K faktor [1]: ") or 1.0)
            print(f"Tezine: k1={k1:.2f}, k2={k2:.2f}, k3={k3:.2f},
K={K:.2f}")
        else:
            print(f"Tezine: k1={k1:.2f}, k2={k2:.2f}, k3={k3:.2f}")

        best_ut, best_s, best_seed = -1e12, None, 0
        for s in SEEDS:
            def fitness_m(ga, sol, idx):
                pb, pev = prepare_ev(sol, ev_mask)                      #
v11
                pg, pba, evs, evbs = fast_energy_tracking(
                    pb, pev, pv, load, params.dt, params.C_bat,
                    params.SOC_min, params.SOC_max, params.SOC_0,
                    params.eta_c, params.eta_d)
                f1 = fast_f1(pg, pr, params.k_import, params.k_export)
                f2 = fast_f2(evs, evbs)
                f3 = fast_f3(pba, params.P_ref, params.C_bat, params.dt)
                # Normalizacija na utility [0,1]
                u1 = np.clip((f_max['F1']-f1)/(f_max['F1']-f_min['F1']+1e-
6), 0, 1)
                u2 = np.clip((f2-f_min['F2'])/(f_max['F2']-f_min['F2']+1e-
6), 0, 1)
                u3 = np.clip((f_max['F3']-f3)/(f_max['F3']-f_min['F3']+1e-
6), 0, 1)
                if is_add:
                    ut = k1*u1 + k2*u2 + k3*u3
                else:
                    ut = ((1+K*k1*u1)*(1+K*k2*u2)*(1+K*k3*u3)-1)/K
                pen = np.sum(np.maximum(0, pg - params.P_G_max)) * 1000
                # v11: penalizacija za odstupanje od ciljne energije po
sesiji
                ev_pen = 0.0
                for (st, en, tg) in params.EV_sessions:
                    ev_pen += abs(tg - np.sum(pev[st:en])) * 100
                return ut - pen - ev_pen
            ga = pygad.GA(num_generations=GEN, sol_per_pop=POP,
```

```
                            num_parents_mating=POP//2,
fitness_func=fitness_m,
                            num_genes=48, gene_space=gene_space,
random_seed=s)
            ga.run()
            sol, fit, _ = ga.best_solution()
            if fit > best_ut:
                best_ut, best_s, best_seed = fit, sol, s
        pb, pev = prepare_ev(best_s, ev_mask)                           #
v11
        pg, pba, evs, evbs = fast_energy_tracking(
            pb, pev, pv, load, params.dt, params.C_bat,
            params.SOC_min, params.SOC_max, params.SOC_0,
            params.eta_c, params.eta_d)
        f1 = fast_f1(pg, pr, params.k_import, params.k_export)
        f2 = fast_f2(evs, evbs)
        f3 = fast_f3(pba, params.P_ref, params.C_bat, params.dt)
        u1 = np.clip((f_max['F1']-f1)/(f_max['F1']-f_min['F1']+1e-6), 0, 1)
        u2 = np.clip((f2-f_min['F2'])/(f_max['F2']-f_min['F2']+1e-6), 0, 1)
        u3 = np.clip((f_max['F3']-f3)/(f_max['F3']-f_min['F3']+1e-6), 0, 1)
        if is_add:
            ut = k1*u1 + k2*u2 + k3*u3
        else:
            ut = ((1+K*k1*u1)*(1+K*k2*u2)*(1+K*k3*u3)-1)/K
        re_pct = f2 / total_ev * 100
        print(f"  Seed: {best_seed}")
        print(f"  SC={f1:.2f} EUR | RE={f2:.2f} kWh ({re_pct:.1f}%) |
BD={f3:.4f} %")
        print(f"  u1={u1:.4f} | u2={u2:.4f} | u3={u3:.4f} | U={ut:.4f}")

        sols['add' if is_add else 'kom'] = best_s

    # Snimanje rezultata i metapodataka
    metadata = {
        'pv': pv, 'load': load, 'price': pr,
        'sessions': params.EV_sessions,
        'sys_params': {
            'Cb': params.C_bat, 'smin': params.SOC_min, 'smax':
params.SOC_max,
            's0': params.SOC_0, 'ki': params.k_import, 'ke':
params.k_export,
            'ec': params.eta_c, 'ed': params.eta_d
        }
    }
    np.save('sol_add.npy', sols['add'])
    np.save('sol_kom.npy', sols['kom'])
    np.save('sol_f2.npy', best_sols['F2'])
    np.save('metadata.npy', metadata)
    print("\nSacuvano (sol_add, sol_kom, sol_f2, metadata). Pokrenite
Vizuelizaciju_v10.py")


if __name__ == "__main__":
    run_opt()
```

```
"""
Vizuelizacija v11 - Sa grafikom cena energije

Generise grafike za svaki model:
- Grafik dnevnog kretanja cena (trzisna, snabdevanje, otkup)
- Aditivni MAUT
- Komplementarni MAUT
- Jednokriterijumski F2 (max OIE)

"""

import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from numba import njit


@njit
def fast_energy_tracking(P_B, P_EV_opt, P_PV, P_L, dt, C_bat, SOC_min,
SOC_max, SOC_0, eta_c, eta_d):
    """Proracun tokova energije sa razdvojenim izvorima za
vizuelizaciju."""
    T = len(P_PV)
    SOC, SOC_S, SOC_G = np.zeros(T+1), np.zeros(T+1), np.zeros(T+1)
    P_G, P_B_act = np.zeros(T), np.zeros(T)
    P_EVS, P_EVBS = np.zeros(T), np.zeros(T)
    P_BS, P_BG = np.zeros(T), np.zeros(T)
    P_DS, P_DG = np.zeros(T), np.zeros(T)

    SOC[0], SOC_S[0], SOC_G[0] = SOC_0, SOC_0/2, SOC_0/2

    for t in range(T):
        p_load = P_L[t] + P_EV_opt[t]

        if P_B[t] > 0:
            pb = min(P_B[t], (SOC_max - SOC[t]) * eta_c / dt)
        else:
            pb = max(P_B[t], -(SOC[t] - SOC_min) * eta_d / dt)
        P_B_act[t] = pb
        P_G[t] = p_load + pb - P_PV[t]

        if pb > 0:
            p_pv_excess = max(0.0, P_PV[t] - p_load)
            P_BS[t] = min(pb, p_pv_excess)
            P_BG[t] = pb - P_BS[t]
            SOC_S[t+1] = SOC_S[t] + P_BS[t] * dt * eta_c
            SOC_G[t+1] = SOC_G[t] + P_BG[t] * dt * eta_c
        else:
            e_dis = -pb * dt * eta_d
            r = SOC_S[t]/SOC[t] if SOC[t] > 0 else 0.5
            SOC_S[t+1] = SOC_S[t] - e_dis * r
            SOC_G[t+1] = SOC_G[t] - e_dis * (1-r)
            P_DS[t] = pb * r
            P_DG[t] = pb * (1-r)

        SOC[t+1] = SOC_S[t+1] + SOC_G[t+1]

        P_EVS[t] = min(P_EV_opt[t], P_PV[t])
        p_fb = min(max(0.0, P_EV_opt[t] - P_EVS[t]), max(0.0, -pb))
        P_EVBS[t] = p_fb * (SOC_S[t]/SOC[t]) if SOC[t] > 0 else 0.0
```

```
    return P_G, P_B_act, P_EVS, P_EVBS, SOC[:-1], SOC_S[:-1], SOC_G[:-1],
P_BS, P_BG, P_DS, P_DG


#
==============================================================================
=
# NOVI GRAFIK: Dnevno kretanje cena energije
#
==============================================================================
=
def plot_prices(meta, filename="grafik_cene.png"):
    """Generise grafik dnevnog kretanja cena: trzisna, snabdevanje,
otkup."""
    price = meta['price']
    p = meta['sys_params']
    ki = p['ki']
    ke = p['ke']
    hours = np.arange(24)

    # Izracunavanje cena
    price_import = price * ki   # Cena snabdevanja
    price_export = price * ke   # Otkupna cena viskova

    # Statistike
    avg_market = np.mean(price)
    avg_import = np.mean(price_import)
    avg_export = np.mean(price_export)
    max_price = np.max(price)
    min_price = np.min(price)
    max_hour = np.argmax(price)
    min_hour = np.argmin(price)

    fig, ax = plt.subplots(figsize=(16, 7))
    fig.suptitle("Cene električne energije tokom dana", fontsize=18,
                 fontweight='bold', color='#1a5276')

    # Pozadinske zone (periodi dana)
    ax.axvspan(-0.5, 6.5, alpha=0.08, color='#5b7fbd', label='Noćni period
(niske cene)')
    ax.axvspan(6.5, 12.5, alpha=0.08, color='#7dbd5b', label='Jutarnji
špic')
    ax.axvspan(12.5, 17.5, alpha=0.08, color='#bdb85b', label='Dnevni
period')
    ax.axvspan(17.5, 23.5, alpha=0.08, color='#bd5b5b', label='Večernji
špic')

    # Popunjavanje izmedju cena snabdevanja i otkupa
    ax.fill_between(hours, price_export, price_import, alpha=0.15,
color='gray',
                    label='Raspon snabdevanje-otkup')

    # Linije cena
    ax.plot(hours, price, 'b-o', label=f'Tržišna cena (berza)', lw=2.5,
            markersize=6, markerfacecolor='#5dade2', zorder=5)
    ax.plot(hours, price_import, 'r--s', label=f'Cena snabdevanja
(k_i={ki:.2f})', lw=2,
            markersize=5, markerfacecolor='#e74c3c', alpha=0.85, zorder=4)
    ax.plot(hours, price_export, 'g--^', label=f'Otkupna cena
(k_e={ke:.2f})', lw=2,
```

```
            markersize=5, markerfacecolor='#27ae60', alpha=0.85, zorder=4)

    # Prosecne cene - horizontalne linije
    ax.axhline(avg_market, color='blue', ls=':', alpha=0.5, lw=1.2)
    ax.axhline(avg_import, color='red', ls=':', alpha=0.4, lw=1.0)
    ax.axhline(avg_export, color='green', ls=':', alpha=0.4, lw=1.0)

    # Anotacija prosecne trzisne cene
    ax.text(23.5, avg_market + 0.002, f'Prosek: {avg_market:.3f} €/kWh',
            fontsize=12, color='blue', ha='right', fontstyle='italic')

    # Anotacija max i min
    ax.annotate(f'Max: {max_price:.3f}€', xy=(max_hour, max_price),
                xytext=(max_hour - 2, max_price + 0.012),
                fontsize=12, fontweight='bold', color='red',
                bbox=dict(boxstyle='round,pad=0.3', facecolor='#fadbd8',
edgecolor='red', alpha=0.9),
                arrowprops=dict(arrowstyle='->', color='red', lw=2))

    ax.annotate(f'Min: {min_price:.3f}€', xy=(min_hour, min_price),
                xytext=(min_hour + 1.5, min_price - 0.015),
                fontsize=12, fontweight='bold', color='green',
                bbox=dict(boxstyle='round,pad=0.3', facecolor='#d5f5e3',
edgecolor='green', alpha=0.9),
                arrowprops=dict(arrowstyle='->', color='green', lw=2))

    # Formatiranje osa
    ax.set_xlabel('Vreme (h)', fontsize=13)
    ax.set_ylabel('Cena (€/kWh)', fontsize=13)
    ax.set_xlim(-0.5, 23.5)
    ax.set_xticks(hours)
    ax.set_ylim(0, max(price_import) * 1.15)
    ax.grid(True, alpha=0.3, linestyle='--')
    ax.legend(loc='upper left', fontsize=12, framealpha=0.9)

    # Info box sa statistikama
    info_text = (f"Tržišna: avg={avg_market:.3f} €/kWh\n"
                 f"Snabdevanje: avg={avg_import:.3f} €/kWh (×{ki:.2f})\n"
                 f"Otkup: avg={avg_export:.3f} €/kWh (×{ke:.2f})\n"
                 f"Spread: {avg_import - avg_export:.3f} €/kWh")
    props = dict(boxstyle='round', facecolor='lightyellow', alpha=0.9,
edgecolor='gray')
    ax.text(0.98, 0.55, info_text, transform=ax.transAxes, fontsize=12,
            verticalalignment='top', horizontalalignment='right',
bbox=props)

    plt.tight_layout()
    plt.savefig(filename, dpi=300)
    plt.show()
    print(f"  Grafik cena sacuvan: {filename}")


#
==============================================================================
=
# POSTOJECI GRAFIK: 2x2 subplot za optimizaciono resenje
#
==============================================================================
=
def plot_res(sol, meta, title, filename):
```

```
    """Generise 2x2 subplot grafik za jedno resenje."""
    p = meta['sys_params']
    pv, load, price = meta['pv'], meta['load'], meta['price']
    sess = meta['sessions']

    pb_gen, pev_gen = sol[:24], sol[24:].copy()

    # v11: Samo sigurnosno nuliranje EV van sesija (BEZ normalizacije)
    ev_mask = np.zeros(24)
    for (st, en, _) in sess:
        ev_mask[st:en] = 1.0
    pev_gen *= ev_mask

    pg, pba, evs, evbs, soc, socs, socg, pbs, pbg, pds, pdg =
fast_energy_tracking(
        pb_gen, pev_gen, pv, load, 1,
        p['Cb'], p['smin'], p['smax'], p['s0'], p['ec'], p['ed'])

    hours = np.arange(24)
    total_ev = sum(tg for _, _, tg in sess)
    re_total = np.sum(evs + evbs)
    re_pct = re_total / total_ev * 100

    fig, axes = plt.subplots(2, 2, figsize=(16, 11))
    fig.suptitle(f"{title} | RE={re_total:.1f}/{total_ev} kWh
({re_pct:.1f}%)",
                 fontsize=23, fontweight='bold')

    # (a) TOKOVI SNAGA
    ax1 = axes[0, 0]
    ax1.plot(hours, pv, 'g-', label='P_PV (Solarna)', lw=2)
    ax1.plot(hours, load + pev_gen, 'b--', label='Ukupno L+EV', lw=1.5)
    ax1.plot(hours, pg, 'r-', label='P_G (Mreža)', lw=2)
    ax1.plot(hours, pba, color='orange', label='P_B (Baterija)', lw=2)
    ax1.axhline(0, color='black', lw=0.8)
    ax1.set_title("(a) Tokovi snaga [kW]", fontsize=18)
    ax1p = ax1.twinx()
    #ax1p.plot(hours, price, 'k:', alpha=0.5, label='Cena')
    #ax1p.set_ylabel('Cena [EUR/kWh]')
    for st, en, tg in sess:
        ax1.axvspan(st-0.5, en-0.5, color='purple', alpha=0.05)
    ln1, lb1 = ax1.get_legend_handles_labels()
    ln2, lb2 = ax1p.get_legend_handles_labels()
    ax1.legend(ln1+ln2, lb1+lb2, loc='upper left', fontsize=12)

    # (b) SOC BATERIJE
    ax2 = axes[0, 1]
    ax2.plot(hours, soc/p['Cb'], 'k-', label='SOC (Ukupno)', lw=2.5)
    ax2.plot(hours, socs/p['Cb'], 'g--', label='SOC_S (Solar)', lw=1.5)
    #ax2.plot(hours, socg/p['Cb'], 'r--', label='SOC_G (Mreža)', lw=1.5)
    ax2.axhline(p['smax']/p['Cb'], color='red', ls=':', alpha=0.6,
label='Max')
    ax2.axhline(p['smin']/p['Cb'], color='blue', ls=':', alpha=0.6,
label='Min')
    ax2.set_title(f"(b) SOC Baterije [p.u.] ({p['Cb']} kWh)", fontsize=18)
    ax2.set_ylim(0, 1.1)
    ax2.legend(fontsize=12)

    # (c) IZVORI ZA EV
    ax3 = axes[1, 0]
```

```
    ev_grid = np.maximum(0, pev_gen - evs - evbs)
    ax3.bar(hours, evs, label='PV->EV (direktno)', color='green',
alpha=0.7)
    ax3.bar(hours, evbs, bottom=evs, label='Baterija(solar)->EV',
color='lightgreen', alpha=0.7)
    ax3.bar(hours, ev_grid, bottom=evs+evbs, label='Mreža->EV',
color='red', alpha=0.5)
    colors_bg = ['#cce5ff', '#fff3cd']
    for i, (st, en, tg) in enumerate(sess):
        e_re = np.sum(evs[st:en] + evbs[st:en])
        pct = e_re / tg * 100 if tg > 0 else 0
        ax3.axvspan(st-0.5, en-0.5, alpha=0.15, color=colors_bg[i%2])
        ax3.text((st+en)/2-0.5, 45, f"Auto_{i+1}\nOIE: {e_re:.1f}/{tg}
kWh\n({pct:.0f}%)",
                 fontsize=12, ha='center', fontweight='bold')
    ax3.set_title("(c) Izvori energije za EV [kW]", fontsize=18)
    ax3.legend(fontsize=12, loc='upper left')

    # (d) RAD BATERIJE - praznjenje razdvojeno po izvoru
    ax4 = axes[1, 1]
    ax4.bar(hours, pbs, label='Punjenje (PV)', color='green', alpha=0.7)
    ax4.bar(hours, pbg, bottom=pbs, label='Punjenje (Mreža)', color='red',
alpha=0.7)
    ax4.bar(hours, pds, label='Praznjenje (solar. udeo)',
color='limegreen', alpha=0.7, hatch='//')
    ax4.bar(hours, pdg, bottom=pds, label='Praznjenje (mrežni udeo)',
color='salmon', alpha=0.7, hatch='\\\\')
    ax4.axhline(0, color='black', lw=0.5)
    ax4.set_title("(d) Raspored rada baterije [kW]", fontsize=18)
    ax4.legend(fontsize=11, loc='lower left')
    ax4.grid(True, alpha=0.2, axis='y')

    plt.tight_layout()
    plt.savefig(filename, dpi=300)
    plt.show()


#
============================================================================
=
# MAIN
#
============================================================================
=
if __name__ == "__main__":
    try:
        meta = np.load('metadata.npy', allow_pickle=True).item()

        # 1. PRVO: Grafik cena energije
        print("=" * 60)
        print(" GRAFICKI PRIKAZ CENA ENERGIJE ".center(60, "="))
        print("=" * 60)
        plot_prices(meta, "grafik_cene.png")

        # 2. Visekriterijumski modeli
        print("\n" + "=" * 60)
        print(" GRAFICI OPTIMIZACIONIH RESENJA ".center(60, "="))
        print("=" * 60)

        plot_res(np.load('sol_add.npy'), meta,
```

```
                 "ADITIVNI MODEL", "grafik_aditivni.png")
        plot_res(np.load('sol_kom.npy'), meta,
                 "KOMPLEMENTARNI MODEL", "grafik_komplementarni.png")

        # 3. Jednokriterijumski F2 (max OIE)
        plot_res(np.load('sol_f2.npy'), meta,
                 "JEDNOKRITERIJUMSKI F2 (max OIE)",
"grafik_f2_max_oie.png")

        print("\nSvi grafici generisani (v11): cene, aditivni,
komplementarni, F2.")

    except FileNotFoundError as e:
        print(f"Fajl nije pronadjen: {e}")
        print("Pokrenite prvo Optimizacija_v11.py")
    except Exception as e:
        print(f"Greska: {e}")
```

BIOGRAFIJA

Andrija Petrušić rođen je 2. novembra 1983. godine u Nišu. Osnovnu školu završio je u Nišu, kao i prva tri razreda srednje škole u gimnaziji „Stevan Sremac" na prirodno-matematičkom smeru, dok je četvrtu godinu srednje škole završio u Sjedinjenim Američkim Državama.

Elektronski fakultet Univerziteta u Nišu, smer Računarska tehnika i informatika, upisao je 2002. godine. Diplomirao je 2010. godine sa prosečnom ocenom 8,36. Pri kraju studija dobio je punu stipendiju Erasmus Mundus programa za zajedničke dvogodišnje master studije Tehničkog univerziteta u Delftu (Holandija) i Comillas Pontifikalnog univerziteta iz Madrida (Španija), pod nazivom Ekonomija i menadžment u mrežnim industrijama, sa fokusom na energetski sektor. Master studije završio je 2012. godine. Iste godine upisao je doktorske studije na Elektronskom fakultetu u Nišu.

Tokom studija inicirao je i učestvovao je u brojnim studentskim projektima i aktivnostima. Školske 2007/08. godine bio je student prodekan na Elektronskom fakultetu.

Profesionalnu karijeru započeo je u „Inovacionom centru naprednih tehnologija" iz Niša, gde je bio angažovan na dva naučno-istraživačka projekta Ministarstva prosvete, nauke i tehnološkog razvoja (TR32004 i TR33035). Od 2016. godine radio je kao konsultant za privredne subjekte aktivne na tržištu električne energije, pružajući usluge u oblastima energetske efikasnosti, obnovljivih izvora energije i tržišta električne energije. Tokom 2018. i 2019. godine učestvovao je u realizaciji prvog prozjumer projekta u Srbiji –instalaciji solarne elektrane snage 143 kW sa opcijom prodaje viškova energije na otvorenom tržištu. Krajem 2019. godine zasnovao je radni odnos na Elektronskom fakultetu u Nišu, gde je nastavio naučno-istraživački rad u oblasti predikcije i optimizacije prozjumera kao aktivnih učesnika na tržištu električne energije.

Autor je i koautor 15 naučnih radova saopštenih ili štampanih u zbornicima i časopisima, od kojih su 2 objavljena u međunarodnim časopisima, kao i 10 tehničkih realizacija.

Oženjen i otac dve ćerke.

IZJAVA O AUTORSTVU

Izjavljujem da je doktorska disertacija, pod naslovom

INTEGRALNA PLATFORMA ZA UPRAVLJANJE ENERGETSKIM TOKOVIMA „PROZJUMERA“ NA BAZI MULTIKRITERIJUMSKOG OPTIMIZACIONOG MODELA

koja je odbranjena na Elektronskom fakultetu Univerziteta u Nišu:

- rezultat sopstvenog istraživačkog rada;
- da ovu disertaciju, ni u celini, niti u delovima, nisam prijavljivao/la na drugim fakultetima, niti univerzitetima;
- da nisam povredio autorska prava, niti zloupotrebio intelektualnu svojinu drugih lica.

Dozvoljavam da se objave moji lični podaci, koji su u vezi sa autorstvom i dobijanjem akademskog zvanja doktora nauka, kao što su ime i prezime, godina i mesto rođenja i datum odbrane rada, i to u katalogu Biblioteke, Digitalnom repozitorijumu Univerziteta u Nišu, kao i u publikacijama Univerziteta u Nišu.

U Nišu, 23.2.2026.

Potpis autora disertacije:

A. Petrušić

Andrija Petrušić

IZJAVA O ISTOVETNOSTI ŠTAMPANOG I ELEKTRONSKOG OBLIKA DOKTORSKE DISERTACIJE

Naslov disertacije:

INTEGRALNA PLATFORMA ZA UPRAVLJANJE ENERGETSKIM TOKOVIMA „PROZJUMERA“ NA BAZI MULTIKRITERIJUMSKOG OPTIMIZACIONOG MODELA

Izjavljujem da je elektronski oblik moje doktorske disertacije, koju sam predao za unošenje u Digitalni repozitorijum Univerziteta u Nišu, istovetan štampanom obliku.

U Nišu, 23.2.2026.

Potpis autora disertacije:

A. Petrušić

Andrija Petrušić

IZJAVA O KORIŠĆENJU

Ovlašćujem Univerzitetsku biblioteku „Nikola Tesla“ da u Digitalni repozitorijum Univerziteta u Nišu unese moju doktorsku disertaciju, pod naslovom:

INTEGRALNA PLATFORMA ZA UPRAVLJANJE ENERGETSKIM TOKOVIMA „PROZJUMERA“ NA BAZI MULTIKRITERIJUMSKOG OPTIMIZACIONOG MODELA

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

Moju doktorsku disertaciju, unetu u Digitalni repozitorijum Univerziteta u Nišu, mogu koristiti svi koji poštuju odredbe sadržane u odabranom tipu licence Kreativne zajednice (Creative Commons), za koju sam se odlučio.

- Autorstvo (CC BY)
- Autorstvo – nekomercijalno (CC BY-NC)
- Autorstvo – nekomercijalno – bez prerade (CC BY-NC-ND)
- Autorstvo – nekomercijalno – deliti pod istim uslovima (CC BY-NC-SA)
- Autorstvo – bez prerade (CC BY-ND)

Autorstvo – deliti pod istim uslovima (CC BY-SA)

U Nišu, 23.2.2026.

Potpis autora disertacije:

A. Petrušić

Andrija Petrušić