



Универзитет „Св. Кирил и Методиј“ во Скопје
Факултет за електротехника и информациски
технологии



м-р Александра Златкова

**ТЕХНИКИ БАЗИРАНИ НА ДЛАБОКО УЧЕЊЕ ЗА
МОНИТОРИРАЊЕ НА КВАЛИТЕТОТ НА ЕЛЕКТРИЧНАТА
ЕНЕРГИЈА И УПРАВУВАЊЕ СО ЕНЕРГИЈАТА ВО
ЕНЕРГЕТСКИ ЗАЕДНИЦИ**

ДОКТОРСКА ДИСЕРТАЦИЈА

Скопје, 2026

Кандидат: **м-р Александра Златкова**
магистер по електротехника и информациски технологии
број на индекс: 02/2020

Ментор: **проф. д-р Димитар Ташковски**
Универзитет „Св. Кирил и Методиј“ во Скопје
Факултет за електротехника и информациски технологии

Комисија:

Претседател: **проф. д-р Бранислав Геразов**
Универзитет „Св. Кирил и Методиј“ во Скопје
Факултет за електротехника и информациски технологии

Член: **проф. д-р Живко Коколански**
Универзитет „Св. Кирил и Методиј“ во Скопје
Факултет за електротехника и информациски технологии

Член: **проф. д-р Хуан Васкез**
Универзитет Олборг, Олборг, Данска
Факултет за инженерство и природни науки

Член: **вон. проф. д-р Марија Марковска Димитровска**
Универзитет „Св. Кирил и Методиј“ во Скопје
Факултет за електротехника и информациски технологии

Датум на одбрана: 30.09.2026

Научна област: Електротехника и информациски технологии

Лектор: **Јулијана Јосифовска**

Апстракт

Современите електроенергетски системи се соочуваат со значајни промени предизвикани од зголемената интеграција на обновливи извори на енергија (RES), дигитализацијата, развојот на дистрибуирани енергетски ресурси и активната улога на крајните корисници. Овие промени создаваат нови предизвици поврзани со квалитетот на електричната енергија, како и со ефикасното управување со енергијата. Во тој контекст, оваа докторска дисертација разгледува два меѓусебно поврзани аспекти на современите електроенергетски системи: детекција и класификација на нарушувања на напонските сигнали и оптимално управување со енергијата во рамките на локална енергетска заедница.

Првиот дел од дисертацијата е насочен кон следење на квалитетот на електрична енергија преку детекција и класификација на нарушувања кај напонските сигнали. За таа цел е предложен пристап базиран на конволуциски невронски мрежи (CNN) за идентификација на различни класи на напонски нарушувања. Посебно внимание е посветено на начинот на означување на податоците, при што повеќезначно означување се разгледува како алтернатива на класичното повеќекласно означување. Кај повеќезначното означување, еден примерок може истовремено да припаѓа на повеќе класи. Овој пристап е особено соодветен во случаи кога нарушувањата можат да се јават во различни комбинации и кога достапните реални податочни множества се ограничени. Добиените резултати покажуваат дека предложениот модел успешно ги детектира нарушувањата на напонските сигнали во услови на присуство на шум и фазно поместување. Имплементираниот систем е валидиран во лабораториски услови при што постигна висока точност.

Вториот дел од дисертацијата го разгледува проблемот на предвидување и оптимално управување со електричната енергија во рамките на енергетска заедница. За таа цел е моделирана енергетска заедница која располага со локално производство од фотоволтаични генератори (PVs) и системи за складирање на електрична енергија (ESS). Во моделот е вклучена можност за купување и продажба на електрична енергија од надворешната електроенергетска мрежа по динамични цени, како и локална размена на енергија помеѓу членовите на заедницата по фиксна интерна цена.

Понатаму, формулиран е модел за управување со енергија кој ги координира производството, потрошувачката, складирањето, размената со надворешната мрежа и локалната размена помеѓу членовите на заедницата. Предложената рамка ја зема предвид приватноста на членовите преку комбинирање на федеративно учење (FL) за дистрибуирано предвидување и пристап базиран на метод на множители со наизменични насоки (ADMM) за дистрибуирано оптимално управување. На овој начин се овозможува координирано донесување одлуки без директно споделување на чувствителни податоци за потрошувачката. Резултатите од симулациите покажуваат дека интеграцијата на локалното производство, складирањето, динамичките цени и локалната размена на енергија може да придонесе кон подобро искористување на локално произведената електрична енергија, намалување на зависноста од надворешната мрежа и пофлексибилно функционирање на енергетската заедница.

Клучни зборови: квалитет на електрична енергија, нарушувања на напонски сигнали, конволуциски невронски мрежи, енергетска заедница, федеративно учење, ADMM, систем за управување со енергија.

Abstract

Modern electric power systems are undergoing significant changes driven by the increasing integration of renewable energy sources (RES), digitalization, the development of distributed energy resources, and the active role of end users. These changes create new challenges related to power quality, as well as to efficient energy management. In this context, this doctoral dissertation addresses two interrelated aspects of modern electric power systems: the detection and classification of voltage signal disturbances and the optimal management of energy within a local energy community.

The first part of the dissertation focuses on power quality monitoring through the detection and classification of voltage signal disturbances. For this purpose, a convolutional neural network (CNN) based approach is proposed for identifying different classes of voltage disturbances. Special attention is given to the labeling strategy, where multi-label is considered as an alternative to conventional multiclass labeling. This approach is particularly suitable in cases where disturbances may occur in different combinations and where available real-world datasets are limited. The obtained results show that the proposed model successfully detects and classifies voltage disturbances and demonstrates robustness under noisy conditions and phase shifts. Furthermore, the implemented system was validated in a laboratory environment, where it achieved high classification accuracy.

The second part of the dissertation addresses the problem of forecasting and optimal energy management within a energy community. For this purpose, an energy community is modeled that includes local generation from photovoltaics (PVs) and energy storage systems (ESSs). The model also includes the possibility of buying and selling electricity from the external power grid at dynamic prices, as well as local energy exchange among community members at a fixed internal price.

Furthermore, an energy management model is formulated to coordinate generation, consumption, storage, exchange with the external grid, and local energy exchange among the members of the community. The proposed framework considers the privacy of the members by combining federated learning (FL) for distributed forecasting with an ADMM-based approach for distributed optimization-based energy management. In this way, coordinated decision-making is enabled without the direct sharing of sensitive consumption data. The simulation results show that the integration of RES, ESS, dynamic pricing, and local energy exchange can contribute to better utilization of locally generated electricity, reduced dependence on the external grid, and more flexible operation of the energy community.

Key words: power quality, voltage disturbance, convolutional neural network, energy community, federated learning, alternating direction method of multipliers, energy management system

Благодарност

Оваа докторска дисертација е резултат на долгогодишна работа, исполнета со многу предизвици, учење, истрајност и личен развој. Во текот на ова патување имав привилегија да бидам опкружена со луѓе кои со своето знаење, поддршка, охрабрување и верба во мене оставија значаен белег во мојот академски и личен развој. На сите нив им должам искрена и длабока благодарност.

Најпрво, би сакала да изразам искрена и посебна благодарност до мојот ментор, проф. д-р Димитар Ташковски, за дефинирањето и насочувањето на истражувањето, како и за континуираната поддршка, споделеното знаење, стручните насоки и конструктивните совети во текот на докторските студии и изработката на оваа дисертација. Неговата позитивност, трпение и верба во мене беа од особено значење, особено во моментите кога истражувачкиот процес беше предизвикувачки. Особено сум благодарна што создаде академска средина исполнета со доверба, разбирање и слобода, во која можев да бидам своја, слободно да ги изразувам своите идеи и постепено да се развивам како истражувач. Неговата посветеност и охрабрување значително придонесоа за мојот академски и личен развој и за успешното завршување на ова истражување.

Голема благодарност изразувам до проф. д-р Бранислав Геразов за споделеното знаење, стручните насоки и поддршката при совладувањето и примената на длабокото учење, како и за помошта и насоките при изборот и усогласувањето на соодветната стручна терминологија на македонски јазик. Искрено му благодарам и на проф. д-р Живко Коколански за насоките поврзани со експерименталните мерења, толкувањето на стандардите за квалитет на електричната енергија, воведувањето во LabVIEW и поддршката при имплементацијата на системот.

Исто така, би сакала да изразам благодарност до вон. проф. д-р Марија Марковска Димитровска за обезбеденото синтетички генерирано множество сигнали, кое беше користено во дел од експериментите за детекција и класификација на напонски сигнали. Голема благодарност му упатувам и на колегата д-р Бодан Велковски за неговото време, трпение и несебична помош при реализацијата на експерименталните мерења во лабораторијата. Исто така, му благодарам за податочните множества што ги сподели со мене и ми овозможи да ги користам во рамките на моите истражувања.

Посебна благодарност му упатувам на доц. д-р Владимир Ѓоргиевски за корисните дискусии, насоките и придонесот во развојот на заедничката идеја за дистрибуирано управување со електричната енергија, со посебен акцент на приватноста на податоците. Неговите согледувања беа од големо значење при формулирањето на пристапот кој ги комбинира федеративно учење и ADMM како соодветна основа за дистрибуирано управување со енергијата.

Иако доц. проф. Наџме Базмохамади и проф. д-р Хуан Васкез од CROM при Универзитетот во Олборг, Данска ги запознав во завршната фаза од моите докторски студии, нивните совети, дискусии и поддршка дадоа значаен придонес во финализирањето на делот од истражувањето посветен на управувањето со електричната енергија во енергетски заедници. Искрено сум благодарна што имав можност да учам од нивното искуство и експертиза, како и за отворената, срдечна и пријатна работна атмосфера што ја создадоа, благодарение на која уште од самиот почеток се чувствував добредојдено, прифатено и како дома.

Посебно ѝ благодарам на доц. проф. Наџме Базмохамади за исклучителната поддршка за време на мојот престој во Данска. Нејзината грижа, охрабрување и разбирање, особено во периодот на мојата бременост, ми дадоа чувство на сигурност и спокој, што ми овозможи целосно да се посветам и да се фокусирам на истражувачките задачи.

Благодарност им изразувам на Билјана Апостоловска и Марија Стоилкова за нивната помош и поддршка во административните постапки во текот на моите докторски студии.

Посебна благодарност им упатувам и на моите колеги од Peak2Peak, кои преку заедничкото трчање ме поттикнаа да ја градам својата издржливост, дисциплина и истрајност. Тие ми помогнаа да сфатам дека и најдолгите патеки се совладуваат чекор по чекор – лекција што ми беше од особено значење за да го издржам и овој докторски „ултрамаратон“.

Голема благодарност им упатувам до Наташа, Марија П., Марко, Бојан, Никола, Филип, Стефан за сите разговори, совети и моменти во кои заедно ги споделувавме предизвиците, дилемите и малите академски „маки“, кои целиот процес го направија полесен и многу поубав.

На моите родители им должам неизмерна благодарност. Со својата безусловна љубов, постојана поддршка и верба во мене, тие беа мојот најсилен потпорен столб во текот на целиот живот, а особено во текот на ова долго академско патување. Нивната сила и поддршка беа присутни зад секој мој чекор и секој успех. Особено ѝ благодарам на мојата мајка, која во клучните моменти од завршувањето на оваа дисертација ми даде огромна поддршка во грижата за Антон. Нејзината помош ми овозможи да се посветам на обврските со мир и без чувство на грижа на совест, знаејќи дека тој е во најсигурни раце.

Посебна и неизмерна благодарност ѝ изразувам на мојата сестра, која беше личноста што најсилно ме охрабри да го започнам ова академско патување. Нејзината верба во мене понекогаш беше поголема и од мојата сопствена. Ѓ благодарам за секој искрен разговор, за разбирањето, за охрабрувањето и за тоа што секогаш беше тука во моментите на сомнеж, замор и неизвесност. Нејзината поддршка имаше посебно место во текот на целиот овој процес.

На мојот сопруг му благодарам за љубовта, трпението и разбирањето, но пред сè за тоа што беше покрај мене во сите убави и тешки моменти од ова патување. Особено сум му благодарна за неговата подготвеност постојано да се приспособува на моите обврски, темпо и потреби, со многу разбирање и безрезервна поддршка.

На крај, најнежната благодарност му ја посветувам на мојот син. Неговото раѓање во завршниот период од оваа дисертација му даде сосема ново значење на целиот труд вложен во неа. Тој ми донесе неискажлива радост, сила и мотивација и ме потсети на она што е најважно во животот.

Публикации

1. A. Zlatkova, V. Z. Gjorgievski, D. Taskovski, J. C. Vasquez and N. Bazmohammadi, "University Campuses as Energy Communities: A Case Study of Microgrid Operation and Energy Sharing," 2025 IEEE International Conference on Environment and Electrical Engineering and 2025 IEEE Industrial and Commercial Power Systems Europe (EEEIC / I&CPS Europe), Chania, Crete, Greece, 2025, pp. 1–6, doi: 10.1109/EEEIC/ICPSEurope64998.2025.11169042.
2. A. Zlatkova and D. Taskovski, "A Novel CNN-Based Framework for Detection and Classification of Power Quality Disturbances: Exploring Multi-Class Versus Multi-Label Classification," in IEEE Access, vol. 13, pp. 38878–38888, 2025, doi: 10.1109/ACCESS.2025.3546520.
3. A. Zlatkova, B. Gerazov and D. Taskovski, "Enhancing Short-Term Energy Forecasting in Distributed Systems Through Federated Learning," 2024 IEEE International Conference on Environment and Electrical Engineering and 2024 IEEE Industrial and Commercial Power Systems Europe (EEEIC / I&CPS Europe), Rome, Italy, 2024, pp. 1–6, doi: 10.1109/EEEIC/ICPSEurope61470.2024.10751496.
4. A. Zlatkova, Z. Kokolanski and D. Taskovski, "Real-Time System for Detection and Classification of Power Quality Disturbances," 2024 IEEE International Conference on Environment and Electrical Engineering and 2024 IEEE Industrial and Commercial Power Systems Europe (EEEIC / I&CPS Europe), Rome, Italy, 2024, pp. 1–6, doi: 10.1109/EEEIC/ICPSEurope61470.2024.10751665.
5. A. Zlatkova, B. Velkovski, Z. Kokolanski and D. Taskovski, "Short-term energy forecasting for public educational institution," 2023 IEEE International Conference on Environment and Electrical Engineering and 2023 IEEE Industrial and Commercial Power Systems Europe (EEEIC / I&CPS Europe), Madrid, Spain, 2023, pp. 1–6, doi: 10.1109/EEEIC/ICPSEurope57605.2023.10194706.
6. A. Zlatkova, M. Markovska and D. Taskovski, "Deep learning approach for classification of PQ disturbances," 2022 IEEE International Conference on Environment and Electrical Engineering and 2022 IEEE Industrial and Commercial Power Systems Europe (EEEIC / I&CPS Europe), Prague, Czech Republic, 2022, pp. 1–6, doi: 10.1109/EEEIC/ICPSEurope54979.2022.9854673.

Изјавувам дека докторскиот труд е оригинален труд што го имам изработено самостојно.

Своерачен потпис на докторандот

Изјавувам дека електронската верзија на докторскиот труд е идентична со отпечатениот докторски труд.

Потпис на авторот, с.р.

Содржина

Апстракт

Abstract

Акроними

ix

1 Вовед	1
1.1 Истражувачки проблем	2
1.2 Хипотези	3
1.3 Методологија на истражувачката работа	4
1.3.1 Преглед на методолошката рамка за квалитет на електрична енергија	4
1.3.2 Методологија за предвидување и дистрибуиран систем за управување со енергија во енергетска заедница	5
1.4 Структура	6
2 Вештачка интелигенција и длабоко учење	8
2.1 Машинско учење во енергетски системи	8
2.2 Конволуциски невронски мрежи	9
2.3 Рекурентни невронски мрежи	10
2.3.1 Долгорочно-краткорочна меморија	10
2.3.2 Рекурентни единици со порти	11
2.4 Федеративно учење	12
2.4.1 Структура на федеративно учење	13
3 Вовед во квалитет на електрична енергија	17
3.1 Дефиниција	20
3.2 Нарушувања кај напонските сигнали	21
3.3 Преглед на стандардите за квалитет на електрична енергија	22
4 Методологија за детекција и класификација на напонски нарушувања	24
4.1 Податочно множество	24
4.2 Означување на нарушувањата кај напонските сигнали	25
4.3 Повеќекласна класификација	27
4.3.1 Метрики за евалуација на повеќекласната класификација	29
4.4 Повеќезначна класификација	30
4.4.1 Метрики за евалуација	30
4.5 Предложени архитектури	32
4.6 Имплементација на системот за детекција и класификација на напонски нарушувања во реално време	34
4.6.1 Систем за детекција и класификација на нарушувања на напонските сигнали	34
5 Резултати	39
5.1 Резултати од повеќекласна класификација	39
5.2 Резултати од повеќезначна класификација	43

5.3	Резултати од лабораториското тестирање	45
6	Енергетски заедници и архитектури за управување	48
6.1	Вовед	48
6.2	Енергетски заедници	48
6.3	Улоги на членовите и потреба од координација	49
6.4	Архитектури на системите за управување со енергија	50
6.4.1	Централизирано управување	50
6.4.2	Децентрализирано управување	51
6.4.3	Дистрибуирано управување	51
6.5	Истражувачки јаз и мотивација	52
7	Анализа на студија на случај	54
7.1	Избор на студијата на случај	54
7.2	Опис на разгледуваната студија на случај	55
7.3	Енергетски ресурси и пазарни параметри	55
7.3.1	Проценка на локалното производство од фотоволтаични системи	55
7.3.2	Системи за складирање на електричната енергија	56
7.3.3	Цени и модел на размена на електрична енергија	56
7.4	Податоци за потрошувачката на електрична енергија	58
7.4.1	Профили на потрошувачката на разгледуваните објекти	58
8	Предвидување на потрошувачката и производството на електрична енергија	59
8.1	Краткорочно предвидување на потрошувачката и производството на електрична енергија	59
8.2	Анализа на влезните податоци	60
8.2.1	Претпроцесирање на податоците и временски карактеристики	60
8.2.2	Анализа на метеоролошките променливи	61
8.2.3	Автокорелациска анализа	62
8.3	Модел за предвидување на потрошувачката и производството	63
8.3.1	Архитектура на моделот	63
8.3.2	Архитектура и поставки на федеративниот систем за предвидување	64
8.4	Резултати од предвидувањето	66
8.4.1	Предвидување на потрошувачката на Факултетот за електротехника и информациски технологии	66
8.4.2	Предвидување во рамките на енергетската заедница	68
9	Математичка формулација на системот за управување со енергија	71
9.1	Централизиран систем за управување со енергија	71
9.1.1	Математичка формулација на централизиран систем за управување со енергија без размена на електрична енергија помеѓу членовите	71
9.1.2	Математичка формулација на централизиран систем за управување со енергија со размена на електрична енергија помеѓу членовите	72
9.2	Математичка формулација на дистрибуиран систем за управување со електричната енергија со размена помеѓу членовите	73
9.2.1	Општа формулација на ADMM	74

9.3 Прилагодување на ADMM за дистрибуирано решавање на неконвексниот проблем за управување со електричната енергија со размена помеѓу членовите	75
10 Резултати од управувањето со енергетската заедница	80
10.1 Резултати од централизираното управување со електричната енергија	80
10.1.1 Неоптимизирана работа на членовите	80
10.1.2 Оптимизирана работа на потрошувачите-производители со и без меѓусебна размена на електрична енергија	80
10.2 Резултати од дистрибуираната оптимизација на енергетската заедница . . .	84
10.2.1 Анализа на влијанието на факторот на скалирање врз конвергенцијата и квалитетот на решението	85
10.2.2 Влијание на бројот на членови врз перформансите на дистрибуираната оптимизација	89
10.2.3 Дејствување на енергетската заедница при променливи цени на електрична енергија и произведена електрична енергија од PV	91
11 Заклучок	94
11.1 Насоки за идни истражувања	96
12 Библиографија	97

Листа на слики

Слика 2.1. Концептуална споредба помеѓу централизирано ML и FL.	12
Слика 2.2. Работен тек на FL кој ги прикажува чекорите на иницијализација на глобалниот модел, локално тренирање кај клиентите, размена на параметри и нивна агрегација за формирање нов глобален модел. . .	14
Слика 4.1. Примери од сигналите што одговараат на различни класи на нарушувања на напонот.	25
Слика 4.2. Визуелна репрезентација на извлечените карактеристики на индивидуалните нарушувања со користење на предложената CNN-архитектура.	28
Слика 4.3. Визуелна репрезентација на извлечените карактеристики на индивидуалните и комплексни нарушувања со користење на предложената CNN-архитектура.	29
Слика 4.4. Блок-дијаграм на предложениот модел за класификација на сигнали. Од влезниот сиров сигнал се извлекуваат релевантни карактеристики, по што сигналот се класифицира во една од N можни класи.	32
Слика 4.5. Предложена архитектура за првичниот CNN модел.	33
Слика 4.6. Архитектура на предложениот CNN модел.	34
Слика 4.7. Блок дијаграм на системот за аквизиција на сигналите.	35
Слика 4.8. Преден панел на системот за аквизиција на сигналите.	35
Слика 4.9. Тестирање на системот во лабораториски услови.	37
Слика 5.1. Крива на точност на податочното множество за тренирање и валидација.	41
Слика 5.2. ROC-крива за секое нарушување.	45
Слика 5.3. Нормализирана матрица на конфузија на предложениот модел при реални сигнали.	46
Слика 6.1. Структури за управување со енергијата во енергетските заедници: централизирано, децентрализирано и дистрибуирано управување. . .	50
Слика 7.1. Профили на потрошувачката на електрична енергија за разгледуваните 16 објекти.	58
Слика 8.1. Зависност помеѓу: (а) температурата и потрошувачката; (б) влажноста на воздухот и потрошувачката на електрична енергија. . .	62
Слика 8.2. Анализа на потрошувачката на електрична енергија: (а) автокорелација; (б) парцијална автокорелација.	62
Слика 8.3. Предложена архитектура за предвидување со примена на LSTM-енкодер. .	64

Слика 8.4. Споредба помеѓу реалната и предвидената часовна потрошувачка на електрична енергија на ФЕИТ во тест периодот пред COVID-19. . . .	67
Слика 8.5. Споредба помеѓу реалната и предвидената часовна потрошувачка на електрична енергија на ФЕИТ кога моделот е трениран во COVID-19, а тест-периодот е COVID-19.	68
Слика 8.6. Споредба помеѓу реалната и предвидената часовна потрошувачка на електрична енергија на ФЕИТ кога моделот е трениран пред и за време на COVID-19, а тест-периодот е COVID-19.	68
Слика 9.1. Структура на енергетската заедница	71
Слика 9.2. Архитектура на предложениот целосно дистрибуиран EMS, интегриран со FL-базирани модули за прогнозирање на потрошувачката и PV моќност.	75
Слика 10.1. Профил на потрошувачка, производство, празнење и полнење на батеријата без размена на електрична енергија во заедницата.	81
Слика 10.2. Профил на потрошувачка, производство, размена на електрична енергија и празнење и полнење на батеријата со размена на електрична енергија во заедницата.	81
Слика 10.3. Цена на електричната енергија за 15 август 2023 година.	82
Слика 10.4. Цена на електричната енергија за 2 ноември 2023 година.	82
Слика 10.5. Дневен трошок за електрична енергија за Хемискиот институт во август 2023 година при три сценарија на работа.	83
Слика 10.6. Дневен трошок за електрична енергија за ФЕИТ во август 2023 година при три сценарија на работа.	83
Слика 10.7. Вкупен оперативен трошок за 16 универзитетски објекти при три сценарија на работа за 15 август 2023 (лево) и 2 ноември 2023 (десно).	84
Слика 10.8. Нормализирана примарна резидуална грешка $r_{p,RMS}^k$ за различни фактори на скалирање α : а) $N = 10$ и б) $N = 16$. Испрекинатата линија го означува прагот $\varepsilon_p = 10^{-2}$ kW.	86
Слика 10.9. Нормализирана дуална резидуална грешка $r_{d,RMS}^k$ за различни фактори на скалирање α : а) $N = 10$ и б) $N = 16$. Испрекинатата линија го означува прагот $\varepsilon_d = 10^{-2}$ kW.	87
Слика 10.10 Вкупен економски трошок J за различни фактори на скалирање α : (а) $N = 10$ и (б) $N = 16$. NC означува конфигурација што не конвергирала.	88
Слика 10.11 Вкупна споделена енергија E_{total}^{shr} за различни фактори на скалирање α : (а) $N = 10$ и (б) $N = 16$. NC означува конфигурација што не конвергирала.	88

Слика 10.12Паритетна споредба на оперативните трошоци добиени со централизираниот MILP и предложениот ADMM-алгоритам.	91
Слика 10.13Релативен трошочен јаз помеѓу предложениот ADMM алгоритам и централизираниот MILP модел за различни големина на енергетската заедница и разгледувани датуми.	91
Слика 10.14Карактеристики на најрепрезентативните примероци: а) предвидена моќност произведена од фотоволтаичните генератори; б) цена на електричната енергија.	92

Листа на табели

Табела 4.1. Дефинирање на класите на напонските нарушувања и нивните математички модели.	26
Табела 5.1. Точност на класификација (%) при две фреквенции на семплирање под различни однос сигнал-шум (SNR).	39
Табела 5.2. Прецизност, отповикување и F_1 -оценка по класа за MCC на нарушувања кај напонските сигнали со користење на предложениот CNN-модел.	40
Табела 5.3. Споредба на предложениот модел со моделот базиран на DWT при различни услови на шум.	40
Табела 5.4. Прецизност, отповикување и F_1 -оценка по класа за повеќекласната класификација на напонските нарушувања со користење на предложениот CNN-модел.	42
Табела 5.5. Споредба на точноста на класификација на предложениот CNN модел и споредбените модели за класификација на напонските нарушувања при различни нивоа на SNR и мешано податочно множество.	43
Табела 5.6. Точност и HL пресметани по ознака за MLC на напонските нарушувања при различни нивоа на SNR.	43
Табела 5.7. Прецизност, отповикување и F_1 -оценка за MLC на напонските нарушувања на мешаното податочно множество.	44
Табела 5.8. Споредба на перформансите на различни модели за MLC на нарушувања кај напонски сигнали при различни нивоа на шум.	44
Табела 5.9. Споредба на бројот на параметри на разгледуваните архитектури.	45
Табела 5.10. Прецизност, Отповикување и F_1 -мерка за детектираните и класифицираните нарушувања со примена на MLC во реално време.	47
Табела 7.1. Користени податоци за проценка на производството на електрична енергија од соларни панели.	56
Табела 7.2. Користени параметри за батериските системи за складирање на електрична енергија.	57
Табела 8.1. Поставки за FL.	65
Табела 8.2. Поделба на податоците на множества за тренирање, валидација и тестирање за трите анализирани сценарија.	66
Табела 8.3. Перформанси при тестирање на моделите за предвидување на потрошувачката на електрична енергија пред и за време на периодот на COVID-19.	67
Табела 8.4. Перформанси на предложениот FL-модел за предвидување на производството и потрошувачката на електрична енергија (MAE, RMSE).	69
Табела 10.1. Фактор на скалирање и ефективна големина на чекорот на промена кај дуалната променлива за $\rho = 0.088$	86

Табела 10.2.Споредба на трошоците и разменетата енергија помеѓу централизираниот MILP и скалираниот ADMM-алгоритам за различни големина на енергетската заедница и различни датуми.	90
Табела 10.3.Разгледувани сценарија и нивните најрепрезентивни примероци. . .	92
Табела 10.4.Анализа на енергетската заедница при четирите разгледувани сценарија.	93

Акроними

Кратенка	Значење	Превод на англиски
1D	Еднодимензионален	One-dimensional
2D	Дводимензионална	Two-dimensional
ADMM	Метод на множители со наизменични насоки	Alternating direction method of multipliers
AI	Вештачката интелигенција	Artificial intelligence
ANN	Вештачка невронска мрежа	Artificial neural network
ARIMA	Авторегресивен интегриран модел на подвижен просек	Autoregressive integrated moving average
ARMA	Авторегресивен модел на подвижен просек	Autoregressive moving average
AUC	Површина под кривата	Area under the curve
BCE	Бинарна вкрстена ентропија	Binary cross-entropy
CCE	Категориска вкрстена ентропија	Categorical cross-entropy
CNN	Конволуциска невронска мрежа	Convolutional neural network
DBN	Длабока мрежа на верување	Deep belief network
DL	Длабоко учење	Deep learning
ELU	Експоненцијална линеарна единица	Exponential linear unit
EMC	Електромагнетна компатибилност	Electromagnetic compatibility
EMS	Систем за управување со енергија	Energy management system
ESS	Систем за складирање на енергија	Energy storage system
EV	Електрично возило	Electric vehicle
FedAvg	Федеративно усреднување	Federated averaging
FedSGD	Федеративно стохастичко спуштање по градиент	Federated stochastic gradient descent
FL	Федеративно учење	Federated learning
FN	Грешно негативни	False negative
FP	Грешно позитивни	False positive
GRU	Рекурентна единица со порти	Gated recurrent unit
HL	Хамингова загуба	Hamming loss
LSTM	Долгорочна-краткорочна меморија	Long short-term memory
MAE	Средна апсолутна грешка	Mean absolute error

Кратенка	Значење	Превод на англиски
MAPE	Средна апсолутна процентуална грешка	Mean absolute percentage error
MCC	Повеќекласна класификација	Multi-class classification
MILP	Мешано-целобројно линеарно програмирање	Mixed-integer linear programming
ML	Машинско учење	Machine learning
MLC	Повеќезначна класификација	Multi-label classification
OE	Една грешка	One-error
PMS	Систем за управување со моќност	Power management system
PCC	Точка на заедничко спојување	Point of common coupling
PV	Фотоволтаичен генератор/систем	Photovoltaic
ReLU	Насочена линеарна единица	Rectified linear unit
ResNet	Резидуална невронска мрежа	Residual neural network
RL	Загуба на ранг	Ranking loss
RMSE	Корен од средната квадратна грешка	Root mean square error
RNN	Рекурентна невронска мрежа	Recurrent neural network
ROC	Крива на оперативната карактеристика на приемникот	Receiver operating characteristic
SCR	Стапка на сопствена потрошувачка	Self-consumption rate
SGD	Стохастичко спуштање по градиент	Stochastic gradient descent
SNR	Однос сигнал-шум	Signal-to-noise ratio
SOC	Состојба на полнеж	State of charge
SSR	Стапка на енергетска независност	Self-sufficiency rate
STFT	Фуриеова трансформација со прозорец	Short-time Fourier transform
SVM	Машина со носечки вектори	Support vector machine
TCP	Протокол за контрола на преносот	Transmission control protocol
TN	Вистински негативни	True negative
TP	Вистински позитивни	True positive
t-SNE	t-дистрибуирано стохастичко вградување на соседите	t-distributed stochastic neighbor embedding
VGG	Група за визуелна геометрија	Visual Geometry Group

Кратенка	Значење	Превод на англиски
WAPЕ	Пондерирана апсолутна процентуална грешка	Weighted absolute percentage error

Во трудот се користат меѓународно прифатените кратенки преземени од англојазичната стручна литература, со цел полесно читање, доследна употреба на терминологијата и споредливост со релевантната светска литература. При првото појавување, секој термин е наведен во целосна форма на македонски јазик, проследен со англискиот назив и кратенката во заграда.

1 Вовед

Зголемената пенетрација на обновливи извори на енергија (анг. *renewable energy sources*) (RES), заедно со растечкиот број на енергетски конвертори и нелинеарни потрошувачи, значително го менува начинот на работа на современите енергетски системи. Според податоците презентирани во [1], капацитетот на RES се зголемил за 50% во споредба со постоечкиот капацитет во 2019. Поттикнати од потребата за декарбонизација и справување со климатските промени, оваа трансформација води кон системи кои се сè повеќе дистрибуирани, дигитализирани и интерактивни. Овој развој е дополнително поддржан со законски рамки и европски директиви за RES, кои поставуваат амбициозни цели за интеграција на чиста енергија во електроенергетскиот систем [2]. Европската директива за обновливи извори (2009/28/EC, RED II) постави цел најмалку 42,5% од потрошувачката на електрична енергија да биде покриена од RES [3].

За разлика од традиционалните централизираните системи, идните електроенергетски мрежи се карактеризираат со висока пенетрација на конверторски базирани извори, кои воведуваат брзи динамики, нелинеарно однесување и нови форми на нарушувања во напонските и струјните сигнали.

Особено во нисконапонските дистрибутивни мрежи, зголеменото присуство на фотоволтаични генератори/системи (анг. *photovoltaics*) (PVs), ветерни генератори и полначи за електрични возила (анг. *electric vehicles*) (EVs) доведува до појава на напонски пораст, напонски флуктации, фликер, хармониско и суперхармониско изобличување, како и напонска нерамнотежа [1, 4]. Овие нарушувања често се засилени во мрежи со ограничен капацитет за приклучување и високо локално производство, каде традиционалните методи за планирање и анализа повеќе не се доволни. Инверторските интерфејси, иако овозможуваат флексибилна контрола, истовремено претставуваат извор на хармоници, интерхармоници и суперхармоници, чиј кумулативен ефект може значително да го наруши напонскиот профил и работата на чувствителни потрошувачи. Дополнително, стохастичката природа на RES и непредвидливите шеми на полнење на електричните возила резултираат со временски варијабилни нарушувања на квалитетот на електрична енергија, кои тешко се детектираат и контролираат со класични статички индикатори.

Од друга страна, потрошувачите сè почесто преземаат активна улога како потрошувач-производител, преку сопствено производство, складирање и флексибилно управување со потрошувачката на електрична енергија [5]. Иако оваа трансформација носи потенцијал за подобрување на ефикасноста и искористувањето на ресурсите, таа истовремено воведува нови технички и организациски предизвици.

Паралелно, се појавуваат енергетските заедници како нов организациски модел, во кој потрошувачите, потрошувачите-производители и производителите соработуваат за да постигнат индивидуални и колективни цели, како што се самоодржливост, флексибилност и намалување на трошоците, но и пошироки еколошки, социјални и економски придобивки. Дополнително, високата временска резолуција на податоците од паметните броила овозможува детална анализа на потрошувачката, но истовремено може да открие информации за навиките и животниот стил на корисниците [6, 7, 8]. Во [9, 10] е презентирano влијанието на резолуцијата на податоците од паметните мерила врз приватноста на податоците. Ова го наметнува прашањето за соодветноста на постоечките

централизиран пристап [11] и ја истакнува потребата од дистрибуирани решенија кои овозможуваат ефикасно управување со енергијата без нарушување на приватноста.

Како последица од горенаведените промени, современите електроенергетски системи бараат нови пристапи за управување кои ќе можат истовремено да одговорат на зголемената дистрибуираност на производството, динамичната природа на потрошувачите, присуството на конверторски базирани ресурси и сè поизразените барања за зачувување на приватноста на корисниците. Традиционалните централизираны методи, кои најчесто се потпираат на целосна достапност на податоците и не ги земаат експлицитно предвид ограничувањата поврзани со приватноста на податоците. Оттука, се наметнува потребата од развој на дистрибуирани, интелигентни и технички одржливи решенија, способни да обезбедат сигурно и ефикасно управување со енергетските заедници, без притоа да се наруши приватноста на нивните членови.

Во оваа докторска дисертација се предлагаат две рамки за современи електроенергетски системи. Првата рамка се фокусира на детекција и класификација на нарушувања на напонските сигнали, а додека втората се однесува на дистрибуирано управување со енергетски заедници со зачувување на приватноста на корисниците. На овој начин, дисертацијата придонесува кон подобрување на сигурноста, ефикасноста и техничката одржливост на идните електроенергетски системи.

1.1 Истражувачки проблем

И покрај значителниот напредок во развојот на современите енергетски системи и примената на алгоритми од машинско учење (анг. *machine learning*) (ML), во енергетскиот сектор, сè уште постојат важни отворени предизвици. Прво, и покрај големиот број предложени методи за детекција и класификација на нарушувањата кај напонските сигнали, останува нерешен проблемот да се развие алгоритам кој ќе може да детектира и класифицира и изолирани и комплексни нарушувања, во присуство на шум и во реално време. Дополнителен предизвик претставува недостигот од усогласеност во литературата во однос на означувањето на нарушувањата што се јавуваат истовремено. Поради ограничената достапност на реални мерења, не е целосно утврдено кои класи на нарушувања вообичаено се појавуваат истовремено во електроенергетските системи. Затоа, при синтетичкото генерирање на податоци, изборот и означувањето на комбинирани нарушувања најчесто се засноваат врз претпоставките на авторите [12]. Како последица, добиените податочни множества може да не ги одразуваат соодветно реалните услови, со што се намалуваат споредливоста на резултатите и доверливоста на моделите. Поради тоа, лабораториската имплементација и тестирањето на хардверски систем се важни за практична валидација, особено кај микромрежите со голем број инвертори и конвертори.

Паралелно со ова, управувањето со енергијата и ефикасното искористување на локално произведените ресурси стануваат сè поважни. Еден од клучните трендови е организирањето на производители-потрошувачи во енергетски заедници, кои дејствуваат координирано за да постигнат поголема ефикасност и намалување на трошоците. Овие заедници бараат распределено управување што функционира локално, но овозможува координација и споделување ресурси меѓу учесниците. Притоа, решението мора да ја зачува приватноста на учесниците и да избегне централизирано собирање на

чувствителни податоци.

Врската помеѓу двата истражувачки проблеми е во тоа што оптималното управување со енергијата во микромрежи и енергетски заедници не може да се разгледува изолирано од квалитетот на напонот. Режимите на работа на инвертори, конвертори и системи за складирање, како и динамичната размена на енергија меѓу членови на заедницата, можат да предизвикаат или да засилат напонски нарушувања. Оттука, потребни се интегрирани решенија што истовремено обезбедуваат (i) сигурна детекција и класификација на нарушувањата во реално време и (ii) дистрибуиран систем за управување со енергија (анг. *energy management system*) (EMS) којшто е ефикасен, без нарушување на приватноста на податоците и применлив во реални услови.

Предмет на истражување во рамки на оваа докторска дисертација е развој на одделни системи за детекција и класификација на нарушувања кај напонски сигнали во реално време, како и развој на EMS кој управува со енергијата на локално ниво, но постигнува консензус со другите членови на заедницата за оптимизација на трошоците, без нарушување на приватноста на податоците на корисниците.

Во ова истражување, фокусот се става на:

- анализа на стратегии за означување на нарушувањата кај напонските сигнали, односно предностите и недостатоците на повеќекласна класификација (анг. *multi-class classification*) (MCC) и повеќезначна класификација (анг. *multi-label classification*) (MLC);
- развој на алгоритам кој со висока точност ќе детектира и класифицира изолирани и комплексни нарушувања кај напонските сигнали, отпорен на шум и применлив во реално време;
- развој и имплементација на хардверско-софтверски систем за детекција и класификација на нарушувања кај напонските сигнали во реално време;
- развој на глобален модел за предвидување на потрошувачката и производството на електрична енергија со мала грешка;
- имплементација на дистрибуиран EMS за енергетска заедница со постигнување консензус и зачувување на приватноста.

1.2 Хипотези

• Прва главна хипотеза

Примената на модел заснован врз длабоко учење (анг. *deep learning*) (DL) овозможува точна детекција и класификација на поединечни и повеќе истовремено присутни нарушувања кај напонските сигнали.

– Прва помошна хипотеза

Моделот заснован врз DL постигнува висока точност при класификацијата на различни класи нарушувања во напонските сигнали и задржува стабилни перформанси при присуство на шум и фазни поместувања.

– Втора помошна хипотеза

Повеќезначното означување овозможува попрецизна идентификација на поединечните нарушувања на напонските сигнали што содржат повеќе истовремено присутни нарушувања во споредба со класичното повеќекласно означување.

- **Втора главна хипотеза**

Примената на дистрибуиран систем за управување со енергија кај членовите на енергетската заедница овозможува координирано управување со енергетските ресурси, намалување на вкупните оперативни трошоци и задржување на локалните податоци кај учесниците.

- **Прва помошна хипотеза**

Примената на модели засновани врз DL и федеративно учење (анг. *federated learning*) (FL) овозможува предвидување на потрошувачката и производството на електрична енергија со перформанси споредливи со централизираниот пристап, без директно споделување на локалните податочни множества.

- **Втора помошна хипотеза**

Примената на дистрибуиран оптимизациски пристап овозможува постигнување консензус за размената на електрична енергија меѓу учесниците и добивање решение споредливо со решението на централизираниот пристап, без централизирано собирање на локалните податоци.

1.3 Методологија на истражувачката работа

Оваа докторска дисертација применува комбинирана методологија што ги обединува (i) методите за детекција и класификација на нарушувања кај напонски сигнали во реално време и (ii) методите за дистрибуирано управување со енергија во енергетски заедници со зачувување на приватноста. Иако двата домени претставуваат посебни истражувачки правци, тие се меѓусебно поврзани, бидејќи работата на инверторите и системите за складирање на енергија (анг. *energy storage systems*) (ESSs), како и размената на енергија во микромрежите и енергетските заедници, може да влијае врз појавата и карактеристиките на напонските нарушувања.

1.3.1 Преглед на методолошката рамка за квалитет на електрична енергија

Фокусот на ова истражување е развој на алгоритам за детекција и класификација на нарушувања кај напонски сигнали, како и анализа на влијанието на различни начини на означување на класите врз перформансите на моделот. Најпрво е генерирано синтетичко податочно множество што содржи 21 комбинација на изолирани и комплексни нарушувања. Потоа е развиен модел базиран на конволуциска невронска мрежа (анг. *convolutional neural network*) (CNN), при што се тестираат повеќе архитектури и е избран моделот со најдобри перформанси.

Моделите се евалуирани на синтетички генерирани сигнали со фазно поместување и со додаден шум, со цел да се процени нивната робусност во услови поблиски до реалните. Дополнително, разгледени се различни конфигурации на моделот за MCC и MLC, при

што е анализирана нивната соодветност за различни типови нарушувања и сценарија на означување.

Во следната фаза, избраниот модел е имплементиран во хардверско-софтверски систем. Развиен е систем за аквизиција на сигналите и модул за класификација во реално време. Системот е тестиран и валидиран во лабораториски услови, со што се обезбедува проверка на предложениот пристап и на ниво на симулација и на ниво на практична имплементација. Сумирано, оваа истражувачка работа е реализирана во следниве фази:

1. **Означување и дефиниција на класи:** споредба на стратегии за означување (MLC и MCC) и анализа на нивните предности/недостатоци врз обучувањето и генерализацијата.
2. **Избор на модел и учење:** избор на соодветна архитектура за класификаторот, дефинирање функција на загуба, класи и валидација.
3. **Евалуација:** точност, прецизност, комплетност, F_1 , матрица на конфузија, робустност на шум.
4. **Имплементација во реално време:** интеграција во хардверско-софтверски систем.

1.3.2 Методологија за предвидување и дистрибуиран систем за управување со енергија во енергетска заедница

Фокусот на ова истражување е развој на дистрибуиран EMS за енергетски заедници со зачувување на приватноста. Клучни елементи се развојот на глобален модел за предвидување на потрошувачката и производството на електрична енергија, како и дистрибуиран оптимизациски модел за управување со енергијата во енергетските заедници.

Најпрво се користат реални податоци за потрошувачката на членовите на заедницата, по што се врши димензионирање на PV и ESS, како и генерирање на податочно множество за потребите на предвидувањето и оптимизацијата. Целта на оптимизациската функција е минимизирање на вкупните трошоци во заедницата, при што се земаат во предвид техничките ограничувања на локалните ресурси и мрежните услови.

Сумирано, ова истражување се состои од следниве фази:

1. **Моделирање на енергетската заедница:** дефинирање на учесници (потрошувачи-производители), локални ресурси (PV, ESS, товар) и правила за размена.
2. **Предвидување на потрошувачка и производство:** развој на глобален/колективен модел со мала грешка, евалуација со средна апсолутна грешка (анг. *mean absolute error*) (MAE) и корен од средната квадратна грешка (анг. *root mean square error*) (RMSE) и анализа по временски хоризонти.
3. **Формулација на оптимизациски проблем:** дефинирање на целната функција (минимизација на трошоци) и ограничувања (батерија, мрежни лимити, биланс на моќност).
4. **Дистрибуирана оптимизација со консензус:** имплементација на метод на множители со наизменични насоки (анг. *alternating direction method of multipliers*)

(ADMM), каде што секој член локално решава сопствен потпроблем, а координацијата се постигнува преку итеративна размена на ограничен број заеднички променливи (консензуални променливи). На овој начин се избегнува централизирано прибирање на чувствителни временски серии (потрошувачка/производство) и се овозможува скалабилна координација во рамки на заедницата.

5. **Приватност и безбедност:** дефинирање кои податоци остануваат локални (профили на потрошувачка, производство, состојба на батеријата), а кои информации се споделуваат (количеството на енергија кое може да се сподели со другите членови на заедницата) за потребите на оптимизацијата.
6. **Евалуација:** споредување со централизиран пристап, анализа на намалување на трошоци, индикатори, стапка на сопствена потрошувачка (анг. *self-consumption rate*) (SCR), стапка на енергетска независност (анг. *self-sufficiency rate*) (SSR), конвергенција (број итерации/време), скалабилност (број на учесници) и влијание врз животниот век на батериите.

1.4 Структура

Оваа докторска дисертација е составена од 11 глави:

- **Глава 1:** Во првата глава се дадени воведот и мотивацијата за ова истражување. Објаснети се истражувачкиот проблем, хипотезите и методологијата на истражувачката работа.
- **Глава 2:** Во втората глава се разгледува вештачката интелигенција (анг. *artificial intelligence*) (AI) и DL во енергетските системи. Објаснети се моделите на невронски мрежи што се користат во ова истражување. Потоа се презентира техниката FL и нејзината структура, како и улогите на учесниците во процесот.
- **Глава 3:** Во третата глава е даден детален вовед во квалитет на електрична енергија, дефинирањето на нарушувања на напонските сигнали, релевантните стандарди и преглед на постојната литература.
- **Глава 4:** Во четвртата глава се опишани користените податочни множества, нивната организација и подготовката на податоците. Разгледани се различните пристапи за означување на напонските нарушувања, како и метриците за евалуација на моделите за MCC и MLC. Потоа се претставени предложените архитектури. На крајот се опишани имплементацијата на системот за детекција и класификација во реално време и експерименталната поставка.
- **Глава 5:** Во оваа глава се презентирани резултатите за MLC и MCC, како и споредба со други модели/приоди. Дополнително, опишана е имплементацијата на системот за детекција и класификација на напонските нарушувања во реално време.
- **Глава 6:** Во шестата глава е даден вовед во енергетските заедници и преглед на досегашната литература. Прикажана е теоретската позадина, улогата на членовите во заедницата и архитектурите на EMS.

- **Глава 7:** Во оваа глава е анализирана студијата на случај. Објаснети се дизајнот на енергетската заедница и пристапот за предвидување на производството и потрошувачката на електрична енергија.
- **Глава 8:** Во осмата глава се разгледува краткорочното предвидување на потрошувачката и производството на електрична енергија. Извршени се прет-процесирање и анализа на влезните податоци. Потоа се претставени архитектурата на предложениот модел и поставките на федеративниот систем за предвидување. На крајот се анализирани резултатите од предвидувањето на потрошувачката на Факултетот за електротехника и информациски технологии и од предвидувањето во рамките на енергетската заедница.
- **Глава 9:** Во деветтата глава е претставена математичката формулација на системот за управување со енергијата. Се разработува математичкиот модел на дистрибуираниот систем со размена на енергија и се прикажува општата формулација на алгоритмот ADMM. На крајот, ADMM е приспособен за дистрибуирано решавање на разгледуваниот неконвексен проблем за управување со енергијата.
- **Глава 10:** Во десетата глава се презентирани резултатите за централизираниот и дистрибуиран EMS во однос на: трошоци, размена на електрична енергија со членовите на енергетската заедница и со главната мрежа, број на итерации до постигнување консензус, животен век на батериите и пресметка на SCR и SSR.
- **Глава 11:** Во последната глава се презентирани заклучоците од целокупното истражување. Се сумираат главните научни и практични придонеси во контекст на современите енергетски системи, како и предностите и ограничувањата поврзани со интеграцијата на обновливи извори на енергија. Дополнително, се дискутираат резултатите од предложениот систем за детекција и класификација на напонски нарушувања и распределената оптимизација на работењето на енергетските заедници. Во рамки на студијата на случај, се прикажува и проценка на потенцијалните заштеди за Универзитетот „Св. Кирил и Методиј“ во Скопје при инсталација на PV и ESS и оптимизирано управување со нивната работа.

2 Вештачка интелигенција и длабоко учење

AI се однесува на широк спектар на компјутерски технологии кои имаат за цел да имитираат аспекти на човечка интелигенција. Една од најприфатените дефиниции за AI е предложена од Алан Тјуринг, според која еден систем се смета за интелигентен доколку може да имитира човечки одговори под одредени услови, познати како Тјурингов тест [13].

Значајна пресвртница во AI претставува системот Deep Blue од IBM, кој во 1997 го победи светскиот шаховски првак [14]. Во рамките на AI, ML и DL претставуваат две клучни техники кои покажуваат извонредни резултати во решавање на комплексни проблеми во различни области. Успехот на овие техники се темели на достапноста на големи податочни множества, неопходни за тренирање на прецизни и робусни модели. Терминот големи податочни множества (анг. *Big Data*) за првпат е споменат во [15], а понатаму е дефиниран преку трите основни карактеристики: обем, брзина и разновидност [16], на кои подоцна е додадена и веродостојноста [17]. Обемот на податоци се однесува на количината, големината и размерот на податоци. Од аспект на ML, големината се дефинира вертикално, преку примероци во податочното множество или хоризонтално, преку бројот на обележја (анг. *features*) [18]. Брзината се однесува на стапката со која податоците се генерираат и обработуваат, додека разновидноста се однесува на разликата на податоците во однос на тип, формат, семантика бидејќи често тие потекнуваат од различни извори.

Конвенционалните пристапи во ML во голема мера се потпираат на експертизата на корисникот за рачно извлекување на обележја, кои потоа се користат во задачи како регресија или класификација. Спротивно на тоа, современите DL-апликации се базираат на учење директно од податочното множество за тренирање [19]. Учењето може да биде надгледувано и ненадгледувано. Кај надгледувано учење, податочните множества содржат примероци и соодветни точни излези (ознаки), додека кај ненадгледуваното учење податоците не се означени, а моделот самостојно ги открива скриените структури во податоците. Вторите пристапи вклучуваат алгоритми за кластрирање, намалување на димензионалноста на податоците и други техники.

Подемот на DL се должи на зголемената пресметковна моќност и достапноста на големи податочни множества. Методите на DL се базираат на повеќеслојна архитектура составена од едноставни модели кои на нелинеарен начин ја пресликуваат влезната во излезна репрезентација [20]. Секој нареден слој дополнително ги прецизира излезите од претходниот слој, со што се зголемуваат селективноста и инваријантноста на репрезентацијата. Секој неврон во моделот е дефиниран со тежини кои се одредуваат преку процес наречен пропација назад (анг. *backpropagation*). Тренирањето на DL бара компјутерски системи со високи перформанси бидејќи невронските мрежи може да имаат стотици милиони параметри [21].

2.1 Машинско учење во енергетски системи

Современите електроенергетски системи се карактеризираат со зголемена комплексност, дистрибуираност и дигитализација, како резултат на интеграција на RES, активни потрошувачи, различни форми на енергетско здружување. Податоците играат клучна улога во правилно функционирање, управување, синхронизација и ефикасно

искористување на ресурсите.

Овие промени во енергетските системи водат кон генерирање на големи количини на хетерогени податоци, кои се често временски зависни и подложни на шум. Поради тоа, традиционалните аналитички методи се соочуваат со ограничувања во однос на скалабилноста, флексибилноста и способноста за генерализација во комплексни системи. Во такви услови се наметнува потребата од примена на напредни аналитички методи способни да ги моделираат нелинеарните зависимости и временската динамика на податоците во електроенергетските системи. Методите на DL овозможуваат ефикасна обработка и автоматско издвојување на релевантни обележја од сировите временски сигнали.

Во продолжение, се разгледуваат CNN и рекурентна невронска мрежа (анг. *recurrent neural network*) (RNN) како основни градбени блокови на предложената архитектура, применета за анализа на квалитетот на електрична енергија и за предвидување на потрошувачката и производството на електрична енергија.

2.2 Конволуциски невронски мрежи

CNN претставуваат посебна класа на длабоки невронски мрежи, дизајнирани за обработка на податоци со просторна или временска структура, како што се слика, видео или еднодимензионални (1Д) сигнали. Основната идеја зад CNN е автоматско извлекување на хиерархиски карактеристики директно од сировите податоци, без мануелно излекување. Овие мрежи се инспирирани од визуелниот кортекс кај човекот, каде што невроните реагираат на локални региони од визуелното поле. Типична CNN архитектура содржи три основни типа на слоеви и тоа: конволуциски слој, слој за здружување (анг. *pooling*) и целосно поврзан слој (анг. *dense layer*). Конволуцискиот слој преку операцијата конволуција овозможува споделување на тежините, со што се намалува бројот на параметри, а се зголемува ефикасноста. Конволуцискиот слој е дефиниран преку следнава математичка релација:

$$y_j = f \left(\sum_i K_{ij} * x_i + b_j \right) \quad (2.1)$$

каде y_j го означува j -тиот излез од конволуцискиот слој и K_{ij} е конволуциското јадро кое е поврзано со влез x_i . b_j е коефициент на поместување (анг. *bias*). Слојот за здружување има неколку функции: намалување на димензионалноста на извлечените карактеристики, забрзување на процесирањето и намалување на ризикот од прекумерно прилагодување на моделот. Најчесто користени техники за здружување се: максимално здружување (анг. *max pooling*) или извлекување на просек (анг. *average pooling*). Во оваа дисертација се користи максимално здружување дефинирано со следнава математичка формулација:

$$y_j = \max_{j\omega - \omega + 1 \leq t \leq j\omega} \{x_i^l(t)\} \quad (2.2)$$

каде каде што y_j претставува излезот од слојот за здружување, $x_i^l(t)$ е влезната активација од l -тиот слој, ω ја означува големината на прозорецот, а t е индексот на примерокот во рамките на прозорецот.

По конволуциските слоеви и слоевите за здружување следуваат целосно поврзани

слоеви, кои ги комбинираат извлечените карактеристики и овозможуваат донесување на конечна одлука, како што е класификација или регресија, во зависност од конкретната примена.

Во ова истражување се користат различни активациски функции, во зависност од улогата на слојот во невронската мрежа. По конволуциските слоеви, чија главна улога е извлекување на обележја, се користат активациските функции, насочена линеарна единица (анг. *rectified linear unit*) (ReLU) и експоненцијална линеарна единица (анг. *exponential linear unit*) (ELU). Изборот на овие активациски функции се должи на нивната пресметковна ефикасност и способноста да обезбедат стабилно и успешно тренирање на длабоките невронски мрежи.

ReLU активациската функција е дефинирана со следнава математичка формула:

$$f(x) = \max(0, x) \quad (2.3)$$

ELU активациската функција е дефинирана како:

$$f(x) = \begin{cases} x, & \text{ако } x \geq 0 \\ \alpha(e^x - 1), & \text{ако } x < 0 \end{cases} \quad (2.4)$$

Во излезниот слој кај МСС најчесто се користи Softmax активациската функција, која е дефинирана како:

$$y_i = \frac{e^{z_i}}{\sum_{j=1}^K e^{z_j}}, \quad i = 1, \dots, K \quad (2.5)$$

каде што z_i е влезната вредност за класата i , додека K го означува вкупниот број на класи. Кај MLC се користи сигмоидната активациска функција, бидејќи секоја класа се разгледува независно од останатите. Таа е дефинирана како:

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2.6)$$

2.3 Рекурентни невронски мрежи

RNN претставуваат класа на вештачки невронски мрежи специјално дизајнирани за обработка на секвенцијални и временски зависни податоци. За разлика од класичните невронски мрежи, RNN поседуваат повратни врски кои овозможуваат информациите од претходните временски чекори да влијаат врз тековниот излез. На овој начин, RNN можат да ја моделираат динамиката на процеси каде редоследот и временската зависност на податоците имаат клучно значење. Во оваа теза ќе се разгледаат мрежи составени од единици наречени долгорочна-краткорочна меморија (анг. *long short-term memory*) (LSTM) и рекурентна единица со порти (анг. *gated recurrent unit*) (GRU).

2.3.1 Долгорочно-краткорочна меморија

LSTM припаѓа на RNN и најчесто се користи за регресија и обработка на секвенцијални податоци. Оваа мрежа е дизајнирана да го надмине проблемот исчезнување на градиентите којшто е чест проблем кај класичните RNN. LSTM има способност да ги моделира долгорочните временските зависности користејќи мемориска ќелија која

овозможува складирање на информации во подолги временски периоди.

Мемориската ќелија се состои од три порти: влезна, излезна и порта за забораване. Влезната порта одредува кои информации се релевантни и треба да се запишат во мемориската ќелија. Таа одлучува кои информации ќе бидат ажурирани во мемориската ќелија, користејќи сигмоидна функција. Тоа се пресметува користејќи ја следнава равенка:

$$i_t = \sigma(W_i[h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (2.7)$$

каде W_i е тежинска функција, а b_i е коефициент на поместување на влезната порта. Портата за забораване одлучува кои информации од претходната состојба треба да се отфрлат и нема да влијаат на идниот излез. Таа е дефинирана со следнава математичка релација:

$$f_t = \sigma(W_f[h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (2.8)$$

каде W_f е тежинска функција, а b_f е коефициент на поместување за портата за забораване, а $[h_{t-1}, x_t]$ претставува конкатенација од претходната скриена состојба и тековниот влез.

Следно, кандидат-состојбата на мемориската ќелија $\tilde{C}_t$ се пресметува со следнава равенка:

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (2.9)$$

каде што W_c и b_c се параметрите поврзани со кандидат-активацијата.

Конечната состојба на мемориската ќелија се одредува со следнава релација:

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t \quad (2.10)$$

2.3.2 Рекурентни единици со порти

GRU исто така припаѓа на класата на RNN, но се карактеризира со поедноставна архитектура која користи само две порти: порта за ажурирање и порта за ресетирање. Овие порти ја контролираат количината на информации кои се задржуваат од претходната состојба и кои се проследуваат кон излезот. Портата за ажурирање z_t е опишана со следнава математичка формулација:

$$z_t = \sigma(W^{(z)}x_t + U^{(z)}h_{t-1}) \quad (2.11)$$

каде $W^{(z)}$ и $U^{(z)}$ се тежински матрици. Сигмоидната функција ги скалира вредностите во интервалот $[0, 1]$.

Портата за ресетирање е одговорна за отфрлање на нерелевантните информации и е опишана со следнава математичка релација:

$$r_t = \sigma(W^{(r)}x_t + U^{(r)}h_{t-1}) \quad (2.12)$$

каде $W^{(r)}$ и $U^{(r)}$ се тежински матрици поврзани со оваа порта.

Кандидат-скриена состојба се пресметува со следнава формулација користејќи ги тежинските матрици W и U :

$$h'_t = \tanh(Wx_t + r_t \odot Uh_{t-1}) \quad (2.13)$$

Симболот $\odot$ го означува Хадамардовиот производ, односно множење елемент по елемент на вектори со еднакви димензии.

Тековната скриена состојба се пресметува преку:

$$h_t = z_t \odot h_{t-1} + (1 - z_t) \odot h'_t \quad (2.14)$$

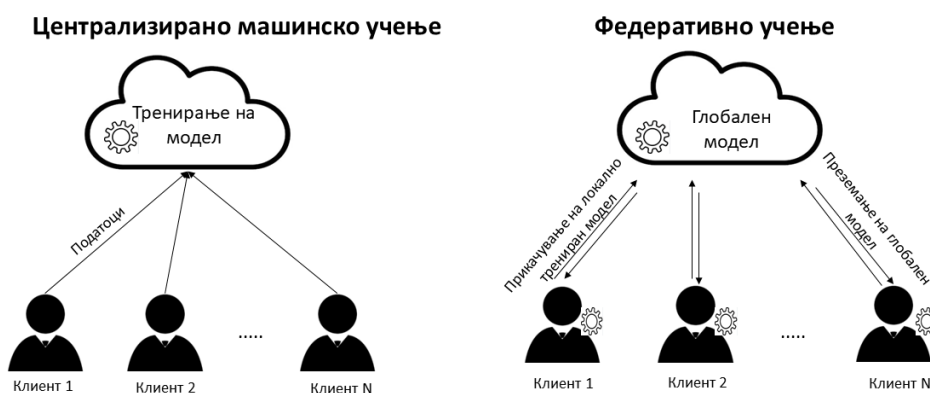
Вредностите на тежинските матрици кај LSTM и GRU се учат за време на процесот на тренирање, при што параметрите започнуваат од иницијални вредности и итеративно се ажурираат со цел минимизирање на грешката на моделот.

Хиперболичката тангенс-функција ($\tanh$) се користи кај RNN кога се моделираат зависности во податоците и е дефинирана како:

$$\tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (2.15)$$

2.4 Федеративно учење

Во претходните подсекции видовме дека успехот на ML и DL во голема мера се должи на достапноста на големи податочни множества со чија помош се обучуваат предложените модели. Кај традиционалните пристапи на ML и DL, сите податоци најчесто се складираат на едно централизирано место, што отвора низа предизвици, како што се: оптоварување при пренос и обработка на податоците, како и нарушување на приватноста на чувствителни информации. Овие проблеми се надминуваат со дистрибуирани пристапи, како што е FL, каде што нема потреба податоците да се чуваат на едно централизирано место. FL претставува техника при која повеќе клиенти соработуваат во решавање на ML задачи под надзор или координација на централен сервер. Сировите податоци на секој клиент се чуваат локално и не се разменуваат, туку наместо тоа се пренесуваат насочени ажурирања на моделот со цел да се постигне заедничката цел на учењето [22]. Концептуалната споредба помеѓу централизираниот пристап кон ML и FL е прикажана на Слика 2.1.



Слика 2.1: Концептуална споредба помеѓу централизирано ML и FL.

Според [23], проблеми кои што се идеални за решавање со FL се:

- Тренирање модели врз реални локални податоци наместо врз синтетички генерирани податоци складирани во податочни центри;
- Ситуации каде податоците се чувствителни од аспект на приватност или податочното множество е големо во однос на комплексноста на моделот;
- Надгледувано учење каде излезите може да се добијат преку интеракција со корисниците.

Главните предности на FL во однос на традиционалните ML и DL пристапи се: значително намалување на количината на податоци што се пренесуваат, како и подобрената безбедност и зачувување на приватноста на податоците. Кај оваа техника се разменуваат само параметрите на локалните модели потребни за ажурирање на глобалниот модел, а не сировите податоци, со што се избегнува оптоварување на мрежата за пренос на податоци. Дополнително, FL нуди значајни предности во однос на другите техники за заштита на приватноста на податоците [24]. Дури и „анонимизираните“ податочни множества во податочните центри можат да ја загрозат приватноста на корисниците при нивно комбинирање со други извори на податоци [25]. Иако FL нуди бројни предности, оваа техника има и одредени недостатоци, меѓу кои најзначајни се хетерогеноста на изворите и самите податоци.

2.4.1 Структура на федеративно учење

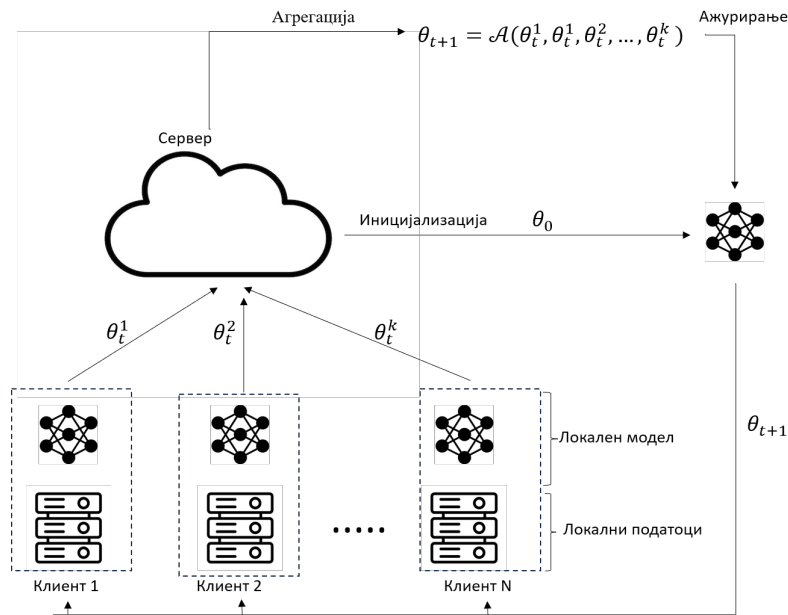
FL претставува дистрибуирана парадигма за машинско учење во која процесот на тренирање е организиран преку соработка помеѓу повеќе автономни учесници. Со цел подобро да се разбере начинот на функционирање на FL, во оваа потсекција се опишуваат неговата основна архитектура, главните учесници и текот на алгоритмот за учење.

Учесници кај FL се:

- Федеративен сервер - серверот ја има централна улога во FL и е одговорен за координација на целиот процес на учење. Тој ја иницира секоја рунда, поставува временски ограничувања, избира подмножество на клиенти кои ќе учествуваат во тековната рунда и ја следи комуникацијата. Серверот ги собира ажурирањата на локалните модели и врши агрегација со цел ажурирање на глобалниот модел. Дополнително, серверот води статистики и записи за процесот на учење [26].
- Клиенти - IT уреди (на пр. мобилни уреди, сензори или локални сервери) кои се одговорни за собирање на податоците и локално тренирање на моделот.
- Алгоритм за FL - алгоритмот го дефинира начинот на кој параметрите од локаланите модели влијаат врз формирањето на глобалниот модел. Тој се извршува на федеративниот сервер и може да биде реализиран преку различни стратегии за агрегација.

Алгоритмот на FL се извршува итеративно преку повеќе комуникациски рунди. Целиот процес е прикажан на Слика 2.2 и формално опишан во Алгоритам 1. На почетокот на секоја рунда, федеративниот сервер избира одреден број на клиенти и

ги испраќа параметрите на тековниот глобален модел до секој од нив. Изборот на подмножество клиенти е направен од аспект на ефикасност, бидејќи експерименталните резултати покажуваат дека придобивките од зголемување на бројот на вклучени клиенти се намалуваат по надминување на одреден процент на учество [23]. Секој од избраните клиенти го тренира моделот локално, користејќи сопствени податоци и применува ажурирања врз параметрите на глобалниот модел. Потоа, серверот ги собира ажурираните параметри од локалните модели и врши нивна агрегација со цел формирање на нов глобален модел. Овој процес се повторува во повеќе рунди сè додека не се постигнат посакуваните перформанси на моделот.



Слика 2.2: Работен тек на FL кој ги прикажува чекорите на иницијализација на глобалниот модел, локално тренирање кај клиентите, размена на параметри и нивна агрегација за формирање нов глобален модел.

Изборот на алгоритам за агрегација игра клучна улога врз перформансите на FL, а самиот избор зависи од повеќе фактори, како што се: мрежната архитектура, достапните пресметковни и комуникациски ресурси, барањата за приватност, како и конкретната апликација. Во литературата се предложени и користени различни алгоритми за агрегација, меѓу кои се: федеративно усреднување (анг. *federated averaging*) (FedAvg), *Federated Median*, *Federated Proximal*, *Federated Yogi*, *Federated Adagrad*, како и проширени варијанти на FedAvg со толеранција на грешки и со диференцијална приватност. Како еден од најчесто користените алгоритми за агрегација во FL, во продолжение е прикажан алгоритмот FedAvg.

Во практични примени на FL, особено кај DL, функцијата на оптимизација најчесто е неконвексна. Иако во продолжение фокусот е ставен на вакви модели, разгледуваниот алгоритам е применлив и на поширока класа на проблеми кои можат да се формулираат како оптимизација со конечна сума. Во тој контекст, функцијата на цел може да се формулира како:

$$\min_{w \in \mathbb{R}^d} f(w) \quad \text{каде} \quad f(w) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f_i(w) \quad (2.16)$$

каде што $\mathbb{R}^d$ е d -димензионално множество на реални броеви, $f_i(w) = \ell(x_i, y_i, w)$ ја претставува функцијата на загуби за примерокот (x_i, y_i) и модел со параметри w и n е бројот на примероци во податочното множество.

Се претпоставува дека постојат K -клиенти, при што податоците се дистрибуирани меѓу нив. Нека $\mathcal{P}_k$ го означува множество на индекси на податоците на клиентот k и n_k каде множеството на податоци кои припаѓаат на клиентот k , односно $n_k = |\mathcal{P}_k|$. Оттука, функцијата на цел може да се запише како:

$$f(w) = \sum_{k=1}^K \frac{n_k}{n} F_k(w) \quad \text{каде} \quad F_k(w) = \frac{1}{n_k} \sum_{i \in \mathcal{P}_k} f_i(w). \quad (2.17)$$

Доколку партиција е таква што примероците се распределени рамномерно меѓу клиентите, тогаш се добива IID-распределба и важи $\mathbb{E}_{\mathcal{P}_k}[F_k(w)] = f(w)$. Меѓутоа, во практични сценарија податоците често се не-IID-распределени, при што различните клиенти располагаат со хетерогени податочни множества. Во такви случаи, локалните функции $F_k(w)$ може значително да отстапуваат од глобалната функција $f(w)$, што претставува еден од главните предизвици кај FL.

Неодамнешниот голем број успешни примени на DL речиси исклучиво се потпираат на различни варијанти на стохастичко спуштање по градиент (анг. *stochastic gradient descent*) (SGD). Оттука, очекувано е дека алгоритмите за оптимизација во FL да се градат поаѓајќи од SGD. За применување на овој метод во FL, во секоја рунда се избира дел C од вкупниот број клиенти и се пресметува градиентот на функцијата на загуби врз сите податоци што ги поседуваат тие клиенти. При $C = 1$, овој алгоритам се нарекува федеративно стохастичко спуштање по градиент (анг. *federated stochastic gradient descent*) (FedSGD). При параметар $C = 1$ и фиксна стапка на учење η , локалниот градиент кај клиент k се дефинира како:

$$g_k = \Delta F_k(\omega_k) \quad (2.18)$$

односно како градиент на локалната функција на цел премертена врз податоците на клиентот k со тековниот глобален модел ω_t . Федеративниот сервер ги собира градиентите од клиентите и се ажурира глобалниот модел според:

$$\omega_{t+1} \leftarrow \omega_t - \eta \sum_{k=1}^K \frac{n_k}{n} g_k(\omega) \quad (2.19)$$

при што важи:

$$\sum_{k=1}^K \frac{n_k}{n} g_k(\omega) = \Delta f(\omega_t) \quad (2.20)$$

еквивалентната формулација на оваа ажурирање е: за секој клиент k локалниот модел се ажурира како:

$$\omega_t^k \leftarrow \omega_t - \eta g_k \quad (2.21)$$

и тогаш:

$$\omega_{t+1} \leftarrow \omega_t - \eta \sum_{k=1}^K \frac{n_k}{n} \omega_{t+1}^k \quad (2.22)$$

Овој пристап може да се прошири така што локалното ажурирање се извршува повеќе пати пред чекорот за усреднување. Овој пристап се нарекува FedAvg. Кај овој алгоритам, пресметковната комплексност се контролира со три параметри и тоа: C -процентот на клиенти вклучени во секоја рунда, B -големина на мини-пакетот (анг. *mini batch*) и E -бројот на епохи низ кои се дотренирува моделот на локално ниво.

Алгоритам 1: Федеративно усреднување

- 1 **Сервер;**
 - 2 Иницијализација на глобалните тежини w_0 ;
 - 3 **за** секој комуникациски круг $t = 1, 2, \dots$ **извршувај**
 - 4 $m \leftarrow \max(C \cdot K, 1)$;
 - 5 $S_t \leftarrow$ случајно избрано множество од m клиенти;
 - 6 **за** секој клиент $k \in S_t$ паралелно **извршувај**
 - 7 $w_{t+1}^k \leftarrow \text{ClientUpdate}(k, w_t)$;
 - 8 $m_t \leftarrow \sum_{k \in S_t} n_k$;
 - 9 $w_{t+1} \leftarrow \sum_{k \in S_t} \frac{n_k}{m_t} w_{t+1}^k$;
 - 10 **Локално ажурирање кај клиентот $\text{ClientUpdate}(k, w)$:**
 - 11 $\mathcal{B} \leftarrow$ поделба на локалното множество P_k на мини-серији со големина B ;
 - 12 **за** секоја локална епоха $i = 1, 2, \dots, E$ **извршувај**
 - 13 **за** секоја мини-серија $b \in \mathcal{B}$ **извршувај**
 - 14 $w \leftarrow w - \eta \nabla \ell(w; b)$;
 - 15 **Врати** w на серверот;
-

3 Вовед во квалитет на електрична енергија

Зголемената интеграција на RES, како и растечкиот број на енергетски конвертори и нелинеарни потрошувачи, претставува еден од главните фактори кои воведуваат нови предизвици во однос на квалитетот на електрична енергија. Овие промени се резултат на зголемената потреба на електрична енергија и глобалните напори за декарбонизација и справување со климатските промени, но истовремено имаат значително влијание брз стабилноста и сигурноста на електроенергетските мрежи.

Нарушувањето на квалитетот на електрична енергија се дефинира со секое изобличување на напонските и струјните сигнали, кое се манифестира преку отстапување во номиналната фреквенција, амплитуда или бранов облик при нормална работа на уредите. Последиците од нарушениот квалитет на електрична енергија најизразено се чувствуваат кај крајните корисници, особено во индустриски средини каде што може да дојде до намалување на ефикасноста и продуктивноста на производните процеси, скратување на животниот век на уредите и инструментите, како и до нивно прегревање [27]. Според [28], загубите од нарушениот квалитет на електрична енергија се проценуваат на 10 билиони евра.

Во пракса, преносните и дистрибутивните оператори најчесто го следат квалитетот на електрична енергија во трафостаниците или точка на заедничко спојување (анг. *point of common coupling*) (PCC). Сепак, зголемената пенетрација на дистрибуираните RES и ESS значително ја менува структурата и динамиката на електроенергетскиот систем. Како резултат на тоа, идните трендови бараат проширување на мониторингот и кон точките на приклучување на RES и ESS [29].

Еден карактеристичен пример е агрегацијата на хармоници кои потекнуваат од PV и ветерни системи, како и полначи за електрични возила (анг. *electric vehicles*) (EVs). Во одредени случаи, агрегираните хармоници во PCC може да бидат ослабени, при што влијанието на полнењето на EVs останува во дозволените граници. Меѓутоа, во други случаи, поради појава на резонанца, хармониците може да се засилат и значително да го влошат работењето на системот [30]. Дополнително, комбинацијата на PV и полначи на EV може да доведе до специфични оперативни предизвици на дистрибутивната мрежа, како што е порастот на напонот по нарушувањето, предизвикан од исклучување на EV за време на напонски пропад во услови на минимално оптоварување. Поврзувањето на PV влијае врз системите, предизвикувајќи напонски пропад и скокови [31, 32, 33], флукуации на напонскиот сигнал [34, 35] и напонски хармоници [36, 37]. Тие се јавуваат како резултат на облачност, сенка на PV, загадување, бројот на PV [38, 39, 40, 4]. Ветерните генератори може да воведат фликери, пропад, скокови и шилци. Таков случај е ветерната фарма во Ирска каде квалитетот на електрична енергија е мониториран од 18 системи за квалитет на електрична енергија [41].

Квалитетот на електрична енергија не се однесува исклучиво на интеракцијата помеѓу мрежата и крајниот потрошувач, туку и на интеракциите помеѓу производствените капацитети, електропреносната и дистрибутивната мрежа, како и индустриските среднонапонски системи. Во овој контекст, важен аспект претставува и електромагнетна компатибилност (анг. *electromagnetic compatibility*) (ЕМС), која ја опишува интеракцијата помеѓу електричните уреди и нивната електромагнетна средина [27]. Меѓународната електротехничка комисија има воспоставено стандарди за ЕМС, кои ги опфаќаат

дефинициите и терминологијата, карактеристиките на електромагнетната средина, дозволените нивоа на нарушувања, мерните техники и процедури, како и насоките за инсталација и ублажување на проблемите со квалитетот на електричната енергија.

Квалитетот на електрична енергија е подеднакво важен и за производителите и дистрибутерите, како и за крајните потрошувачи поради загубите на енергија предизвикани од опрема со енергетска електроника, големи нелинеарни оптоварувања, исправувачи и инвертори [42]. Зголемениот интерес за оваа област е резултат на растечката осетливост на современите уреди, зголемената свесност кај корисниците, зголемената интеграција на RES и зголемената конкуренција на пазарот на електрична енергија. Детекцијата и класификацијата на нарушувањата на квалитет на електрична енергија се неопходни и во паметните микромрежи [34, 43].

Нарушувањата на квалитет на електрична енергија имаат директно влијание врз сигурноста, ефикасноста и доверливоста на модерните електроенергетски системи. Ова ја засилува потребата од примена на напредни системи за мониторинг кои овозможуваат рана детекција и класификација на нарушувањата на напонските сигнали во реално време.

Квалитетот на електрична енергија е тема која што долго време се истражува и сè уште има отворени предизвици. Чинителите на електроенергетската мрежа го мониторираат квалитетот на електрична енергија без автоматизирана анализа на податоците [44]. Ваков пристап е неефикасен бидејќи бара чување на голем број податоци што води кон голема веројатност на човечка грешка. Во [45], покажано е дека мерење на квалитет на електрична енергија во период од 2 години на 5 локации резултирало во складирање на 250 GB податоци. Идеалниот систем за анализа треба да има висока точност при детектирање на нарушувањата и да биде отпорен на шум во реално време. Детекцијата и класификацијата на напонските нарушувања се одвива во три чекори: претпроцесирање, излекување на обележја и класификација. Претпроцесирањето на сигнали опфаќа нормализација, чистење на шумот од сигналите, корекција на фазата и сл. Овие чекори го подготвуваат сигналот за следните фази, извлекување на обележја и класификација. Шумот и фазното поместување имаат големо влијание врз перформансите на моделот [46, 47]. Извлекувањето на обележја е од три домени и тоа: временски (амплитуда), фреквенциски (хармониски компоненти, спектрални центроиди) и временско-фреквенциски домен (вејвлет, С-трансформација) [48]. Најчесто користени техники од процесирање на сигнали се вејвлет трансформација, Хилберт-Хуанг трансформација, С-трансформација [46, 47, 49, 50]. Покрај тоа што вејвлет трансформацијата се карактеризира со временска-фреквенциска резолуција и има широка примена, нејзините перформанси се намалуваат при обработка на сигнали со шум [51]. Дополнително, изборот на соодветната вејвлет функција најчесто се заснова на емпириското искуство [52]. С-трансформацијата претставува ефикасна техника за извлекување на обележја која ги комбинира предностите на Фуриеова трансформација со прозорец (анг. *short-time Fourier transform*) (STFT) и вејвлет трансформација. Сепак, нејзината висока пресметковна комплексност ја ограничува примената во апликации што работат во реално време [53]. Во периодот од 2014 до 2018 година, С-трансформацијата била најчесто користената техника [54].

За класификација се користат техники од ML како машина со носечки вектори (анг.

support vector machine) (SVM), дрва на одлучување (анг. *decision tree*), метод на случајна шума (анг. *random forest*) и вештачка невронска мрежа (анг. *artificial neural network*) (ANN) [55, 56, 57, 58, 59]. И покрај нивната ефикасност во класификација на повеќе класи, нивната ефикасност зависи од извлечените обележја.

Во последните години, DL станува популарна во апликации за квалитет на електрична енергија како резултат на одличните перформанси покажани во компјутерски вид. Користејќи техники од процесирање на сигнали, 1D-сигналите се трансформираат во слики кои што се користат како влез на DL-моделите за класификација [60, 61, 62]. CNN, LSTM, и GRU се користат во детекцијата и класификацијата на напонски нарушувања. Во [63], модел базиран на 1D CNN е предложен за класификација на 16 единечни и комбинирани напонски нарушувања. Во [64], модел со конволуциски невронски мрежи е користен за детекција и класификација на напонски нарушувања од полначите на електрични возила. Во [62], C-трансформацијата се користи за трансформација на 1D сигналите во слики, кои потоа се користат како влез во резидуална невронска мрежа (анг. *residual neural network*) (ResNet) и во нејзината модифицирана верзија. Во модифицираната ResNet, каналите се поделени во групи, при што на секоја група се применуваат посебни конволуциски филтри со цел да се намали комплексноста. Нов алгоритам кој е инспириран од архитектурата *inception ResNet* е предложен во [65] кој покажал одлични резултати и обопштување. Петслојна модифицирана *inception ResNet* е предложена за класификација на 8 напонски нарушувања. Влезот на предложениот модел е 1D и моделот постигнува точност околу 98 %. Моделот е тестиран и на сигнали кои содржат комбинирани напонски нарушувања. Но, во трудот не е објаснето како предложениот модел класифицира комбинирани напонски нарушувања кога има 8 излези и користи активациска функција *softmax*. Во [66], *auto-encoder* е предложен за класификација на дводимензионална (анг. *two dimensional*) (2D) репрезентација на сигналите и детектирање на напонските нарушувања. Во [67], CNN-GRU архитектура е предложена за класификација на седум напонски нарушувања, постигнувајќи точност од 98%. 2D-скалограми се користат како влез на предложениот модел. Во оваа студија исто така се презентирани бројот на параметри на најкористените DL-архитектури. Друг пример кој комбинира CNN и RNN е презентираан во [68]. Авторите предлагаат архитектура составена од две паралелни CNN-BiGRU структури за одделно извлекување временски и фреквенциски обележја. Извлечените обележја потоа се обединуваат со помош на механизам за внимание (англ. *attention mechanism*), кој им доделува поголема тежина на обележјата што се најрелевантни за анализата. Во [69], група за визуелна геометрија (анг. *visual geometry group*) (VGG) архитектурата е предложена за класификација и мерење на времетраењето на нарушување кај напонските сигнали. Исто така се презентирани и комперативна анализа помеѓу *DarkNet*, *AlexNet*, *ResNet* и *VGG-16*, покажувајќи дека модифицираната VGG ги надминува овие модели. Од претходниве студии, како влез на предложените DL-моделите се користат 2D-сигнали со што се зголемува бројот на параметри и пресметковната комплексност.

Во [12], е направена детална ревизија на DL-моделите што се користат во апликации поврзани со квалитетот на електрична енергија. Во истражувањето се идентификувани повеќе недостатоци во постојната литература, меѓу кои се нецелосното опишување на моделите, недостигот од податочни множества и несоодветното означување

на примероците. Исто така во [54] направена е анализа на моделите и отворените предизвици во квалитет на електрична енергија. Според деталната анализа на студиите, потребата од систем за класификација на нарушувања кај напонски сигнали со високи перформанси во реално време сè уште постои. Во [70], нагласени се три недостатоци којшто уште постојат кај детектирање и класификација на напонски нарушувања со DL и тоа: недоволна точност при препознавање на повеќекратни нарушувања, компромис помеѓу параметризацијата на моделот и перформансите на моделот во реално време и отсуство на механизми за засилување на слабите карактеристики во средини со шум, што доведува до намалена точност при класификацијата. Авторите предложуваат *Transformer* модел со вкрстано внимание и фузија на временско-фреквенциски обележја. Моделот се заснова на 1D CNN за издвојување на локалните обележја и на *Transformer* за моделирање на долгорочните временски зависности. Благодарение на соодветниот дизајн на предложената архитектура, моделот содржи 422 372 параметри. Презентираните резултати покажуваат дека моделот ги класифицира сложените нарушувања со успешност од 98%.

Сумирано, литературата покажува дека полето на детекција и класификација на напонски нарушувања бележи интензивен развој, особено со воведувањето на методи базирани на DL. Сепак, и покрај високите класификациски точности прикажани во контролирани услови, остануваат неколку значајни отворени прашања, како што се робусноста на моделите во присуство на шум, препознавањето на комбинирани нарушувања, компромисот помеѓу точноста и пресметковната ефикасност, како и ограничената репродуцибилност на дел од предложените решенија. Овие предизвици покажуваат дека постои јасна потреба од понатамошен развој на интелигентни и ефикасни модели за анализа на напонски нарушувања, способни за примена во современи електроенергетски системи.

3.1 Дефиниција

Терминот квалитет на електрична енергија се однесува на степенот до кој електричната енергија што се испорачува кон еден систем ги задоволува пропишаните стандарди за напон, струја и фреквенција [71], така што поврзаните уреди функционираат правилно, ефикасно и без деградација или несакани нарушувања [27]. Квалитет на електрична енергија се однесува на квалитетот на снабдувањето со електрична енергија и ја мери доверливоста, ефикасноста и стабилноста на изворот на електрична енергија. Според [28], квалитет на електрична енергија е обврска како на дистрибутерот, така и на крајниот корисник. Во идеален електроенергетски систем, обликот на напонскиот сигнал е синусоидална функција, фреквенцијата е константна, а системот е балансиран. Отстапувањата од овие услови предизвикани од нарушувања во мрежата или од интеракцијата помеѓу напојувањето и поврзаните потрошувачи, се сметаат за проблеми на квалитет на електрична енергија.

Во литературата постои одредена конфузија околу поимот квалитет на електрична енергија, при што различни автори користат различни дефиниции за квалитет на напон, струја, електрична енергија, снабдување и потрошувачка. Квалитетот на напонот се однесува на отстапувањата на напонскиот сигнал од идеален синусен сигнал со константна амплитуда (230 V или 110 V) и фреквенција (50 Hz или 60 Hz). Квалитетот на

струјата се однесува на отстапувањата на брановиот облик на струјата од синусоидална функција со константна амплитуда и фреквенција, кој е во фаза со напонскиот сигнал. Повеќе од нарушувањата на квалитет на електрична енергија се поврзани со квалитет на напонот [72, 73]. Квалитет на електрична енергија претставува комбинација од квалитетот на напонот и струјата. Во оваа докторска дисертација, ќе се разгледуваат нарушувањата кај напонските сигнали.

3.2 Нарушувања кај напонските сигнали

Изобличувањата што се јавуваат кај напонскиот сигнал се нарекуваат нарушувања на напонските сигнали. Тие може да се класифицираат во две основни категории:

- **Варијации**, кои претставуваат мали отстапувања од номиналните напонски вредности (на пример, амплитуда и фреквенцијата) и може континуирано да се мерат;
- **Настани**, кои се јавуваат повремено (на пример, прекини или напонски падови) и се карактеризираат со јасно дефиниран почеток и крај, определени со надминување на одреден праг.

Разликата помеѓу варијација и настан не е секогаш очигледна. Варијацијата може да се измери во секој момент, а додека за регистрирање на настан потребно е да се надмине определен праг. Бидејќи поставувањето на граничните вредности е до одреден степен произволно, не постои јасна граница помеѓу варијацијата и настанот. Затоа, како нарушување на напонскиот сигнал се смета секоја промена што предизвикува одреден проблем кај корисникот или кај мрежниот оператор [27].

Нарушувања на напонски сигнали кои ќе бидат опфатени во ова истражување се: напонски пропад, напонски скок, прекин, импулсна преодна појава, осцилаторна преодна појава, хармоници, флукутации на напонот - фликер и засек. Дефинирањето на нарушувањата е дадено во [71]. Во продолжение се дадени дефиниции за разгледуваните напонски нарушувања.

- Напонски пропад е нарушување кои се манифестира со намалување на ефективната вредност на напонот помеѓу 10% и 90% од основната вредност, во времетраење до една минута. Напонскиот пропад најчесто се појавува при вклучување на големи потрошувачи или големи мотори. Исто така, се појавува при куси врски во системот. Напонскиот пропад се карактеризира со времетраење и ефективната вредност.
- Напонскиот скок е нарушувања кај кое се јавува зголемување на ефективната вредност на напонот помеѓу 110% и 180% од основната вредност со времетраење најмногу до една минута. Тој се појавува при исклучувања на големи потрошувачи или при вклучување на големи кондензаторски батерии. Исто како напонските пропади, напонските скокови се карактеризираат со времетраење и ефективна вредност.
- Прекин се јавува кога ефективната вредност на напонот е под 10% од основната вредност со времетраење кое не надминува една минута.

- Хармониците се компоненти на периодичен несинусен напонскиот сигнал кои имаат фреквенции кои се цел број пати од фреквенцијата на номиналниот напон. Основната фреквенција f_0 на напонот е 50 Hz во европските земји.

$$f(t) = \sum_{n=1}^{\infty} A_n \cos(2\pi n f_0 t + \varphi_n) \quad (3.1)$$

каде A_n е амплитуда и φ_n фаза за дадениот хармоник. Хармониците се резултат на нелинеарните карактеристики на уредите во енергетскиот систем. Мерка за хармониското изобличување е тотално хармониско изобличување кое се пресметува со следнава равенка:

$$THD = \frac{\sqrt{\sum_{n=2}^{\infty} V_n^2}}{V} \quad (3.2)$$

каде V е ефективната вредност на основната фреквенциска компонента V_n е ефективната вредност на n -тиот хармоник.

- Интерхармониско изобличување е друг тип на напонско нарушување кое содржи хармониски компоненти со фреквенција која не е цел број пати од основната фреквенција f_0 . Вакво нарушување претставува напонска флукуација или фликер. Фликер е напонско нарушување кое се јавува дури и при мали варијации на напонот со фреквенции помеѓу 1 и 15 Hz. Напонските флукуации се предизвикани од променливи карактеристики на товарот. Електролачни печки, стартување на мотори, пилани и лачно заварување се типични извори на напонски флукуации. Оваа нарушување предизвикува промени кај извори на светлина.
- Засек претставува периодична промена кај напонот, која се јавува кога струјата преминува од една фаза во друга фаза. Во тој период постои куса врска помеѓу двете фази. Фреквенциските компоненти кои што се јавуваат се високи. Засекот може да се анализира како преодна појава и хармониско нарушување. Засекот се карактеризира со големина на падот на напонот, времетраењето и површината. Тие се мешаат со преодните појави, но засекот е континуирана, повторувачка, стационарна состојба на напонот.
- Импулсна преодна појава е ненадејна, неенергетска промена во фреквенција во стационарна состојба на напонот, струјата или и двете, која е еднонасочна по поларитет. Таа се карактеризира со времетраењето на пораст и опаѓање. Таа најчесто се јавува како резултат на гром. Овие нарушувања може да предизвикаат осцилаторна преодна појава.
- Осцилаторна преодна појава претставува напон или струја чија моментална вредност брзо го менува поларитетот. Се опишува со доминатна фреквенција, времетраење и амплитуда.

3.3 Преглед на стандардите за квалитет на електрична енергија

Постојат стандарди кои ги дефинираат дозволените нивоа на изобличување на струјата и напонот. Стандардите за квалитет на електрична енергија ги дефинираат

нарушувањата, ги дефинираат процентите на отстапувања за стабилно и веродостојно работење на целиот енергетски систем и даваат насоки за мониторирање на квалитетот на електрична енергија. Стандарди за квалитет на електричната енергија се:

1. IEEE Standards

- IEEE 519-2022 [74] е стандард за контрола на хармониците во електроенергетските системи. За разлика од претходните верзии, кои биле објавени како препорачани практики и барања, верзијата од 2022 година е објавена како стандард. Неговата главна цел е да обезбеди прифатлив квалитет на електричната енергија во РСС преку дефинирање на дозволените граници на хармониската дисторзија. Стандардот поставува цели и ограничувања што треба да се земат во предвид при проектирањето електрични системи со линеарни и нелинеарни оптоварувања.
- IEEE 1159 [71] Прирачник за мониторирање на квалитетот на електрична енергија и дефинирање на нарушувањата на квалитетот на електрична енергија и нивните карактеристики. Исто така, овој стандард претставува водич за мониторирање на квалитетот на електрична енергија.
- IEEE 1459 [75] ги дефинира универзалните дефиниции за мерење на моќноста (активна, реактивна, привидна моќност, фактор на моќност) во еднофазен и повеќефазен систем, земајќи ги предвид комплексностите на современите електроенергетски мрежи со синусоидални и несинусоидални, балансирани или небалансирани услови и придонесува кон дизајнот на подобри мерни инструменти преку раздвојување на моќноста на основната фреквенција од ефектите на хармониците.

2. IEC Standards

- IEC 61000-Ги дефинира стандардите за електромагнетна компатибилност, адресирајќи ги нарушувањата како хармоници, транзиенти и сл. Има повеќе категории кои ги офаќаат дефинициите, терминологијата, карактеристиките на средината каде опремата е поставена, дозволениот степен на нарушувања предизвикани од уредите, детален водич за мерната опрема и постапките за тестирање, водичот за инсталирање на опремата за решавање на проблеми со квалитет на електрична енергија.

3. EN Standards

- EN 50160 [28] Ги дефинира параметрите и дозволените отстапувања на напонот во РСС од јавните нисконапонски и среднонапонски дистрибутивни системи при нормални услови на работа.

4 Методологија за детекција и класификација на напонски нарушувања

Во оваа поглавје е претставена методологијата за детекција и класификација на напонските нарушувања со примена на DL. Најпрво се опишуваат користените податочни множества, нивната подготовка и начинот на означување на класите. Потоа се претставуваат предложените архитектури и постапката за нивно обучување и евалуација. Посебно се разгледуваат повеќекласниот и повеќезначниот пристап за класификација. На крајот е опишана имплементацијата на предложениот модел во систем за детекција и класификација во реално време, како и неговата експериментална верификација во лабораториски услови.

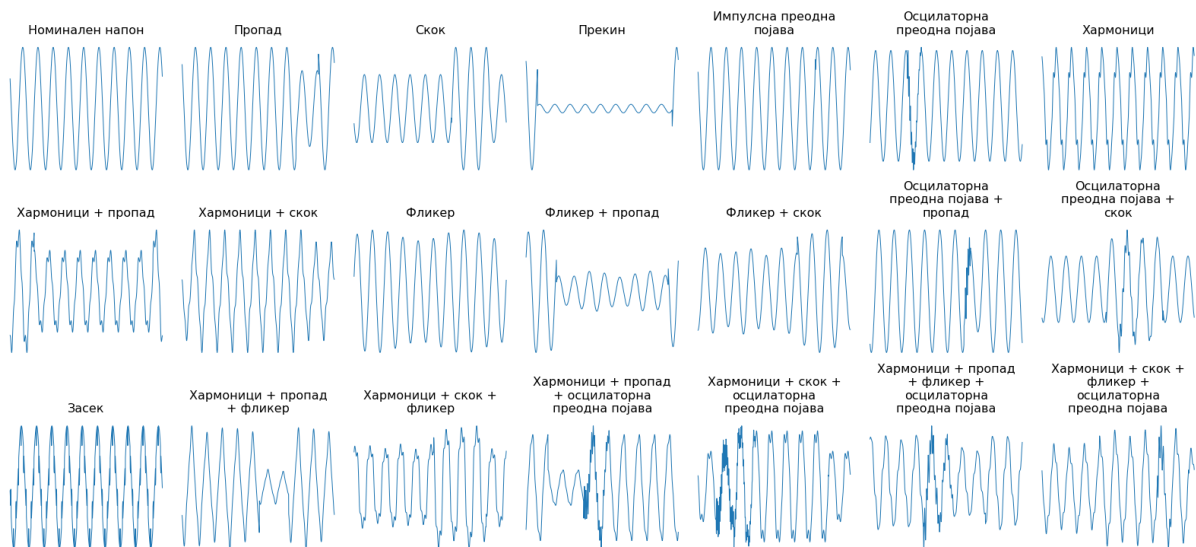
4.1 Податочно множество

Во оваа дисертација се користени повеќе податочни множества за тренирање, валидација и тестирање на предложениот модел за детекција и класификација на нарушувања кај напонските сигнали. Пример од нарушувањата кај напонските сигнали се прикажани на Слика 4.1. Синтетички генерирано множество е добиено со помош на математичките модели на нарушувањата, презентирани во [76] и прикажани во Табела 4.1.

За првичната предложена архитектура е користено податочното множество кое е применето во истражувањето спроведено во рамки на докторската дисертација [77]. Кај оваа податочно множество, фреквенцијата на земање на одбирици е поставено на 3200 Hz. Сигналите содржат додаден шум во опсегот од 30 до 50 dB и фазно поместени во интервалот $[-\pi, \pi]$.

За тренирање, валидирање и тестирање на конечната предложена архитектура се користат сигналите генерирани со помош на симулаторот на напонски нарушувања, презентирани во [78]. Фреквенцијата на земање на одбирици изнесува 6400 Hz. Оваа фреквенција е во согласност со стандардите за квалитет на електрична енергија, со цел да се опфатат хармонинските компоненти до 50-ти ред. Секој сигнал се состои од 10 основни периоди, при што основната фреквенција на сигналите е 50 Hz. Изборот на 10 циклуси е направен во согласност со стандардите за системи со номинална фреквенција 50 Hz. Прозорците се дефинирани како непреклопувачки.

Според стандардот IEC 61000-4-15 [79], за мерење на краткорочен индекс на треперење P_{st} и долгорочен индекс на треперење P_{lt} е потребно времетраење 10 min односно 2 h. Бидејќи целта на оваа докторска дисертација е брзо детектирање на краткорочна амплитудна модулација во 50 Hz сигнал, за мониторинг и класификација, а не пресметување на стандарден степен на треперење според IEC 61000-4-15 (P_{st}/P_{lt}), применет е краток прозорец за анализа од 10 основни циклуси (0,2 s) со фреквенција на земање примероци од 6400Hz. Високата стапка на одбирици (128 примероци по циклус) овозможува робусна проценка на синхронизирани по циклус обележја, како што се RMS и мерките на анVELOпа, дури и во присуство на шум и изобличувања на брановата форма, додека прозорецот од 0,2 s обезбедува детекција со мала латентност. Добиениот индикатор се интерпретира како временски локална карактеристика на модулацијата, а не како IEC-индекс на треперење.



Слика 4.1: Примери од сигналите што одговараат на различни класи на нарушувања на напонот.

Сигналите содржат додаден бел Гаусов шум, при што SNR е во интервалот $[20, 50]$ dB. Дополнително, сигналите се фазно поместени, при што фазното поместување е распределено во интервалот $[-\pi, \pi]$. За секоја комбинација на нарушувања се генерирани по 2000 сигнали, што резултира со податочно множество од вкупно 42000 сигнали. Податочното множество е поделено на три подмножества за тренирање, валидација и тестирање во сооднос 80:10:10, односно на множество за тренирање, множество за валидација и множество за тестирање на предложениот модел. Дополнително, за тестирање на конечниот модел е генерирано податочно множество со користење на моделите презентирани во [77], при што фреквенцијата на земање одбиороци е променета на 6400 Hz.

Исто така, предложениот модел е тестиран со репродуцирани сигнали во лабораториски услови со цел да се добие пореална слика. Начинот на добивање на овие сигнали е опишан во потсекција 4.6.

4.2 Означување на нарушувањата кај напонските сигнали

Правилното означување на напонските сигнали претставува еден од клучните предуслови за развој, тренирање и објективна евалуација на моделите за автоматска класификација на нарушувањата на напонските сигнали. Ознаката доделена на секој сигнал треба недвосмислено да го опишува присутното нарушување или комбинацијата од нарушувања. Меѓутоа, исполнувањето на ова барање е значително поедноставно кај синтетички генерираните сигнали отколку кај сигналите измерени во реални електроенергетски системи.

Кај синтетички генерираните сигнали нивното означување е релативно едноставно и директно. Сепак, вака дефинираните ознаки не секогаш соодветствуваат со сложеноста на реалните напонски сигнали. Недостигот на јавно достапни и соодветно означени реални податочни множества дополнително го усложнува овој проблем, особено при анализа на комбинирани нарушувања.

Во практични услови, напонскиот пропад, напонскиот скок, хармониските

Табела 4.1: Дефинирање на класите на напонските нарушувања и нивните математички модели.

Напонски нарушувања	Ознака	Математички модели на напонското нарушување	
Номинален напон	C0	$x(t) = A \sin(\omega t - \varphi)$	
Пропад	C1	$x(t) = A \left(1 - \alpha(u(t - t_1) - u(t - t_2)) \right) \sin(\omega t - \varphi)$	
Скок	C2	$x(t) = A \left(1 + \beta(u(t - t_1) - u(t - t_2)) \right) \sin(\omega t - \varphi)$	
Прекин	C3	$x(t) = A \left(1 - \rho(u(t - t_1) - u(t - t_2)) \right) \sin(\omega t - \varphi)$	
Импулсивна преодна појава/Шилец	C4	$x(t) = A \left[\sin(\omega t - \varphi) - \psi(e^{-750(t-t_a)} - e^{-344(t-t_a)})(u(t - t_a) - u(t - t_b)) \right]$	
Осцилаторна преодна појава	C5	$x(t) = A \left[\sin(\omega t - \varphi) + \beta e^{-(t-t_i)/\tau} \sin(\omega_n(t - t_i) - \theta) (u(t - t_{ii}) - u(t - t_i)) \right]$	
Хармоници	C6	$x(t) = A \left[\sin(\omega t - \varphi) + \sum_{n=2}^7 \alpha_n \sin(n\omega t - \theta_n) \right]$	
Хармоници + Пропад	C7	$x(t) = A \left(1 - \alpha(u(t - t_1) - u(t - t_2)) \right) \left[\sin(\omega t - \varphi) + \sum_{n=2}^7 \alpha_n \sin(n\omega t - \theta_n) \right]$	
Хармоници + Скок	C8	$x(t) = A \left(1 + \beta(u(t - t_1) - u(t - t_2)) \right) \left[\sin(\omega t - \varphi) + \sum_{n=2}^7 \alpha_n \sin(n\omega t - \theta_n) \right]$	
Фликер	C9	$x(t) = A [1 + \lambda \sin(\omega_f t)] \sin(\omega t - \varphi)$	
Фликер + Пропад	C10	$x(t) = A [1 + \lambda \sin(\omega_f t) - \alpha(u(t - t_1) - u(t - t_2))] \sin(\omega t - \varphi)$	
Фликер + Скок	C11	$x(t) = A [1 + \lambda \sin(\omega_f t) + \beta(u(t - t_1) - u(t - t_2))] \sin(\omega t - \varphi)$	
Пропад + Осцилаторна преодна појава	C12	$x(t) = A \left[\sin(\omega t - \varphi) \left(1 - \alpha(u(t - t_1) - u(t - t_2)) \right) + \beta e^{-(t-t_i)/\tau} \sin(\omega_n(t - t_i) - \theta) (u(t - t_{ii}) - u(t - t_i)) \right]$	
Скок + Осцилаторна преодна појава	C13	$x(t) = A \left[\sin(\omega t - \varphi) \left(1 + \beta(u(t - t_1) - u(t - t_2)) \right) + \beta e^{-(t-t_i)/\tau} \sin(\omega_n(t - t_i) - \theta) (u(t - t_{ii}) - u(t - t_i)) \right]$	
Засек	C14	$x(t) = A \left[\sin(\omega t - \varphi) - \text{sign}(\sin(\omega t - \varphi)) \sum_{n=0}^{N_c-1} k(u(t - (t_c + s n)) - u(t - (t_d + s n))) \right]$	
Хармоници + Пропад + Фликер	C15	$x(t) = A(1 + \lambda \sin(\omega_f t)) \left[\sin(\omega t - \varphi) + \sum_{n'=2}^5 \alpha_{n'} \sin(n' \omega t - \theta_{n'}) \right] \left(1 - \alpha(u(t - t_1) - u(t - t_2)) \right)$	
Хармоници + Скок + Фликер	C16	$x(t) = A(1 + \lambda \sin(\omega_f t)) \left[\sin(\omega t - \varphi) + \sum_{n'=2}^5 \alpha_{n'} \sin(n' \omega t - \theta_{n'}) \right] \left(1 + \beta(u(t - t_1) - u(t - t_2)) \right)$	
Хармоници + Пропад + Осцилаторна преодна појава	C17	$x(t) = A \left[\left(1 - \alpha(u(t - t_1) - u(t - t_2)) \right) \sum_{n''=1}^5 \alpha_{n''} \sin(n'' \omega t - \theta_{n''}) + \beta e^{-(t-t_i)/\tau} \sin(\omega_n(t - t_i) - \theta) (u(t - t_{ii}) - u(t - t_i)) \right]$	
Хармоници + Скок + Осцилаторна преодна појава	C18	$x(t) = A \left[\left(1 + \beta(u(t - t_1) - u(t - t_2)) \right) \sum_{n''=1}^5 \alpha_{n''} \sin(n'' \omega t - \theta_{n''}) + \beta e^{-(t-t_i)/\tau} \sin(\omega_n(t - t_i) - \theta) (u(t - t_{ii}) - u(t - t_i)) \right]$	
Хармоници + Пропад + Фликер + Осцилаторна преодна појава	C19	$x(t) = A \left[\left(1 - \alpha(u(t - t_1) - u(t - t_2)) \right) \sum_{n''=1}^5 \alpha_{n''} \sin(n'' \omega t - \theta_{n''}) + \beta e^{-(t-t_i)/\tau} \sin(\omega_n(t - t_i) - \theta) (u(t - t_{ii}) - u(t - t_i)) \right] (1 + \lambda \sin(\omega_f t))$	
Хармоници + Скок + Фликер + Осцилаторна преодна појава	C20	$x(t) = A \left[\left(1 + \beta(u(t - t_1) - u(t - t_2)) \right) \sum_{n''=1}^5 \alpha_{n''} \sin(n'' \omega t - \theta_{n''}) + \beta e^{-(t-t_i)/\tau} \sin(\omega_n(t - t_i) - \theta) (u(t - t_{ii}) - u(t - t_i)) \right] (1 + \lambda \sin(\omega_f t))$	
Користени параметри при дефинирање на напонските нарушувања: $N = 10, f = 50 \text{ Hz}$			
Пропад/Скок/Прекин	Преодна појава	Фликер	Осцилаторна преодна појава
$T \leq t_2 - t_1 \leq (N - 1)T$ $0.1 \leq \alpha \leq 0.9$ $0.1 \leq \beta \leq 0.8$ $0.9 \leq \rho \leq 1.0$	$0.222 \leq \psi \leq 1.11$ $T \leq t_a \leq (N - 1)T$ $t_b = t_a + 1\text{ms}$	$0.05 \leq \lambda \leq 0.1$ $8 \leq f_f \leq 25 \text{ Hz}; \omega_f = 2\pi f_f$	$300 \leq f_n \leq 900 \text{ Hz}; \omega_n = 2\pi f_n$ $8\text{ms} \leq \tau \leq 40\text{ms}; -\pi \leq \theta \leq \pi$ $0.5T \leq t_{ii} - t_i \leq \frac{N}{3.33}T$ $\frac{T}{5} \leq t_{iv} - t_f \leq t_2 - t_1; t_f \geq t_1; t_{iv} \leq t_2$
Хармоници		Засек	
$n = \{3, 5, 7\}; 0.05 \leq \alpha_n \leq 0.15; -\pi \leq \vartheta, \vartheta_{n'}, \vartheta_{n''} \leq \pi$ $n' = \{3, 5\}; 0.05 \leq \alpha_{n'} \leq 0.15$ $n'' = \{1, 3, 5\}; \alpha_n \leq 1 \wedge n'' = 1; 0.05 \leq \alpha_{n''} \leq 0.15 \wedge n'' = \{3, 5\}$		$0.01T \leq t_d - t_c \leq 0.05T; t_d \leq s; t_c \geq 0; 0.1 \leq k \leq 0.4$ $c = \{1, 2, 4, 6\}; s = \frac{T}{c}$	

изобличувања, фликерот и осцилаторните преодни појави може да се појават истовремено или во временски интервали што се преклопуваат. Како резултат на тоа се добиваат сложени бранови облици кај кои не е секогаш можно јасно да се одреди едно доминантно нарушување. Во вакви случаи, доделувањето само една ознака може да доведе до губење релевантни информации, но и до неодреденост при обучувањето и евалуацијата на класификацискиот модел.

Визуелната репрезентација на извлечените обележја претставува корисен индикатор за тоа дали предложениот модел успешно ги извлекува обележјата кои се групираат во кластери според дефинираната класа или комбинации на нарушувања. За оваа цел се користи *t*-дистрибуирано стохастичко вградување на соседите (анг. *t-distributed stochastic neighbor embedding*) (t-SNE) метода со која се намалува димензијата на извлечените обележја. Визуелниот приказ на извлечените обележја за индивидуалните нарушувања кај напонските сигнали користејќи го CNN-моделот е прикажан на Слика 4.2, каде што може да се забележи дека извлечените обележја формираат кластери кои што се јасно одделени и непреклопувачки.

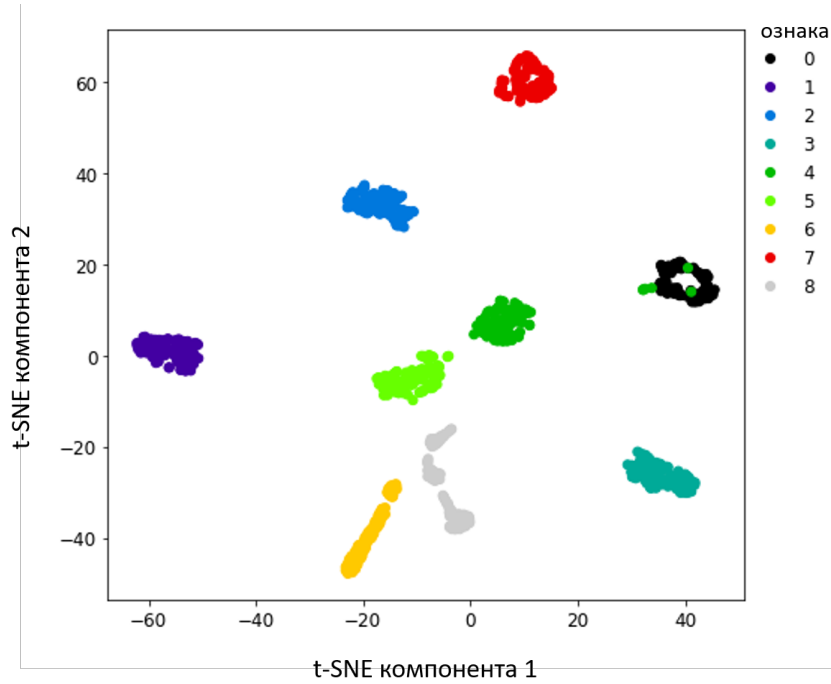
На Слика 4.3 се прикажани извлечените обележја на напонските нарушувања кои претставуваат комбинација од повеќе индивидуални нарушувања. Обележјата се естрахирани со вториот предложен CNN модел. Од прикажаното може да се забележи преклопување помеѓу комбинациите кои содржат исти типови на нарушувања кај напонските сигнали. Ова ја наметнува потребата од разгледување на соодветен пристап за означување на сложените нарушувања кои вклучуваат повеќе нарушувања на напонскиот сигнал.

Во најголем дел од литературта, ваквите комбинации на нарушувања се третираат како проблем на MCC. Меѓутоа, класификацијата на овие нарушувања може поприродно да се формулира и како проблем на MLC, каде што секој сигнал може истовремено да припаѓа на повеќе класи. Според нашите сознанија, релативно мал број на истражувања имаат применето MLC во областа на квалитет на електрична енергија [80, 81, 82, 83]. Во оваа дисертација, за првпат се врши системска споредба на MCC и MLC применети на истото податочно множество и под исти експериментални услови. Со ова се обезбедува објективна анализа на предностите и ограничувањата на двата пристапа и се придонесува кон појасно дефинирање на соодветната стратегија за означување и класификација на сложените нарушувања кај напонските сигнали.

4.3 Повеќекласна класификација

Со овој пристап, секоја комбинација од напонски нарушувања се третира како посебна класа. При ваква формулација се разгледуваат 21 класа, од кои 9 класи одговараат на изолирани нарушувања, додека останатите класи претставуваат комбинации од две, три или четири нарушувања кај напонските сигнали.

Означувањето на податоците се врши со вектор чија должина е еднаква на бројот на класи, при што секој елемент од векторот ја означува припадноста на сигналот кон соодветната класа. Кај овој пристап е дозволено во векторот да се појави само една '1' која според својата позицијата ја означува класата на која припаѓа влезниот сигнал, додека сите останати елементи имаат вредност '0'. Овој пристап е соодветен кога дефинираните комбинации на нарушувања соодветствуваат на реалните мерења.



Слика 4.2: Визуелна репрезентација на извлечените карактеристики на индивидуалните нарушувања со користење на предложената CNN-архитектура.

Главен недостаток на ваквата формулација е тоа што не овозможува генерализација кон непредвидените комбинации на нарушувања, бидејќи моделот е трениран исклучиво на комбинациите кои биле експлицитно дефинирани во процесот на означување. Оттука, моделот може да има ограничена примена во реални услови каде се појавуваат нови или ретки комбинации на напонски нарушувања.

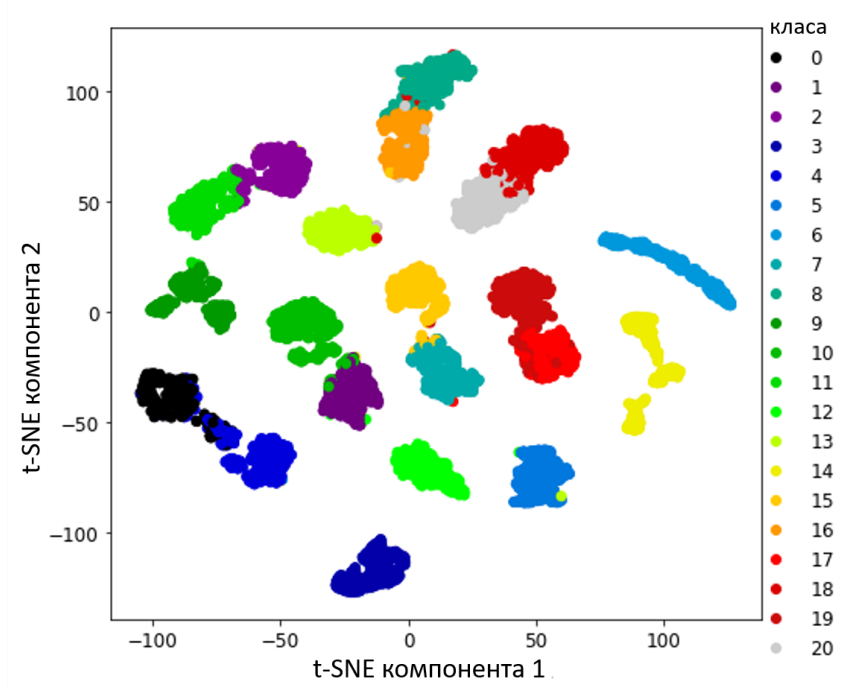
Кај овој пристап се разликуваат параметрите на последниот слој на невронската мрежа за класификација. Бројот на неврони во излезниот слој е поставен на 21, што одговара на вкупниот број на разгледувани класи. Како активациска функција се користи функцијата *softmax*, која излезните вредности на моделот ги претвора во распределба на веројатности по класи, така што секоја веројатност е во интервалот $[0, 1]$, а нивниот збир изнесува 1.

Излезниот вектор има должина 21 елемент, при што секој елемент ја претставува веројатноста влезниот сигнал да припаѓа на соодветна класа. Сигналот се класифицира во класата со најголема пресметена веројатност.

Како функција на загуба кај MCC е категоријска вкрстена ентропија (анг. *categorical cross-entropy*) (CCE) која ја мери разликата помеѓу вистинската распределба на класите и предвидената распределба. Таа е дефинирана со следнава равенка:

$$CCE = \sum_{i=1}^N y_i \log \hat{y}_i \quad (4.1)$$

каде y_i ја означува вистинката класа, а $\hat{y}_i$ ја означува предвидената веројатност за класата i .



Слика 4.3: Визуелна репрезентација на извлечените карактеристики на индивидуалните и комплексни нарушувања со користење на предложената CNN-архитектура.

4.3.1 Метрики за евалуација на повеќекласната класификација

За евалуација на MCC се користат метриците точност, прецизност, отповикување (анг. *recall*) и F_1 оценка. Нивните вредности се пресметуваат врз основа на матрицата на конфузија. За секоја класа i , таа се разгледува како позитивна, додека сите останати класи заедно се разгледуваат како негативни. На овој начин, за секоја класа посебно се определуваат бројот на вистински позитивни (анг. *true positive*) (TP), грешно позитивни (анг. *false positive*) (FP), вистински негативни (анг. *true negative*) (TN) и грешно негативни (анг. *false negative*) (FN). Врз основа на овие вредности се пресметуваат точноста, прецизността, отповикување и F_1 оценка за секоја.

Точноста е глобална метрика која се пресметува за сите класи и дава општа слика за перформансите на моделот. Таа го мери односот помеѓу бројот на точно класифицирани примероци и вкупниот број на примероци и се пресметува со следната равенка:

$$\text{Точност} = \frac{TP}{\text{Вкупно}} \quad (4.2)$$

Прецизността го мери односот помеѓу бројот на точно предвидени примероци за дадена класа и вкупниот број на примероци кои моделот ги предвидел дека припаѓаат на таа класа. Се пресметува со следнава равенка:

$$\text{Прецизност} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4.3)$$

Отповикувањето го мери односот помеѓу бројот на точно предвидени примероци и бројот

на сите примероци кои припаѓаат на таа класа. Дефинирана со следнава равенка:

$$\text{Отповикување} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4.4)$$

F_1 оценка ја претставува хармониската средина помеѓу прецизноста и комплетноста и се пресметува со следнава равенка:

$$F_1 - \text{оценка} = 2 \frac{\text{Прецизност} \cdot \text{Комплетност}}{\text{Прецизност} + \text{Комплетност}} \quad (4.5)$$

4.4 Повеќезначна класификација

Кај MLC, бројот на ознаки изнесува девет и ги опфаќа индивидуалните напонски нарушувања: номинален сигнал, напонски пропад, напонски скок, напонски прекин, импулсна преодна појава, осцилаторна преодна појава, хармониски изобличувања, фликер и напонски засек. Припадноста на сигналот кон класите се претставува со бинарен вектор чија должина е еднаква на бројот на ознаки.

За разлика од MCC, кај MLC бинарниот вектор може да содржи повеќе вредности еднакви на '1' при што секоја од нив означува присуство на соодветното напонско нарушување во разгледуваниот сигнал. Со ваквиот пристап се овозможува моделирање на сите можни комбинации на сите девет ознаки, со што се надминува ограничувањето на MCC пристапот, кој ги разгледува само однапред дефинираните комбинации. На овој начин се овозможува поадекватно опишување на реалните настани, каде повеќе типови на напонски нарушувања можат да се појават истовремено.

Архитектурата на предложената невронска мрежа за MLC се разликува од MCC единствено во последниот излезен слој. Наместо *softmax* функција, како функција на активација се користи сигмоидна функција $\sigma(x)$ која ја пресметува веројатноста за присуство на секое напонско нарушување поединечно.

Како функција на загуба кај MLC се користи бинарна вкрстена ентропија (BCE) која ја мери разликата помеѓу вистинските и предвидените вредности за секоја лабела. BCE е дефинирана со следната равенка:

$$BCE = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i \log \hat{y}_i + (1 - y_i) \log (1 - \hat{y}_i) \quad (4.6)$$

каде, N е бројот на примероци, L е бројот на лабели, y_i ја означува вистинската вредност за j -тата лабела за i -тиот примерок, а $\hat{y}_i$ е соодветната предвидена вредност.

4.4.1 Метрики за евалуација

Метриките за евалуација кај MLC се разликуваат од оние кај MCC, бидејќи еден примерок може истовремено да припаѓа на повеќе класи. Согласно [84, 85], во оваа истражување се користат следните метрики за евалуација на моделот: Хамингова загуба (анг. *Hamming loss*) (HL), точност на подмножество, точност за секој излез одделно, загуба на ранг (анг. *ranking loss*) (RL), една грешка (анг. *one-error*) (OE).

HL ја мери просечната стапка на погрешно предвидените излези. Се пресметува како односот на бројот на погрешно предвидени вредности и бројот на примероци.

$$HL = \frac{1}{NL} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^L 1(y_{ij} \neq \hat{y}_{ij}) \quad (4.7)$$

Каде L е бројот на излези ($L = 9$), $1(y_{ij} \neq \hat{y}_{ij})$ е индикаторска функција која има вредност ‘1’ кога условот е исполнет, а ‘0’ во спротивно.

За да се добие подетална анализа на грешките на моделот, HL се пресметува одделно за секоја ознака j , користејќи ја следнава равенка:

$$HL_j = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N 1(y_{ij} \neq \hat{y}_{ij}) \quad (4.8)$$

Точноста на подмножество го мери уделот на примероци за кои сите ознаки се точно предвидени:

$$Acc = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^L 1(y_{ij} = \hat{y}_{ij}), \quad (4.9)$$

Индикаторската функција има вредност 1 само ако сите L ознаки се точно предвидени, а 0 во спротивно. Оваа метрика е строга, бидејќи дури и една погрешно предвидена ознака го прави целиот примерок неточно класифициран според оваа мерка.

Точноста по ознака го мери уделот на примероци за кои j -тата ознака е точно предвидена:

$$Acc_j = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N 1(y_{ij} = \hat{y}_{ij}), \quad j = 1, \dots, L. \quad (4.10)$$

RL ја пресметува средната грешка при рангирање на ознаките:

$$RL = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{1}{|y_i^+||y_i^-|} \sum_{y^+ \in Y_i^+} \sum_{y^- \in Y_i^-} 1(\hat{y}_i^+ \leq \hat{y}_i^-) \quad (4.11)$$

каде Y_i^+ и Y_i^- ги претставуваат множествата на релевантни и нерелевантни ознаки за i -тиот примерок.

ОЕ ја мери стапката на примероци кај кои највисоко рангираната ознака не припаѓа на множеството релевантни ознаки. Се пресметува користејќи ја следнава формула:

$$OE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N 1\left(\arg \max_{y \in \mathcal{Y}} \hat{y}_i \neq y_i^+\right) \quad (4.12)$$

Дополнително, за евалуација на MLC се пресметуваат прецизност, отповикување и F_1 -оценката. Овие метрики овозможуваат посоодветна процена на перформансите при неурамнотежена распределба на ознаките.

Крива на оперативната карактеристика на приемникот (анг. *receiver operating characteristic*) (ROC) ја прикажува зависноста помеѓу стапката на вистински позитивни предвидувања и стапката на лажно позитивни предвидувања при различни вредности на прагот за класификација. Овие стапки се дефинирани како:

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (4.13)$$

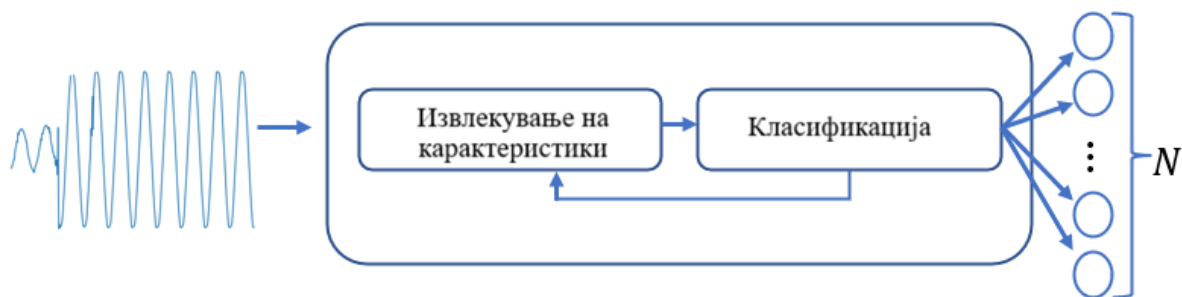
$$FPR = \frac{FP}{FP + TN}, \quad (4.14)$$

Перформансите прикажани со ROC-кривата може квантитативно да се изразат преку површината под кривата (анг. *area under curve*) (AUC). Вредност на AUC блиска до 1 означува висока способност за разликување на класите, додека вредност блиска до 0,5 означува перформанси споредливи со случајно предвидување.

4.5 Предложени архитектури

Во оваа потсекција е разгледана предложената архитектура за автоматизирано извлекување на обележја и класификација на напонските нарушувања. За разлика од конвенционалните пристапи, кои се потпираат на рачно извлекување на обележја и одделна фаза на класификација, предложениот модел ги интегрира овие процеси во единствен, крај-до-крај оптимизациски пристап. Со директна обработка на сировите напонски сигнали во временски домен, се намалува влијанието на човечкиот фактор и можноста за акумулација на грешки кои се јавуваат кога извлекувањето на обележја и класификација се реализираат како два независни и посебни процеси.

На Слика 4.4 е прикажан блок-дијаграмот на предложениот систем за детекција и класификација на напонските нарушувања, при што јасно се дефинирани влезните и излезните сигнали на системот.

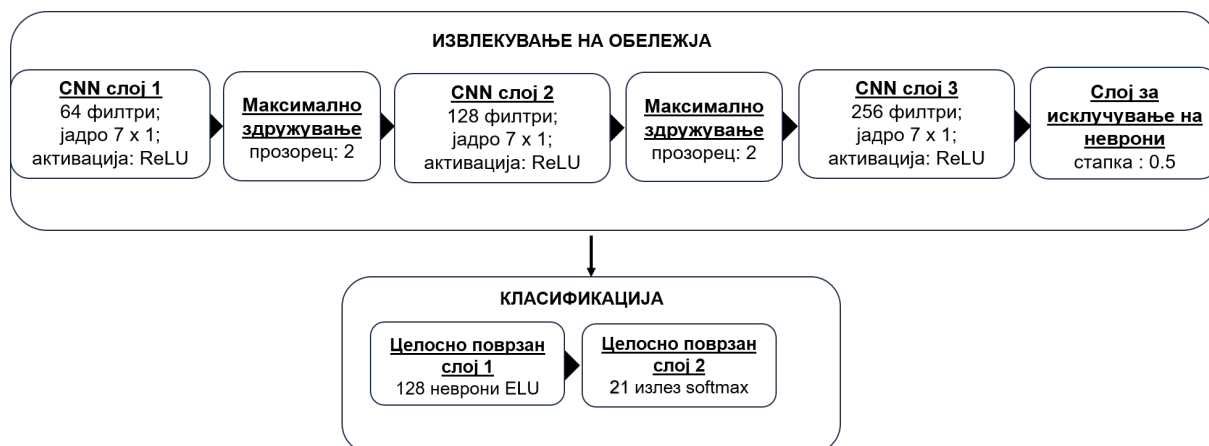


Слика 4.4: Блок-дијаграм на предложениот модел за класификација на сигнали. Од влезниот сиров сигнал се извлекуваат релевантни карактеристики, по што сигналот се класифицира во една од N можни класи.

Извлекувањето на обележја претставува клучна фаза во постигнувањето висока точност при детекција и класификација на нарушувањата кај напонските сигнали. Кај методите базирани на DL, процесот на извлекување на обележја е целосно автоматизиран, при што како влез се користат необработени (сирови) сигнали. Во овие модели, извлекувањето на обележја и класификацијата на нарушувања на напонски сигнали се интегрирани во еден единствен оптимизациски процес, кој се реализира преку тренирање на невронската мрежа.

Во оваа дисертација, првично е предложена длабока CNN-архитектура за MCC, прикажана на Слика 4.5. Архитектурата се состои од три конволуциски слоеви, при што бројот на филтри изнесува 64, 128 и 256, соодветно. Големината на јадрот на филтрите

е 7×1 , а како активациска функција се користи *ReLU*. Првите два конволуциски слоеви се проследени со слој за максимално здружување, со големина на прозорецот 2. Третиот конволуциски слој е проследен со слој за случајно исклучување на неврони (анг. *dropout*), со цел намалување на прекумерно прилагодување. Делот за класификација се состои од два целосно поврзани слоеви со 128 неврони и активациска функција ELU, додека последниот слој содржи 21 неврон со активациска функција *softmax* која ги претставува веројатностите за припадност кон 21 класа.



Слика 4.5: Предложена архитектура за првичниот CNN модел.

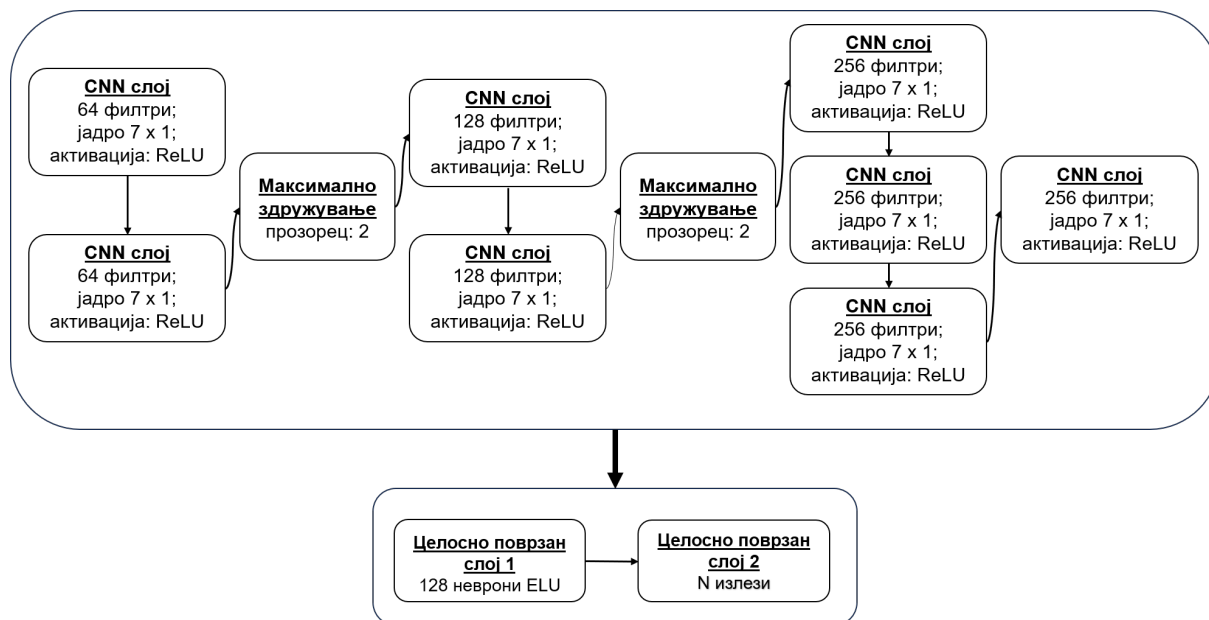
Иако предложениот модел е наменет за класификација на 21 класа сигнали, анализата на матрицата на конфузија покажува дека најчестите погрешни класификации се јавуваат помеѓу номиналниот напон и импулсната преодна појава. Овој резултат укажува на ограничена дискриминативна способност на моделот за овие две класи. Можно објаснување е дека импулсната преодна појава има многу кратко времетраење, поради што нејзиното влијание врз целокупниот сигнал може да биде недоволно изразено во извлечените обележја. Во оваа дисертација е предложена и CNN-архитектура, инспирирана од VGG, која покажува дека зголемувањето на длабочината на невронската мрежа позитивно влијае врз точноста на класификацијата и ги подобрува перформансите кај различни класификациски проблеми и податочни множества [86]. Дополнително, предложената архитектура е дизајнирана за да може да биде имплементирана на хардвер и применета во апликации во реално време.

Архитектурата VGG-16 содржи 16 слоеви со мали 3×3 филтри. Во предложената архитектура, бројот на слоеви е намален на 9, а големината на јадрото е поставено да биде 7×1 . Предложената архитектура е прикажана на Слика 4.6. Влезот на CNN-моделот е 1D сигнал со должина од 1280 примероци. Сигналот поминува низ CNN-слоеви со големина на јадрото 7×1 , при што бројот на филтри изнесува 64, 128 и 256 за првиот, вториот и третиот блок од последователни CNN-слоеви.

Чекорот на поместување е поставен на 1, без примена на нулто пополнување (анг. *zero padding*). Тежините на филтрите се ажурираат за време на процесот на тренирање преку пропација назад, кое ги поврзува извлекувањето на обележја и класификацијата. Ажурирањето на тежините се базира на градиентите на функцијата на загуби. Излезот од секој CNN-слој поминува низ активациска функција ReLU. Првите два CNN-блокови се проследени со слој за максимално здружување со големина на прозорец 2. По третиот

CNN-слој се применува слој за случајно исклучување на неврони.

Класификацијата на напонски нарушувања се извршува преку целосно поврзани слоеви, каде што секој неврон е поврзан со сите неврони од претходниот слој. Активациска функција ELU се користи по првиот целосно поврзан слој, бидејќи овозможува пропуштање и на негативните вредности. Последниот слој се разликува во зависност од тоа дали се применува MCC и MLC-пристап.



Слика 4.6: Архитектура на предложениот CNN модел.

4.6 Имплементација на системот за детекција и класификација на напонски нарушувања во реално време

Детекцијата и класификацијата на напонските нарушувања претставуваат клучен сегмент во современите енергетски системи, бидејќи овозможуваат навремено идентификување на појавите што можат да влијаат врз квалитетот на напонот и сигурноста на снабдувањето. Оттука произлегува потребата од систем кој ќе функционира во реално време и ќе обезбеди висока точност при препознавање и класификација на напонските нарушувања.

Моделот презентира во претходната секција се имплементира во предложениот систем, кој континуирано ги обработува мерните податоци и автоматски ги детектира временските интервали што содржат нарушување. Детектираните сегменти се зачувуваат и се проследуваат до модулот за класификација за да се одреди типот на нарушувањето.

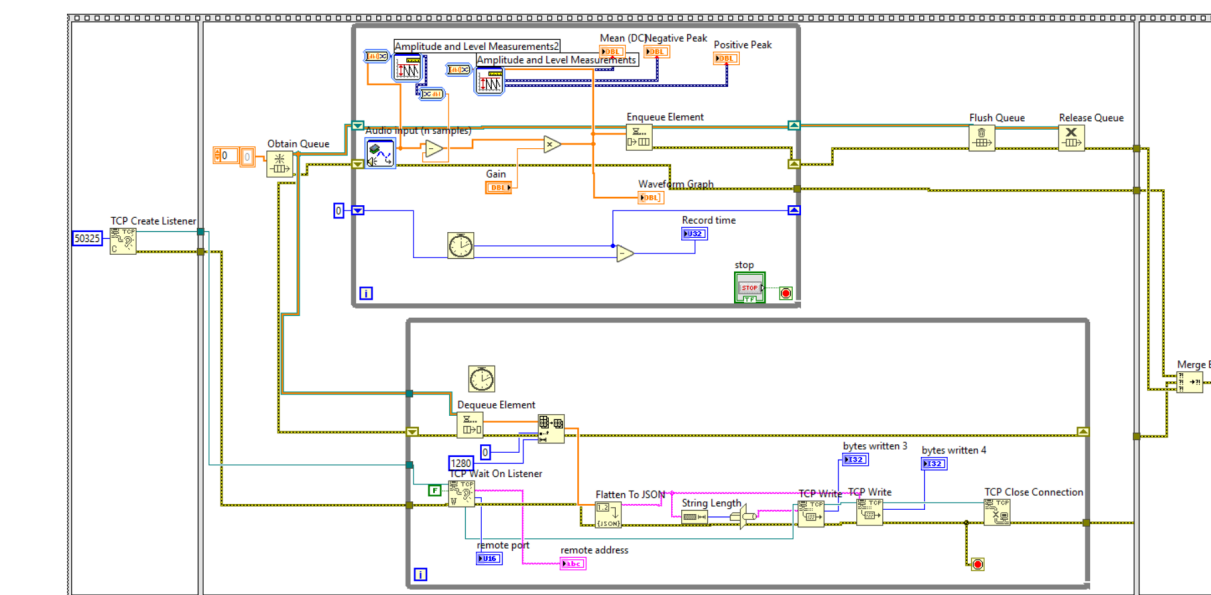
4.6.1 Систем за детекција и класификација на нарушувања на напонските сигнали

Во оваа секција е опишана архитектурата и начинот на функционирање на системот за детекција и класификација на нарушувања на напонски сигнали во реално време.

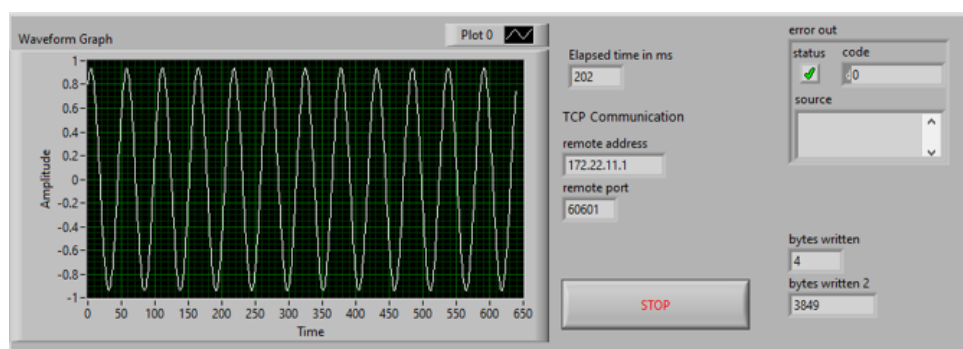
Предложениот систем се состои од два потсистеми: систем за мерење и аквизиција на сигналите и систем за класификација на сигналите. Системот за мерење и аквизиција е имплементиран на myRIO-1900 со користење LabVIEW, додека делот за класификација

е имплементиран во Python на лаптоп Dell Latitude E5470. Комуникацијата помеѓу овие два потсистеми е реализирана преку протокол за контрола на преносот (анг. *transmission control protocol*) (TCP) протокол, кој овозможува сигурен пренос на податоци.

Системот за аквизиција, со блок-дијаграм прикажан на Слика 4.7 и преден панел прикажан на Слика 4.8, е организиран со користење на рамна секвенцијална структура. Од блок-дијаграмот може да се забележи дека се користи секвенцијална структура составена од три поддијаграми кои се извршуваат последователно. Кај рамната секвенцијална структура, рамките се извршуваат од лево кон десно и тоа тогаш кога сите вредности на податоците поврзани со рамката се достапни. Податоците ја напуштаат секоја рамка веднаш по завршувањето на нејзиното извршување, што значи дека влезот на една рамка може да зависи од излезот на претходната рамка. За полесна контрола на редоследот на извршување на рамките се користат кластери за грешки.



Слика 4.7: Блок дијаграм на системот за аквизиција на сигналите.



Слика 4.8: Преден панел на системот за аквизиција на сигналите.

Предложената архитектура содржи три поддијаграми: иницијализација на TCP-комуникацијата, снимање и испраќање на податоците и запирање на извршување на програмата. Поддијаграмот за иницијализација се однесува на воспоставување на TCP комуникацијата,

при што се креира *TCP listener* преку блокот *TCP Create Listener*, при што е дефинирана соодветна порта за комуникација. На овој начин LabVIEW-апликацијата се поставува во режим на очекување на TCP-конекција од надворешна апликација. Овој дел од блок-дијаграмот овозможува воспоставување комуникациски канал преку кој подоцна обработените податоци се испраќаат кон системот за класификација.

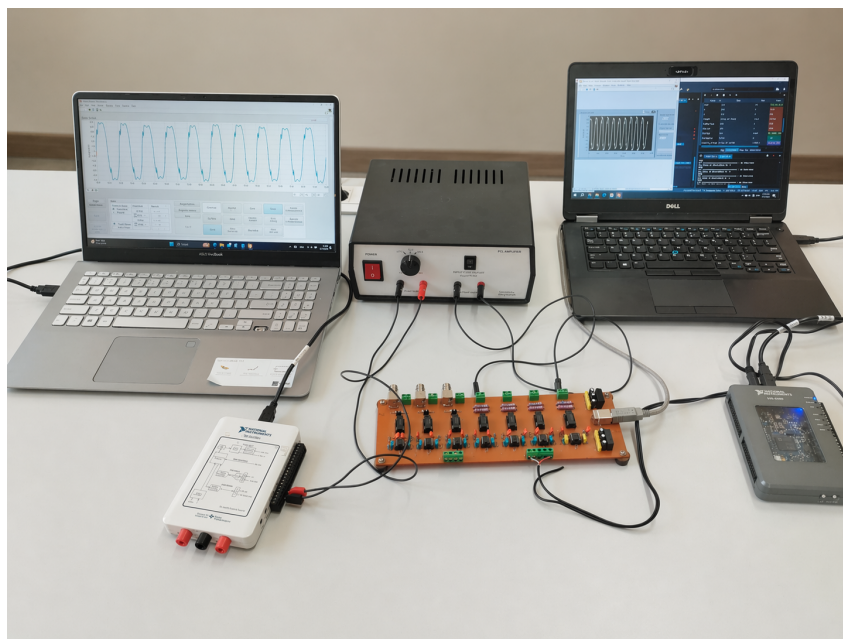
Вториот поддијаграм е наменет за аквизиција, обработка и испраќање на податоците. Решението е реализирано според архитектурата производител–потрошувач (анг. *Producer–Consumer*). Горниот дел ја има улогата на производител: го чита и обработува влезниот сигнал и ги сместува добиените податоци во редица. Долниот дел е потрошувач: ги презема податоците од редицата, ги форматира и ги испраќа преку TCP-врска. Со ваквата поделба, аквизицијата се извршува независно од мрежната комуникација. Во горниот дел од дијаграмот е прикажан процесот на аквизиција и основна обработка на сигналот. Аналогниот сигнал се чита во реално време преку блокот *Audio Input*. Соодветните параметри ги задаваат фреквенцијата на земање примероци и бројот на примероци во еден мерен прозорец, по што добиените примероци привремено се складираат во бафер. Мерењето се изведува во временски прозорец со времетраење од 200 ms, кој содржи 1280 примероци. При основна фреквенција од 50 Hz, овој прозорец опфаќа десет периоди на сигналот, во согласност со препораките од стандардот [79]. Потоа сигналот се засилува со факторот зададен преку параметарот *Gain*. На тој начин амплитудата се приспособува кон опсегот потребен за нејзино претворање во целобројна вредност. По аквизицијата се вршат основни мерења на амплитудните карактеристики со помош на блоковите *Amplitude and Level Measurements*. Се определуваат средната вредност, позитивната врвна вредност и негативната врвна вредност на сигналот. Овие параметри овозможуваат следење на моменталното ниво на сигналот и проверка дали тој се наоѓа во предвидениот работен опсег. Истовремено, сигналот се прикажува графички, со што се овозможува визуелна контрола на неговиот бранов облик во текот на експериментот. Во блок-дијаграмот е имплементиран и механизам за мерење на времетраењето на аквизицијата, означен како *Record time*. Со помош на временски функции се пресметува времето поминато од почетокот на снимањето. Ова овозможува следење на вкупното времетраење на мерењето и временско усогласување со останатите делови од системот. Размената на податоци помеѓу производителот и потрошувачот се реализира преку редица (анг. *queue*). Во производителската јамка, добиените примероци се внесуваат во редицата со блокот *Enqueue Element*. На овој начин процесот на аквизиција се раздвојува од процесот на мрежен пренос. Производителот може континуирано да ги снима податоците, без да чека да заврши нивното форматирање и испраќање. Со тоа се подобрува стабилноста на апликацијата и се намалува можноста за губење примероци. По завршувањето на работата, преостанатите елементи се отстрануваат со *Flush Queue*, а ресурсите поврзани со редицата се ослободуваат со *Release Queue*. Долниот дел од блок-дијаграмот ја претставува потрошувачката јамка, одговорна за TCP-комуникацијата со надворешната апликација. Преку блокот *TCP Wait on Listener*, програмата очекува барање за воспоставување врска од клиентска апликација. По воспоставувањето на врската, податоците се преземаат од редицата со блокот *Dequeue Element* и се организираат во соодветна податочна структура. Потоа, со блокот *Flatten to JSON*, структурата се претвора во JSON-запис. Овој формат е погоден за размена на

податоци помеѓу различни софтверски околин, како што се: LabVIEW и Python. Пред испраќањето се определува должината на JSON-записот. Потоа должината и самиот запис се пренесуваат преку TCP-врска со блоковите TCP Write. Информацијата за должината му овозможува на приемниот систем точно да го определи бројот на бајти што треба да ги прочита. На овој начин, аквизираните и обработени податоци се проследуваат до надворешен систем, каде што може да се изврши нивна понатамошна анализа, детекција и класификација на нарушувањата.

По завршување на комуникацијата, TCP-конекцијата се затвора преку блокот TCP Close Connection. Дополнително, во блок-дијаграмот е присутна и обработка на грешки преку Merge Errors, со што се овозможува следење и управување со евентуални грешки што може да се појават при аквизиција, обработка или комуникација.

Класификаторот е реализиран во Python. Откако сигналот ќе се пренесе до лаптопот, тој повторно се трансформира во целобројна вредност и се нормализира со делење со 16384, така што амплитудата на номиналниот напон изнесува 1. Сигналите кај кои е детектирано нарушување, се меморираат локално, заедно со доделената класа.

На Слика 4.9 е прикажана експерименталната поставка користена за верификација на предложениот систем во лабораториски услови. Основната цел на оваа поставка беше да се овозможи генерирање и обработка на напонски сигнали кои приближно ги репрезентираат условите што се јавуваат во реална електроенергетска мрежа. На тој начин се создава контролирана лабораториска околина во која може да се испита функционалноста на системот за детекција и класификација на нарушувања на напонските сигнали.



Слика 4.9: Тестирање на системот во лабораториски услови.

Експерименталната поставка се состои од виртуелен генератор [78], засилувач [87], модул за кондиционирање на сигналот [88], картица за аквизиција NI 6218 и предложениот систем за детекција и класификација. Виртуелниот генератор се користи за генерирање на напонски сигнали со однапред дефинирани карактеристики, вклучувајќи

различни типови нарушувања. Бидејќи генерираните сигнали имаат релативно ниско напонско ниво, во поставката е вклучен засилувач со цел нивно доведување до ниво соодветно за понатамошна обработка и аквизиција. Вакви засилувачи се користат при лабораториска симулација на нарушувања во квалитетот на електричната енергија, бидејќи овозможуваат генерирање сигнали кои поблиску ги репрезентираат условите во реална електроенергетска мрежа. По засилувањето, сигналите се прилагодуваат преку модулот за кондиционирање чиј излез е во опсегот $\pm 5V$. Овој излез е аналоген влез на Ni myRIO-1900. На овој начин се обезбедува соодветно напонско ниво за сигурна аквизиција и понатамошна обработка на сигналите во предложениот систем.

5 Резултати

Во оваа глава се презентирани резултатите добиени со примена на предложената архитектура за MCC и MLC. Дополнително, извршена е споредба со модели што биле предложени за MLC. Воедно, оваа поглавје содржи објаснување на предложениот систем, како и опис на имплементацијата за тестирање на предложената архитектура во лабораториски услови.

5.1 Резултати од повеќекласна класификација

Во овој дел се презентирани резултатите од двете предложени модели за MCC. Првичната предложена архитектура беше анализирана само за MCC. Во Табела 5.1 се прикажани резултатите за класификација при различни нивоа на шум и различни фреквенции на земање на одбиорци. Разгледани се случаи кога SNR е во опсег од 30 — 50 dB, како и случаи без шум и со фазно поместување во интервалот $[-\pi, \pi]$. Точноста кај сигналите со додаден шум изнесува приближно 96%, што укажува дека моделот не е сензитивен на шум. Дополнително, направена е споредба со класификација на истите сигнали при фреквенција на земање на одбиорци од 1600 Hz. Резултатите покажуваат дека точноста останува приближно иста.

Табела 5.1: Точност на класификација (%) при две фреквенции на семплирање под различни SNR.

f_s [Hz]	30 dB	40 dB	50 dB	Без шум	Фазно поместени $[-\pi, \pi]$
3200	96,1	96,7	96,5	96,9	95,5
1600	96,4	98,2	97,9	98,7	96,1

Точноста не е доволна метрика за целосна проценка на перформансите на моделот, па затоа во Табела 5.2 се вклучени дополнителни метрики за евалуација. Во Табела 5.2 се прикажани прецизноста, отповикувањето и F_1 -оценката за секоја класа поединечно. Од резултатите може да се забележи дека најголема конфузија при класификацијата постои помеѓу класите C0 (номинален напон) и C4 (шилец). Имено, резултатите покажуваат дека 79.1% од сигналите класифицирани како номинален напон навистина припаѓаат на таа класа.

Во трудот [46] е презентирана имплементација на оптимизиран класификатор наменет за детекција и класификација на 21 класа нарушувања на напонски сигнали во реално време. Основната цел на трудот е имплементација на целокупниот систем на хардверска платформа, односно на myRIO-1900. Притоа, посебно внимание е посветено на постигнување рамнотежа помеѓу комплексноста на моделот и точноста на класификацијата.

Покрај деталниот опис на хардверската имплементација и анализата на релевантните аспекти на системот, во трудот се презентирани и резултати за точноста на класификаторот кога тој е разгранет на три поткласификатори, како и резултати добиени при работа во реално време. Дополнително, се прикажани и резултати од класификаторот реализиран во Python, при што се разгледуваат оптимизирана и неоптимизирана верзија на класификаторот. Резултатите од имплементацијата на целокупниот класификатор во Python се искористени за споредба со резултатите добиени со предложениот модел, со

цел да се оцени разликата во класификациската точност помеѓу пристапот базиран на CNN и пристапот заснован на карактеристики извлечени со вејвлет трансформација и случајна шума.

Оваа споредба е релевантна за докторската дисертација, бидејќи кодовите за генерирање на синтетичките напонски сигнали, користени во експериментите за првичната архитектура, се преземени од авторите на трудот [46]. Во Табела 5.3 се прикажани резултатите од споредбата. Од резултатите може да се забележи дека кај сигналите без шум двата модели постигнуваат приближно иста точност. Меѓутоа, при додавање шум, моделот презентира во [46] покажува значително опаѓање на точноста, до 87,28%. Исто така и кај дискретна вејвлет трансформација (анг. *discrete wavelet transform*) (DWT) влијае и фазното поместување.

Табела 5.2: Прецизност, отповикување и F_1 -оценка по класа за MCC на нарушувања кај напонските сигнали со користење на предложениот CNN-модел.

Класа	Прецизност	Отповикување	F_1 -оценка
C0	79,1	91,0	84,6
C1	96,4	98,1	97,2
C2	91,3	98,3	94,7
C3	99,3	100,0	99,6
C4	88,8	80,1	84,2
C5	98,7	99,6	99,2
C6	99,6	99,0	97,9
C7	96,9	99,0	97,9
C8	93,7	95,8	94,7
C9	99,3	100,0	99,6
C10	99,3	99,3	99,3
C11	98,1	96,7	97,4
C12	100,0	97,5	98,7
C13	100,0	91,9	95,8
C14	98,9	93,4	96,1
C15	98,3	97,2	97,7
C16	92,1	97,2	94,6
C17	92,6	96,3	94,4
C18	93,0	91,0	92,0
C19	97,0	91,5	94,2
C20	95,0	89,4	92,1

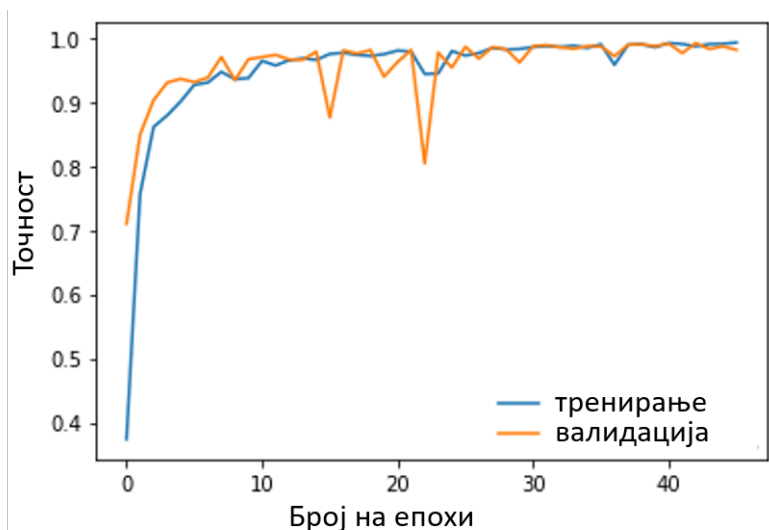
Табела 5.3: Споредба на предложениот модел со моделот базиран на DWT при различни услови на шум.

Модел	Број на класи	Точност на сигнали без додаден шум	Точност на сигнали со додаден шум	Точност на фазно поместени сигнали со додаден шум
Предложен модел	21	96,9	96,5	95,5
DWT + случајна шума	21	96,68	87,28	83,27

И покрај високата точност на првично предложениот модел, анализата на перформансите

по класи покажа дека моделот прави значителни грешки при класификацијата на класите C0 и C4. Ова укажува дека високата вкупна точност не секогаш значи и рамномерно добри перформанси за сите класи. Бидејќи во практични услови е важно моделот сигурно да ги разликува и класите што имаат слични карактеристики, се предлага нова архитектура базирана на CNN. Главната цел на новата архитектура е да овозможи поефикасно автоматско извлекување на релевантни карактеристики од сигналите и подобро разграничување на класите кај кои претходниот модел покажува слабости. Дополнително, кај овој модел е изменета фреквенцијата на земање одбироци на влезниот сигнал, со цел да се овозможи опфаќање и на 50-тиот хармоник.

Предложената архитектура за класификација на напонските нарушувања е тестирана преку серија експерименти со различни поставки. Од кривите на точност добиени врз податочните множества за тренирање и валидација во процесот на учење, прикажани на Слика 5.1, може да се извлечат неколку релевантни заклучоци. Дополнително, од кривата на точност добиена при валидација може да се забележи дека точноста постепено се зголемува и стабилно конвергира, без значителни осцилации или изразено отстапување во однос на точноста при тренирање. Ваквото однесување укажува дека моделот успешно ги усвојува релевантните обележја на влезните сигнали и дека не се забележуваат изразени индикации за прекумерно приспособување. Брзината и стабилноста на процесот на тренирање во голема мера зависат од изборот на стапката на учење, која го одредува чекорот со кој моделот ги ажурира своите тежини врз основа на грешка. Доколку стапката на учење има висока вредност, процесот на тренирањето се забрзува меѓутоа функциите на точност и загуба покажуваат значителни флуктации, што може да резултира со неконвергенција на моделот. Од друга страна, премногу мала стапка на учење доведува до побавно конвергирање и ја зголемува веројатноста за претренирање. Во сите спроведени експерименти, стапката на учење е поставена на вредност 0,0003, при што како оптимизатор е користен *Adam*, што се покажа како соодветен компромис помеѓу брзината и стабилноста на учењето.



Слика 5.1: Крива на точност на податочното множество за тренирање и валидација.

Дополнително, применета е техника за рано запирање (анг. *early stopping*), при што

процесот на тренирање се прекинува доколу не се забележи подобрување на функцијата на загуба во текот на пет последователни епохи. Овој пристап дополнително придонесува за спречување на претренирање и подобрување на генерализацијата на моделот. Во Табела 5.4 се прикажани пресметаните вредности за прецизност, отповикување и F_1 -оценка за податочно множество кое содржи сигнали од различни нивоа на шум и различни фазни поместувања. Од добиените резултати може да се заклучи дека предложениот модел постигнува високи перформанси во сите разгледувани сценарија. Најизразена конфузија се забележува помеѓу класите на номинален напонски сигнал и импулсна преодна појава. Оваа грешка најчесто се јавува кај сигналите со високо ниво на шум, каде што краткотрајните шумни импулси може да се интрепретираат како импулсни преодни појави. Приближно 90% од сигналите класифицирани како номинален напонски сигнал се точно идентификувани, додека преостанатиот дел погрешно се класифицирани како импулсна преодна појава. Од друга страна, вредностите на отповикување покажуваат дека околу 97% од сите сигнали кои навистина припаѓаат на класата номинален напон се точно класифицирани, додека 92% од сигналите од класата импулсна преодна појава се правилно препознаени. Покрај тоа, предложениот модел покажува висока точност и при класифицирање на сигналите кои претставуваат комбинација од повеќе напонски нарушувања, што дополнително ја потврдува неговата робусност и способност за работа во реални, комплексни услови.

Табела 5.4: Прецизност, отповикување и F_1 -оценка по класа за повеќекласната класификација на напонските нарушувања со користење на предложениот CNN-модел.

Класа	Прецизност	Отповикување	F_1 -оценка
C0	0,90	0,97	0,93
C1	0,99	0,99	0,99
C2	0,99	1,00	1,00
C3	1,00	1,00	1,00
C4	0,96	0,92	0,94
C5	1,00	0,99	0,99
C6	1,00	1,00	1,00
C7	0,95	1,00	0,98
C8	0,99	0,99	0,99
C9	0,99	1,00	0,99
C10	1,00	0,98	0,99
C11	1,00	0,99	0,99
C12	1,00	0,99	0,99
C13	0,99	1,00	0,99
C14	1,00	1,00	1,00
C15	0,99	0,95	0,97
C16	0,99	0,99	0,99
C17	0,95	0,99	0,97
C18	0,98	0,98	0,98
C19	0,99	0,95	0,97
C20	0,98	0,98	0,98

Во Табела 5.5 се прикажани вредностите на постигнатата точност за предложениот

модел при различни вредности на SNR. Може да се забележи дека точноста изнесува 91,4% кога SNR 20 dB, а додека во сценарија со пониско ниво на додаден шум, точноста на моделот е повисока од 97%. Оваа укажува на робусноста на предложениот модел во услови на деградирани сигнали. Во истата табела се вклучени и резултатите добиени со други релевантни модели предложени во [81]. Од споредбата може да се заклучи дека предложениот модел во ова истражување покажува најдобри перформанси во сите разгледувани сценарија, особено при пониски вредности на SNR, каде што влијанието на шумот е најизразено.

Табела 5.5: Споредба на точноста на класификација на предложениот CNN модел и споредбените модели за класификација на напонските нарушувања при различни нивоа на SNR и мешано податочно множество.

Модел	Без шум	50 dB	40 dB	30 dB	20 dB	Мешано множество
CNN (предложен)	98,64	98,7	98,5	97,6	91,4	98,03
INCEPTION-GRU	93,0	92,3	91,9	89,6	82,8	88,1
ResNet-GRU	97,3	97,1	96,9	92,17	83,0	96,08
ResNet18	98,4	98,2	97,9	96,4	92,9	97,7

5.2 Резултати од повеќезначна класификација

Во оваа подглавје се презентирани резултати при MLC. Во Табела 5.6 се прикажани вредностите за MLC и точноста по ознака, пресметани одделно за секоја ознака и при различни вредности на SNR. Од добиените резултати може да се забележи дека точноста за поголемиот дел од ознаките е над 98%, освен кај нарушувањата со номинален напон и импулсна преодна појава/шилец при највисоко ниво на шум (20 dB). Овој резултат е очекуван, бидејќи во услови на силен шум, шумот може да се интрепретира како импулсна преодна појава. И покрај тоа, предложениот пристап покажува стабилни и високи перофрманси при класификација на напонските нарушувања, вклучувајќи ги и сложените сигнали кои содржат комбинации од повеќе нарушувања.

Табела 5.6: Точност и HL пресметани по ознака за MLC на напонските нарушувања при различни нивоа на SNR.

Ознака	20 dB		30 dB		40 dB		50 dB		Без шум	
	HL	Точност	HL	Точност	HL	Точност	HL	Точност	HL	Точност
Номинален напон	0,05	94,9	0,012	98,7	0,001	99,8	0,0007	99,9	0,0002	99,9
Пропад	0,004	99,5	0,0004	99,9	0,001	99,8	0,0007	99,9	0,001	99,8
Скок	0,002	99,7	0,0013	98,6	0,001	99,8	0,002	99,7	0,002	99,7
Прекин	0,0005	99,9	0	100	0	100	0	100	0	100
Импулсна преодна појава/Шилец	0,05	95,0	0,0141	98,5	0,001	99,8	0,0004	99,9	0,0002	99,9
Осцилаторна преодна појава	0,011	98,8	0,001	99,8	0,0008	99,9	0,0003	99,9	0,0004	99,9
Хармоници	0,0003	99,9	0	100	0,0001	99,9	0,0001	99,8	0	100
Фликер	0,012	98,7	0,002	99,7	0,002	99,7	0,001	99,8	0,002	99,7
Засек	0,02	97,2	0,01	98,7	0,0128	98,7	0,011	98,8	0,01	98,8

Во Табела 5.7, дополнително се прикажани резултатите за прецизност, отповикување и F_1 -оценка за мешано податочно множество. Овие метрики се од особена важност бидејќи податочното множество е неурамнотежано, при што сигналите кои содржат напонски пропад и напонски скок се доминатни. Добиените резултати ги потврдуваат извонредните перформанси на предложениот модел во услови на реалистична распределба на класите.

Табела 5.7: Прецизност, отповикување и F_1 -оценка за MLC на напонските нарушувања на мешаното податочно множество.

	Прецизност	Отповикување	F_1 оценка
Мешано множество	99,6	99,3	99,4

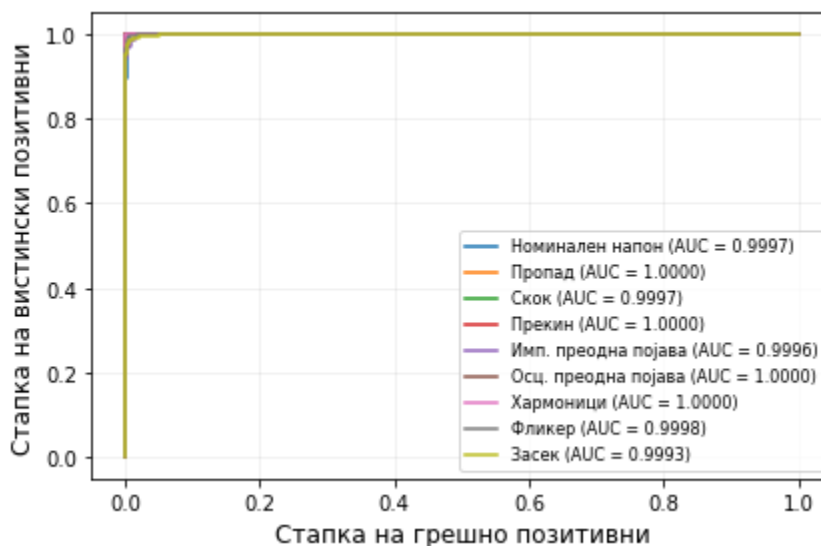
Во Табела 5.8, се прикажани вредностите за точност, HL, RL и OE, како и нивна споредба со резултатите добиени со други модели применети за MLC. Резултатите добиени со моделот ResNet18 не се прикажани бидејќи точноста при класификација е под 50%, што укажува дека оваа архитектура е несоодветна за разгледуваната проблематика. Од презентираниите резултати јасно се забележува дека предложениот модел постигнува најдобри перформанси во однос на сите разгледувани метрики и при сите нивоа на шум. За мешаното податочно множество, предложениот модел постигнува точност од 98.56% што дополнително ја потврдува неговата робусност и способност за генерализација. Иако моделот ResNET-GRU покажува подобри перформанси во споредба со Inception-GRU, при високо нивоа на шум неговите перформанси значително се намалуваат, за разлика од предложениот модел кој задржува стабилност.

Табела 5.8: Споредба на перформансите на различни модели за MLC на нарушувања кај напонски сигнали при различни нивоа на шум.

Модел	Без шум	50 dB	40 dB	30 dB	20 dB	Мешано множество
Точност						
CNN	99,0	99,01	98,76	97,25	91,7	98,56
INCEPTION-GRU	59,7	62,3	63,2	57,5	53,0	61,4
ResNet-GRU	89,0	88,8	89,4	86,7	67,7	87,8
HL						
CNN	0.001	0.001	0.002	0.004	0.019	0.002
INCEPTION-GRU	0,047	0,045	0,044	0,051	0,056	0,047
ResNet-GRU	0,016	0,016	0,016	0,018	0,049	0,018
RL						
CNN	0,0001	0,0001	0,0001	0,001	0,007	0,0002
INCEPTION-GRU	0,168	0,16	0,15	0,20	0,21	0,173
ResNet-GRU	0,006	0,007	0,006	0,007	0,020	0,007
OE						
CNN	0,0004	0,0004	0,0003	0,010	0,050	0,002
INCEPTION-GRU	0,050	0,060	0,060	0,10	0,090	0,070
ResNet-GRU	0,040	0,050	0,050	0,018	0,10	0,050

ROC кривата најчесто се користи во бинарни класификациски проблеми, но може

успешно да се примени и во MLC. Таа ја прикажува зависноста помеѓу стапката на ТР и стапката на FP. Перформансите на моделот се сметаат за добри доколку површината под кривата е близу 1. На Слика 5.2 се прикажани ROC кривите за секоја ознака одделно. Од прикажаното може да се забележи дека површината за сите класи е 1 освен за напонското нарушување засек, каде што се забележува благо намалување на перформансите.



Слика 5.2: ROC-крива за секое нарушување.

Во Табела 5.9 се прикажани параметрите на предложениот модел. Вкупниот број на параметри на моделот изнесува околу 10 милиони. За споредба, архитектурата VGG-16 содржи приближно 138 милиони параметри, додека ResNet-50 околу 20 милиони параметри, а додека ResNet-100 има околу 40 милиони параметри. Оваа укажува дека предложениот модел постигнува конкурентни перформанси со значително помал број на параметри, што претставува важна предност во однос на пресметковната ефикасност и применливоста во реални услови.

Табела 5.9: Споредба на бројот на параметри на разгледуваните архитектури.

Архитектура	Број на параметри
Предложен модел	≈ 10 милиони
VGG-16	≈ 138 милиони
ResNet-50	≈ 20 милиони
ResNet-100	≈ 40 милиони

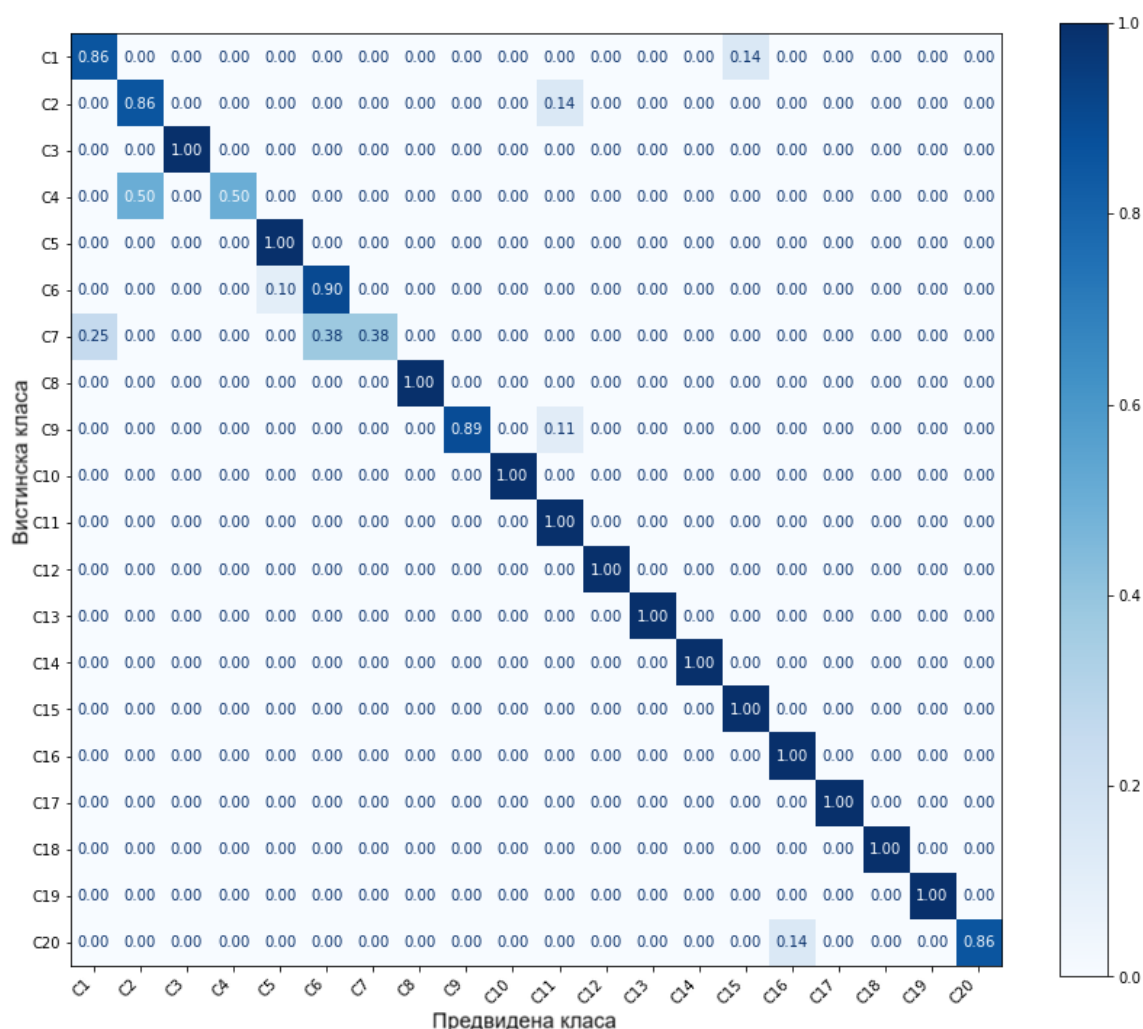
5.3 Резултати од лабораториското тестирање

Во рамките на лабораторискиот експеримент се генерирани напонски нарушувања од сите класи опфатени во истражувањето. Параметрите на нарушувањата се избирани по случаен избор за да се добијат различни варијации на сигналите и да се испита способноста на предложениот систем за нивна детекција и класификација при променливи услови. Редоследот на појавување на нарушувањата, исто така е избран по

случаен избор, при што по секој период на номинален напон следува појава на одредено напонско нарушување.

Перформансите на предложениот систем се оценети одделно за повеќекласниот и за повеќезначниот пристап. Кај повеќекласниот пристап, секој сигнал се класифицира во една од претходно дефинираните класи, додека кај повеќезначниот пристап одделно се детектира присуството на секој основен тип напонско нарушување.

На Слика 5.3 е прикажана нормализираната матрица на конфузија за класификација на сигналите добиени при тестирање на системот во лабораториски услови. Моделот покажува високи перформанси при класификација на нарушувањата кај напонските сигнали, што се забележува преку доминантните вредности на главната дијагонала. Сепак, се појавуваат одредени грешки при класификацијата. Кај класата C4 точноста изнесува 50%, што делумно може да се објасни со малиот број примероци во оваа класа. Дополнително, класата C7 се меша со класите C1 и C6. Ова е очекувано, бидејќи C7 претставува комбинација од карактеристиките на C1 и C6, поради што сигналите имаат слични временски карактеристики.



Слика 5.3: Нормализирана матрица на конфузија на предложениот модел при реални сигнали.

Резултатите од повеќезначната класификација се прикажани во Табела 5.10. За секој

основен тип напонско нарушување одделно се прикажани прецизност, отповикување, F_1 -оценката и бројот на лабораториски примероци во кои е присутно соодветното нарушување.

Високите вредности на разгледуваните метрики покажуваат дека повеќеознаковиот модел успешно ги детектира основните компоненти и кај сигналите што содржат комбинација од повеќе нарушувања. Највисоки резултати се постигнати за прекилот, импулсивната преодна појава и засекот, за кои прецизност, комплетноста и F_1 -оценката изнесуваат 1,00. Тоа значи дека во рамките на користеното лабораториско множество сите примероци што ги содржат овие нарушувања се правилно препознаени, без лажно позитивни и лажно негативни предвидувања.

Најниска комплетност, со вредност 0,91, е добиена за осцилаторната преодна појава и фликерот. Тоа покажува дека моделот не ги детектирал овие нарушувања кај мал дел од примероците во кои тие навистина биле присутни. Сепак, нивните F_1 -оценки од 0,95 покажуваат дека моделот одржува добра рамнотежа помеѓу прецизност и отповикување.

Табела 5.10: Прецизност, Отповикување и F_1 -мерка за детектираните и класифицираните нарушувања со примена на MLC во реално време.

Ознака	Прецизност	Отповикување	F_1 оценка	Број на примероци
Пропад	0,97	0,97	0,97	32
Скок	0,97	0,97	0,97	34
Прекин	1	1	1	4
Импулсивна преодна појава	1	1	1	4
Осцилаторна преодна појава	1	0,91	0,95	33
Хармоници	0,98	1	0,99	47
Фликер	1	0,91	0,95	33
Засек	1	1	1	30

6 Енергетски заедници и архитектури за управување

6.1 Вовед

Енергетските системи стануваат сè повеќе дистрибуирани и дигитализирани, при што крајните корисници постепено ја менуваат својата традиционална пасивна улога и стануваат активни учесници во електроенергетскиот систем. Домаќинствата, јавните институции и индустриските објекти сè почесто располагаат со сопствено производство од RES, ESS и можности за флексибилно управување со потрошувачката [5, 89]. Овој тренд дополнително се поттикнува со воспоставувањето соодветни законски и регулаторни рамки за потрошувачите-производители [2].

Интеграцијата на голем број дистрибуирани енергетски ресурси, како PVs, ветерни електрани, ESS и EV, ја зголемува комплексноста на управувањето со електроенергетскиот систем. Особен предизвик претставува променливата и тешко предвидлива природа на RES. Грешките при предвидување на производство внесуваат дополнителна неизвесност и можат негативно да влијаат врз сигурноста на системот. За ублажување на овие ефекти можат да се користат ESSs, со кои се овозможува временско усогласување помеѓу производството и потрошувачката. Дополнително, варијабилноста на производството може да се компензира преку активно прилагодување на потрошувачката, односно преку обезбедување флексибилност на побарувачката [90].

Во вакви услови, потрошувачите-производители и нивното здружување во енергетски заедници претставуваат значаен концепт за локално координирање на производството, потрошувачката, складирањето и размената на електрична енергија. Меѓутоа, зголемувањето на бројот на активни учесници создава дополнителни барања во однос на координацијата, пресметковната сложеност, скалабилноста и заштитата на податоците. Поради тоа, изборот на соодветна архитектура на системот за управување со енергија (EMS) има клучно значење за ефикасното функционирање на енергетската заедница.

6.2 Енергетски заедници

Потрошувач-производител претставува краен корисник кој, покрај потрошувачката на електрична енергија, располага со сопствено производство, најчесто од RES и/или со ESS [91]. На тој начин, корисникот може да го користи сопственото производство за задоволување на локалната побарувачка, да го предава вишокот произведена електрична енергија во мрежата или да купува електрична енергија во периоди на пониски цени и да ја складира за подоцнежна употреба.

Потрошувачите-производители можат да функционираат индивидуално или да се здружуваат и колективно да управуваат со своите енергетски ресурси. Ваквото здружување претставува основа за формирање енергетски заедници. Концептот на енергетските заедници се среќава уште во седумдесеттите години на минатиот век [92], а неговото значење дополнително се зголемува со современата енергетска транзиција и развојот на дистрибуираните енергетски ресурси.

Енергетската заедница може да опфаќа домаќинства, мали претпријатија, јавни институции и други учесници кои произведуваат, поседуваат или управуваат со дистрибуирани енергетски ресурси и кои можат меѓусебно да разменуваат електрична

енергија. На тој начин, енергетските заедници овозможуваат интеграција на локалното производство, потрошувачката и складирањето и создаваат услови за поефикасно искористување на расположливите енергетски ресурси.

Европската енергетска транзиција дополнително го поттикнува развојот на нови форми на споделување на електрична енергија, при што потрошувачот-производител има значајна улога [93, 94]. Во согласност со Директива (ЕУ) 2019/944 [95] и Директива (ЕУ) 2018/2001 [96], се дефинираат два концепта: граѓански енергетски заедници и обновливи енергетски заедници. Со овие концепти на крајните корисници им се овозможува доброволно да се здружуваат и колективно да учествуваат во производството, потрошувачката, складирањето и размената на енергија.

Функциите на енергетските заедници можат да опфатат производство, потрошувачка, дистрибуција, снабдување, управување и складирање на електрична енергија, како и обезбедување услуги поврзани со енергетска ефикасност, одговор на побарувачката и паметно полнење на EV. Нивните цели не се ограничени само на економски придобивки, туку вклучуваат и подобро искористување на локалното производство, зголемување на енергетската самостојност, намалување на влијанието врз животната средина и зголемено учество на локалните заедници.

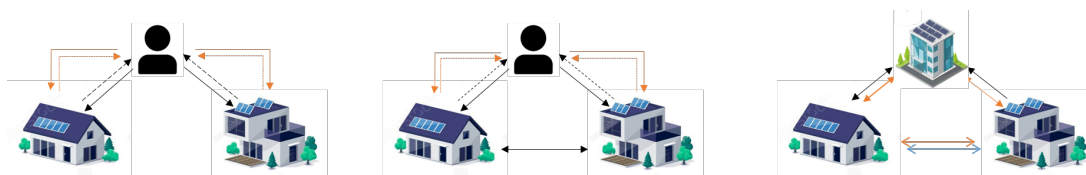
Главната разлика помеѓу граѓанските и обновливите енергетски заедници се состои во доменот на нивното дејствување. Граѓанските енергетски заедници се насочени кон електроенергетскиот сектор, додека обновливите енергетски заедници можат да опфаќаат и други енергетски сектори, како што е секторот за топлинска енергија. Придобивките од локалното искористување на произведената електрична енергија можат да вклучуваат намалување на трошоците за електрична енергија, намалување на загубите и подобро искористување на локалните RES [97].

Позитивните ефекти од формирањето енергетски заедници се потврдени и во повеќе студии на случај. Во [98] е анализирана обновлива енергетска заедница во Италија, при што е забележано намалување на потрошувачката за 18%, намалување на емисиите за 12% и зголемување на искористувањето на произведената енергија за сопствени потреби до 79%. Во [99] е анализирана граѓанска енергетска заедница, при што резултатите укажуваат на позитивно влијание врз животната средина и значително намалување на трошоците за електрична енергија.

6.3 Улоги на членовите и потреба од координација

Членовите на енергетските заедници можат да имаат различни улоги во зависност од нивната техничка опременост, профил на потрошувачка, сопствено производство и можност за активно учество во размената на електрична енергија. Тие можат да се јават како потрошувачи, потрошувачи-производители, инвеститори или агрегатори, при што секоја од овие улоги подразбира различен придонес во функционирањето на заедницата. Придонесот на членовите може да се реализира преку производство на електрична енергија од RES, финансиски инвестиции во локални енергетски ресурси, намалување или временско поместување на побарувачката, обезбедување флексибилност и користење ESS. Оттука, членовите на енергетската заедница не се само пасивни корисници на електрична енергија, туку активни учесници во управувањето со локалните енергетски текови. Различните улоги и ресурси на членовите овозможуваат поголема

флексибилност и подобро искористување на локално произведената енергија, но истовремено ја зголемуваат комплексноста на управувањето. Потребно е индивидуалните потреби, техничките ограничувања и економските интереси на членовите да се усогласат со заедничките цели на енергетската заедница. Поради тоа, неопходни се соодветни EMS кои овозможуваат координирано управување со производството, потрошувачката, складирањето и размената на електрична енергија. Примената на паметни технологии и паметни броила овозможува двонасочна размена на електрична енергија и информации помеѓу учесниците. Сепак, податоците со висока временска резолуција можат да содржат информации за потрошувачките профили и навиките на корисниците. Оттука, покрај економската и техничката ефикасност, заштитата на приватноста претставува значаен критериум при проектирањето на EMS. Ова е особено важно имајќи предвид дека, и покрај интересот за активно учество и размена на електрична енергија, корисниците настојуваат да ја задржат контролата врз сопствените податоци [100].



Слика 6.1: Структури за управување со енергијата во енергетските заедници: централизирано, децентрализирано и дистрибуирано управување.

6.4 Архитектури на системите за управување со енергија

Координацијата на голем број потрошувачи и потрошувачи-производители поставува нови барања пред EMS, особено во однос на пресметковната сложеност, скалабилноста, количината на податоци што треба да се обработат и заштитата на приватноста. Според архитектурата на управување, во оваа дисертација пристапите за управување со енергетските заедници се разгледуваат како централизирани, децентрализирани и дистрибуирани.

6.4.1 Централизирано управување

Кај централизираниот пристап, сите релевантни информации од членовите на енергетската заедница се доставуваат до централен оператор или систем за управување. Централниот систем има пристап до податоците за потрошувачката, производството, складирањето и ограничувањата на членовите и врз основа на нив го решава оптимизацискиот проблем за целата заедница. Централизираниот EMS широко се применува за координација и оптимизација на работата на енергетските заедници. Тие овозможуваат заедничко разгледување на индивидуалните преференции и техничките ограничувања на членовите, како и на пазарните параметри, цената на електрична енергија, емисиите и загубите [101]. Операторот е одговорен за носење на одлуките поврзани со размената на електрична енергија во рамките на заедницата и со главната електроенергетска мрежа [102, 103, 104]. Меѓутоа, со зголемување на бројот и хетерогеноста на членовите се зголемуваат количината на податоци што треба да се обработат и пресметковната сложеност на оптимизацискиот проблем. Дополнително,

централизираното собирање на податоците подразбира дека операторот има пристап до чувствителни информации за одделните членови, што може да претставува ограничување од аспект на приватноста [105, 11]. Поради овие причини, централизираниот пристап станува помалку погоден за енергетски заедници со голем број активни учесници и повисоки барања за заштита на податоците.

6.4.2 Децентрализирано управување

Како алтернатива на целосно централизираното управување се разгледуваат децентрализирани архитектури, кај кои дел од пресметките и одлуките се пренесуваат на локално ниво. Во децентрализираните системи и понатаму постои координативна единица, при што членовите комуницираат со координаторот, но не е неопходна директна комуникација помеѓу сите учесници. Во [106], на пример, е предложен хиерархиски децентрализиран EMS за билатерално тргување со електрична енергија. Оптимизацијата е насочена кон намалување на оперативните трошоци и продолжување на животниот век на батериите. Сепак, предложениот модел овозможува размена само со еден член во даден момент и не обезбедува целосна заштита на приватноста, а анализата е спроведена на енергетска заедница со ограничен број членови.

6.4.3 Дистрибуирано управување

Кај дистрибуираниот начин на управување, секој член на енергетската заедница ги носи локалните одлуки врз основа на сопствените податоци и ограничувања. Наместо решавање на еден централен оптимизациски проблем, глобалниот проблем се разложува на повеќе локални оптимизациски проблеми. Помеѓу членовите се разменуваат само ограничени информации потребни за координација и постигнување консензус за заедничките променливи. На овој начин се намалува потребата за централизирано собирање на детални податоци за производството и потрошувачката на секој член. Дистрибуираното управување, според тоа, претставува особено интересен пристап за енергетски заедници во кои истовремено треба да се земат предвид скалабилноста на системот и приватноста на корисниците. Во литературата се предложени различни технологии и оптимизациски методи за реализација на вакви системи. Во [107] е предложен дистрибуиран EMS базиран на *blockchain* технологија, кој овозможува функционирање на системот и при прекин на комуникацијата со централен сервер. Покрај ваквите пристапи, една од широко применуваните техники за решавање на дистрибуирани оптимизациски проблеми е ADMM [108, 109].

ADMM овозможува сложен оптимизациски проблем да се разложи на повеќе локални потпроблеми кои можат да се решаваат одделно, додека усогласувањето на заедничките променливи се постигнува преку итеративна размена на ограничен број информации. Поради оваа карактеристика, ADMM е особено погоден за примена во енергетски заедници, каде што секој член може локално да ги задржи сопствените податоци и ограничувања, а со другите членови да разменува само информации неопходни за координација на размената на електрична енергија. Во [110] е предложен дистрибуиран систем за управување со моќност за повеќезонска бродска микромрежа, каде што оптимизацијата е реализирана со примена на ADMM со цел намалување на потрошувачката на гориво. За систем составен од четири зони е покажано дека пристапот

овозможува конвергенција со размена на ограничен број податоци. Во [111] е предложена платформа базирана на ADMM која, покрај распределбата на енергијата, ги зема предвид скалабилноста, приватноста на податоците, деградацијата на батериите и тарифите за користење на главната мрежа. Резултатите покажуваат намалување на трошоците и кај потрошувачите и кај потрошувачите-производители. Дополнително, во [112] е предложен пристап кој комбинира теорија на игри и ADMM. При споредба со централизираната оптимизација, дистрибуираниот пристап резултира со нешто повисоки трошоци и помала количина на разменета електрична енергија, што укажува дека распределувањето на оптимизацискиот проблем може да воведо одреден компромис помеѓу дистрибуираното одлучување и глобалните перформанси. Во [113] е предложен метод за оптимизација насочен кон подобрување на скалабилноста и зачувување на приватноста на членовите на енергетската заедница. За разлика од класичната секвенцијална примена на ADMM, предложениот пристап овозможува паралелно решавање на локалните оптимизациски проблеми. Анализата е спроведена за енергетска заедница со до 2000 членови, при што се покажани подобрени перформанси во споредба со разгледаниот централизиран пристап. Овие истражувања покажуваат дека ADMM базираните методи претставуваат соодветна основа за дистрибуирано управување со енергетски заедници. Сепак, различните пристапи се разликуваат во однос на архитектурата на комуникација, бројот на разгледувани членови, техничките ограничувања и критериумите вклучени во оптимизацискиот проблем. Оттука, оценувањето на нивната применливост во поголеми и похетерогени енергетски заедници останува значајно истражувачко прашање.

6.5 Истражувачки јаз и мотивација

И покрај значителниот напредок во развојот на централизирани, децентрализирани и дистрибуирани EMS, анализата на постојната литература укажува на неколку ограничувања кои се значајни за практичната примена на овие пристапи. Во голем дел од истражувањата, заштитата на приватноста не е целосно обезбедена кај сите постојни архитектури. Одредени пристапи и понатаму бараат доставување чувствителни информации до централен координатор или размена на податоци кои можат да откријат информации за производството, потрошувачката и однесувањето на поединечните членови. Иако методите базирани на ADMM покажуваат ветувачки резултати во дистрибуираната оптимизација, влијанието на бројот на членови врз конвергенцијата на алгоритмот, пресметковната сложеност, обемот на разменетите информации и ефикасноста на размената на електрична енергија не е подеднакво детално анализирано во постојните истражувања. Дополнително, релативно мал број истражувања разгледуваат реалистични студии на случај кои вклучуваат поголеми јавни или кампусни системи со повеќе потрошувачи-производители, локално производство од RES, ESS и динамички пазарни сигнали. Оттука, се наметнува потребата од развој на дистрибуиран EMS кој истовремено ќе овозможи ефикасна координација на членовите и зачувување на приватноста на нивните податоци. Како одговор на идентификуваните ограничувања, во оваа докторска дисертација се предлага дистрибуирана платформа ”предвиди па оптимизирај” за управување со енергијата во енергетска заедница, во која предвидувањето на производството и потрошувачката на електрична енергија и оптимизацискиот проблем се решаваат локално од страна на членовите, додека нивната

координација се реализира преку размена на ограничен број информации. Предложениот пристап е базиран на FL и ADMM и е насочен кон анализа на економската ефикасност, размената на електрична енергија и конвергенцијата.

7 Анализа на студија на случај

7.1 Избор на студијата на случај

Македонија го има усвоено Националниот план за енергетика и клима во јуни 2022 година, со кој се предвидуваат мерки насочени кон декарбонизација, зголемување на учеството на RES и подобрување на енергетската ефикасност. Во насока на поддршка на транзицијата кон RES, направени се и измени во законската регулатива со кои се олеснува инсталирањето на PVs кај различни категории корисници.

Во овој контекст, јавните институции можат да имаат значајна улога во енергетската транзиција. Инсталирањето на PVs на покривите на јавните објекти овозможува искористување на локалниот соларен потенцијал, намалување на електричната енергија преземена од главната мрежа и поголемо учество на RES во задоволувањето на сопствената потрошувачка.

Дополнително, доколку јавните објекти се опремени со PVs, ESSs и соодветен EMS, нивното производство, потрошувачка и складирање на електрична енергија можат да се координираат. Ваквата поставеност овозможува објектите да се разгледуваат како активни потрошувачи-производители и создава услови за нивно поврзување во енергетска заедница.

Универзитетските кампуси претставуваат особено погодна средина за анализа на ваков концепт, бидејќи обединуваат повеќе објекти со различни профили на потрошувачка во рамките на просторна и организациска целина. Интеграцијата на локално производство, системи за складирање и системи за управување со енергија овозможува универзитетскиот кампус да се разгледува како локален енергетски систем во кој може да се анализира координираното управување и размената на електрична енергија помеѓу повеќе учесници.

Во литературата се среќаваат бројни примери на универзитетски кампуси во кои се интегрирани PVs, ветерни турбини, ESSs и друга енергетска инфраструктура, при што кампусите се разгледуваат како микромрежи. Микромрежата претставува локален електроенергетски систем кој овозможува координирано управување со локалното производство, потрошувачката и складирањето на електрична енергија и може да функционира поврзано со главната мрежа или во зависност од конфигурацијата, во автономен режим.

Еден таков пример е кампусот Хеленски медитерански универзитет (Hellenic Mediterranean University) во Крит, Грција, каде што се анализира интеграцијата на PVs, ветерна турбина, ESS и инфраструктура за полнење на EV. Резултатите укажуваат на економски и еколошки придобивки, како и на можност за намалување на оптоварувањето на главната електроенергетска мрежа.

Сличен пример за трансформација на универзитетски кампус во микромрежа е претставен во [114]. Во [115, 116] е даден поширок преглед на универзитетски кампуси со интегрирани RES. Анализираните истражувања ги опфаќаат економските придобивки, управувањето со врвната побарувачка, примената на различни оптимизациски техники, технологиите за складирање на електрична енергија и архитектурата на системите за управување.

Врз основа на овие карактеристики, универзитетските згради се избрани како

соодветна студија на случај за евалуација на предложениот дистрибуиран EMS. Ваквата поставеност овозможува да се анализира координацијата на повеќе хетерогени потрошувачи-производители, нивната меѓусебна размена на електрична енергија и влијанието на предложениот пристап врз економската ефикасност и скалабилност на системот.

7.2 Опис на разгледуваната студија на случај

Како студија на случај за евалуација на предложениот дистрибуиран EMS се разгледувани факултетските згради на Универзитетот „Св. Кирил и Методиј“ во Скопје. Во студијата се опфатени 16 згради кои се моделирани како потрошувачи-производители.

Во истражувањето се претпоставува дека сите згради имаат инсталирано PV на покривите и се опремени со ESS. Дополнително, претпоставено е постоење на соодветна инфраструктура која овозможува размена на електрична енергија помеѓу членовите на енергетската заедница, како и со главната електроенергетска мрежа.

7.3 Енергетски ресурси и пазарни параметри

Во рамките на разгледуваната студија на случај, членовите на енергетската заедница се моделирани како потрошувачи-производители кај кои е овозможена размена на електрична енергија во рамки на енергетската заедница, како и купување и продажба на електрична енергија од и кон главната електроенергетска мрежа.

Во продолжение се опишани постапките за проценка на локалното производство од PVs, параметрите на ESSs и цените користени при размена на електрична енергија.

7.3.1 Проценка на локалното производство од фотоволтаични системи

Локалното производство на електрична енергија е моделирано преку интеграција на PVs поставени на покривите на факултетските згради. Целта на проценката е да се добие реалистична вредност на потенцијалната инсталирана моќност на PVs за секој објект, која понатаму се користи при оптимално управување со енергијата.

Проценката на инсталираната моќност на PVs е направена врз основа на измерената површина на покривот на секој објект. Површините на покривите се проценети со користење на алатките за мерење должини достапни во Google Maps, со што е добиена приближна вредност на покривната површина. При определувањето на површината е претпоставено дека може да се искористи само 50% од вкупната покривна површина. Оваа претпоставка е направена со цел да се земат во предвид практичните ограничувања што можат да влијаат врз реалната искористливост, како што се: ориентацијата и наклонот на покривот, засенчувањето, пристапните зони, просторот потребен за одржување, како и евентуалното присуство на други технички инсталации.

Проценетите површини на покривите и соодветната инсталирана моќност на PVs се прикажани во Табела 7.1. За генерирање на временските серии за производство на електрична енергија од PVs е користена алатката PVGIS [117]. Алатката овозможува проценка на очекуваното производство на електрична енергија врз основа на географската локација, соларната радијација, климатските услови и техничките параметри на PV.

Табела 7.1: Користени податоци за проценка на производството на електрична енергија од соларни панели.

Институција	Површина на покривот [m ²]	Проценета инсталирана моќност [kW]
Факултет за ветеринарна медицина	389,75	42,20
Факултет за електротехника и информациски технологии	1200,00	129,87
Фармацевтски факултет — нова зграда	400,00	43,29
Фармацевтски факултет — стара зграда	424,00	45,63
Градежен факултет	910,00	98,28
Хемиски институт	280,00	29,84
Оддел за микробиологија	78,00	8,19
Институт за земјотресно инженерство и инженерска сеизмологија	980,00	105,89
Факултет за ликовни уметности	1152,00	124,61
Природно-математички факултет	660,00	71,37
Педагошки факултет	1800,00	194,81
Судска медицина	377,00	40,37
Технолошко-металуршки факултет	949,00	102,38
Ректорат на УКИМ	624,00	67,27
Универзитетско одмаралиште	363,00	39,19
Факултет за земјоделски науки и храна	1261,00	136,31

7.3.2 Системи за складирање на електричната енергија

Покрај локалното производство од PV, во моделот е вклучена и можност за складирање на електрична енергија. За таа цел, се претпоставува дека сите згради во енергетската заедница се опремени со ESS-литиум-јонска батерија (Li-ion). Капацитетот и максималната моќност на ESSs за секој објект се прикажани во Табела 7.2.

За сите батериски системи е усвоена иста ефикасност на полнење и празнење, еднаква на 0.9. Дополнително, минималната и максималната дозволена вредност на состојба на полнеж (анг. *state of charge*) (SOC), се ограничени на 0.1 и 0.9, соодветно [118]. Овие ограничувања се воведени со цел да се избегне целосно празнење или преполнување на батериите, што е важно за продолжување на нивниот работен век и за обезбедување стабилна работа на системот.

Вклучувањето на ESS овозможува поголема флексибилност во управувањето со енергијата. Вишокот на електрична енергија може да се складира и да се користи во периоди кога производството е намалено или кога цената за купување електрична енергија од мрежата е повисока.

7.3.3 Цени и модел на размена на електрична енергија

Во моделот е земен во предвид и економскиот аспект на размената на електрична енергија. Во реални услови, Универзитет „Св. Кирил и Методиј“ купува електрична енергија преку Унгарска берза за електрична енергија (HUPX) со примена на фиксна тарифа. Сепак, во ова истражување е разгледано сценарио со динамична тарифа, со цел да се анализира влијанието на часовно-променливите цени врз оптималното управување со локалното производство, складирањето и размената на електрична енергија.

Табела 7.2: Користени параметри за батериските системи за складирање на електрична енергија.

Институција	Капацитет на батеријата [kWh]	Максимална моќност [kW]
Факултет за ветеринарна медицина	50,00	20,00
ФЕИТ	50,00	20,00
Фармацевтски факултет — нова зграда	50,00	20,00
Фармацевтски факултет — стара зграда	50,00	20,00
Градежен факултет	50,00	20,00
Хемиски институт	30,00	12,00
Оддел за микробиологија	30,00	12,00
Институт за земјотресно инженерство и инженерска сеизмологија	50,00	20,00
Факултет за ликовни уметности	30,00	12,00
Природно-математички факултет	50,00	20,00
Педагошки факултет	30,00	12,00
Судска медицина	50,00	20,00
Технолошко-металуршки факултет	50,00	20,00
Ректорат на УКИМ	50,00	20,00
Универзитетско одморалиште	50,00	20,00
Факултет за земјоделски науки и храна	50,00	20,00

Цените за купување електрична енергија од главната електроенергетска мрежа се земени со часовна резолуција од HUPX [119]. Користењето на часовнопроменливи цени овозможува оптимизацискиот модел да ги приспособува одлуките за купување, складирање и користење на електричната енергија во зависност од пазарните услови. На пример, во периодите со пониска цена, моделот може да одлучи да купи електрична енергија од мрежата и да ја складира во ESS. Наспроти тоа, во периодите со повисока цена може да биде поповолно користењето на локалното производство, празнењето на батериите или размената на електрична енергија помеѓу членовите на енергетската заедница.

Цената за продажба на електрична енергија кон главната електроенергетска мрежа е дефинирана како половина од соодветната куповна цена. Дополнително, во рамките на енергетската заедница е овозможена локална купопродажба на електрична енергија помеѓу членовите. За размената на електрична енергија во рамките на заедницата е усвоена фиксна цена од 0.079 €/kWh. На овој начин, членовите можат да ја разменуваат локално расположливата електрична енергија пред таа да биде купена од или продадена кон главната електроенергетска мрежа.

Воведувањето на различни цени за купување од главната мрежа, продажба кон главната мрежа и локална размена на електрична енергија овозможува да се анализира економската оправданост на различните начини на снабдување со електрична енергија. Оптимизацискиот модел, во зависност од локалното производство, состојбата на ESSs, потрошувачката и тековните цени, го определува економски најповолниот начин на управување со расположливите енергетски ресурси.

7.4 Податоци за потрошувачката на електрична енергија

Податоците за потрошувачка на електрична енергија користени во разгледуваната студија на случај се добиени од ЕВН Македонија. Податочното множество содржи мерења за 16 објекти на Универзитет „Св. Кирил и Методиј“ во Скопје во периодот од 01.01.2021 до 16.11.2023 година.

Оригиналното податочно множество е со временска резолуција од 15 минути. За потребите на анализата, податоците се ресемплирани на часовна резолуција со цел нивно усогласување со останатите влезни податоци и со временската резолуција на оптимизацискиот модел.

7.4.1 Профили на потрошувачката на разгледуваните објекти

На Слика 7.1 се прикажани профилите на потрошувачката на електрична енергија за разгледуваните 16 објекти.



Слика 7.1: Профили на потрошувачката на електрична енергија за разгледуваните 16 објекти.

Од прикажаните профили може да се забележи дека објектите се карактеризираат со различни нивоа и профили на потрошувачка. Ваквата хетерогеност произлегува од различната намена и режимот на работа на објектите и претставува важна карактеристика на разгледуваната енергетска заедница. Добиените часовни профили на потрошувачката понатаму се користат при развојот на моделите за предвидување и при оптималното управување со енергијата.

8 Предвидување на потрошувачката и производството на електрична енергија

8.1 Краткорочно предвидување на потрошувачката и производството на електрична енергија

Точноста на предвидувањето на потрошувачката и производството на електрична енергија има значајно влијание врз оперативното планирање и управувањето со електроенергетските системи. Грешките во предвидувањето можат да доведат до отстапувања помеѓу планираните и реалните вредности и како последица, до зголемени оперативни трошоци и финансиски пенали. Овој проблем е особено изразен со зголемувањето на учеството на RES, чие производство зависи од надворешни и тешко предвидливи услови [38].

Според временскиот хоризонт, предвидувањето на потрошувачката и производството на електрична енергија може да се класифицира како краткорочно, среднорочно и долгорочно. Краткорочното предвидување најчесто опфаќа период до еден месец, среднорочното предвидување од еден месец до една година, додека долгорочното предвидување се однесува на период подолг од една година. Краткорочното предвидување има особено значење за оперативното планирање, функционирањето на пазарите на електрична енергија и управувањето со производството и потрошувачката [120].

Во литературата се предложени различни методи за предвидување, кои можат да се поделат на статистички методи, методи базирани на ML и DL, како и нивни комбинации. Кај статистичките пристапи широко се применуваат моделите авторегресивен интегриран модел на подвижен просек (анг. *autoregressive integrated moving average*) (ARIMA) и авторегресивен модел на подвижен просек (анг. *autoregressive moving average*) (ARMA) [121, 122, 123], додека во други истражувања статистичките модели се комбинираат со техники од ML [124, 125, 126]. Во [127] се анализирани 67 студии, при што како често користени методи за предвидување се издвојуваат ANN, SVM и ARIMA. Во [128] е предложен модел базиран на длабока мрежа на верување (анг. *deep belief network*) (DBN) за краткорочно предвидување на потрошувачката на електрична енергија на национално ниво во Македонија, со хоризонт на предвидување од 24 часа.

Со развојот на техниките за DL, моделите базирани на RNN се сè позастапени при анализа на временски серии. Во [129, 130] се предложени модели базирани на невронски мрежи за предвидување на потрошувачката на електрична енергија на Факултетот за електротехника и информациски технологии. Дополнително, во [131] е даден систематски преглед на методите за предвидување на потрошувачката, класифицирани според временскиот хоризонт, секторот и применетата методологија.

Во [132, 133] е даден преглед на моделите за предвидување на потрошувачката кај станбени објекти. Резултатите покажуваат дека методите од ML и DL можат успешно да користат историски податоци во комбинација со дополнителни временски и категориjsки карактеристики. Истовремено, се истакнува помалата застапеност на истражувањата насочени кон образовни институции, чии профили на потрошувачка се разликуваат од оние кај домаќинствата.

Универзитетските кампуси претставуваат погодна средина за развој и евалуација на модели за предвидување бидејќи опфаќаат повеќе објекти со различни функционални

профили, како што се предавални, лаборатории, административни објекти и истражувачки центри. Потрошувачката на ваквите објекти се карактеризира со дневни и сезонски обрасци, но истовремено содржи и одреден степен на неизвесност [134]. Покрај историските вредности на потрошувачката, врз нејзиниот профил можат да влијаат и надворешни фактори: како температурата, влажноста на воздухот, брзината на ветерот и други метеоролошки променливи. Поради тоа, пред дефинирањето на влезните параметри на моделот е спроведена анализа на временската структура на потрошувачката и нејзината зависност од потенцијалните метеоролошки влезни променливи.

8.2 Анализа на влезните податоци

Анализата на влезните податоци најпрво е спроведена врз податоците за потрошувачката на електрична енергија на Факултетот за електротехника и информациски технологии. Во рамките на оваа анализа се испитани временските карактеристики на потрошувачката, нејзината корелација со температурата и влажноста на воздухот, како и нејзината автокорелациска структура. Добиените сознанија се искористени при изборот на влезните карактеристики и при дефинирањето на моделот за предвидување.

8.2.1 Претпроцесирање на податоците и временски карактеристики

Податочното множество содржи часовни вредности на потрошувачката на електрична енергија, при што на секое набљудување му е придружена соодветна временска ознака. Од временската ознака се извлечени три дополнителни временски карактеристики: часот во денот, денот од неделата и месецот во годината.

Во податочното множество се присутни и вредности што недостасуваат. Тие се надополнети со вредноста на потрошувачката измерена во истиот час и истиот ден од претходната недела. Ваквиот пристап е избран поради неделна периодичност на потрошувачката, која дополнително е разгледана преку автокорелациската анализа.

За да се обезбеди споредлив опсег на вредностите и постабилно тренирање на моделот, потрошувачката и производството на електрична енергија се нормализирани во интервалот $[0, 1]$ со примена на min-max нормализација:

$$x_{\text{norm}} = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}, \quad (8.1)$$

каде што x е оригиналната вредност, а $x_{\min}$ и $x_{\max}$ се минималната и максималната вредност на разгледуваната големина.

Часот во денот, денот од неделата и месецот во годината содржат релевантни информации за дневните, неделните и годишните промени на потрошувачката. Поради тоа, овие променливи се вклучени како влезни карактеристики на предложениот модел.

Нивните целобројни вредности не се внесуваат директно во моделот, бидејќи таквиот начин на претставување би наметнал вештачка линеарна подреденост и не би ја зачувал нивната периодичност. На пример, часовите 23 и 0 се непосредно последователни, иако нивните нумерички вредности значително се разликуваат. За да се зачува цикличната структура, секоја временска променлива е претставена преку синусна и косинусна компонента:

$$P_{\sin}(k) = \sin\left(\frac{2\pi k}{n}\right), \quad (8.2)$$

$$P_{\cos}(k) = \cos\left(\frac{2\pi k}{n}\right), \quad (8.3)$$

каде што k ја означува позицијата во соодветниот циклус, а n го означува бројот на позиции во циклусот. За енкодирање на часот во денот, денот од неделата и месецот во годината се користат $n = 24$, $n = 7$ и $n = 12$, соодветно. На овој начин секоја временска променлива е претставена со две вредности од интервалот $[-1, 1]$, при што временски блиските позиции добиваат блиски нумерички претставувања. Применетиот пристап е концептуално поврзан со синусоидалното позиционо енкодирање опишано во [135].

8.2.2 Анализа на метеоролошките променливи

Метеоролошките променливи, како температурата и влажноста на воздухот, вообичаено се разгледуваат како фактори што можат да влијаат врз потрошувачката на електрична енергија. Во [136] е покажано дека зависноста на температурата и влажноста со потрошувачката може да биде нелинеарна и да има карактеристична форма на „U“.

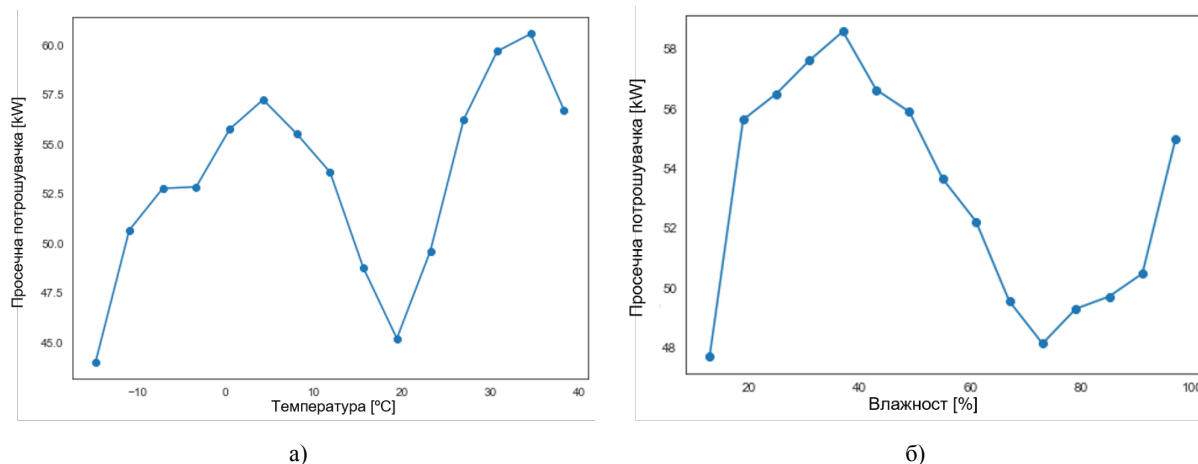
Со цел да се испита нивното влијание кај разгледуваното податочно множество, е пресметан Пирсоновиот коефициент на корелација. Добиената вредност помеѓу температурата и потрошувачката на електрична енергија изнесува 0.059, што укажува на многу слаба линеарна зависност помеѓу овие две променливи.

Бидејќи ниската вредност на Пирсоновиот коефициент не го исклучува постоењето на нелинеарна зависност, дополнително е направена графичка анализа. Температурните вредности се групирани во 15 интервали, при што за секој интервал се пресметани средната вредност на потрошувачката на електрична енергија, стандардната девијација и бројот на набљудувања.

Од Слика 8.1а може да се забележи дека потрошувачката на електрична енергија е повисока во периоди со пониски и повисоки температури. Во зимскиот период, за време на работните часови, температурата најчесто се движи во опсег од 3–10 °C, додека во летниот период достигнува вредности приближно до 35 °C. Ваквиот профил е во согласност со зголемената потрошувачка во периодите кога се користат системите за греење и ладење.

Пресметаниот Пирсонов коефициент на корелација помеѓу влажноста на воздухот и потрошувачката на електрична енергија изнесува -0.078, што исто така укажува на многу слаба линеарна поврзаност. Аналогно на анализата за температурата, вредностите на влажноста на воздухот се групирани во 15 интервали, а на Слика 8.1б е прикажана добиената зависност.

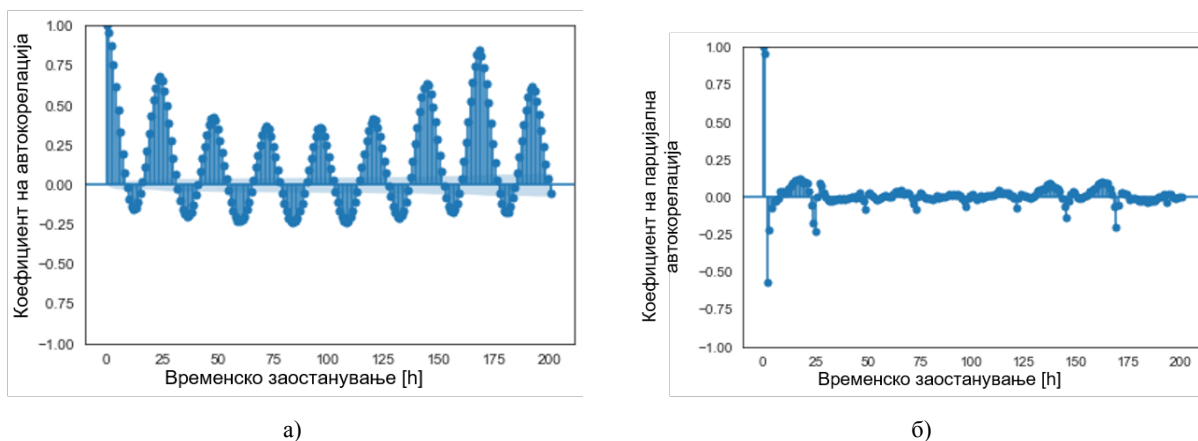
Врз основа на добиените резултати, температурата и влажноста на воздухот не се вклучени како влезни параметри во моделот за предвидување на потрошувачката на електрична енергија.



Слика 8.1: Зависност помеѓу: (а) температурата и потрошувачката; (б) влажноста на воздухот и потрошувачката на електрична енергија.

8.2.3 Автокорелациска анализа

Со цел да се испита временската зависност на потрошувачката на електрична енергија, се анализирали автокорелациската и парцијалната автокорелациска функција.



Слика 8.2: Анализа на потрошувачката на електрична енергија: (а) автокорелација; (б) парцијална автокорелација.

Од автокорелациската функција, прикажана на Слика 8.2а, може да се забележи изразена периодичност, со локални максимуми при временски задоцнувања од приближно 24, 48, 72 и 96 часа, како и изразен максимум околу 168 часа. Повторувањето на локалните максимуми на интервали од 24 часа укажува на присуство на дневен сезонски образец, додека максимумот околу 168 часа укажува и на повторливост на неделно ниво.

Дополнително, автокорелацијата постепено се намалува со зголемување на временското задоцнување, што покажува дека влијанието на претходните вредности врз тековната потрошувачка се намалува со текот на времето. Сепак, повторувањето на позитивните врвови покажува дека потрошувачката во даден час е поврзана со потрошувачката во истиот период од претходните денови.

Парцијалната автокорелациска функција, прикажана на Слика 8.26, има најизразени вредности за првите неколку временски задоцнувања. Овој резултат укажува дека непосредно претходните вредности на потрошувачката имаат најголемо директно влијание врз тековната вредност. Со зголемување на временското задоцнување, вредностите на парцијалната автокорелација се намалуваат, што укажува дека зависностите на подолги временски интервали во голема мера се објаснуваат преку поблиските претходни вредности.

8.3 Модел за предвидување на потрошувачката и производството

Во рамките на ова истражување е развиен модел за краткорочно предвидување на потрошувачката и производството на електрична енергија со хоризонт од 24 часа. Целта на моделот е, врз основа на историските мерења и познатите временски карактеристики, да ги предвиди часовните вредности за наредниот ден. Добиените прогнози понатаму се користат како влезни параметри во предложениот систем за управување со енергија.

При развојот на моделот се зема предвид дека потрошувачката и производството на електрична енергија претставуваат временски серии, кај кои тековните и идните вредности зависат од претходните состојби. Покрај временската зависност, во податочното множество за предвидување на потрошувачката се присутни дневни, неделни и сезонски обрасци. Поради тоа, како влезни карактеристики се користат историските вредности на потрошувачката и циклично кодирани временски променливи: часот од денот, денот од неделата и месецот во годината. При предвидувањето на производството, покрај историските вредности, како временски карактеристики се користат часот од денот и месецот во годината.

За моделирање на временските зависности се анализираат RNN, односно GRU и LSTM. Нивните перформанси најпрво се оценуваат врз податоци од еден објект, при што е опфатен и периодот на пандемијата COVID-19, која предизвикала ненадејна промена во профилот на потрошувачката. На овој начин се испитува способноста на моделите да генерираат точни прогнози при неочекувана промена на работните услови. Потоа, избраната архитектура се применува во федеративна околина, во која членовите на енергетската заедница заеднички учествуваат во тренирањето на моделот без директно споделување на своите локални податоци.

8.3.1 Архитектура на моделот

Предложената архитектура, прикажана на Слика 8.3, се состои од два последователни LSTM слоја со по 64 неврони, чија задача е да ги издвојат временските зависности и динамиката присутна во историските вредности. Потоа, следува излезниот слој кој генерира прогноза за секој од 24-те часа од хоризонтот на предвидување.

Моделот применува резидуален пристап, при кој се предвидува корекција во однос на референтната вредност од претходниот ден. Конечната прогноза може да се претстави со:

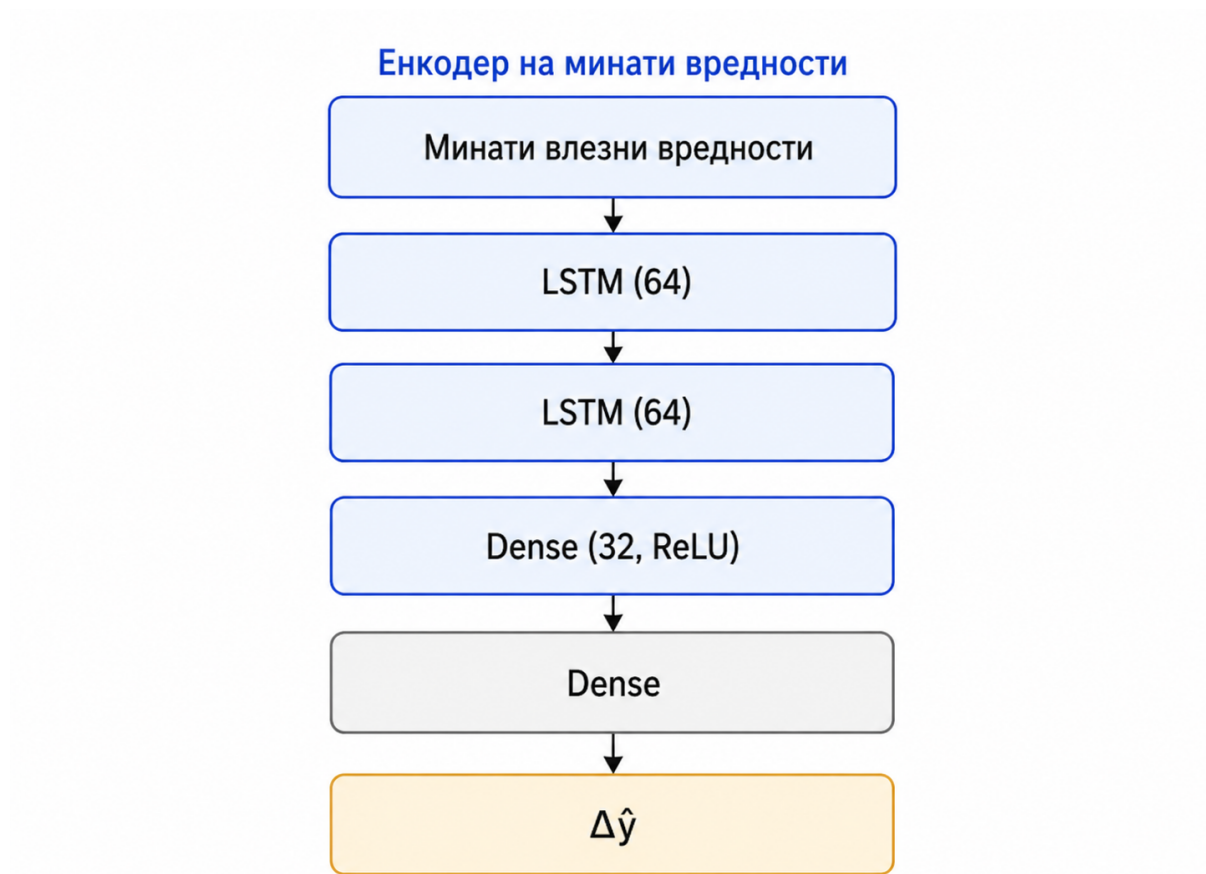
$$\hat{y}_{t+h} = y_{t+h-24} + \Delta \hat{y}_{t+h}, \quad h = 1, \dots, 24, \quad (8.4)$$

каде што y_{t+h-24} е измерената вредност во соодветниот час од претходниот ден, $\Delta \hat{y}_{t+h}$ е корекцијата предвидена од моделот, а $\hat{y}_{t+h}$ е конечната прогнозирана вредност.

Со резидуалното предвидување моделот ја изучува промената во однос на дневниот референтен профил, наместо директно да ја реконструира целата идна вредност.

Покрај LSTM-моделот, анализирана е и архитектура со иста организација на влезните податоци, но со замена на LSTM-слоевите со GRU-слоеве.

Двете архитектури се тренирани и тестирани со исти податочни поделби и исти метрики. Со тоа е овозможена непосредна споредба на нивната способност да ги моделираат временските зависности и промените во профилот на потрошувачката. Архитектурата што покажува подобри и постабилни перформанси е понатаму применета во FL.



Слика 8.3: Предложена архитектура за предвидување со примена на LSTM-енкодер.

8.3.2 Архитектура и поставки на федеративниот систем за предвидување

Централизираното собирање на деталните податоци од сите членови на една енергетска заедница може да биде ограничено поради приватноста на корисниците, сопственоста на податоците и комуникациските барања. Поради тоа, во ова истражување е применето FL, кое овозможува заедничко тренирање на моделот без пренесување на локалните податочни множества кон централен сервер.

Федеративниот систем е реализиран со платформата *Flower*. Архитектурата се состои од централен сервер и 16 клиенти, при што секој клиент соодветствува на еден објект во рамките на УКИМ. Секој клиент располага со сопствено податочно множество

за потрошувачката и производството на електрична енергија и локално ја извршува постапката за тренирање.

Применето е хоризонтално FL, бидејќи сите клиенти располагаат со податоци со иста структура и исти видови влезни карактеристики, но со различни набљудувања и различни енергетски профили. Во текот на тренирањето, локалните податоци остануваат кај соодветниот клиент. Помеѓу клиентите и серверот се разменуваат параметрите на моделот, а не оригиналните мерења.

На почетокот од секоја комуникациска рунда, серверот избира подмножество клиенти и им ги испраќа параметрите на тековниот глобален модел. Секој избран клиент ги користи добиените параметри за иницијализација на локалниот модел, по што извршува локално тренирање со сопственото податочно множество. По завршувањето на локалното тренирање, ажурираните параметри се испраќаат назад до серверот.

Серверот ги агрегира локално ажурираните параметри и формира нова верзија на глобалниот модел. Ажурираниот модел се користи како почетна точка во следната комуникациска рунда. Постапката се повторува до достигнување на зададениот број комуникациски рунди.

Кај сите клиенти се применува иста архитектура на моделот, додека локалните податочни множества и нивните распределби се разликуваат. На овој начин глобалниот модел може да ги искористи заедничките обрасци присутни кај различните членови на енергетската заедница, без нивните податоци да бидат централизирано складирани.

Конфигурациските параметри употребени при федеративното тренирање се прикажани во Табела 8.1.

Федеративното тренирање е спроведено во 70 комуникациски рунди со вкупно 16 клиенти. Во секоја рунда, 12 клиенти учествуваат во локалното тренирање, додека четири клиенти се користат при евалуацијата. Локалното тренирање се извршува во три епохи, со големина на мини-серијата од 32, стапка на учење од 0,001 и оптимизатор Adam. Експерименталната федеративна околина е реализирана на една пресметковна машина со процесор од 12. генерација Intel® Core™ i7 и 32 GB RAM. На оваа машина се симулирани серверот и локалните клиенти, при што секој клиент користи посебно локално податочно множество.

Табела 8.1: Поставки за FL.

Поставка	Вредност
Број на комуникациски рунди	70
Вкупен број на клиенти	16
Големина на група	32
Број на клиенти за тренирање по рунда	12
Број на клиенти за евалуација по рунда	4
Стапка на учење	0,001
Оптимизатор	Adam
Број на локални епохи	3

8.4 Резултати од предвидувањето

8.4.1 Предвидување на потрошувачката на Факултетот за електротехника и информациски технологии

По анализата на карактеристиките на податоците од Факултетот за електротехника и информациски технологии, моделите за предвидување најпрво се тренирани и оценети врз податоци од истиот објект, но од различни временски периоди. Притоа, податоците се поделени хронолошки на периоди пред и за време на пандемијата COVID-19. Ваквата поделба овозможува перформансите на моделите да се оценат не само во вообичаени услови, кога податоците за тренирање и тестирање имаат слични обрасци, туку и во непредвидливи услови, карактеризирани со ненадејна промена на профилот на потрошувачката. На овој начин се испитуваат точноста, робусноста и способноста на моделите за приспособување кон нови услови.

Податочното множество содржи период пред и за време на пандемијата COVID-19. Преминот кон далечинска настава предизвикува значителна и ненадејна промена на профилот на потрошувачката. Ова овозможува да се испита не само точноста на моделите во вообичаени работни услови, туку и нивната способност за генерализација при промена на распределбата на податоците.

За таа цел се дефинирани три експериментални сценарија. Во сценариото C1, моделот се тренира, валидира и тестира исклучиво со податоци од периодот пред COVID-19. Ова сценарио ги претставува условите во кои обрасците во множествата за тренирање и тестирање се слични.

Во сценариото C2, моделот се тренира и валидира со податоци од периодот пред COVID-19, а се тестира со податоци од почетокот на COVID-19 периодот. Ова сценарио се користи за оценување на робусноста на моделот при ненадејна промена на потрошувачките обрасци.

Во сценариото C3, во множеството за тренирање се вклучуваат и податоци од COVID-19 периодот, додека тестирањето се врши врз подоцнежен дел од истиот период. На овој начин се испитува дали ажурирањето на моделот со податоци од новиот режим на работа овозможува приспособување кон променетиот профил на потрошувачката.

Временските периоди употребени за тренирање, валидација и тестирање во трите сценарија се прикажани во Табела 8.2.

Табела 8.2: Поделба на податоците на множества за тренирање, валидација и тестирање за трите анализирани сценарија.

Сценарио	Тренирање		Валидација		Тестирање	
	Од	До	Од	До	Од	До
C1	01-01-2017	31-10-2019	01-11-2019	30-11-2019	01-12-2019	31-12-2019
C2	01-01-2017	09-02-2020	10-02-2020	09-03-2020	10-03-2020	10-04-2020
C3	01-01-2017	09-04-2020	10-04-2020	09-05-2020	10-05-2020	10-06-2020

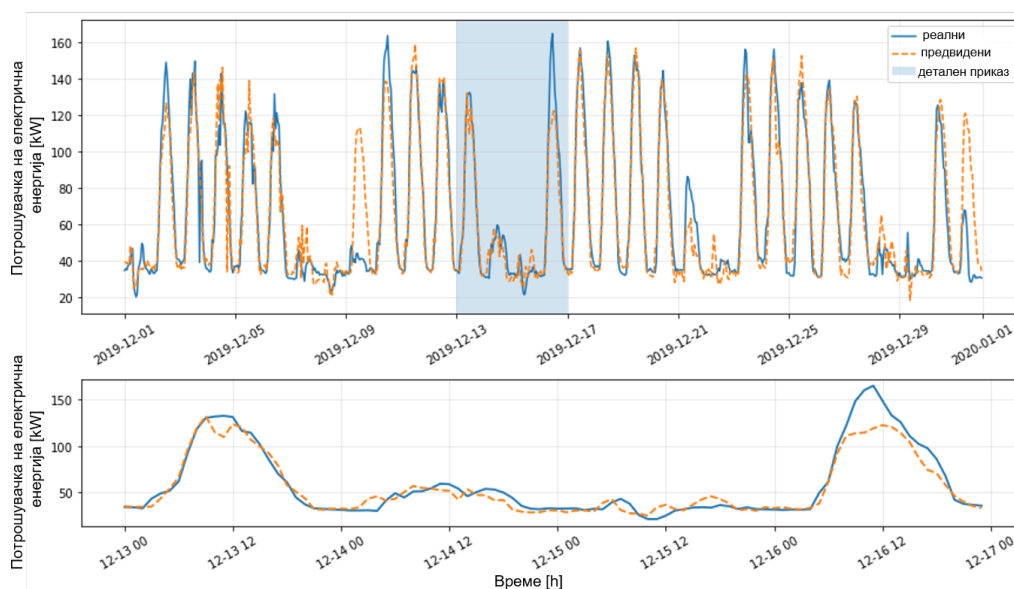
Перформансите на LSTM и GRU моделите се оценуваат со MAE, RMSE, пондерирана апсолутна процентуална грешка (WAPE) и средна апсолутна процентуална грешка (MAPE). Користењето повеќе метрики овозможува оценување и на апсолутната големина на грешките и на нивното релативно значење во однос на реалната потрошувачка. Резултатите се прикажани во Табела 8.3. На Слика 8.4, Слика 8.5 и Слика 8.6 визуелно се прикажани реалните и предвидените вредности на тест-податочното множество.

Резултатите во Табела 8.3 покажуваат дека моделот има стабилни перформанси кога се тестира на податоци од истиот период од кој е трениран. Во сценариото пред COVID-19, моделот трениран на податоци пред COVID-19 постигнува MAE од 8.64 kWh, RMSE од 15.01 kWh и WAPE од 13.43%.

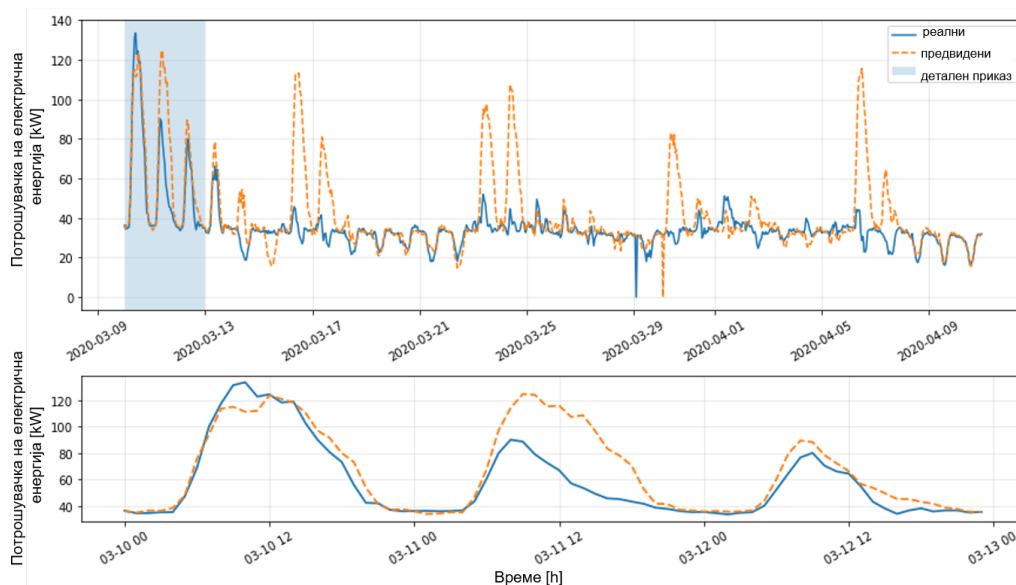
Кога истиот модел, трениран само на податоци пред COVID-19, се тестира на COVID-19 периодот, се забележува влошување на перформансите. Иако MAE останува сличен, RMSE се зголемува од 15.01 kWh на 17.46 kWh, а WAPE значително се зголемува од 13.43% на 24.88%. Ова укажува дека моделот потешко ги предвидува променетите обрасци на потрошувачка за време на COVID-19 периодот. Зголемувањето на WAPE покажува дека релативната грешка станува значително поголема, што најверојатно се должи на променетото однесување на потрошувачката во овој период при неочекуван настан. Во третото сценарио, каде што моделот е трениран со дел од COVID-19 податоците, перформансите значително се подобруваат. MAE се намалува на 4.34 kWh, RMSE на 8.40 kWh, а WAPE на 13.46%. Овие вредности се речиси на исто ниво како резултатите пред COVID-19, што покажува дека вклучувањето на податоци од новите вредности на потрошувачка му овозможува на моделот подобро да ги научи променетите обрасци. Дополнително, MAPE се намалува од 16.60% на 13.37%, што укажува на подобрување и во релативната точност на предвидувањето.

Табела 8.3: Перформанси при тестирање на моделите за предвидување на потрошувачката на електрична енергија пред и за време на периодот на COVID-19.

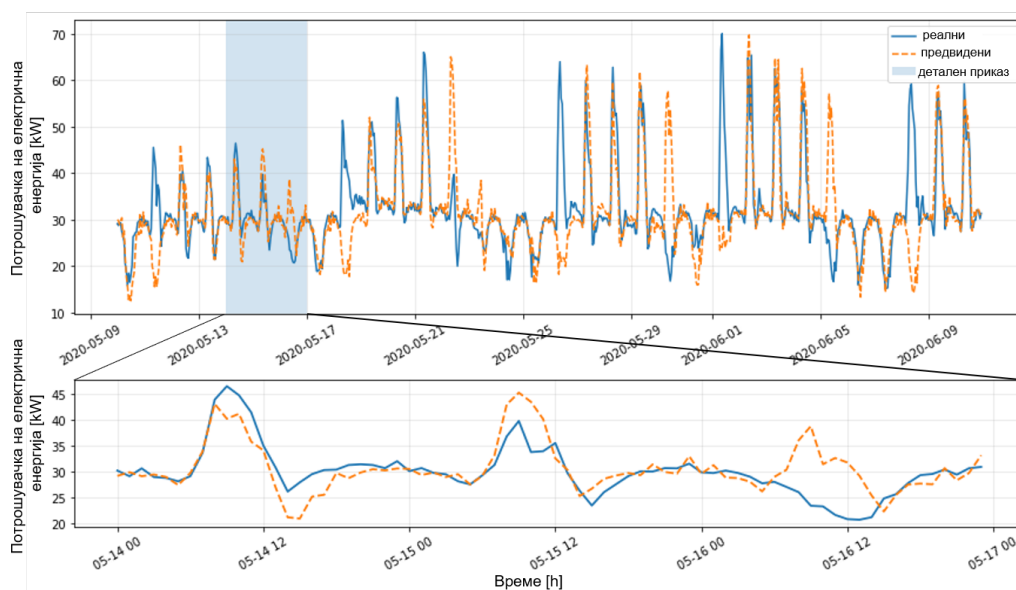
Сценарио	MAE [kWh]		RMSE [kWh]		WAPE [%]		MAPE [%]	
	LSTM	GRU	LSTM	GRU	LSTM	GRU	LSTM	GRU
C ₁	9,00	8,64	15,00	15,01	13,98	13,43	17,04	16,60
C ₂	5,35	8,70	10,88	17,46	15,19	24,88	—	—
C ₃	4,15	4,34	7,90	8,40	13,51	13,46	12,91	13,37



Слика 8.4: Споредба помеѓу реалната и предвидената часовна потрошувачка на електрична енергија на ФЕИТ во тест периодот пред COVID-19.



Слика 8.5: Споредба помеѓу реалната и предвидената часовна потрошувачка на електрична енергија на ФЕИТ кога моделот е трениран во COVID-19, а тест-периодот е COVID-19.



Слика 8.6: Споредба помеѓу реалната и предвидената часовна потрошувачка на електрична енергија на ФЕИТ кога моделот е трениран пред и за време на COVID-19, а тест-периодот е COVID-19.

8.4.2 Предвидување во рамките на енергетската заедница

Избраната LSTM-архитектура е применета во федеративната околина за предвидување на потрошувачката и фотоволтаичното производство кај 16 објекти во рамките на УКИМ. Секој објект претставува посебен клиент кој го тренира моделот со сопствените локални податоци, додека серверот ги агрегира ажурираните параметри и го формира глобалниот модел.

Перформансите на федеративниот модел за секој од 16-те објекти се прикажани во

Табела 8.4. Поради значителните разлики во апсолутните вредности на потрошувачката и производството, грешките се пресметани врз нормализирани податоци. Со тоа е овозможена споредба на перформансите помеѓу објекти со различна големина и различни енергетски профили.

Табела 8.4: Перформанси на предложениот FL-модел за предвидување на производството и потрошувачката на електрична енергија (MAE, RMSE).

Институција	Предвидување на потрошувачка		Предвидување на PV производство	
	MAE	RMSE	MAE	RMSE
Факултет за ветеринарна медицина	0.08	0.12	0.03	0.08
Факултет за електротехника и информациски технологии	0.03	0.06	0.03	0.08
Фармацевтски факултет (стара зграда)	0.04	0.06	0.03	0.07
Фармацевтски факултет (нова зграда)	0.03	0.04	0.03	0.07
Градежен факултет	0.04	0.07	0.03	0.08
Хемиски институт	0.06	0.07	0.03	0.08
Институт за микробиологија	0.03	0.05	0.03	0.08
Институт за земјотресно инженерство и инженерска сеизмологија	0.02	0.03	0.03	0.08
Факултет за ликовни уметности	0.06	0.08	0.03	0.08
Факултет за природни науки	0.03	0.06	0.03	0.08
Педагошки факултет	0.06	0.08	0.03	0.08
Судска медицина	0.08	0.10	0.03	0.08
Технолошко-металуршки факултет	0.16	0.10	0.03	0.08
Ректорат на УКИМ	0.02	0.03	0.03	0.08
Универзитетско одморалиште	0.06	0.10	0.03	0.08
Факултет за земјоделски науки и храна	0.03	0.05	0.03	0.08

При предвидувањето на потрошувачката, најниски вредности на MAE од 0,02 се постигнати кај Институтот за земјотресно инженерство и инженерска сеизмологија и кај Ректоратот на УКИМ. Кај повеќето останати објекти MAE се движи помеѓу 0,03 и 0,08, што укажува на релативно стабилни перформанси на федеративниот модел кај различни потрошувачки профили.

Највисока MAE од 0,16 е забележана кај Технолошко-металуршкиот факултет. Повисоката грешка укажува дека потрошувачкиот профил на овој објект се разликува од заедничките обрасци изучени од глобалниот модел или дека содржи поголема варијабилност. Овој резултат ја покажува важноста на хетерогеноста на локалните податоци при федеративното тренирање.

Кај предвидувањето на производство од PV, MAE изнесува 0,03 кај сите анализирани објекти, додека RMSE се движи од 0,07 до 0,08. Малите разлики помеѓу клиентите покажуваат дека моделот постигнува слични перформанси при предвидување на производството кај различните објекти. Ваквото однесување може да се поврзе со тоа што фотоволтаичното производство кај сите клиенти е определено од слични временски и дневни обрасци.

Добиените резултати покажуваат дека федеративното учење може да се примени за

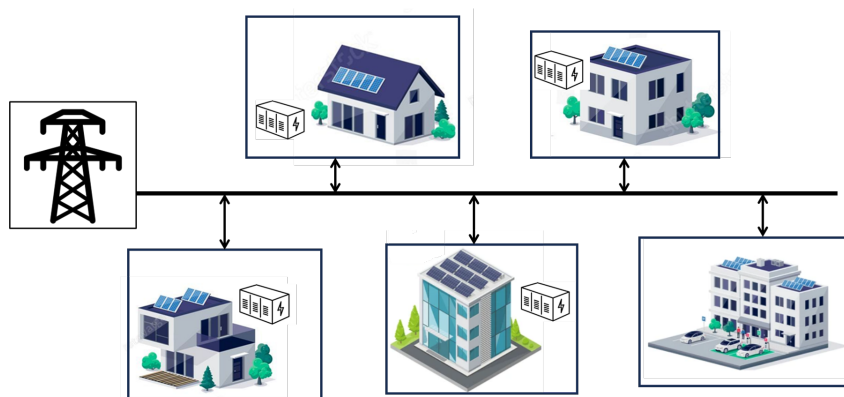
заедничко развивање модели за предвидување во рамките на една енергетска заедница. Притоа, локалните податоци остануваат кај членовите, додека глобалниот модел ги искористува заедничките обрасци присутни во нивните енергетски профили.

Предвидените вредности на потрошувачката и производството за следните 24 часа понатаму се користат како влез во системот за управување со енергија. Врз основа на овие вредности, системот го определува оптималниот распоред на системите за складирање, размената на електрична енергија помеѓу членовите и размената со надворешната електроенергетска мрежа.

9 Математичка формулација на системот за управување со енергија

Во оваа секција е презентирана математичката формулација на предложениот EMS во рамки на енергетска заедница, прикажана на Слика 9.1 составена од повеќе потрошувачи-производители. Целта на моделот е минимизација на вкупните трошоци преку оптимално управување со производството, складирањето и размената на електрична енергија помеѓу членовите на заедницата и главната мрежа. Секој член на енергетската заедница располага со:

- сопствено производство од RES,
- ESS,
- побарувачка која варира во текот на денот.



Слика 9.1: Структура на енергетската заедница

Оптимизацијата се врши за дискретен временски хоризонт, при што се разгледуваат техничките ограничувања на ESSs, ограничувањата за размена на електрична енергија и пазарните сигнали. Дополнително направена е анализа при централизирано и дистрибуирано управување на електрична енергија.

9.1 Централизиран систем за управување со енергија

9.1.1 Математичка формулација на централизиран систем за управување со енергија без размена на електрична енергија помеѓу членовите

Во оваа сценарио, разгледуван е централизиран EMS кога корисниците разменуваат електрична енергија само со главната мрежа. Функцијата на оптимизација е дадена со следнава формулација:

$$J^{centralized} = \min \sum_i \sum_t (c_{imp}(t) \cdot P_{imp}^i(t) - c_{exp}(t) \cdot P_{exp}^i(t)) \quad (9.1)$$

c_{imp} е цената на купување на електрична енергија од главната мрежа, P_{imp}^i е моќноста што корисникот i ја презема од мрежата, c_{exp} е цената на продажба на електрична енергија, а P_{exp}^i е моќноста што корисникот i ја продава на мрежата. За секој корисник во секој момент t треба да се биде исполнет биланс на моќност, даден со следнава равенка:

$$P_{\text{load}}^i(t) + P_{\text{batt,ch}}^i(t) + P_{\text{exp}}^i(t) + -P_{\text{pv}}^i(t) - P_{\text{batt,disch}}^i(t) - P_{\text{imp}}^i(t) = 0 \quad (9.2)$$

$P_{\text{load}}^i(t)$ е моќност на потрошувачка на електрична енергија на корисникот i во моментот t , $P_{\text{batt,ch}}^i(t)/P_{\text{batt,disch}}^i(t)$ е моќност на полнење/празнење на батеријата на корисник i , $P_{\text{pv}}^i(t)$ е произведената моќност од PV на корисник i во моментот t .

Како дополнително ограничување, преземената или предадената моќност од/во мрежата од страна на корисникот i не смее да ја надмине максимално дозволената вредност за преземање или предавање $P_{\text{max,imp}}/P_{\text{max,exp}}$, дефинирана во (9.3) и (9.4). За да се спречи истовремено преземање и предавање на моќност, се воведува бинарната променлива ρ .

$$0 \leq P_{\text{exp}}^i(t) + \rho^i(t) P_{\text{max,exp}} \quad (9.3)$$

$$0 \leq P_{\text{imp}}^i(t) \leq (1 - \rho^i(t)) P_{\text{max,imp}} \quad (9.4)$$

Моќност на полнење/празнење на батеријата на корисник i е ограничена со максималната дозволена моќност на полнење/празнење на батеријата $P_{\text{batt,ch,max}}^i/P_{\text{batt,disch,max}}^i$, дадено во (9.5) и (9.6). Полнењето и празнењето на батеријата не може да се случуваат истовремено и тоа е конторлирано користејќи ја бинарната променлива σ . Полнењето и празнењето на батеријата ја променуваат SOC во моментот t . SOC е поврзана со вкупниот капацитет на батеријата и претставува индикатор за количината на енергија складирана во батеријата во даден момент, изразена во проценти од нејзиниот вкупен капацитет и се пресметува користејќи ја математичката формулација дадена во (9.7). Максималниот капацитет на батеријата е дадено со $E_{\text{batt,cap}}^i$ η е коефициент на ефикасност на празнење/полнење на батеријата, а Δt претставува времетраењето на временскиот интервал. Во (9.9) и (9.10) се дадени ограничувањата на батеријата во моментот $t = 0$ и $t = T$.

$$0 \leq P_{\text{batt,ch}}^i(t) \leq \sigma^i(t) P_{\text{batt,ch,max}}^i \quad (9.5)$$

$$0 \leq P_{\text{batt,disch}}^i(t) \leq (1 - \sigma^i(t)) P_{\text{batt,disch,max}}^i \quad (9.6)$$

$$SOC^i(t) = SOC^i(t-1) + \frac{1}{E_{\text{batt,cap}}^i} \left(P_{\text{batt,ch}}^i(t) \eta - \frac{P_{\text{batt,disch}}^i(t)}{\eta} \right) \Delta t \quad (9.7)$$

$$SOC_{\text{min}}^i \leq SOC^i(t) \leq SOC_{\text{max}}^i \quad (9.8)$$

$$SOC^i(0) = 0.5 \quad (9.9)$$

$$SOC^i(T) = SOC^i(0) \quad (9.10)$$

9.1.2 Математичка формулација на централизиран систем за управување со енергија со размена на електрична енергија помеѓу членовите

Во ова поглавје, ќе биде разгледан математичкиот модел на централизиран EMS кога членовите можат да разменуваат електрична енергија помеѓу нив. Функцијата

на оптимизација останува иста дефинирана во (9.27). Функцијата на оптимизација не се променува бидејќи количеството на разменета енергија во рамки на енергетската заедница останува иста, вкупната моќност на преземената електрична енергија од членовите на заедницата е еднаква на вкупната моќност на предадена електрична енергија во заедницата во моментот t . Дефинирано е дека цената на размена на електрична енергија е иста за преземање и предавање во рамки на енергетската заедница и изнесува 0.079 €/kWh. Ограничувањето за биланс на моќностите треба да биде исполнет во секој момент t . Биланс на моќностите кога е овозможено тргување на електрична енергија во рамки на енергетската заедница е дефиниран со следнава математичка формулација (9.11):

$$P_{\text{load}}^i(t) + P_{\text{batt,ch}}^i(t) + P_{\text{exp}}^i(t) + \sum_j P_{\text{sh}}^{ij}(t) - P_{\text{pv}}^i(t) - P_{\text{batt,disch}}^i(t) -$$

$$P_{\text{imp}}^i(t) = 0$$

$$P_{\text{sh,exp}}^{ij}(t) = \begin{cases} P_{\text{sh}}^{ij}(t) & \text{if } P_{\text{sh}}^{ij}(t) \geq 0 \\ 0 & \text{if } P_{\text{sh}}^{ij}(t) < 0 \end{cases} \quad (9.12)$$

$$P_{\text{sh,imp}}^{ij}(t) = \begin{cases} -P_{\text{sh}}^{ij}(t) & \text{if } P_{\text{sh}}^{ij}(t) \leq 0 \\ 0 & \text{if } P_{\text{sh}}^{ij}(t) > 0 \end{cases} \quad (9.13)$$

Променливата $P_{\text{sh}}^{ij}(t)$ претставува размената на електрична енергија што членот i ја прави со членот j во рамки на енергетската заедница и може да има позитивни и негативни вредности. Доколку $P_{\text{sh}}^{ij}(t)$ има позитивна вредност, тоа е моќноста што членот i ја продава на членот j , и обратно кога има негативна вредност, $P_{\text{sh}}^{ij}(t)$ е моќноста што i ја купува од членот j . Овие релации се дефинирани во (9.12) и (9.13). Преземањето и предавањето на електрична енергија не може да се случат истовремено и не може да се надмине дозволената максимална граница. Овие ограничувања се дефинирани со следниве релации:

$$0 \leq P_{\text{exp}}^i(t) + \sum_j P_{\text{sh,exp}}^{ij}(t) \leq \rho^i(t) P_{\text{max,exp}} \quad (9.14)$$

$$0 \leq P_{\text{imp}}^i(t) + \sum_j P_{\text{sh,imp}}^{ij}(t) \leq (1 - \rho^i(t)) P_{\text{max,imp}} \quad (9.15)$$

Кога е овозможено размена на електрична енергија во рамки на енергетската заедница, важно е да биде исполнет условот дека моќноста што членот i ја презема од членот j е еднаква на моќноста што членот j ја предава на членот i , дадено со следнава формулација:

$$P_{\text{sh, imp}}^{ij}(t) = P_{\text{sh,exp}}^{ji}(t) \quad (9.16)$$

9.2 Математичка формулација на дистрибуиран систем за управување со електричната енергија со размена помеѓу членовите

Во ова потсекција, најпрво ќе се дефинира општата формулација на ADMM, со негова дефиниција и услови за конвергенција, а потоа ќе биде објаснето како е применет за оптимизација на работата на потрошувачи-производители во енергетска заедница.

9.2.1 Општа формулација на ADMM

Стандардниот оптимизациски проблем со две функции се формулира како:

$$\min_{x,z} f(x) + g(z) \quad (9.17)$$

со линеарното ограничување кое ги поврзува x и z оптимизациски променливи:

$$Ax + Bz = c, \quad (9.18)$$

$f(x)$ и $g(z)$ се нивните соодветни целни функции, додека A , B и c го дефинираат ограничувањето кое ги поврзува x и z .

Проширената Лагранжова функција поврзана со овој проблем е дадена со:

$$\mathcal{L}_\rho(x, z, \lambda) = f(x) + g(z) + \lambda^\top (Ax + Bz - c) + \frac{\rho}{2} \|Ax + Bz - c\|_2^2, \quad (9.19)$$

каде што λ е векторот на Лагранжови множители, а $\rho > 0$ е казниот параметар на проширената Лагранжова функција.

Во итерацијата k , ADMM наизменично врши минимизација во однос на x , минимизација во однос на z и ажурирање на дуалните променливи. Соодветните правила за ажурирање се:

$$x^{k+1} = \arg \min_x \mathcal{L}_\rho(x, z^k, \lambda^k), \quad (9.20)$$

$$z^{k+1} = \arg \min_z \mathcal{L}_\rho(x^{k+1}, z, \lambda^k), \quad (9.21)$$

$$\lambda^{k+1} = \lambda^k + \rho (Ax^{k+1} + Bz^{k+1} - c). \quad (9.22)$$

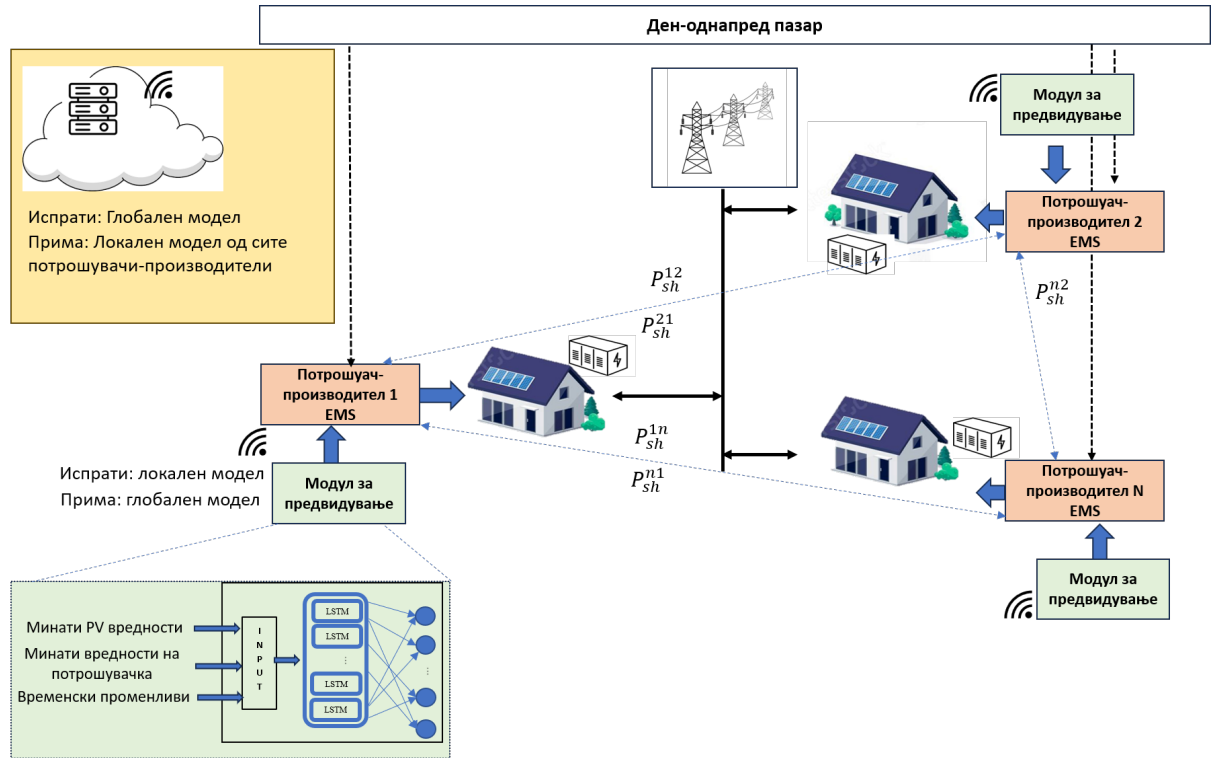
Во првиот чекор се ажурира примарната променлива x , додека z и λ остануваат непроменети. Во вториот чекор се ажурира консензусната променлива z , при што се користи новодобиената вредност x^{k+1} . На крајот, дуалната променлива се ажурира врз основа на преостанатото отстапување од условот за поврзување. ADMM е погоден за дистрибуирани оптимизациски проблеми кај кои целната функција може да се разложи на одделни локални функции, додека оптимизациските променливи се меѓусебно поврзани преку заеднички ограничувања. Доколку примарното отстапување го означиме со: $r = Ax + Bz - c$

Конвергенцијата на ADMM-алгоритмот се докажува доколку се исполнети овие три услови:

- конвергенција на примарното отстапување $r^k \rightarrow 0$ кога $k \rightarrow \infty$;
- Функцијата на оптимизација го постигнува својот глобален оптимум, односно $f(x^k) + g(z^k) \rightarrow p^*$ кога $k \rightarrow \infty$ каде p^* е глобалниот оптимум;
- конвергенција на дуалната променлива $\lambda^k \rightarrow \lambda^*$ кога $k \rightarrow \infty$.

9.3 Прилагодување на ADMM за дистрибуирано решавање на неконвексниот проблем за управување со електричната енергија со размена помеѓу членовите

Во предложениот дистрибуиран EMS, прикажан на Слика 9.2, со дозволено тргување на електрична енергија помеѓу членовите, секој член го решава оптимизацискиот проблем локално, користејќи сопствено множество на податоци и споделува ограничен број на информации со цел да се постигне консензус. Односно, членовите споделуваат информации за количеството моќност кое може да го споделаат со другите членови со цел да се постигне спогодба помеѓу членот i со членот j , види (9.16). Бидејќи проблемот се решава локално, секој член треба да ги исполнува ограничувањата дефинирани (9.5)-(9.15).



Слика 9.2: Архитектура на предложениот целосно дистрибуиран EMS, интегриран со FL-базирани модули за прогнозирање на потрошувачката и PV моќност.

Дистрибуираниот оптимизациски проблем се решава користејќи го приспособениот ADMM. Се воведува нова променлива u_{ij}^k , дефинирана со следнава релација:

$$u_{ij}^k(t) = P_{sh}^{ji,k}(t), \forall j \in \mathcal{N}_i \quad (9.23)$$

каде $\mathcal{N}_i$ е множеството на сите членови на енергетската заедница. За да се постигне консензус, се воведува нова променлива $u_{mid}^{ij,k}$ која претставува средна точка помеѓу моќноста која членовите i и j сакаат да ја споделат меѓусебно. Оваа променлива се пренесува како влезен аргумент на функцијата за решавање на оптимизацијата локално за секоја итерација k . Променливата е дефинирана со следнава релација:

$$u_{mid}^{ij,k}(t) = \frac{1}{2} \left(P_{sh}^{ij,k}(t) - u_{ij}^k(t) \right) \quad (9.24)$$

Функцијата на оптимизација за секој член на енергетската заедница е дефиниран локално со комбинирање на равенките (9.27) и (9.16). Со воведувањето на дуален член и квадратен казнен член се формира проширената Лагранжова функција. Овие членови не ја менуваат оптималната точка на оригиналниот оптимизациски проблем кога е постигнат консензус, но овозможува проблемот да биде разградлив на локални оптимизациски потпроблеми. При задоволување на условот за консензус, разликата $P_{sh}^{ij}(t) - u_{mid}^{ij,k}(t)$ се приближува кон нула и дуалниот и казнениот член повеќе не придонесуваат кон вредноста на целната функција. Функцијата за оптимизација е дефинирана со следнава математичка формулација:

$$OF = \min \sum_t \left[c_{imp}(t) \cdot \mathbf{P}_{imp}^i(t) - c_{exp}(t) \cdot \mathbf{P}_{exp}^i(t) + \lambda_{ij}(t) \left(P_{sh}^{ij}(t) - u_{mid}^{ij,k} \right) + \frac{\rho}{2} \left(P_{sh}^{ij}(t) - u_{mid}^{ij,k} \right)^2 \right] \quad (9.25)$$

Каде $\lambda_{ij,k}(t)$ претставува Лагранжов множач и има променливи вредност во секоја итерација, за секоја интеракција и за секој временски чекор. λ_{ij}^k е тридимензионална матрица со димензија $N \times N \times T$. Дуалните променливи λ_{ij}^k се иницијализираат со вредност 0 во првата итерација и се ажурираат во секоја наредна итерација спред следното правило:

$$\lambda_{ij}^{k+1}(t) = \lambda_{ij}^k(t) + \alpha \rho \left(P_{sh}^{ij,k+1}(t) + u_{mid}^{ij,k+1} \right) \quad (9.26)$$

Во секоја итерација најпрво се пресметува локалниот оптимизациски проблем за сите членови во енергетската заедница, каде што се добива ажурираните вредности за $P_{sh}^{ij}(t)$, со користење на вредностите $\lambda_{ij}(t)$ и $u_{mid}^{ij,k}$ од претходната итерација. Кога сите вредности на матрицата $P_{sh}^{ij}(t)$ се пресметани, тогаш се ажурираат вредностите на $\lambda_{ij}(t)$ и $u_{mid}^{ij,k}$, со користење (9.24) и (9.26).

Вредноста на казнениот параметар ρ има значително влијание врз конвергенцијата на ADMM. Доколку неговата вредност е премногу мала, ограничувањето за поврзување добива недоволна тежина во проширената Лагранжова функција. Како последица, усогласувањето на локалните решенија може да биде бавно бидејќи се потребни повеќе итерации и подолго пресметковно време за задоволување на ограничувањето за консензус. Од друга страна, премногу голема вредност на ρ му дава голема тежина на ограничувањето, при што се намалува влијанието на функција на оптимизација, односно минимизирањето на оперативните трошоците.

Соодветната вредност на ρ зависи од структурата, димензијата и скалирањето на конкретниот оптимизациски проблем, поради што нејзиното нагодување е различно за секоја примена. Во разгледуваната имплементација, казнениот параметар е поставен на $\rho = 0.088$. Оваа вредност е определена емпириски со метод на систематско тестирање на повеќе кандидат-вредности и споредба на брзината на конвергенцијата, стабилноста на алгоритмот, конечните резидуали и отстапувањето на добиениот трошок од централизираното решение.

Присуството на бинарни променливи во разгледуваниот проблем може да предизвика изразени промени помеѓу последователни решенија на локалните мешано-целобројно

линеарно програмирање (MILP) потпроблеми. Голем чекор при ажурирање на λ_{ij}^k може да доведе до осцилации помеѓу различни распореди на бинарните променливи. Поради тоа, во предложената имплементација е применета скалирање на ρ со коефициент α .

Неконвексноста произлегува од бинарните променливи што се користат за управување со полнењето и празнењето на батериите, како и за определување на насоката на размена на електрична енергија со дистрибутивната мрежа и со другите членови на енергетската заедница. Поради присуството на бинарни променливи, не може да се гарантира конвергенција на ADMM кон глобално оптимално решение.

Со оваа нормализација се намалува големината на промената на дуалната променлива во секоја итерација. На тој начин се воведува придушен чекор на дуалното ажурирање, со цел да се намалат осцилациите предизвикани од дискретните одлуки и да се подобри нумеричката стабилност на алгоритмот. Ваквата нормализација претставува модификација на стандардното ADMM-ажурирање. Поради неконвексноста предизвикана од бинарните променливи, предложениот пристап се разгледува како приспособен ADMM, при што не се претпоставува теоретска гаранција за постигнување на глобалниот оптимум. Квалитетот на решението се оценува емпириски преку споредба со централизираното мешано-целобројно линеарно програмирање (анг. *mixed-integer linear programming*) (MILP) решение, како и преку анализа на примарната и дуалната грешка и на отстапувањето од условот за консензус.

Соодветно, економскиот трошок на решението добиено со ADMM по постигнување на конвергенција се означува со J^{ADMM} и се пресметува како:

$$J^{ADMM} = \sum_i \sum_t \left(c_{\text{imp}}(t) \cdot \mathbf{P}_{\text{imp}}^{i,ADMM}(t) - c_{\text{exp}}(t) \cdot \mathbf{P}_{\text{exp}}^{i,ADMM}(t) \right) \quad (9.27)$$

ADMM-алгоритмот се извршува сè додека не бидат исполнети критериумите за примарна и дуална конвергенција или додека не се достигне максимално дозволеният број итерации K_{max} . За да се оцени конвергенцијата, се следат три показатели: нормализираната примарна резидуална грешка, нормализираната дуална резидуална грешка и максималната билатерална грешка на реципроцитет.

Нека $\mathcal{E}$ го означува множеството на сите единствени билатерални врски меѓу учесниците во енергетската заедница, дефинирано како:

$$\mathcal{E} = \{(i, j) \mid 0 \leq i < j < N\}, \quad (9.28)$$

За секоја билатерална врска $(i, j) \in \mathcal{E}$ и временски интервал t , примарната грешка на реципроцитет во итерацијата $k + 1$ е дефинирана како:

$$e_{\text{p}}^{ij,k+1}(t) = P_{\text{sh}}^{ij,k+1}(t) + P_{\text{sh}}^{ji,k+1}(t), \quad (9.29)$$

Условот за билатерален реципроцитет е исполнет кога:

$$P_{\text{sh}}^{ij,k+1}(t) + P_{\text{sh}}^{ji,k+1}(t) = 0. \quad (9.30)$$

Нормализираната примарна резидуална грешка се пресметува како корен од средната

квадратна вредност на сите билатерални отстапувања:

$$r_{p,RMS}^{k+1} = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{(i,j) \in \mathcal{E}} \sum_{t=0}^{T-1} \left(P_{sh}^{ij,k+1}(t) + P_{sh}^{ji,k+1}(t) \right)^2}. \quad (9.31)$$

Нормализацијата со бројот на услови M овозможува директна споредба на примарната грешка за енергетски заедници со различен број учесници.

Дуалната резидуална грешка го мери менувањето на консензусната променлива меѓу две последователни ADMM-итерации. Ако $u_{mid}^{ij,k}(t)$ ја означува консензусната вредност за билатералната врска (i, j) во итерацијата k , тогаш нормализираната дуална резидуална грешка се дефинира како:

$$r_{d,RMS}^{k+1} = \rho \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{(i,j) \in \mathcal{E}} \sum_{t=0}^{T-1} \left(u_{mid}^{ij,k+1}(t) - u_{mid}^{ij,k}(t) \right)^2}, \quad (9.32)$$

каде што $\rho > 0$ е параметарот на проширениот Лагранжијан. Мала вредност на $r_{d,RMS}^{k+1}$ покажува дека консензусните променливи повеќе не се менуваат значително меѓу две последователни итерации.

Покрај RMS примарната грешка, се следи и максималното поединечно отстапување од условот за билатерален реципроцитет:

$$r_{p,max}^{k+1} = \max_{\substack{(i,j) \in \mathcal{E} \\ 0 \leq t < T}} \left| P_{sh}^{ij,k+1}(t) + P_{sh}^{ji,k+1}(t) \right|. \quad (9.33)$$

Овој показател спречува алгоритмот да биде прогласен за конвергиран во случај кога просечната примарна грешка е мала, но постои поединечна билатерална трансакција со значително отстапување.

Конвергенцијата на ADMM алгоритмот се декларира кога истовремено се исполнети следните три услови:

$$r_{p,RMS}^{k+1} \leq \varepsilon_p, \quad r_{d,RMS}^{k+1} \leq \varepsilon_d, \quad r_{p,max}^{k+1} \leq \varepsilon_{max}, \quad (9.34)$$

каде што ε_p , ε_d и ε_{max} се однапред дефинирани прагови за примарната, дуалната и максималната билатерална грешка, соодветно.

Во ова истражување се користат следните вредности:

$$\varepsilon_p = 10^{-2} \text{ kW}, \quad \varepsilon_d = 10^{-2} \text{ kW}, \quad \varepsilon_{max} = 5 \times 10^{-2} \text{ kW}. \quad (9.35)$$

Поради присуството на бинарни променливи во локалните оптимизациски проблеми, резидуалните грешки можат привремено да го преминат зададениот праг и повторно да се зголемат во наредните итерации. Поради тоа, условите во (9.34) треба да бидат исполнети во L последователни итерации. Во разгледаниот случај е усвоено $L = 5$.

Доколку условите за конвергенција не бидат исполнети, ADMM-постапката се прекинува по достигнувањето на максималниот број итерации K_{max} . Достигнувањето на K_{max} претставува критериум за прекин на алгоритмот, но не претставува доказ за конвергенција. Таквиот случај се означува како неконвергирано решение и не се користи

за споредба на економските трошоци и разменетата енергија во заедницата. Алгоритмот е прикажан во Алгоритам 2.

Алгоритам 2: Дистрибуирана оптимизација базирана на ADMM

Влез: Почетни вредности на u_{ij}^0 и λ_{ij}^0 , максимален број итерации $k_{\max}$ и толеранција на конвергенција ε

Излез: Оптимални вредности на $P_{\text{sh}}^{ij,k}$, u_{ij}^k , $u_{\text{mid},ij}^k$ и λ_{ij}^k

Иницијализација: Постави $k \leftarrow 0$ и иницијализирај ги $P_{\text{sh}}^{ij,0}$, u_{ij}^0 и λ_{ij}^0

додека критериумот за запирање не е исполнет и $k < K_{\max}$ **извршувај**

за $i = 1, 2, \dots, N$ **извршувај**

Реша го локалниот оптимизациски проблем за потрошувачот-производителот i согласно равенките (9.11)–(9.25) и определи $P_{\text{sh}}^{ij,k+1}$;

за $i = 1, 2, \dots, N$ **извршувај**

Пресметај ги u_{ij}^{k+1} и $u_{\text{mid},ij}^{k+1}$ согласно равенките (9.23) и (9.24);

Ажурирај ја дуалната променлива λ_{ij}^{k+1} согласно равенката (9.26);

Пресметај го отстапувањето од конвергенција;

Постави $k \leftarrow k + 1$;

10 Резултати од управувањето со енергетската заедница

Во ова поглавје се презентирани анализите и резултатите за централизиран и дистрибуиран EMS. Најнапред е направена анализа на трошоците при неоптимизирана работа на енергетската заедница. Потоа е извршена оптимизација на работата на членовите на енергетската заедница, со и без размена на енергија во рамките на заедницата, при централизиран EMS. Понатаму, презентирани се резултатите од дистрибуираниот EMS. Воедно, прикажани се резултатите од повеќе експерименти опишани во оваа секција, при што се анализирани следните случаи: големо RES/висока цена, големо RES/ниска цена, мало RES/висока цена и мало RES/ниска цена. Дополнително, презентирани се резултатите за два индикатори на енергетската заедница, SSR и SCR.

10.1 Резултати од централизираното управување со електричната енергија

10.1.1 Неоптимизирана работа на членовите

Во оваа сценарио ќе биде разгледана неоптимизирана работа на корисниците. Корисниците се опремени со PV и при недостаток на електрична енергија купуваат од главната мрежа, а при вишок ја предаваат на главната мрежа. Во оваа сценарио, батериите за складирање на електрична енергија не се земени во предвид. Трошок на потрошувач-производител за целиот тековен ден е пресметана со користење на следниве равенки:

$$Cost^i = (P_{load}^i(t) - P_{pv}^i(t)) c_{imp}(t), P_{load}^i(t) - P_{pv}^i(t) \geq 0 \quad (10.1)$$

$$Revenue^i = |P_{load}^i(t) - P_{pv}^i(t)| c_{exp}(t), P_{load}^i(t) - P_{pv}^i(t) < 0 \quad (10.2)$$

$$C = \sum_{i=0}^T Cost^i(t) - \sum_{i=0}^T Revenue^i(t) \quad (10.3)$$

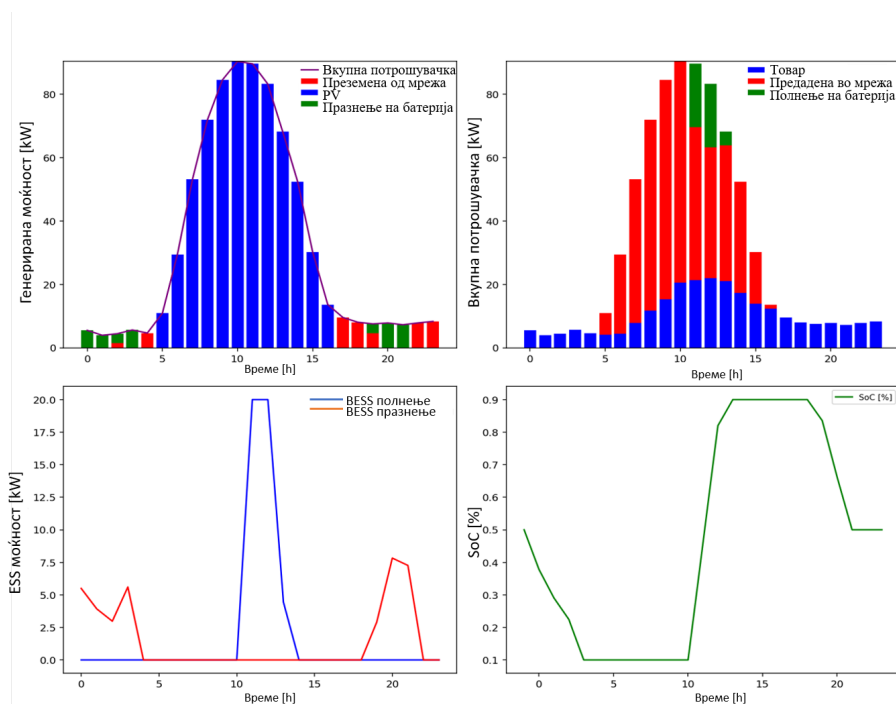
10.1.2 Оптимизирана работа на потрошувачите-производители со и без меѓусебна размена на електрична енергија

Во оваа сценарио, е разгледувана оптимизирана работа на потрошувач-производител, со и без размена на електрична енергија помеѓу членовите на енергетската заедница.

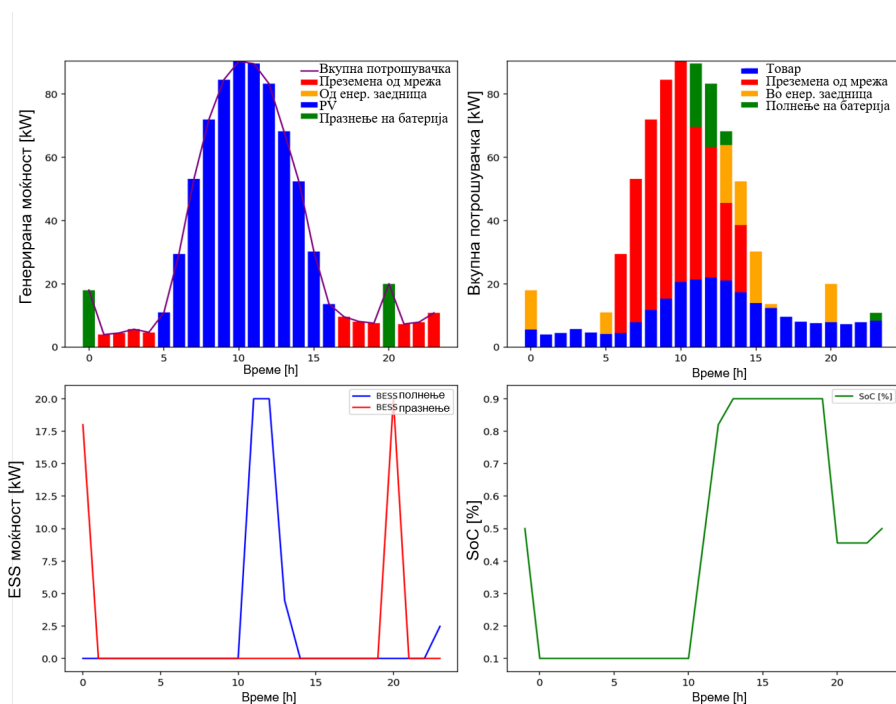
На Слика 10.1 се прикажани профилите на потрошувачката и производството на електрична енергија, заедно со динамиката на полнење и празнење на батеријата без размена на електрична енергија во рамки на енергетската заедница. Од Слика 10.1 се забележува дека во интервалот од 5:00 до 16:00 часот побарувачката е целосно покриена од PV, при што вишокот на произведена енергија се користи за полнење на батеријата. Во раните утрински и вечерни часови, побарувачката се задоволува преку празнење на батеријата и набавка на електрична енергија од мрежата.

На Слика 10.2, се прикажани профилите на потрошувачката и производството на електрична енергија, заедно со динамиката на полнење и празнење на батеријата со размена на електрична енергија во рамки на енергетската заедница. Како што може

да се забележи, потрошувачот-производител ја предава вишокот електрична енергија на другите членови на енергетската заедница, но и ја празни батеријата за да размени енергија во рамки на заедницата.

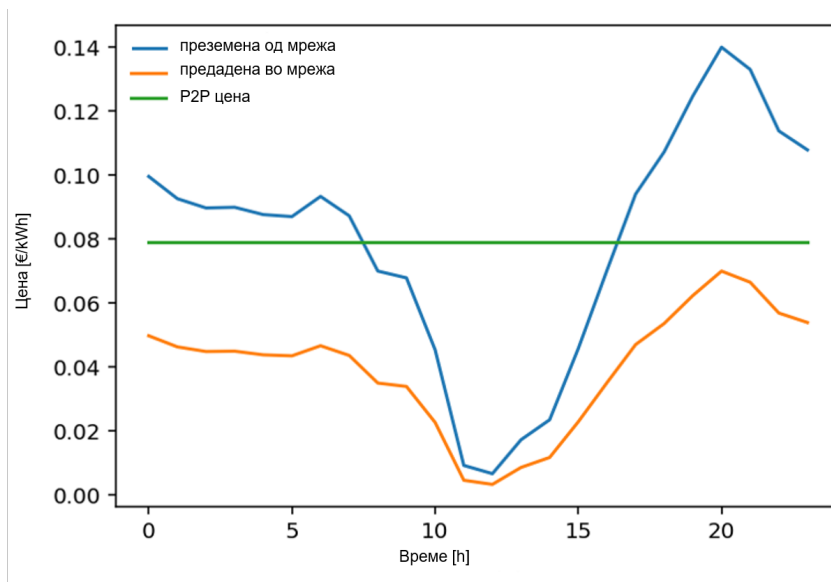


Слика 10.1: Профил на потрошувачка, производство, празнење и полнење на батеријата без размена на електрична енергија во заедницата.

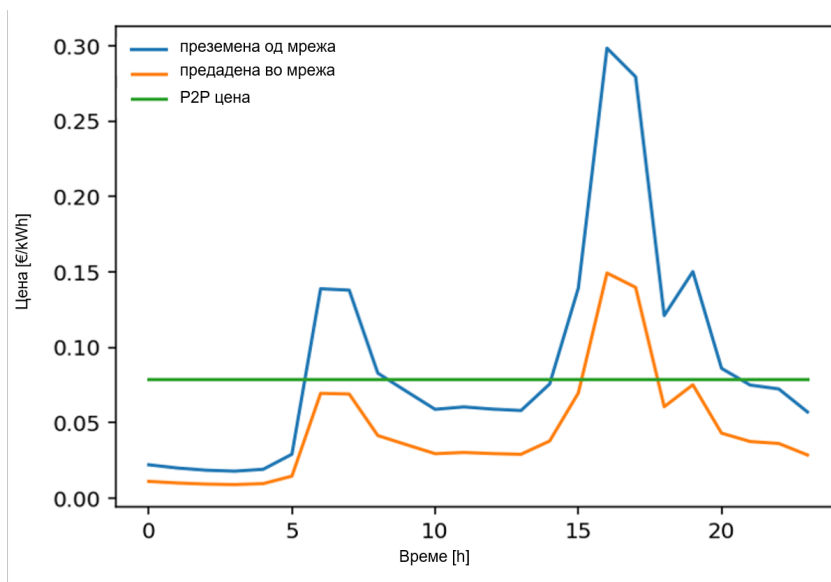


Слика 10.2: Профил на потрошувачка, производство, размена на електрична енергија и празнење и полнење на батеријата со размена на електрична енергија во заедницата.

На Слика 10.3 и Слика 10.4 прикажани се динамичните цени за купување и продавање на електрична енергија и константната цена за купување/продажба во рамки на заедницата за 15.08.2023 и 2.11.2023. Избраните дати овозможуваат споредба на однесувањето на системот во различни услови на производство и потрошувачка. Ценовните сигнали имаат важна улога во одлуките на EMS, бидејќи тие одредуваат кога е поисплатливо енергијата да се купи од мрежата, да се продаде во мрежата, да се складира во батеријата или да се размени со друг член на заедницата.



Слика 10.3: Цена на електричната енергија за 15 август 2023 година.

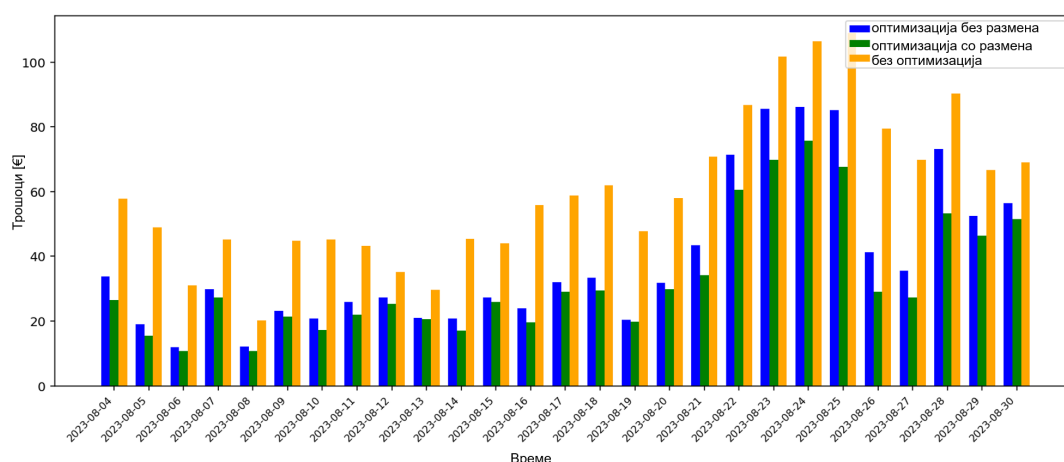


Слика 10.4: Цена на електричната енергија за 2 ноември 2023 година.

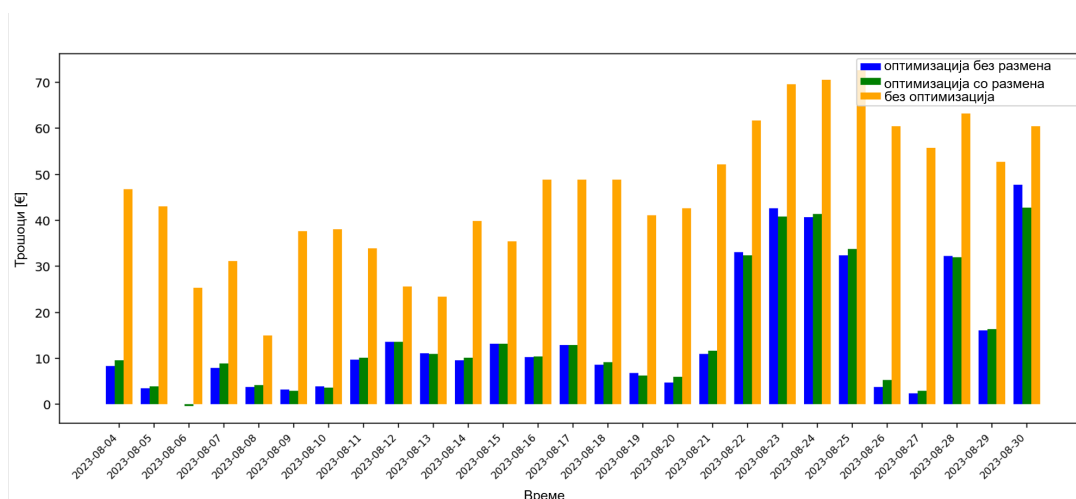
На Слика 10.5 се прикажани вкупните трошоци на потрошувач-производител, односно на Хемискиот институт за месец август во сите три сценарија. Целта на EMS е да се минимизираат вкупните трошоци на целата енергетска заедница. Кога е овозможено

размена на електрична енергија во рамки на енергетската заедница, исто така таргетот е целата енергетска заедница, не индивидуалните трошоци на членовите на заедницата. Како последица, одредени потрошувачи-производители ќе имаат повисок индивидуален трошок на сметка за оптимален колективен трошок. Овој член на енергетската заедница има економска придобивка од учеството и размена на електрична енергија во рамки на заедницата.

На слика 10.6 се прикажани вкупните трошоци на Факултетот за електротехника и информациски технологии за месец август за сите три сценарија. За разлика од Хемискиот институт, може да се забележи дека Факултет за електротехника и информациски технологии би немал значителни економски бенефити од размената на електрична енергија во рамки на заедницата, но учествува да се постигне глобално оптимален трошок за целата заедница.

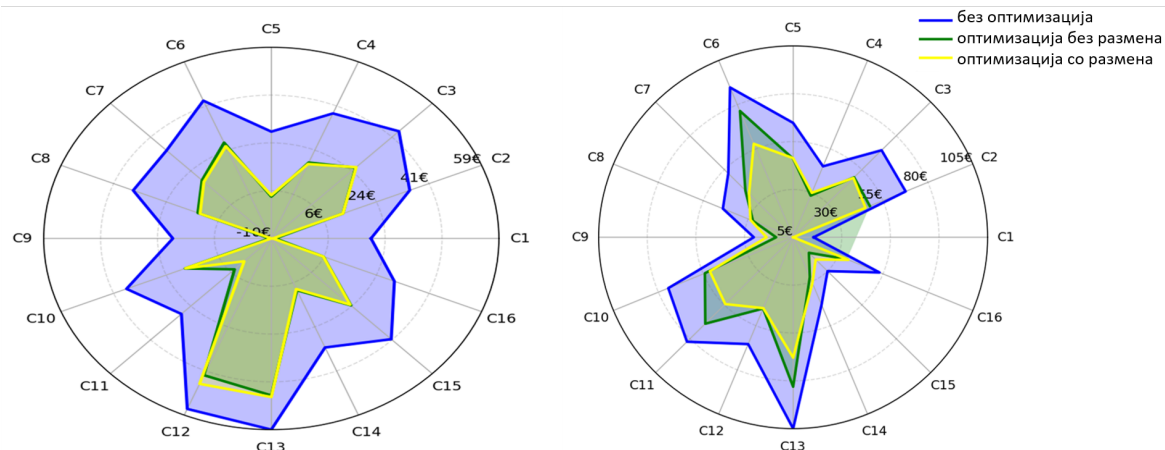


Слика 10.5: Дневен трошок за електрична енергија за Хемискиот институт во август 2023 година при три сценарија на работа.



Слика 10.6: Дневен трошок за електрична енергија за ФЕИТ во август 2023 година при три сценарија на работа.

На Слика 10.7 се прикажани трошоците за сите 16 потрошувачи-производители за два датуми 15 Август 2023 и 2 Ноември, 2023. Од графициите може да се забележи дека сите членови имаат придобивка од оптимизација, постигнувајќи значително намалување на трошоците. Одредени членови имаат придобивки од споделување на електрична енергија во рамки на заедницата за колективно добро.



Слика 10.7: Вкупен оперативен трошок за 16 универзитетски објекти при три сценарија на работа за 15 август 2023 (лево) и 2 ноември 2023 (десно).

10.2 Резултати од дистрибуираната оптимизација на енергетската заедница

Во ова поглавје се презентирани резултатите од дистрибуираната оптимизација на трошоците на членовите на енергетската заедница. Во ова истражување е предложена скалирана варијанта на ADMM, приспособена за решавање на разгледуваниот неконвексен MILP. Кај овој тип проблеми, покрај проверката на исполнетоста на оперативните ограничувања и ограничувањата за усогласување, потребно е да се оцени и квалитетот на добиеното решение во однос на глобалниот оптимум. Поради тоа, резултатите од предложениот модел се споредени со резултатите од централизираниот пристап, при кој оптимизацијата на работата на сите членови на енергетската заедница се решава како единствен MILP проблем. Анализирани се предностите и недостатоците на дистрибуираниот пристап, како и влијанието на факторот на скалирање врз брзината на конвергенција, стабилноста и постигнатото оптимално решение. Потоа, за различни датуми и големини на енергетската заедница, направена е споредба со централизираниот пристап во однос на постигнатата вредност на целната функција, споделената енергија во рамките на заедницата и времето потребно за оптимизација.

- Експеримент 1: анализа на влијанието на факторот на скалирање врз конвергенцијата и квалитетот на решението
- Експеримент 2: влијание на бројот на членови врз перформансите на дистрибуираната оптимизација
- Експеримент 3: дејствување на енергетската заедница при променливи цени на електрична енергија и произведена електрична енергија од PV.

10.2.1 Анализа на влијанието на факторот на скалирање врз конвергенцијата и квалитетот на решението

Во оваа поглавје се анализира влијанието на факторот на скалирање врз конвергенцијата и квалитетот на оптималното решение. Предложениот модел се разликува од стандардната формулација на ADMM во начинот на ажурирање на Лагранжовиот множител λ_{ij} . Кај разгледуваниот проблем, ажурирањето на вредностите на λ_{ij} потребно е да се изведува со соодветно избран чекор, бидејќи неговата големина директно влијае врз промената на состојбите на бинарните променливи и врз стабилноста и конвергенцијата на алгоритмот.

Поради тоа, најпрво се анализира влијанието на факторот на скалирање α , применет при ажурирањето на дуалните променливи, врз конвергенцијата и квалитетот на решението добиено со предложениот ADMM алгоритам. Целта на анализата е да се утврди како изборот на α влијае врз:

- брзината на конвергенција на ADMM алгоритмот;
- стабилноста на примарната и дуалната резидуална грешка;
- способноста на алгоритмот да го задоволи условот за билатерален реципроцитет;
- вкупниот економски трошок на енергетската заедница;
- отстапувањето на решението добиено со ADMM од централизираното референтно решение и
- вкупната електрична енергија разменета помеѓу членовите на енергетската заедница.

Анализата е спроведена за две енергетски заедници, составени од $N = 10$ и $N = 16$ членови. Со цел да се обезбеди објективна и директна споредба, за сите испитувани вредности на α се користат исти влезни податоци, ист временски хоризонт, исти технички ограничувања и исти параметри на локалните оптимизациски проблеми. Разгледуваниот временски хоризонт опфаќа $T = 24$ едночасовни интервали за 8 август 2023 година.

Во сите експерименти, параметарот на проширениот Лагранжијан се одржува на фиксна вредност $\rho = 0.088$, додека се менува само факторот на скалирање α . На овој начин, разликите во брзината и стабилноста на конвергенцијата, економскиот трошок и количината на разменета енергија можат директно да се поврзат со влијанието на факторот α , без дополнително влијание од промена на параметарот ρ .

За секоја испитувана вредност на α , ADMM алгоритмот се иницијализира со идентични почетни услови, со што се овозможува доследна споредба на неговото однесување при различни начини на скалирање на ажурирањето на дуалните променливи.

$$\lambda_{ij}^0(t) = 0, \quad u_{\text{mid}}^{ij,0}(t) = 0, \quad (10.4)$$

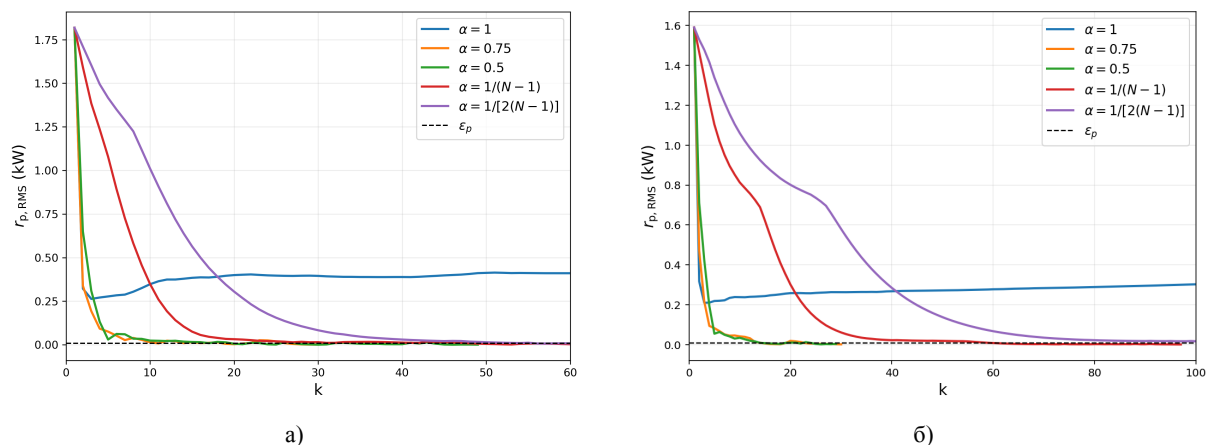
за сите $(i, j) \in \mathcal{E}$ и $t = 0, \dots, T - 1$. Дополнително, секоја конфигурација се извршува независно, без пренесување на дуалните променливи, консензусните променливи или локалните решенија од претходно извршениот експеримент. Со тоа се обезбедува конзистентна и методолошки коректна споредба на испитуваните фактори на скалирање.

Разгледуваните вредности на α се прикажани во Табела 10.1. Тие вклучуваат некалирано ажурирање, две фиксни вредности на факторот на скалирање и две вредности зависни од бројот на членови во заедницата. Последните две конфигурации овозможуваат испитување на влијанието на степенот на поврзаност, односно на бројот $N - 1$ интеракции на секој член.

Табела 10.1: Фактор на скалирање и ефективна големина на чекорот на промена кај дуалната променлива за $\rho = 0.088$.

Фактор	$N = 5$		$N = 15$	
	α	$\alpha\rho$	α	$\alpha\rho$
1	1.0000	0.0880	1.0000	0.0880
0.75	0.7500	0.0660	0.7500	0.0660
0.5	0.5000	0.0440	0.5000	0.0440
$\frac{1}{N-1}$	0.2500	0.0220	0.0714	0.00629
$\frac{1}{2(N-1)}$	0.1250	0.0110	0.0357	0.00314

На Слика 10.8 се прикажени кривите на примарната резидуална грешка добиени за различни вредности на α за 10 и 16 членови на енергетската заедница. Од добиените резултати може да се забележи дека факторот на скалирање α има значително влијание врз однесувањето на примарната резидуална грешка и врз брзината на конвергенција на ADMM-алгоритмот. Иако сите испитувани конфигурации започнуваат од идентични почетни услови, нивните резидуални траектории се разликуваат веднаш по првото ажурирање на дуалните променливи.



Слика 10.8: Нормализирана примарна резидуална грешка $r_{p,RMS}^k$ за различни фактори на скалирање α : а) $N = 10$ и б) $N = 16$. Испрекинатата линија го означува прагот $\varepsilon_p = 10^{-2}$ kW.

За некалираното ажурирање, односно за $\alpha = 1$, примарната резидуална грешка почетно се намалува, но потоа повторно се зголемува и останува значително над зададениот праг $\varepsilon_p = 10^{-2}$ kW. Ваквото однесување е присутно и за $N = 10$ и за $N = 16$ и укажува дека некалираниот дуален чекор е преголем. Како последица, последователните локални решенија не се стабилизираат околу условот за билатерален реципроцитет, па алгоритмот не конвергира во рамките на максимално дозволеният број итерации.

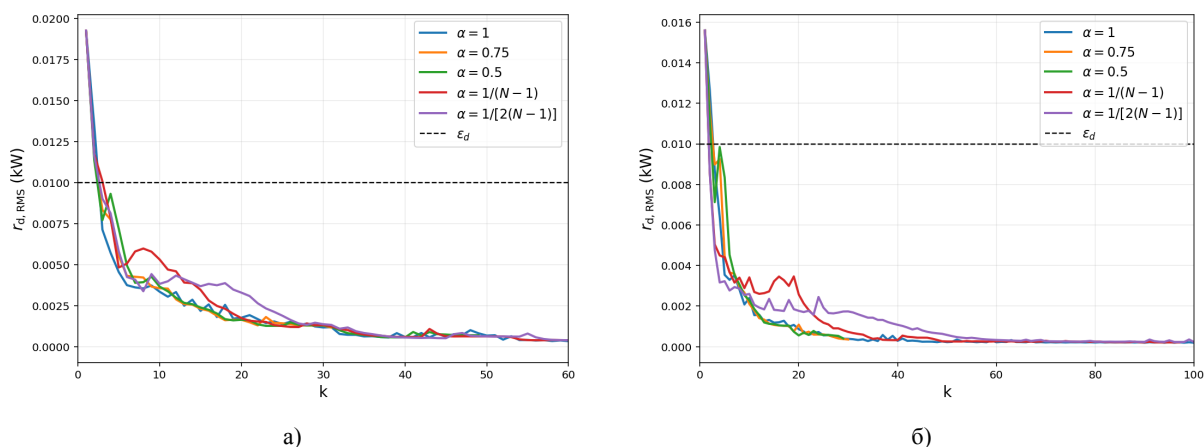
За фиксните фактори $\alpha = 0.75$ и $\alpha = 0.5$ се забележува значително побрзо намалување на примарната резидуална грешка. Кај заедницата со $N = 10$ членови, двете конфигурации го достигнуваат пропишаниот праг по приближно 20 ADMM-итерации. Факторот $\alpha = 0.5$ и $\alpha = 0.75$ овозможуваат брзо почетно намалување, но нивните криви содржат повеќе локални осцилации и привремени преминувања над и под прагот.

Со зголемување на бројот на членови на $N = 16$, за конфигурациите $\alpha = 0.75$ и $\alpha = 0.5$ се потребни приближно 30 итерации за исполнување на критериумите за конвергенција. Имено, бројот на единствени билатерални врски се зголемува од 45 за $N = 10$ на 120 за $N = 16$, поради што координацијата на локалните решенија станува посложена.

Кривите на нормализираната дуална резидуална грешка се прикажани на Слика 10.9. За сите испитувани фактори на скалирање, дуалната резидуална грешка почетно се намалува и останува под пропишаниот праг $\varepsilon_d = 10^{-2}$ kW.

Кај заедницата со $N = 10$ членови, дуалните резидуални криви имаат слично почетно однесување и постепено се стабилизираат во интервалот од приближно 10^{-3} до 10^{-4} kW. Конфигурациите со скалирано ажурирање покажуваат релативно мазно намалување на дуалната грешка, додека кај нескалираното ажурирање се забележуваат мали периодични осцилации.

Кај заедницата со $N = 16$ членови, поизразени локални промени и резидуални пикови се забележуваат кај $\alpha = 1$ и $\alpha = 1/[2(N - 1)]$. Тие се последица на промени во локалните мешано-целобројни решенија, односно на промени во бинарните режими на работа на батериските системи и насоките на енергетската размена. Степенски нормализираната конфигурација $\alpha = 1/(N - 1)$ покажува порамномерна стабилизација на дуалната резидуална грешка.



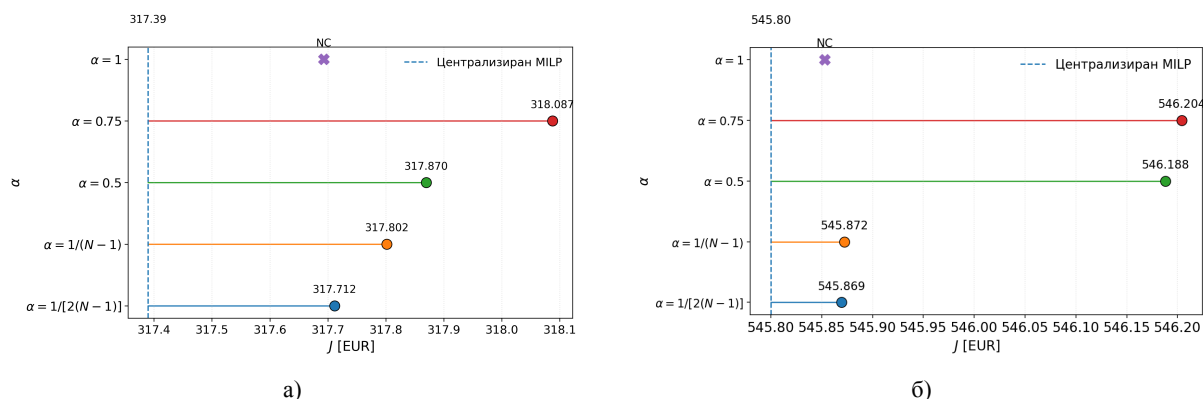
Слика 10.9: Нормализирана дуална резидуална грешка $r_{d,RMS}^k$ за различни фактори на скалирање α : а) $N = 10$ и б) $N = 16$. Испрекинатата линија го означува прагот $\varepsilon_d = 10^{-2}$ kW.

На Слика 10.10 е прикажано влијанието на факторот на скалирање α врз вкупниот економски трошок J за енергетски заедници со $N = 10$ и $N = 16$ членови. Резултатите од децентрализираниот ADMM-алгоритам се споредени со референтното решение добиено со централизираниот EMS. Конфигурациите што не ги исполниле критериумите за конвергенција се означени со „NC“ и нивните економски резултати не се вклучени во споредбата.

Иако разликите меѓу конвергираните конфигурации се мали, резултатите покажуваат дека факторот на скалирање може да влијае врз добиениот економски трошок.

Кај заедницата со $N = 16$ членови, нескалираното ажурирање $\alpha = 1$ повторно не конвергира. Од конфигурациите со недвосмислено потврдена конвергенција, степенски нормализираното ажурирање $\alpha = 1/2(N-1)$ обезбедува најнизок трошок од 545,87 EUR.

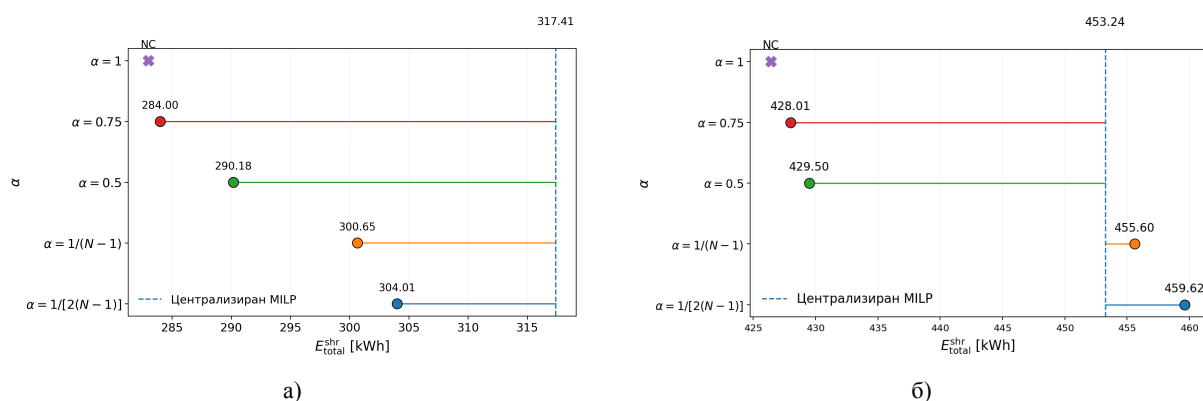
Од добиените резултати може да се заклучи степенската нормализација обезбедува подобар економски резултат за поголемата енергетска заедница, иако може да бара поголем број ADMM-итерации.



Слика 10.10: Вкупен економски трошок J за различни фактори на скалирање α : (a) $N = 10$ и (b) $N = 16$. NC означува конфигурација што не конвергирала.

За заедницата со $N = 10$ членови, централизираниот EMS резултира со вкупна споделена енергија од приближно 317,39 kWh. Кај ADMM-конфигурациите, споделената енергија се движи од приближно 284,00 до 304,01 kWh.

Најголема вредност меѓу ADMM-конфигурациите е добиена за $\alpha = 1/[2(N-1)]$, додека најмала вредност е добиена за $\alpha = 0.5$. За степенски нормализираното ажурирање $\alpha = 1/(N-1)$, вкупната споделена енергија изнесува приближно 300,65 kWh.



Слика 10.11: Вкупна споделена енергија E_{total}^{shr} за различни фактори на скалирање α : (a) $N = 10$ и (b) $N = 16$. NC означува конфигурација што не конвергирала.

Врз основа на спроведената компаративна анализа, како најсоодветна вредност на факторот на скалирање е избрана $\alpha = \frac{1}{(N-1)}$.

Изборот е направен земајќи ги предвид повеќе критериуми: брзината на конвергенција, вкупниот економски трошок, количеството електрична енергија разменета меѓу

членовите на заедницата и стабилноста на нормализираната примарна резидуална грешка. Според добиените резултати, оваа вредност обезбедува најповолен компромис меѓу квалитетот на решението и нумеричката стабилност на предложениот ADMM алгоритам.

Следствено, во сите понатамошни експерименти ќе биде применет факторот на скалирање $\alpha = 1/[(N - 1)]$.

10.2.2 Влијание на бројот на членови врз перформансите на дистрибуираната оптимизација

Во овој експеримент е спроведена анализа на дистрибуираната оптимизација на енергетската заедница за различен број членови. Разгледувани се енергетски заедници со 4, 5, 10 и 16 членови, за шест различни датуми. На овој начин се испитува влијанието на предложениот дистрибуиран пристап врз минимизацијата на трошоците, количината на електрична енергија разменета помеѓу членовите на заедницата и оперативното однесување на системот. Со цел да се оцени квалитетот на решението добиено со предложениот ADMM-алгоритам, резултатите се споредуваат со централизираниот MILP-модел, кој се користи како референтно решение. Со ова се оценува степенот до кој решението добиено со дистрибуираната оптимизација се приближува до глобалниот оптимум на централизираниот проблем.

Во Табела 10.2 се прикажани вкупните оперативни трошоци добиени со централизираниот MILP-модел и со предложениот ADMM-алгоритам, како и вкупната електрична енергија разменета помеѓу членовите на енергетската заедница. Од резултатите за оперативните трошоци може да се забележи дека вредностите добиени со ADMM се многу блиски до оние добиени со централизираниот пристап. Истовремено, резултатите за разменетата енергија покажуваат дека сличноста во вредноста на целната функција не секогаш подразбира идентичен распоред на енергетските текови во рамките на заедницата. Во одредени случаи, централизираниот и дистрибуираниот пристап постигнуваат речиси идентични оперативни трошоци, но со различно количество на електрична енергија разменета помеѓу членовите. Ова укажува дека можат да постојат повеќе оперативни решенија со многу слична економска вредност, но со различна распределба на локалните енергетски текови.

На Слика 10.12 е прикажана директната споредба помеѓу оперативните трошоци добиени со централизираниот и дистрибуираниот пристап. Испрекинатата линија го претставува идеалниот случај $J^{\text{ADMM}} = J^{\text{Centralized}}$. Блискоста на точките до оваа линија покажува дека предложениот ADMM алгоритам во најголем број случаи постигнува економско решение многу блиско до централизираниот глобален оптимум. Од добиените резултати може да се забележи дека предложениот ADMM-алгоритам генерално постигнува решенија многу блиски до централизираното референтно решение. За поголемите енергетски заедници, со $N = 10$ и $N = 16$ членови, отстапувањето на оперативниот трошок во најголем број случаи е многу мало. Поголема варијабилност се забележува кај помалите енергетски заедници, особено за $N = 4$ и $N = 5$, каде влијанието на поединечните членови врз вкупното решение е поизразено.

Табела 10.2: Споредба на трошоците и разменетата енергија помеѓу централизираниот MILP и скалираниот ADMM-алгоритам за различни големини на енергетската заедница и различни датуми.

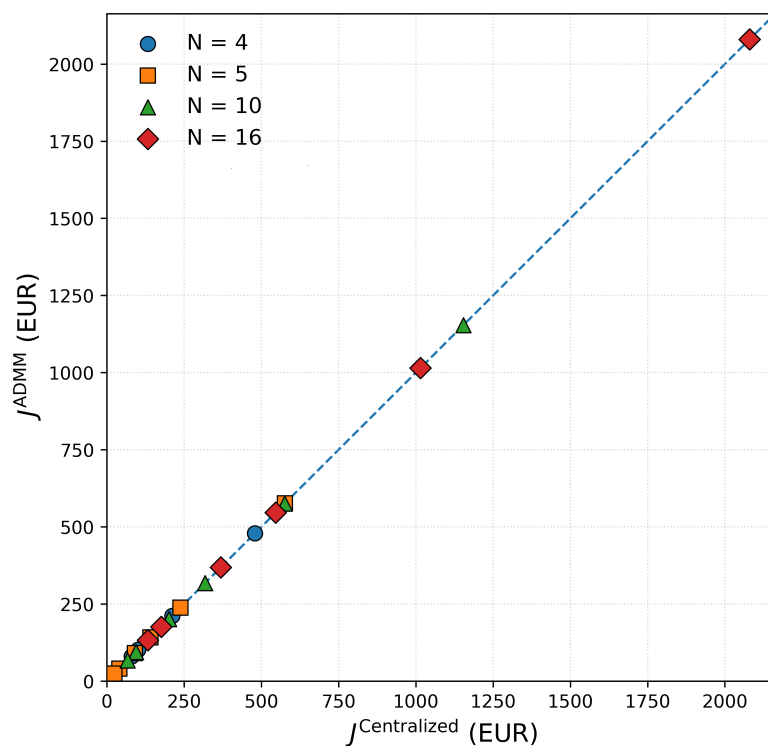
N	Датум	$J^{\text{centralized}}$	J^{ADMM}	$E_{\text{total}}^{\text{shr, centralized}}$	$E_{\text{total}}^{\text{shr, ADMM}}$
4	24 Јан. 2023	478.69	478.80	14.03	3.96
	05 Апри. 2023	211.56	211.625	62.34	44.54
	16 Јул. 2023	79.91	80.00	26.90	23.17
	08 Август. 2023	36.32	36.57	43.77	12.90
	02 Ное. 2023	101.20	102.02	144.18	94.21
	05 Ное. 2023	17.70	17.92	65.09	15.20
5	24 Јан. 2023	576.43	576.50	15.19	0.00
	05 Апри. 2023	238.15	238.17	108.54	260.21
	16 Јул. 2023	90.78	90.78	36.21	121.00
	08 Август. 2023	40.67	40.67	49.10	114.42
	02 Ное. 2023	141.00	141.53	207.28	292.28
	05 Ное. 2023	24.56	24.67	92.26	155.83
10	24 Јан. 2023	1153.97	1153.97	100.67	100.67
	05 Апри. 2023	575.29	575.30	236.78	216.18
	16 Јул. 2023	201.26	201.26	65.42	65.42
	08 Август. 2023	94.06	94.10	104.85	72.05
	02 Ное. 2023	317.39	317.56	317.41	309.70
	05 Ное. 2023	66.98	67.01	173.72	133.80
16	24 Јан. 2023	2079.91	2079.96	213.84	213.84
	05 Апри. 2023	1014.82	1014.82	471.70	455.37
	16 Јул. 2023	368.96	368.96	109.49	109.48
	08 Август. 2023	175.98	176.01	166.59	111.81
	02 Ное. 2023	545.80	545.87	453.24	455.94
	05 Ное. 2023	132.83	132.84	316.81	252.19

За дополнителна квантитативна процена на отстапувањето од централизираното референтно решение се пресметува релативниот трошочен јаз $G_{d,N}^{\text{cost}}$, дефиниран со:

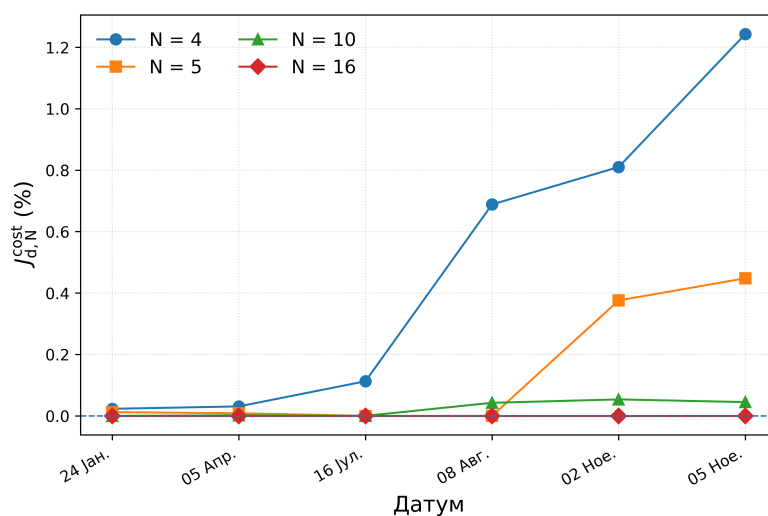
$$G_{d,N}^{\text{cost}} = \frac{J_{d,N}^{\text{ADMM}} - J_{d,N}^{\text{Centralized}}}{|J_{d,N}^{\text{Centralized}}|} \cdot 100 \quad (10.5)$$

каде што $J_{d,N}^{\text{ADMM}}$ е вредноста на оперативните трошоци добиени со предложениот скалиран ADMM-алгоритам, а $J_{d,N}^{\text{Centralized}}$ е соодветната вредност добиена со централизираниот MILP модел. Со d е означен разгледуваниот датум, додека N го означува бројот на членови во енергетската заедница.

На Слика 10.13 е прикажан релативниот трошочен јаз за различните големини на енергетската заедница и разгледуваните датуми. Овој приказ овозможува подетално да се согледаат малите разлики помеѓу двата пристапи, кои не се секогаш јасно видливи на паритетниот график.



Слика 10.12: Паритетна споредба на оперативните трошоци добиени со централизираниот MILP и предложениот ADMM-алгоритам.



Слика 10.13: Релативен трошочен јаз помеѓу предложениот ADMM алгоритам и централизираниот MILP модел за различни големини на енергетската заедница и разгледувани датуми.

10.2.3 Дејствување на енергетската заедница при променливи цени на електрична енергија и произведена електрична енергија од PV

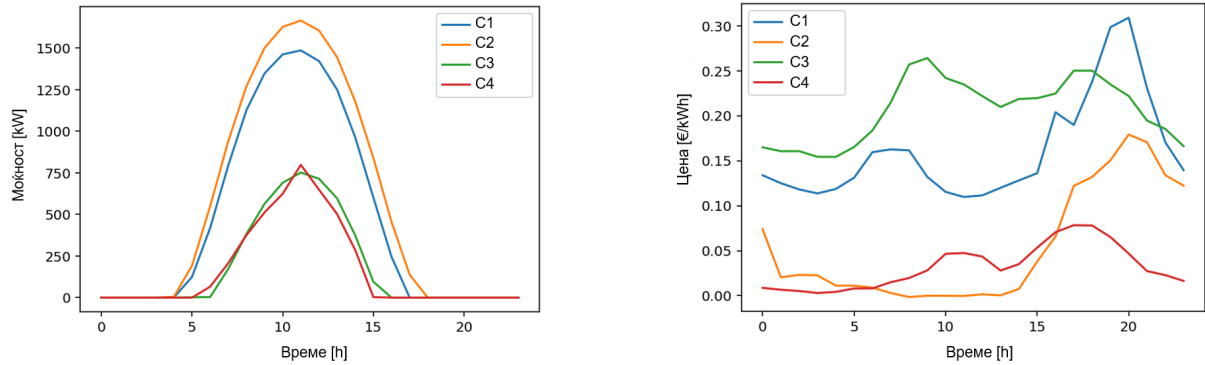
Во овој експеримент, се анализира влијанието на количеството произведена електрична енергија и цените на електрична енергија. За таа цел, анализирана е енергетската

заедница во четири комбинации на RES и цена на електрична енергија како: големо RES/висока цена, големо RES/ниска цена, мало RES/висока цена и мало RES/ниска цена. Експериментот е стратификуван на четири примероци, каде секој примерок одговара на даден режим. Податочното множество е поделено во четири кластери со пресметување на медијаните на дневно производство на електрична енергија и цената. Врз основа на оваа класификација, се избираат најрепрезентативните денови за понатамошната анализа. За секој примерок од кластерот, се пресметени следниве величини: вкупната потрошувачка во заедницата, преземена моќност, предадена моќност, произведена моќност од PV, разменета моќност во рамки на заедницата. Во Табела 10.3 се дадени четрите кластери со нивните најрепрезентативни примероци.

Табела 10.3: Разгледувани сценарија и нивните најрепрезентивни примероци.

	RES/цена комбинација	Репрезентивен примерок
C 1	големо RES/висока цена	08-Авг.-2023
C 2	големо RES/ниска цена	16-Јул.-2023
C 3	мало RES/висока цена	24-Јан.-2023
C 4	мало RES/ниска цена	05-Ное.-2023

На Слика 10.14 се претставени профилите за произведена моќност и цена за најрепрезентативните примероци. Целта на овој експеримент е да се анализира ADMM при различна достапност на произведена моќност од PV и различната цена. Дополнително, два индикатори се пресметени за енергетската заедница: SCR и SSR, дефинирани со (10.6) и (10.7). SCR претставува односот на вкупна сопствена потрошувачка и вкупно локално произведена енергија. SSR претставува процент на сопствена потрошувачка од вкупната потрошувачка на енергија.



Слика 10.14: Карактеристики на најрепрезентативните примероци: а) предвидена моќност произведена од фотоволтаичните генератори; б) цена на електричната енергија.

$$SCR = \frac{\sum_{t \in \mathcal{T}} \min\{P_{load}^N(t) + P_{batt,ch}^N(t) - P_{batt,disch}^N, P_{pv}^N(t)\} \Delta_t}{\sum_{t \in \mathcal{T}} P_{N,t}^{pv} \Delta_t} \cdot 100 \quad (10.6)$$

$$SSR = \frac{\sum_{t \in T} \min\{P_{load}^N(t) + P_{batt,ch}^N(t) - P_{batt,disch}^N, P_{pv}^N(t)\} \Delta_t}{\sum_{t \in T} (P_{load}^N(t) + P_{batt,ch}^N(t) - P_{batt,disch}^N(t)) \Delta_t} \cdot 100 \quad (10.7)$$

каде P_{load}^N е вкупната потрошувачка во енергетската заедница, $P_{batt,ch}^N/P_{batt,disch}^N$ е вкупната моќност на полнење/празнење на батериите и P_{pv}^N е вкупната моќност од PV.

Од резултатите презентирани во Табела 10.4, сценарио 1 и 2, каде има големо произведена моќност од PV, заедницата се карактеризира со SSR од 53% и 56% покажувајќи дека половина од побарувачката е задоволена од сопствено производство. Додека, SCR зависи од цената, во сценарио 1, 65% од сопственото производство е искористена во сопствената побарувачка. Кога цената е ниска, 57% од произведената моќност од PV не е искористена за сопствената побарувачка. Во сценарио 3, кога има мало производство на моќност од PV и висока тарифа за електрична енергија, вкупната моќност од PV е искористена за сопствени потреби. Исто така, потрошувачката е висока, па остатокот е задоволен со купување на електрична енергија од главната мрежа. Во сценарио 4, исто така 75% од сопственото производство е искористено локално, но не е доволно да се покрие вкупната побарувачка на електрична енергија.

Табела 10.4: Анализа на енергетската заедница при четирите разгледувани сценарија.

N	Сценарио 1	Сценарио 2	Сценарио 3	Сценарио 4
Вкупно преземена енергија од мрежа [<i>kWh</i>]	5420,68	4348,76	10188,58	6090,67
Вкупно предадена енергија од мрежа [<i>kWh</i>]	3472,058	7618,57	0	1001,37
Разменета енергија во енергетска заедница [<i>kWh</i>]	111,82	109,48	213,85	252,20
Вкупни трошоци [€]	201,89	368,96	2079,91	132,84
Вкупен товар [<i>kWh</i>]	11552,24	9846	14407.867	8902.2
Вкупно производство од PV [<i>kWh</i>]	9952,19	13404.2	4344.242	4020
SSR	53	56	29	32
SCR	65	43	100	75

11 Заклучок

Во оваа докторска дисертација беа разгледани два аспекти на современите електроенергетски системи: квалитетот на електричната енергија и оптималното управување со енергијата во рамките на локална енергетска заедница. Првиот дел од истражувањето беше насочен кон детекција и класификација на нарушувања на напонските сигнали, како значаен предуслов за сигурна и стабилна работа на електроенергетските системи. Вториот дел беше насочен кон предвидување и оптимално управување со електричната енергија, земајќи ги предвид локалното производство од RES, ESS, динамичните цени и можноста за локална размена на енергија помеѓу членовите на заедницата.

Основната мотивација за ова истражување произлегува од потребата за поефикасно, посигурно и пофлексибилно функционирање на електроенергетските системи во услови на зголемена интеграција на RES, дигитализација и активна улога на крајните корисници. Од една страна, нарушувањата во квалитетот на електричната енергија можат негативно да влијаат врз работата на електричната опрема и доверливоста на системот, поради што е потребна нивна навремена детекција и класификација. Од друга страна, енергетските заедници овозможуваат локално производство, складирање и размена на енергија, но истовремено бараат напредни методи за предвидување, оптимизација и координирано управување.

Во делот поврзан со квалитетот на електричната енергија, истражувањето беше насочено кон детекција и означување на нарушувањата кај напонските сигнали. Според добиените резултати, повеќезначното означување се покажа како посоодветен пристап во споредба со повеќекласното означување. Овој пристап е особено корисен во услови кога достапните реални податочни множества се ограничени и кога не може однапред да се претпостави дека во реални услови ќе се појават само однапред дефинирани комбинации на нарушувања. Иако ваквиот пристап е релативно ретко застапен во литературата од областа на квалитетот на електричната енергија, резултатите од ова истражување ја потврдуваат неговата соодветност и применливост.

Резултатите покажуваат дека предложената архитектура базирана на CNN успешно ги детектира и класифицира напонските нарушувања. Дополнително, предложениот модел покажува робусност во услови на присуство на шум и фазно поместување, што е особено важно за негова потенцијална примена во реални мерни услови.

Во вториот дел од оваа докторска дисертација беше разгледан проблемот на предвидување и оптимално управување со електричната енергија во рамките на локална енергетска заедница. Истражувањето беше насочено кон развој и анализа на методолошка рамка која ги комбинира локалното производство од RES, ESSs, динамичните цени на електричната енергија и можноста за локална размена на енергија помеѓу членовите на заедницата.

Мотивацијата за овој дел од истражувањето произлегува од потребата за поефикасно искористување на локалните енергетски ресурси, намалување на зависноста од надворешната електроенергетска мрежа и зголемување на флексибилноста на потрошувачката. Во услови на зголемена интеграција на RES, традиционалните централизиран пристапи за управување се соочуваат со ограничувања поврзани со променливоста на производството, сложеноста на координацијата и потребата за

зачувување на приватноста на податоците. Поради тоа, во дисертацијата беше предложен пристап кој овозможува координирано управување со енергијата на ниво на заедница, земајќи ги предвид индивидуалните ограничувања и цели на членовите.

Во рамките на истражувањето беше извршена проценка на локалниот фотоволтаичен потенцијал врз основа на покривните површини на разгледуваните објекти, при што беше претпоставена делумна искористеност на достапната површина. За секој член на заедницата беа генерирани временски серии на локално производство, а дополнително беа дефинирани параметри за ESS. На овој начин беше формиран симулациски модел кој ги опфаќа производството, потрошувачката, складирањето и размената на електрична енергија.

Посебно внимание беше посветено на анализата и предвидувањето на потрошувачката на електрична енергија. Преку анализа на временските профили, автокорелацијата и зависноста од надворешни фактори, беше покажано дека потрошувачката има изразена временска структура, со дневни и сезонски обрасци. Овие карактеристики ја потврдуваат потребата од примена на модели за предвидување кои можат да ги опфатат временските зависности и променливоста на потрошувачката.

Еден од главните придонеси на дисертацијата е формулирањето на модел за оптимално управување со енергијата кој ги зема предвид локалното производство, ESS и купувањето и продажбата на електрична енергија, како и локалната размена помеѓу членовите, без нарушување на приватноста на податоците. Во оваа насока, предложена е рамка која комбинира FL и ADMM за дистрибуиран EMS. Ваквата комбинација овозможува локално предвидување и координирано оптимизациско управување, при што членовите на заедницата не мора директно да ги споделуваат своите чувствителни податоци. Со користење на динамички цени се овозможува анализа на економските ефекти од флексибилното управување, при што системот може да донесува одлуки за складирање, користење или размена на енергија во зависност од моменталните услови. На овој начин се овозможува поефикасно користење на локално произведената енергија и потенцијално намалување на вкупните трошоци.

Резултатите од симулациите покажуваат дека интеграцијата на локално производство, складирање и координирана размена на енергија може да придонесе кон подобрување на енергетската самостојност на заедницата. Преку оптимално управување се овозможува намалување на потребата за купување електрична енергија од надворешната мрежа во периоди на високи цени, подобро искористување на PV производство и поефикасно користење на ESS. Дополнително, локалната размена на енергија овозможува вишоците произведени кај одредени членови да се искористат од други членови на заедницата, наместо веднаш да се предаваат кон мрежата.

И покрај постигнатите резултати, истражувањето има одредени ограничувања. Дел од влезните податоци, како што се покривните површини и инсталираниот PV капацитет, се базираат на проценки и претпоставки, поради што добиените резултати треба да се интерпретираат во рамките на дефинираниот симулациски контекст. Исто така, капацитетот на ESS не е предмет на оптимизација, туку е однапред дефиниран како влезен параметар во моделот. Дополнително, техничките ограничувања на реалната дистрибутивна мрежа, како што се напонските ограничувања, ограничувањата на водовите и деталните мрежни загуби, не се целосно моделирани. Во идни истражувања,

моделот може да се прошири со подетална електроенергетска мрежна анализа, оптимизација на капацитетите на системите за складирање, како и со реални податоци од инсталирани PVs и ESS.

11.1 Насоки за идни истражувања

Идните истражувања може да се насочат кон дополнително унапредување и проширување на предложените методи и системи. Како можни насоки за понатамошна работа се издвојуваат:

- Имплементација на целиот систем за детекција и класификација на нарушувања кај напонските сигнали на единствен хардверски уред, со цел добивање покомпактно и поефикасно решение.
- Намалување на бројот на параметри на моделот за класификација, со цел намалување на пресметковната сложеност и овозможување негова примена во реално време на уреди со ограничени хардверски ресурси.
- Зголемување на базата на податоци со реално измерени сигнали, со цел подобрување на генерализациската способност на моделот и негово тестирање во различни работни услови.
- Развој на понапредни модели за предвидување на потрошувачката и производството на електрична енергија, со цел намалување на грешката при предвидување и подобрување на влезните податоци за оптимизацискиот модел.
- Интеграција на несигурноста во оптимизацискиот модел, особено во однос на променливоста на производството од RESs, потрошувачката и цените на електричната енергија.
- Оптимизација на капацитетите на ESS, со цел одредување на соодветна големина на системите за складирање за секој член на енергетската заедница.
- Проширување на анализата со испитување на влијанието на цената за размена на електрична енергија во рамките на заедницата врз вкупните трошоци, локалната размена и искористеноста на RES.
- Проширување на моделот со воведување и размена на топлинска енергија, со што би се овозможила анализа на интегрирани енергетски системи.
- Интеграција на системот за следење на квалитетот на електричната енергија со EMS, со цел развој на поцелосна платформа за мониторинг, анализа и управување со локални енергетски системи.

Овие насоки би овозможиле понатамошно подобрување на предложените решенија, нивна поголема применливост во реални услови и поцелосна интеграција на аспектите поврзани со квалитетот на електричната енергија, предвидувањето и оптималното управување со енергијата.

12 Библиографија

- [1] Oscar Pinzón-Quintero, Daniel Gaviria-Ospina, Alejandro Parrado-Duque, Rusber Rodríguez-Velásquez, and German Osma-Pinto. Assessment of power quality parameters and indicators at the point of common coupling in a low voltage power grid with photovoltaic generation emulated. *Electric Power Systems Research*, 203:107679, 2022. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S037877962100660X>, doi:10.1016/j.epsr.2021.107679.
- [2] Bartłomiej Kupiec. Legal status of a renewables self-consumer under polish law in light of 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. 2021.
- [3] European Parliament and Council. Directive (eu) 2018/2001 of the european parliament and of the council on the promotion of the use of energy from renewable sources. Official Journal of the European Union, 2018. [Accessed 26 August 2025]. URL: <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/PDF/?uri=CELEX:32018L2001&from=fr>.
- [4] Kaveh Rahimi, Saeed Mohajeryami, and Alireza Majzoobi. Effects of photovoltaic systems on power quality. In *2016 North American Power Symposium (NAPS)*, pages 1–6, 2016. doi:10.1109/NAPS.2016.7747955.
- [5] Jens Lowitzsch, Sangster Lowitzsch, and Energy Transition Sangster. *Energy transition*. Springer, 2019.
- [6] Mikhail A. Lisovich, Deirdre K. Mulligan, and Stephen B. Wicker. Inferring personal information from demand-response systems. *IEEE Security & Privacy*, 8(1):11–20, 2010. doi:10.1109/MSP.2010.40.
- [7] Jun-Xing Chin, Tomas Tinoco De Rubira, and Gabriela Hug. Privacy-protecting energy management unit through model-distribution predictive control. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 8(6):3084–3093, 2017. doi:10.1109/TSG.2017.2703158.
- [8] D. Engel. Enhancing privacy in smart energy systems.
- [9] Günther Eibl and Dominik Engel. Influence of data granularity on nonintrusive appliance load monitoring. In *Proceedings of the 2nd ACM Workshop on Information Hiding and Multimedia Security, IHMMSec '14*, page 147–151, New York, NY, USA, 2014. Association for Computing Machinery. doi:10.1145/2600918.2600920.
- [10] Günther Eibl and Dominik Engel. Influence of data granularity on smart meter privacy. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 6(2):930–939, 2015. doi:10.1109/TSG.2014.2376613.
- [11] Meysam Khojasteh, Pedro Faria, and Zita Vale. A distributed robust admm-based model for the energy management in local energy communities. *Sustainable Energy, Grids and Networks*, 36:101136, 2023. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352467723001443>, doi:10.1016/j.segan.2023.101136.

- [12] Roger Alves de Oliveira and Math H.J. Bollen. Deep learning for power quality. *Electric Power Systems Research*, 214:108887, 2023. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378779622009385>, doi:10.1016/j.epsr.2022.108887.
- [13] A. M. TURING. I.—computing machinery and intelligence. *Mind*, LIX(236):433–460, 10 1950. arXiv:https://academic.oup.com/mind/article-pdf/LIX/236/433/61209000/mind_lix_236_433.pdf, doi:10.1093/mind/LIX.236.433.
- [14] Murray Campbell, A. Joseph Hoane, and Feng hsiung Hsu. Deep blue. *Artificial Intelligence*, 134(1):57–83, 2002. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0004370201001291>, doi:10.1016/S0004-3702(01)00129-1.
- [15] John R. Mashey. Big data and the next wave of InfraStress problems, solutions, opportunities. In *1999 USENIX Annual Technical Conference (USENIX ATC 99)*, Monterey, CA, June 1999. USENIX Association. URL: <https://www.usenix.org/conference/1999-usenix-annual-technical-conference/big-data-and-next-wave-infrastress-problems>.
- [16] Douglas Laney. 3D data management: Controlling data volume, velocity, and variety. Technical report, META Group, February 2001. URL: <http://blogs.gartner.com/doug-laney/files/2012/01/ad949-3D-Data-Management-Controlling-Data-Volume-Velocity-and-Variety.pdf>.
- [17] Min Chen, Shiwen Mao, Yin Zhang, and Victor C. M. Leung. *Introduction*, pages 1–10. Springer International Publishing, Cham, 2014. doi:10.1007/978-3-319-06245-7_1.
- [18] Alexandra L’Heureux, Katarina Grolinger, Hany F. Elyamany, and Miriam A. M. Capretz. Machine learning with big data: Challenges and approaches. *IEEE Access*, 5:7776–7797, 2017. doi:10.1109/ACCESS.2017.2696365.
- [19] Maryam Najafabadi, Flavio Villanustre, Taghi Khoshgoftaar, Naeem Seliya, Randall Wald, and Edin Muharemagic. Deep learning applications and challenges in big data analytics. *Journal of Big Data*, 2, 12 2015. doi:10.1186/s40537-014-0007-7.
- [20] Yann LeCun, Yoshua Bengio, and Geoffrey Hinton. Deep learning. *Nature*, 521:436–44, 05 2015. doi:10.1038/nature14539.
- [21] Rajat Raina, Anand Madhavan, and Andrew Y Ng. Large-scale deep unsupervised learning using graphics processors. In *Proceedings of the 26th annual international conference on machine learning*, pages 873–880, 2009.
- [22] Peter Kairouz, H. Brendan McMahan, Brendan Avent, Aurélien Bellet, Mehdi Bennis, Arjun Nitin Bhagoji, Kallista Bonawitz, Zachary Charles, Graham Cormode, Rachel Cummings, Rafael G. L. D’Oliveira, Hubert Eichner, Salim El Rouayheb, David Evans, Josh Gardner, Zachary Garrett, Adrià Gascón, Badih Ghazi, Phillip B. Gibbons, Marco Gruteser, Zaid Harchaoui, Chaoyang He, Lie He, Zhouyuan Huo, Ben Hutchinson, Justin Hsu, Martin Jaggi, Tara Javidi, Gauri Joshi, Mikhail Khodak, Jakub Konečný, Aleksandra Korolova, Farinaz Koushanfar, Sanmi Koyejo, Tancrède Lepoint, Yang Liu, Prateek

- Mittal, Mehryar Mohri, Richard Nock, Ayfer Özgür, Rasmus Pagh, Mariana Raykova, Hang Qi, Daniel Ramage, Ramesh Raskar, Dawn Song, Weikang Song, Sebastian U. Stich, Ziteng Sun, Ananda Theertha Suresh, Florian Tramèr, Praneeth Vepakomma, Jianyu Wang, Li Xiong, Zheng Xu, Qiang Yang, Felix X. Yu, Han Yu, and Sen Zhao. Advances and open problems in federated learning, 2021. URL: <https://arxiv.org/abs/1912.04977>, arXiv:1912.04977.
- [23] H. Brendan McMahan, Eider Moore, Daniel Ramage, Seth Hampson, and Blaise Agüera y Arcas. Communication-efficient learning of deep networks from decentralized data, 2023. URL: <https://arxiv.org/abs/1602.05629>, arXiv:1602.05629.
- [24] Betül Yurdem, Murat Kuzlu, Mehmet Kemal Gullu, Ferhat Ozgur Catak, and Maliha Tabassum. Federated learning: Overview, strategies, applications, tools and future directions. *Heliyon*, 10(19):e38137, 2024. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2405844024141680>, doi:10.1016/j.heliyon.2024.e38137.
- [25] Latanya Sweeney. Simple demographics often identify people uniquely. 2000. URL: <http://dataprivacylab.org/projects/identifiability/>.
- [26] Keith Bonawitz, Hubert Eichner, Wolfgang Grieskamp, Dzmitry Huba, Alex Ingerman, Vladimir Ivanov, Chloe Kiddon, Jakub Konečný, Stefano Mazzocchi, H. Brendan McMahan, Timon Van Overveldt, David Petrou, Daniel Ramage, and Jason Roseland. Towards federated learning at scale: System design, 2019. URL: <https://arxiv.org/abs/1902.01046>, arXiv:1902.01046.
- [27] M.H.J. Bollen. What is power quality? *Electric Power Systems Research*, 66(1):5–14, 2003. Power Quality. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378779603000671>, doi:10.1016/S0378-7796(03)00067-1.
- [28] Voltage characteristics of electricity supplied by public distribution systems, 2018.
- [29] CIGRE. Power quality and emc issues associated with future electricity networks. Technical Report 719, CIGRE, Paris, France, 2018.
- [30] Shimi Sudha Letha, Math H. J. Bollen, Tatiano Busatto, Angela Espin Delgado, Enock Mulenga, Hamed Bakhtiari, Jil Sutaria, Kazi Main Uddin Ahmed, Naser Nakhodchi, Selçuk Sakar, and Vineetha Ravindran. Power quality issues of electro-mobility on distribution network—an overview. *Energies*, 16(13), 2023. URL: <https://www.mdpi.com/1996-1073/16/13/4850>, doi:10.3390/en16134850.
- [31] Ashish Kumar Karmaker, Sujit Roy, and Md. Raiu Ahmed. Analysis of the impact of electric vehicle charging station on power quality issues. In *2019 International Conference on Electrical, Computer and Communication Engineering (ECCE)*, pages 1–6, 2019. doi:10.1109/ECACE.2019.8679164.
- [32] Liming Liu, Hui Li, Yaosuo Xue, and Wenxin Liu. Reactive power compensation and optimization strategy for grid-interactive cascaded photovoltaic systems. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 30(1):188–202, 2015. doi:10.1109/TPEL.2014.2333004.

- [33] Mehdi Zeraati, Mohamad Esmail Hamedani Golshan, and Josep M. Guerrero. Voltage quality improvement in low voltage distribution networks using reactive power capability of single-phase pv inverters. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 10(5):5057–5065, 2019. doi:10.1109/TSG.2018.2874381.
- [34] Abdul Motin Howlader, Staci Sadoyama, Leon R. Roose, and Yan Chen. Active power control to mitigate voltage and frequency deviations for the smart grid using smart pv inverters. *Applied Energy*, 258:114000, 2020. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261919316873>, doi:10.1016/j.apenergy.2019.114000.
- [35] Sachin Devassy and Bhim Singh. Performance analysis of solar pv array and battery integrated unified power quality conditioner for microgrid systems. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 68(5):4027–4035, 2021. doi:10.1109/TIE.2020.2984439.
- [36] Yongheng Yang, Kelian Zhou, and Frede Blaabjerg. Current harmonics from single-phase grid-connected inverters—examination and suppression. *IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics*, 4(1):221–233, 2016. doi:10.1109/JESTPE.2015.2504845.
- [37] Mohit Bajaj, Amit Kumar Singh, Majed Alowaidi, Naveen Kumar Sharma, Sunil Kumar Sharma, and Shailendra Mishra. Power quality assessment of distorted distribution networks incorporating renewable distributed generation systems based on the analytic hierarchy process. *IEEE Access*, 8:145713–145737, 2020. doi:10.1109/ACCESS.2020.3014288.
- [38] Katarzyna Maciejowska. Assessing the impact of renewable energy sources on the electricity price level and variability – a quantile regression approach. *Energy Economics*, 85:104532, 2020. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0140988319303275>, doi:10.1016/j.eneco.2019.104532.
- [39] Amresh Kumar Singh, Shailendra Kumar, and Bhim Singh. Solar pv energy generation system interfaced to three phase grid with improved power quality. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 67(5):3798–3808, 2020. doi:10.1109/TIE.2019.2921278.
- [40] Alejandro Parrado-Duque, Rusber Rodríguez-Velásquez, German Osma-Pinto, and Gabriel Ordóñez-Plata. Integration of photovoltaic system in low voltage electrical network of the electrical engineering building. In *2019 IEEE Workshop on Power Electronics and Power Quality Applications (PEPQA)*, pages 1–6, 2019. doi:10.1109/PEPQA.2019.8851564.
- [41] Math H. J. Bollen. International standards for power quality measurement systems. 2003. URL: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:53507450>.
- [42] Ahsan Ali Memon, Mohsin Ali Koondhar, Saad F. Al-Gahtani, Z.M.S. Elbarbary, and Zuhair Muhammed Alaas. Comprehensive review of power quality disturbance detection and classification techniques. *Computers and Electrical Engineering*, 126:110512, 2025. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0045790625004550>, doi:10.1016/j.compeleceng.2025.110512.

- [43] Sachin K. Jain, Preeti Jain, and Sri Niwas Singh. A fast harmonic phasor measurement method for smart grid applications. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 8(1):493–502, 2017. doi:10.1109/TSG.2016.2590599.
- [44] Jako Kilter, Sean Elphick, Jan Meyer, and Jovica V. Milanovic. Guidelines for power quality monitoring - results from cigre/cired jwg c4.112. In *2014 16th International Conference on Harmonics and Quality of Power (ICHQP)*, pages 703–707, 2014. doi:10.1109/ICHQP.2014.6842924.
- [45] Chenjie Ge, Roger A.D. Oliveira, Irene Y.H. Gu, and Math H.J. Bollen. Unsupervised deep learning and analysis of harmonic variation patterns using big data from multiple locations. *Electric Power Systems Research*, 194:107042, 2021. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378779621000225>, doi:10.1016/j.epsr.2021.107042.
- [46] Marija Markovska, Dimitar Taskovski, Zivko Kokolanski, Vladimir Dimchev, and Bodan Velkovski. Real-time implementation of optimized power quality events classifier. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 56(4):3431–3442, 2020. doi:10.1109/TIA.2020.2991950.
- [47] Alper Yılmaz, Ahmet Küçüker, Gökay Bayrak, Davut Ertekin, Miadreza Shafie-Khah, and Josep M. Guerrero. An improved automated pqd classification method for distributed generators with hybrid svm-based approach using un-decimated wavelet transform. *International Journal of Electrical Power Energy Systems*, 136:107763, 2022. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0142061521009856>, doi:10.1016/j.ijepes.2021.107763.
- [48] Dazi Li, Irfan Ali Channa, Xun Chen, Lia Dou, Suhail Khokhar, and Nematollah Ab Azar. A new deep learning method for classification of power quality disturbances using dwt-mra in utility smart grid. *Computers and Electrical Engineering*, 117:109290, 2024. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0045790624002180>, doi:10.1016/j.compeleceng.2024.109290.
- [49] Sadegh Jamali, Ali Reza Farsa, and Navid Ghaffarzadeh. Identification of optimal features for fast and accurate classification of power quality disturbances. *Measurement*, 116:565–574, 2018. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0263224117306589>, doi:10.1016/j.measurement.2017.10.034.
- [50] Hüseyin Erişti, Özal Yıldırım, Belkıs Erişti, and Yakup Demir. Optimal feature selection for classification of the power quality events using wavelet transform and least squares support vector machines. *International Journal of Electrical Power Energy Systems*, 49:95–103, 2013. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0142061513000276>, doi:10.1016/j.ijepes.2012.12.018.
- [51] Poras Khetarpal, Neelu Nagpal, Hassan Haes Alhelou, Pierluigi Siano, and Mohammed Al-Numay. Noisy and non-stationary power quality disturbance classification based on adaptive segmentation empirical wavelet transform and support vector machine. *Computers and Electrical Engineering*, 118:109346, 2024. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0045790624002180>.

sciencedirect.com/science/article/pii/S004579062400274X, doi: 10.1016/j.compeleceng.2024.109346.

- [52] Suhail Khokhar, Abdullah Asuhaimi Mohd Zin, Aslam Pervez Memon, and Ahmad Safawi Mokhtar. A new optimal feature selection algorithm for classification of power quality disturbances using discrete wavelet transform and probabilistic neural network. *Measurement*, 95:246–259, 2017. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0263224116305619>, doi:10.1016/j.measurement.2016.10.013.
- [53] Lei Fu, Xi Deng, Haoqi Chai, Zepeng Ma, Fang Xu, and Tiantian Zhu. Pqeventcog: Classification of power quality disturbances based on optimized s-transform and cnns with noisy labeled datasets. *Electric Power Systems Research*, 220:109369, 2023. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378779623002584>, doi:10.1016/j.epsr.2023.109369.
- [54] R. Igual and C. Medrano. Research challenges in real-time classification of power quality disturbances applicable to microgrids: A systematic review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 132:110050, 2020. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032120303415>, doi:10.1016/j.rser.2020.110050.
- [55] D. De Yong, S. Bhowmik, and F. Magnago. An effective power quality classifier using wavelet transform and support vector machines. *Expert Systems with Applications*, 42(15):6075–6081, 2015. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417415002328>, doi:10.1016/j.eswa.2015.04.002.
- [56] Raj Kumar, Bhim Singh, D. T. Shahani, Ambrish Chandra, and Kamal Al-Haddad. Recognition of power-quality disturbances using s-transform-based ann classifier and rule-based decision tree. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 51(2):1249–1258, 2015. doi:10.1109/TIA.2014.2356639.
- [57] Sannistha Banerjee and Partha Sarathee Bhowmik. Machine learning based classifiers for dynamic and transient disturbance classification in smart microgrid system. *Measurement*, 240:115576, 2025. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0263224124014611>, doi:10.1016/j.measurement.2024.115576.
- [58] Sambit Dash and Umamani Subudhi. Multiple power quality event detection and classification using wavelet transform and random forest classifier. In *2018 International Conference on Applied Electromagnetics, Signal Processing and Communication (AESPC)*, volume 1, pages 1–5, 2018. doi:10.1109/AESPC44649.2018.9033313.
- [59] Gurpreet Singh, Yash Pal, and Anil Kumar Dahiya. Classification of power quality disturbances using linear discriminant analysis. *Applied Soft Computing*, 138:110181, 2023. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1568494623001990>, doi:10.1016/j.asoc.2023.110181.
- [60] Mingping Liu, Yue Chen, Zhen Zhang, and Suhui Deng. Classification of power quality disturbance using segmented and modified s-transform and dcnn-msvm hybrid model. *IEEE Access*, 11:890–899, 2023. doi:10.1109/ACCESS.2022.3233767.

- [61] Rafael S. Salles and Paulo F. Ribeiro. The use of deep learning and 2-d wavelet scalograms for power quality disturbances classification. *Electric Power Systems Research*, 214:108834, 2023. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378779622008872>, doi:10.1016/j.epsr.2022.108834.
- [62] Su Pan, Xingyang Nie, Xiaoyu Zhai, Cheng He, and Zhenping Ding. Classification of power quality disturbances using residual networks with channel attention mechanism. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 151:110641, 2025. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0952197625006414>, doi:10.1016/j.engappai.2025.110641.
- [63] Shouxiang Wang and Haiwen Chen. A novel deep learning method for the classification of power quality disturbances using deep convolutional neural network. *Applied Energy*, 235:1126–1140, 2019. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261918314703>, doi:10.1016/j.apenergy.2018.09.160.
- [64] Minghao Wang, Zhuofu Deng, Yuwei Zhang, and Zhiliang Zhu. An automatic identification framework for complex power quality disturbances based on ensemble cnn. *IEEE Access*, 11:56550–56560, 2023. doi:10.1109/ACCESS.2023.3273294.
- [65] Renxi Gong and Taoyu Ruan. A new convolutional network structure for power quality disturbance identification and classification in micro-grids. *IEEE Access*, 8:88801–88814, 2020. doi:10.1109/ACCESS.2020.2993202.
- [66] Poras Khetarpal, Neelu Nagpal, Mohammed S. Al-Numay, Pierluigi Siano, Yogendra Arya, and Neelam Kassarwani. Power quality disturbances detection and classification based on deep convolution auto-encoder networks. *IEEE Access*, 11:46026–46038, 2023. doi:10.1109/ACCESS.2023.3274732.
- [67] Enes Yiğit, Umut Özkaya, Şaban Öztürk, Dilbag Singh, and Hassène Gritli. Automatic detection of power quality disturbance using convolutional neural network structure with gated recurrent unit. *Mob. Inf. Syst.*, 2021:7917500:1–7917500:11, 2021. URL: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:237298435>.
- [68] Lei Chen, Shuang Chen, Jianjun Xu, and Chao Zhou. Power quality disturbances identification based on deep neural network model of time-frequency feature fusion. *Electric Power Systems Research*, 231:110283, 2024. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378779624001718>, doi:10.1016/j.epsr.2024.110283.
- [69] Carlos Iturrino-García, Gabriele Patrizi, Alessandro Bartolini, Lorenzo Ciani, Libero Paolucci, Antonio Luchetta, and Francesco Grasso. An innovative single shot power quality disturbance detector algorithm. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 71:1–10, 2022. doi:10.1109/TIM.2022.3201927.
- [70] Tingling Wang, Jiayi Zhuo, Yonghui Hou, Zifan Lu, and Yongqing Li. Power quality disturbance classification via a time-frequency feature-fused transformer model with cross-attention mechanism. *Electric Power Systems Research*, 251:112330, 2026. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378779625009174>, doi:10.1016/j.epsr.2025.112330.

- [71] Ieee recommended practice for monitoring electric power quality, 2019.
- [72] Jakob Nömm, Sarah K. Rönnberg, and Math H. J. Bollen. An analysis of voltage quality in a nanogrid during islanded operation. *Energies*, 12(4), 2019. URL: <https://www.mdpi.com/1996-1073/12/4/614>, doi:10.3390/en12040614.
- [73] Pal Boza and Theodoros Evgeniou. Artificial intelligence to support the integration of variable renewable energy sources to the power system. *Applied Energy*, 290:116754, 2021. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261921002646>, doi:10.1016/j.apenergy.2021.116754.
- [74] Ieee standard for harmonic control in electric power systems, 2022.
- [75] Ieee standard definitions for the measurement of electric power quantities under sinusoidal, nonsinusoidal, balanced, or unbalanced conditions, 2010.
- [76] Raúl Igual, Carlos Medrano, Francisco Javier Arcega, and Gabriela Mantescu. Integral mathematical model of power quality disturbances. In *2018 18th International Conference on Harmonics and Quality of Power (ICHQP)*, pages 1–6, 2018. doi:10.1109/ICHQP.2018.8378902.
- [77] Марија Марковска. *Класификација на нарушувањата на напонските сигнали во електроенергетската мрежа во реално време*. Докторска дисертација, Универзитет „Св. Кирил и Методиј“ во Скопје, Факултет за електротехника и информациски технологии, Скопје, 2020.
- [78] Bodan Velkovski and Zivko Kokolanski. A virtual signal generator for real-time generation of power quality disturbances. In *2020 XXIX International Scientific Conference Electronics (ET)*, pages 1–4, 2020. doi:10.1109/ET50336.2020.9238243.
- [79] Electromagnetic compatibility (emc) – part 4-15: Testing and measurement techniques – flickermeter – functional and design specifications, 2010.
- [80] Yi Luo, Kaicheng Li, Yuanzheng Li, Delong Cai, Chen Zhao, and Qingxu Meng. Three-layer bayesian network for classification of complex power quality disturbances. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 14(9):3997–4006, 2018. doi:10.1109/TII.2017.2785321.
- [81] Xiangui Xiao and Kaicheng Li. Multi-label classification for power quality disturbances by integrated deep learning. *IEEE Access*, 9:152250–152260, 2021. doi:10.1109/ACCESS.2021.3124511.
- [82] Zhenyu Wang, Tianbai Deng, Hao Wang, Jun Tao, Huaying Zhang, and Qing Wang. Power quality disturbance recognition method in park distribution network based on one-dimensional vggnet and multi-label classification. In *2023 5th Asia Energy and Electrical Engineering Symposium (AEEES)*, pages 764–770, 2023. doi:10.1109/AEEES56888.2023.10114115.
- [83] Youli Dong, Hanqiang Cao, Xiaojun Ding, Guoping Xu, and Chunyi Yue. A multi-task learning method for classification of multiple power quality disturbances. *IET*

Generation, Transmission Distribution, 14, 01 2020. doi:10.1049/iet-gtd.2019.0812.

- [84] Jasmin Bogatinovski, Ljupčo Todorovski, Sašo Džeroski, and Dragi Kocev. Comprehensive comparative study of multi-label classification methods, 2021. URL: <https://arxiv.org/abs/2102.07113>, arXiv:2102.07113.
- [85] Yi Luo, Li Kaicheng, Yuanzheng Li, Delong Cai, Chen Zhao, and Qingxu Meng. Three layer bayesian network for classification of complex power quality disturbances. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 9:3997–4006, 09 2018. doi:10.1109/TII.2017.2785321.
- [86] Karen Simonyan and Andrew Zisserman. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition, 2015. URL: <https://arxiv.org/abs/1409.1556>, arXiv:1409.1556.
- [87] Zivko Kokolanski, Cvetan Gavrovski, Ivana Mircevska, Vladimir Dimcev, and Milan Simic. On the design of power quality signal amplifier. In *2016 XXV International Scientific Conference Electronics (ET)*, pages 1–4, 2016. doi:10.1109/ET.2016.7753491.
- [88] V. Dimcev, D. Taskovski, Z. Kokolanski, D. Denic, D. Zivanovic, and M. Simic. Signal conditioning for power quality. In *11th International Conference on Electrical Power Quality and Utilisation*, pages 1–5, 2011. doi:10.1109/EPQU.2011.6128809.
- [89] Emi Minghui Gui and Iain MacGill. Typology of future clean energy communities: An exploratory structure, opportunities, and challenges. *Energy Research Social Science*, 35:94–107, 2018. Energy and the Future. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S221462961730347X>, doi:10.1016/j.erss.2017.10.019.
- [90] Yael Parag and Benjamin Sovacool. Electricity market design for the prosumer era. *Nature Energy*, 1, 2016. URL: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:38838522>.
- [91] A.J. Dinusha Rathnayaka, Vidyasagar M. Potdar, Tharam S. Dillon, and Samitha Kuruppu. Formation of virtual community groups to manage prosumers in smart grids. *Int. J. Grid Util. Comput.*, 6(1):47–56, December 2015. doi:10.1504/IJGUC.2015.066396.
- [92] Adrian Smith. The alternative technology movement: An analysis of its framing and negotiation of technology development. 2005. URL: <https://api.semanticscholar.org/CorpusID:9527935>.
- [93] Zhifu Mi and D’Maris Coffman. The sharing economy promotes sustainable societies. *Nature Communications*, 10:1214, 03 2019. doi:10.1038/s41467-019-09260-4.
- [94] F. Ceglia, P. Esposito, E. Marrasso, and M. Sasso. From smart energy community to smart energy municipalities: Literature review, agendas and pathways. *Journal of Cleaner Production*, 254:120118, 2020. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0959652620301657>, doi:10.1016/j.jclepro.2020.120118.

- [95] European Parliament and Council of the European Union. 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, 2019. URL: <https://eur-lex.europa.eu/eli/dir/2019/944/oj>.
- [96] European Parliament and Council of the European Union. 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, 2018. URL: <https://eur-lex.europa.eu/eli/dir/2018/2001/oj>.
- [97] Mahesh Kumar. *Social, Economic, and Environmental Impacts of Renewable Energy Resources*. 01 2020. doi:10.5772/intechopen.89494.
- [98] Francesca Ceglia, Elisa Marrasso, Carlo Roselli, and Maurizio Sasso. Small renewable energy community: The role of energy and environmental indicators for power grid. *Sustainability*, 13(4), 2021. URL: <https://www.mdpi.com/2071-1050/13/4/2137>, doi:10.3390/su13042137.
- [99] Hugo Algarvio. The role of local citizen energy communities in the road to carbon-neutral power systems: Outcomes from a case study in portugal. *Smart Cities*, 4(2):840–863, 2021. URL: <https://www.mdpi.com/2624-6511/4/2/43>, doi:10.3390/smartcities4020043.
- [100] Victor von Loessl. Smart meter-related data privacy concerns and dynamic electricity tariffs: Evidence from a stated choice experiment. *Energy Policy*, 180:113645, 2023. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0301421523002306>, doi:10.1016/j.enpol.2023.113645.
- [101] Isaac Faber, William Lane, Wayne Pak, Mary Praker, Cheyne Rocha, and John V. Farr. Micro-energy markets: The role of a consumer preference pricing strategy on microgrid energy investment. *Energy*, 74(C):567–575, None 2014. URL: <https://ideas.repec.org/a/eee/energy/v74y2014icp567-575.html>, doi:10.1016/j.energy.2014.07.022.
- [102] Vladimir Z. Gjorgievski, Bodan Velkovski, Blagoja Markovski, Snezana Cundeva, and Natasa Markovska. Energy community demand-side flexibility: Energy storage and electricity tariff synergies. *Energy*, 313:134078, 2024. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360544224038568>, doi:10.1016/j.energy.2024.134078.
- [103] Langbo Hou, Xi Tong, Heng Chen, Lanxin Fan, Tao Liu, Wenyi Liu, and Tong Liu. Optimized scheduling of smart community energy systems considering demand response and shared energy storage. *Energy*, 295:131066, 2024. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360544224008387>, doi:10.1016/j.energy.2024.131066.
- [104] Sobhan Dorahaki, Masoud Rashidinejad, Seyed Farshad Fatemi Ardestani, Amir Abdollahi, and Mohammad Reza Salehizadeh. An integrated model for citizen energy communities and renewable energy communities based on clean energy package: A

- two-stage risk-based approach. *Energy*, 277:127727, 2023. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360544223011210>, doi: 10.1016/j.energy.2023.127727.
- [105] Daniel K. Molzahn, Florian Dörfler, Henrik Sandberg, Steven H. Low, Sambuddha Chakrabarti, Ross Baldick, and Javad Lavaei. A survey of distributed optimization and control algorithms for electric power systems. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 8(6):2941–2962, 2017. doi:10.1109/TSG.2017.2720471.
- [106] Mahmoud Elkazaz, Mark Sumner, and David Thomas. A hierarchical and decentralized energy management system for peer-to-peer energy trading. *Applied Energy*, 291:116766, 2021. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261921002737>, doi:10.1016/j.apenergy.2021.116766.
- [107] Mingyu Yan, Fei Teng, Wei Gan, Wei Yao, and Jinyu Wen. Blockchain for secure decentralized energy management of multi-energy system using state machine replication. *Applied Energy*, 337:120863, 2023. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261923002271>, doi:10.1016/j.apenergy.2023.120863.
- [108] Tian Liu, Xiaoqi Tan, Bo Sun, Yuan Wu, and Danny H.K. Tsang. Energy management of cooperative microgrids: A distributed optimization approach. *International Journal of Electrical Power Energy Systems*, 96:335–346, 2018. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0142061517300133>, doi:10.1016/j.ijepes.2017.10.021.
- [109] Tiago Sousa, Tiago Soares, Pierre Pinson, Fabio Moret, Thomas Baroche, and Etienne Sorin. Peer-to-peer and community-based markets: A comprehensive review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 104:367–378, 2019. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032119300462>, doi:10.1016/j.rser.2019.01.036.
- [110] Peilin Xie, Sen Tan, Najmeh Bazmohammadi, Josep. M. Guerrero, Juan. C. Vasquez, Jose Matas Alcala, and Jorge El Mariachet Carreño. A distributed real-time power management scheme for shipboard zonal multi-microgrid system. *Applied Energy*, 317:119072, 2022. doi:10.1016/j.apenergy.2022.119072.
- [111] Binghui Han, Younes Zahraoui, Marizan Mubin, Saad Mekhilef, Tarmo Korötko, and Obaid Alshammari. Distributed optimal storage strategy in the admm-based peer-to-peer energy trading considering degradation cost. *Journal of Energy Storage*, 96:112651, 2024. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352152X24022370>, doi:10.1016/j.est.2024.112651.
- [112] Matthieu Stephant, Dhaker Abbes, Kahina Hassam-Ouari, Antoine Labrunie, and Benoît Robyns. Distributed optimization of energy profiles to improve photovoltaic self-consumption on a local energy community. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 108:102242, 2021. doi:10.1016/j.simpat.2020.102242.
- [113] Olamide Jogunola, Augustine Ikpehai, Kelvin Anoh, Bamidele Adebisi, Mohammad Hammoudeh, Haris Gacanin, and Georgina Harris. Comparative analysis of p2p

- architectures for energy trading and sharing. *Energies*, 11(1), 2018. URL: <https://www.mdpi.com/1996-1073/11/1/62>, doi:10.3390/en11010062.
- [114] Pedro Moura, Alexandre Correia, Joaquim Delgado, Paula Fonseca, and Aníbal de Almeida. University campus microgrid for supporting sustainable energy systems operation. In *2020 IEEE/IAS 56th Industrial and Commercial Power Systems Technical Conference (ICPS)*, pages 1–7, 2020. doi:10.1109/ICPS48389.2020.9176755.
- [115] Edrees Yahya Alhawsawi, Khaled Salhein, and Mohamed A. Zohdy. A comprehensive review of existing and pending university campus microgrids. *Energies*, 17(10), 2024. URL: <https://www.mdpi.com/1996-1073/17/10/2425>, doi:10.3390/en17102425.
- [116] Hafiz Abdul Muqet, Hafiz Mudassir Munir, Haseeb Javed, Muhammad Shahzad, Mohsin Jamil, and Josep M. Guerrero. An energy management system of campus microgrids: State-of-the-art and future challenges. *Energies*, 14(20), 2021. URL: <https://www.mdpi.com/1996-1073/14/20/6525>, doi:10.3390/en14206525.
- [117] European Commission, Joint Research Centre (JRC). Photovoltaic Geographical Information System (PVGIS). Online tool, European Commission, 2024. Accessed: 2025-08-27. URL: https://re.jrc.ec.europa.eu/pvg_tools/en/.
- [118] Abraham Alem Kebede, Theodoros Kalogiannis, Joeri Van Mierlo, and Maitane Bercibar. A comprehensive review of stationary energy storage devices for large scale renewable energy sources grid integration. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 159:112213, 2022. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032122001368>, doi:10.1016/j.rser.2022.112213.
- [119] Hungarian Power Exchange. Market data. Online, 2025. Accessed: 28 July 2025. URL: <https://hupx.hu/en/marketdata/ida/weekly-data>.
- [120] Shadi Goodarzi, H. Niles Perera, and Derek Bunn. The impact of renewable energy forecast errors on imbalance volumes and electricity spot prices. *Energy Policy*, 134:110827, 2019. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0301421519304057>, doi:10.1016/j.enpol.2019.06.035.
- [121] A. Zlatkova, A. Buchkovska, and D. Taskovski. Forecasting power consumption for residential sector. In *Proceedings of ETAI*, North Macedonia, 2021.
- [122] Ewa Chodakowska, Joanicjusz Nazarko, and Łukasz Nazarko. Arima models in electrical load forecasting and their robustness to noise. *Energies*, 14(23), 2021. URL: <https://www.mdpi.com/1996-1073/14/23/7952>, doi:10.3390/en14237952.
- [123] Suat Ozturk and Feride Ozturk. Prediction of energy consumption of turkey on sectoral bases by arima model. *Energy Economics Letters*, 5(1):23–30, None 2018. URL: <https://ideas.repec.org/a/asi/eneclt/v5y2018i1p23-30id164.html>, doi:None.
- [124] Hongzhan Nie, Guohui Liu, Xiaoman Liu, and Yong Wang. Hybrid of arima and svms for short-term load forecasting. *Energy Procedia*, 16:1455–1460, 2012. 2012 International Conference on Future Energy, Environment, and Materials. URL: <https://www.scie>

ncedirect.com/science/article/pii/S1876610212002391, doi:10.1016/j.egypro.2012.01.229.

- [125] Yue Wang, Wen Zhang, Xinyu Li, Anqi Wang, Tao Wu, and Yingkai Bao. Monthly load forecasting based on an arima-bp model: A case study on shaoxing city. In *2020 12th IEEE PES Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference (APPEEC)*, pages 1–6, 2020. doi:10.1109/APPEEC48164.2020.9220521.
- [126] Lingling Tang, Yulin Yi, and Yuexing Peng. An ensemble deep learning model for short-term load forecasting based on arima and lstm. In *2019 IEEE International Conference on Communications, Control, and Computing Technologies for Smart Grids (SmartGridComm)*, pages 1–6, 2019. doi:10.1109/SmartGridComm.2019.8909756.
- [127] Isaac Nti, Adebayo Adekoya, Owusu Nyarko-Boateng, and Moses Teimah. Electricity load forecasting: a systematic review. *Journal of Electrical Systems and Information Technology*, 7, 09 2020. doi:10.1186/s43067-020-00021-8.
- [128] Aleksandra Dedinec, Sonja Filiposka, Aleksandar Dedinec, and Ljupco Kocarev. Deep belief network based electricity load forecasting: An analysis of macedonian case. *Energy*, 115:1688–1700, 2016. Sustainable Development of Energy, Water and Environment Systems. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360544216310076>, doi:10.1016/j.energy.2016.07.090.
- [129] Aleksandra Zlatkova, Bodan Velkoski, Zivko Kokolanski, Branislav Gerazov, Marija Markovska, and Dimitar Taskovski. Multi-horizon energy consumption forecasting on daily basis. In *2023 30th International Conference on Systems, Signals and Image Processing (IWSSIP)*, pages 1–5, 2023. doi:10.1109/IWSSIP58668.2023.10180277.
- [130] Aleksandra Zlatkova, Bodan Velkovski, Zivko Kokolanski, and Dimitar Taskovski. Short-term energy forecasting for public educational institution. In *2023 IEEE International Conference on Environment and Electrical Engineering and 2023 IEEE Industrial and Commercial Power Systems Europe (EEEIC / ICPS Europe)*, pages 1–6, 2023. doi:10.1109/EEEIC/ICPSEurope57605.2023.10194706.
- [131] Abdul Azeem, Idris Ismail, Syed Muslim Jameel, and V. R. Harindran. Electrical load forecasting models for different generation modalities: A review. *IEEE Access*, 9:142239–142263, 2021. doi:10.1109/ACCESS.2021.3120731.
- [132] Soheil Fathi, Ravi Srinivasan, Andriel Fenner, and Sahand Fathi. Machine learning applications in urban building energy performance forecasting: A systematic review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 133:110287, 2020. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S136403212030575X>, doi:10.1016/j.rser.2020.110287.
- [133] Jason Runge and Radu Zmeureanu. A review of deep learning techniques for forecasting energy use in buildings. *Energies*, 14(3), 2021. URL: <https://www.mdpi.com/1996-1073/14/3/608>, doi:10.3390/en14030608.
- [134] Muhammad Qamar Raza and Abbas Khosravi. A review on artificial intelligence based load demand forecasting techniques for smart grid and buildings. *Renewable and*

- Sustainable Energy Reviews*, 50:1352–1372, 2015. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032115003354>, doi:10.1016/j.rser.2015.04.065.
- [135] Ashish Vaswani, Noam Shazeer, Niki Parmar, Jakob Uszkoreit, Llion Jones, Aidan N. Gomez, Lukasz Kaiser, and Illia Polosukhin. Attention is all you need, 2023. URL: <https://arxiv.org/abs/1706.03762>, arXiv:1706.03762.
- [136] Bo Li, Ruotao Yu, Kaiye Gan, Guangchun Ruan, Shangwei Liu, Mingxia Yang, Daiyu Xie, Wei Dai, and Haiwang Zhong. A large-scale residential load dataset in a southern province of china. *Scientific Data*, 12(1):450, Mar 2025. doi:10.1038/s41597-025-04766-7.