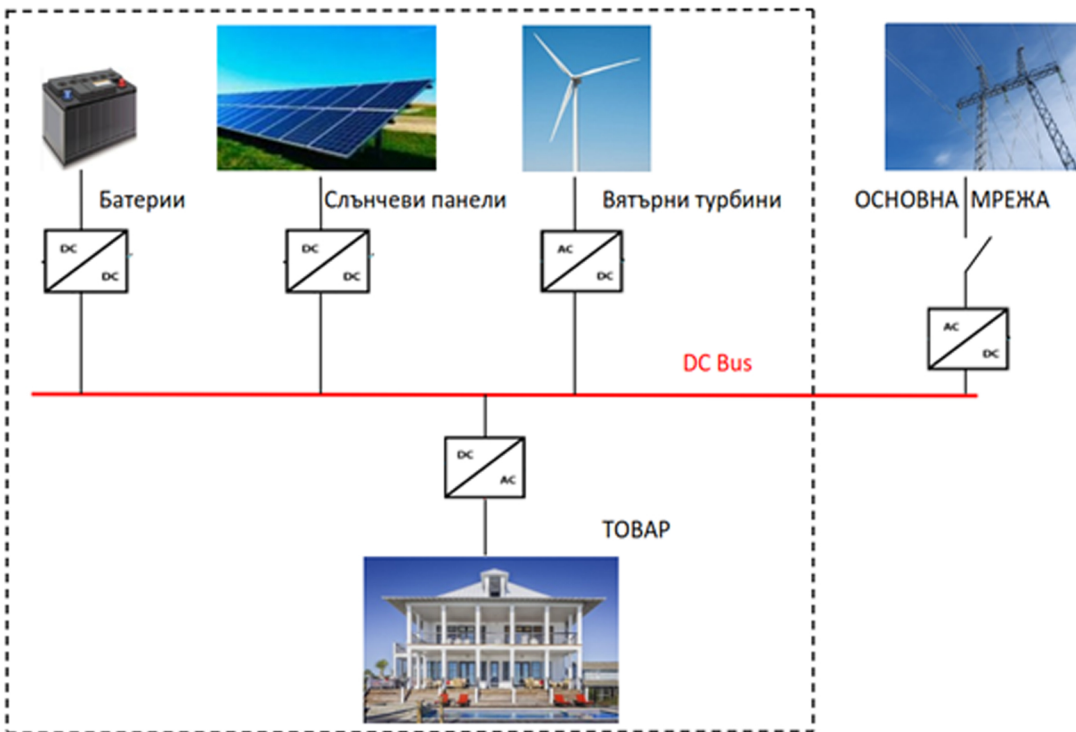


# Микромрежи – оптимизация, управление и эксплуатация

(Microgrids – optimization,  
management and operation)



# **Микромрежи – оптимизация, управление и эксплуатация**

**(Microgrids – optimization,  
management and operation)**

„Образование и познание“

2025 г.

*Авторите изказват своята благодарност към Фонд „Научни изследвания“ за финансирането на тази монография по проекта „Математически модели, методи и алгоритми за решаване на трудни оптимизационни задачи за постигане на висока сигурност в комуникациите и по-добра икономическа устойчивост“, № на договор: КП-06-Н52/7*

## СЪДЪРЖАНИЕ

СЪДЪРЖАНИЕ .....	2
1. Въведение в микромрежите. Концепции, дефиниция, класификация .....	8
1.1. Нов подход в производството и потреблението на енергия .....	9
1.2. Какво е микромрежа (microgrid)? .....	10
1.3. Класификация на микромрежите .....	11
1.3.1. По тип на енергийните източници .....	11
1.3.2. По начин на свързване .....	12
1.3.3. По мащаб .....	12
1.3.4. По управление .....	12
1.3.5. Пример за микромрежа .....	14
2. Управление на операциите на клъстери от микромрежи .....	20
2.1. Въведение .....	20
2.2. Основни характеристики на клъстерите от микромрежи .	21
2.3. Архитектура на управление .....	21
2.3.1 Централизирано управление .....	21
2.3.2 Децентрализирано управление .....	22
2.4. Оперативни стратегии и оптимизация .....	22
2.4.1 Енергийна оптимизация .....	23
2.4.2 Обмен на енергия между микромрежи .....	23
2.4.3 Резервиране и устойчивост .....	23

2.4.4 Прогнозиране и машинно обучение .....	23
2.5. Използвани технологии.....	24
2.5.1 Интернет на нещата (Internet of Things (IoT)) .....	24
2.5.2 Изкуствен интелект (Artificial Intelligence (AI)).....	24
2.5.3 Облачни и периферни изчисления (Cloud and Edge Computing) .....	25
2.5.4 Блокчейн (Blockchain) .....	25
2.6. Предизвикателства и направления за бъдещи изследвания .....	26
2.6.1 Киберсигурност.....	26
2.6.2 Регулации и стандарти .....	27
2.6.3 Икономическа устойчивост .....	27
2.7. Заключение.....	27
3. Икономическо управление на експлоатацията на микромрежи .....	31
3.1. Увод.....	32
3.2. Стратегии за икономическа експлоатация на микромрежи .....	32
3.2.1 Минимизиране на разходите.....	32
3.2.2 Максимизиране на приходите.....	33
3.2.3 Многоцелева (многокритериална) оптимизация .....	34
3.2.4 Отговор на търсенето и търговия с енергия .....	34
3.3. Математически модели за икономическа оптимизация на експлоатацията на микромрежи .....	34
3.3.1 Смесено целочислено линейно програмиране (MILP) .....	34
3.3.2 Стохастична оптимизация .....	34
3.3.3 Робастна оптимизация .....	35

3.3.4 Теория на игрите.....	35
3.3.5 Подсилено обучение (Reinforced Learning (RL)) .....	35
3.3.6 Други икономически модели.....	36
3.3.7 Инструменти и платформи за икономическо моделиране .....	37
3.3.8 Примери на математически модели и задачи за оптимално икономическо управление на експлоатацията на микрорежи:.....	37
3.4 Заключение.....	55
4. Системи за управление на енергията в микрорежи. Оптимално диспечирание. ....	60
4.1. Системи за управление на енергията в микрорежи .....	61
4.1.1 Основни функции на СУЕ (EMS):.....	61
4.1.2 Йерархична структура на EMS:.....	62
4.2. Оптимално диспечирание (Optimal Dispatch) .....	62
4.2.1 Целеви функции:.....	63
4.2.2 Ограничения: .....	63
4.2.3 Оптимизационни методи: .....	63
4.2.4 Примери:.....	63
4.2.5 Подобряване на енергийната ефективност в сградите на пристанищната администрация в Дуръс	65
4.2.6 Оптимално управление на енергията в микрорежа с помощта на изкуствен интелект	69
5. Евристични техники и еволюционни алгоритми в задачите за оптимизацията на микрорежи.....	82
5.1. Увод.....	82
5.2. Оптимизационни задачи за микрорежи.....	84

5.2.1	Задача за управление на енергийната ефективност .....	85
5.2.2	Задача за управление на енергийните наличности в микромрежи .....	85
5.2.3	Задача за управление на надеждността и устойчивостта на микромрежи .....	85
5.2.4	Задача за управление защитеността на микромрежи .....	86
5.2.5	Задача за оптимизация на разходите .....	86
5.3.	Евристични техники и еволюционни алгоритми за оптимизация на микромрежи .....	86
5.3.1.	Оразмеряване/проектиране на микромрежи .....	88
5.3.2.	Експлоатация на микромрежи .....	91
5.3.3.	Диагностика/мониторинг/поддръжка на микромрежи ..	96
5.4	Заключение.....	97
6.	Оптимизация в реално време на енергийните потоци в микромрежа на университетски кампус.....	104
6.1.	Въведение.....	104
6.2.	Общ преглед на микромрежовата система .....	114
6.2.1.	Слънчева енергийна инфраструктура .....	114
6.2.2.	Възможности за съхранение на енергия .....	115
6.2.3.	Екологичен и географски контекст .....	115
6.2.4.	Интеграция и мащабируемост .....	116
6.2.5.	Архитектура на микромрежата .....	116
6.3.	Събиране на данни и предварителна обработка .....	118
6.3.1.	Източник на данни и инфраструктура за запис .....	119
6.3.2.	Характеристики и състав на набора от данни .....	121
6.3.3.	Методология за почистване и предварителна обработка на данни.....	122

6.3.4. Примерна моментна снимка на данни .....	123
6.4. Проучвателен анализ на данни (EDA).....	124
6.4.1. Сезонни модели в слънчевото производство .....	124
6.4.2. Корелационен анализ .....	125
6.4.3. Разпределение и откриване на отклонения .....	126
6.4.4. Анализ на точковата диаграма: въздействие върху околната среда .....	127
6.5. Прогнозиране на производството на слънчева енергия с помощта на LSTM и данни за времето .....	128
6.5.1. Дизайн на модела и стратегия за обучение.....	129
6.5.2. Подход за многодневно прогнозиране .....	131
6.5.3 Backend API за извод за прогноза.....	132
6.5.4. Агрегиране на данни за времето чрез Open-Meteo API	133
6.5.5. Внедряване на интерфейса: Визуализация, базирана на React.....	133
6.6. Интегриране на системата и стратегия за внедряването ѝ .....	137
6.7. Симулация на производството на енергия и на батерията .....	138
6.7.1. Симулация на слънчева енергия.....	139
6.7.2. Симулация на зареждане на батерията .....	140
6.7.3. Състояние и изпълнение на симулационната система .....	141
6.8. Подход за оптимизация .....	142
6.9. Киберсигурност на микромрежата .....	1444
6.10. Дискусия.....	146
6.11. Изводи.....	149

7. Заключение..... 154

## 1. Въведение в микромрежите.

### Концепции, дефиниция, класификация

Васил Гуляшки<sup>1</sup>, Галя Маринова<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Институт по информационни и комуникационни технологии при  
Българска Академия на Науките

<sup>2</sup>Технически Университет – София

#### Резюме

Микромрежите възникват като отговор на нуждата от по-гъвкави, надеждни и устойчиви енергийни системи [1, 2, 3], особено в условия на увеличаващо се потребление и интеграция на възобновяеми енергийни източници (Renewable energy sources (RES)). Те представляват локализиращи енергийни системи, които могат да работят както свързани с основната електрическа мрежа, така и автономно. Основната им роля е да осигуряват непрекъснато електрозахранване, да повишават енергийната сигурност и да позволяват ефективно използване на възобновяеми енергийни източници като слънце и вятър. Микромрежите са особено полезни за отдалечени райони, критична инфраструктура и индустриални предприятия с високи изисквания за надеждност. Перспективите за развитието им предвиждат разширена интеграция на изкуствен интелект, включване на системи за съхранение на енергия и участие в децентрализирани енергийни пазари.

## 1.1. Нов подход в производството и потреблението на енергия

Ерата на индустриализацията на човечеството донесе голям технически прогрес, но също така е свързана с възникване на нови предизвикателства. Едно от тях е изхвърлянето на големи количества вредни емисии (въглероден двуокис ( $\text{CO}_2$ ) и други отровни газове) в атмосферата. Друг вреден ефект в резултат на човешката дейност е замърсяването на почвата, моретата и сладководните басейни с химикали и трудно разграждащи се продукти като пластмасови отпадъци. Замърсяването на околната среда води до изменения на климата като “глобално затопляне” и свързаните с това суши и горски пожари (виж специалния доклад, озаглавен „Енергия и изменение на климата“, 2015 [4]). Използването на изкопаеми горива за производство на електрическа енергия, има пагубен ефект през годините, налагайки необходимостта от алтернативни източници на енергия. За преодоляването на изброените вредни ефекти се налага нов подход в производството и потреблението на енергия. Разработени са политики за балансиране на енергийната ефективност и изменението на климата [5]. В Китай целта на енергийната политика до 2030 г. е 35% от произведената енергия да идва от възобновяеми енергийни източници (ВЕИ) (виж [6]). Министерството на енергетиката на САЩ [7] и Европейската комисия [8] се стремят 27% от използваната енергия да се произвежда от възобновяеми източници до 2030 г. Организацията за икономическо сътрудничество и развитие (ОИСР) поставя като основна цел смекчаване на глобалните климатични промени чрез постигане на нисковъглеродна икономика [4]. Микромрежите, базирани на концепцията за използване на чисти възобновяеми енергийни източници, придобиха голямо значение през последните години като алтернатива, тъй като използват напредъка в информационните и комуникационните технологии (ИКТ) за повишаване на

качеството и ефективността на услугите и разпределените енергийни ресурси (PEP) с цел екологична устойчивост. Микромрежите играят голяма роля в промяната на производството и потреблението на енергия. При тях загубите на енергия, причинени от преноса на енергия се избягват. Най-важното е, че те намаляват съществено замърсяването на околната среда или въобще не я замърсяват. Чрез функционирането си независимо от основната електроразпределителна мрежа (в „островен“ режим), те намаляват натоварването върху нея и правят глобалната енергийна система по-устойчива (т.е. устойчива на природни бедствия и способна за бързо възстановяване при аварии или военни действия). В режим „свързан с мрежата“ (или „хибриден“ режим) микромрежите могат също така да използват енергия от основната мрежа. Като цяло микромрежите са много гъвкави и надеждни [9].

През последните години се наблюдава голям напредък в новите технологии като Интернет на нещата (IoT), Интернет на всичко (IoE) и Изкуствен интелект (AI) [10]. Те се използват за подобряване (оптимизиране) на потреблението на енергия и ресурси в съвременните градове, което е известно като „Зелена трансформация“. В тази връзка се разработват и внедряват идеи за превръщане на дома и целия град в „умен“ („smart“). Микромрежите също трябва да функционират по „умен“ начин, прилагайки посочените нови технологии и оптимизирайки консумацията на енергия. Ето защо те представляват интерес за много изследователи. За тях се формулират математически модели и се прилагат оптимизационни техники.

## 1.2. Какво е микромрежа (microgrid)?

**Дефиниция:** Микромрежа е локализирана (децентрализирана) нисковолтова енергийна система, която може да произвежда, съхранява и разпределя електрическа енергия **независимо от**

или **в синхрон** с основната електроразпределителна мрежа (националната или регионалната мрежа). Тя включва различни източници на енергия (например слънчева, вятърна, дизелова, енергия от горивни клетки, батерии), товари [11] (потребители – неголям брой сгради, зарядни станции за електромобили и др.), както и система за управление [12]).

**Основни характеристики:**

- **Островен режим (islanded mode)** – микромрежата функционира автономно независимо от основната мрежа.
- **Свързан режим (grid-connected mode)** – микромрежата работи в синхрон с основната мрежа.
- **Локално управление** – микромрежата има собствена интелигентна система за контрол и управление (виж [12]).
- **Повишена надеждност** – при прекъсване на захранването с енергия от основната мрежа, микромрежата може да продължи да захранва своите локални потребители.

### 1.3. Класификация на микромрежите

Микромрежите могат да се класифицират по няколко критерия:

#### 1.3.1. По тип на енергийните източници

- **Традиционни** – дизелови генератори, природен газ и др.
- **Възобновяеми (RES-based)** – слънчеви панели (Photovoltaics (PV)), вятърни турбини, малки водоелектрически централи и др.
- **Хибридни** – комбинация от възобновяеми и традиционни източници.

### 1.3.2. По начин на свързване

- **Свързани с основната мрежа (Grid-connected)** – могат да обменят енергия с основната мрежа.
- **Изолирани (Isolated / Stand-alone)** – напълно автономни, често използвани в отдалечени райони.

### 1.3.3. По мащаб

- **Наномрежи (Nanogrid)** – много малки системи (например за едно домакинство).
- **Микромрежи (Microgrid)** – локализирани мрежи за кампуси, болници, фабрики, малки квартали, малки селища.
- **Минимрежи (Minigrid)** – по-големи от микромрежи, но по-малки от основната електроразпределителна мрежа.

### 1.3.4. По управление

- **Централизирано управление** – едно централизирано устройство или платформа управлява цялата микромрежа.
- **Децентрализирано / разпределено управление** – отделните компоненти имат самостоятелно вземане на решения и координация.

По принцип управлението на микромрежите включва координация на енергийните източници, потребителите и съхранението на енергия с цел постигане на оптимален енергиен баланс. То изисква интелигентни системи за мониторинг и управление в реално време, които реагират на промените в производството и потреблението. Използват се алгоритми за оптимизация и изкуствен интелект за вземане на решения,

осигуряващи ефективност, надеждност и устойчивост на системата.

Съществуват бази с данни, в които се съхраняват статистически данни за консумацията на енергия в сгради, както и за производството на енергия от възобновяеми енергийни източници. Тези данни могат да се използват за оптимизиране на режима на работа на микромрежи като се използват съответните математически модели и се прилагат оптимизационни алгоритми. Примери за общодостъпни бази данни, съдържащи статистическа информация за производството и потреблението на енергия са EBSCO [13] и EMIS [14].

Energy & Power Source (EBSCO) [13] е водещата пълнотекстова база с данни със съдържание, свързано с енергетиката и електроенергийната индустрия. Тя предоставя водещи списания, фокусирани върху петрола, природния газ, електричеството, въглищата, ядрената енергия и възобновяемата енергия. Тя включва също така показатели и най-добри практики от водещи играчи в индустрията по целия свят.

Energy management information system (EMIS) [14] е голяма информационна система за енергиен мениджмънт в Молдова.

Друга голяма информационна енергийна система е Националната енергийна информационна система siePaís [15]. Тя е модерен компютърен инструмент, разработен от Енергийната организация на Латинска Америка (Latin American Energy Organization (OLADE)), чрез който се интегрира, обработва и оповестява статистическа, перспективна, социално-икономическа, правна и документална информация за енергийния сектор на 12-те страни-членки на OLADE, сред които са Бразилия, Гвиана, Еквадор, Парагвай, Панама, Хондурас и др. Тя се основава на стандартизирани методологии и концепции, които позволяват консолидирането на информацията на национално ниво. OLADE, заедно с 27-те си страни-членки от

Латинска Америка и Карибите, предоставя безплатен достъп до информация по отношение на икономическо-енергийната статистика от 1970 г. до наши дни. Тя се отнася до въпроси, свързани с енергийните баланси, парниковите газове, икономическо-енергийните показатели, търсенето и предлагането, цените, резервите, потенциала и енергийната инфраструктура (виж [16]).

В Съединените Щати има орган „Администрация за енергийна информация на САЩ“ (U.S. Energy Information Administration) [17], на чийто сайт може да се намери съответната енергийна статистическа информация. Повече информация за енергийните информационни системи е дадена в [18].

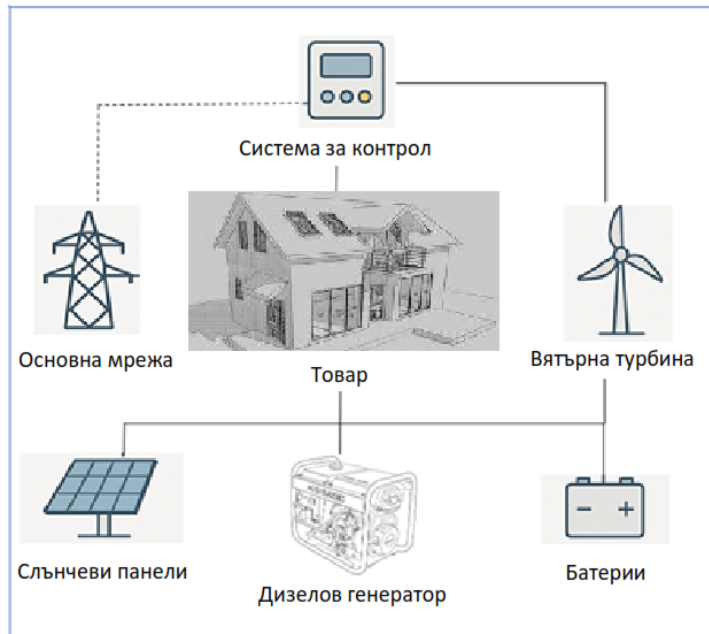
### 1.3.5. Пример за микромрежа

Нека е налична следната постановка на микромрежа:

- Малък брой сгради (отдалечена махала от 2-3 къщи или университетски кампус от 3-4 блока);
- Слънчеви панели по покривите;
- Малка вятърна турбина;
- Система за съхранение на енергията (батерии);
- Интелигентна система за контрол на консумацията и производството на енергия;
- Алтернативен собствен източник на енергия (например дизелов генератор);
- Възможност за отделяне от основната мрежа при авария и автономно функциониране в островен режим.

Проста схема на такава микромрежа е показана на Фиг. 1.1. Елементите на микромрежата са стилизирани. Освен това на тази

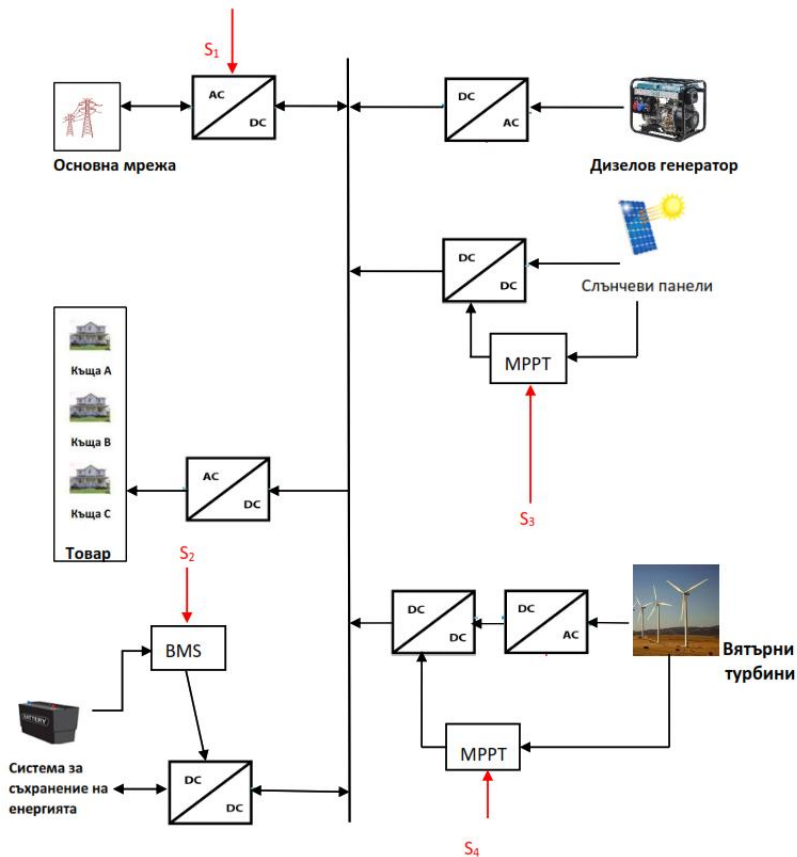
схема не са показани всички връзки със системата за контрол (входни и изходни сигнали).



Фиг. 1.1. Схема на микромрежа

По-подробна схема на микромрежа е представена на Фиг. 1.2. По време на работа подсистемите Слънчеви панели, Вятърни турбини и Система за съхранение на енергията изпращат данни за текущото си състояние (изходно напрежение и изходен ток) към Системата за контрол. Тя получава данни също и от основната мрежа. След обработка на получените данни се генерират сигнали за управление  $S_1$ ,  $S_2$ ,  $S_3$ ,  $S_4$ . Те се подават от Системата за контрол (Системата за управление на енергията / Energy Management System (EMS)) към съответните подсистеми в микромрежата (виж Фиг. 1.3).

Други архитектурни схеми на микромрежи са разгледани в следващите глави.



Фиг. 1.2. По-подробна схема на микрорежа

В горната схема DC/AC служи за обозначаване на инвертор, преобразуващ постоянно напрежение в променливо. Съответно AC/DC е инвертор преобразуващ променливо напрежение в постоянно. MPPT режим (Maximum Power Point Tracking mode) е режимът с проследяване на максимална мощност. BMS (Battery Management System) служи за обозначаване на системата за управление на режима на батериите (зареждане, разреждане, пасивно състояние).

Входните и изходните сигнали на Системата за управление на енергията са представени на Фиг. 1.3.



Фиг. 1.3. Системата за управление на енергията

Тук  $V_{bus\_DC}$  означава стойността на напрежението на DC шината,  $SOC$  означава стойността на състоянието на зареждане на батериите в Системата за съхранение на енергия.  $V_b$  и  $I_b$  са стойностите на напрежението и тока на Системата за съхранение на енергия. Други входни данни са  $V_{PV}$  и  $I_{PV}$ , които съдържат стойностите на напрежението и тока на фотоволтаичната система. Накрая,  $V_W$  и  $I_W$  са стойностите на напрежението и тока на вятърните турбини.

Изходните сигнали на Системата за управление на енергията са входни сигнали за съответните устройства и подсистеми на микромрежата, както е показано на Фиг. 1.2.

## Библиография

1. Uddin M., H. Mo, D. Dong, S. Elsayah. J. Zhu, J. M. Guerrero, (2023), Microgrids: A review, outstanding issues and future trends, *Energy Strategy Reviews*, 49(4):101127, <https://doi.org/10.1016/j.esr.2023.101127>
2. Shahzad, S., Abbasi, M. A., Ali, H., Iqbal, M., Munir, R., & Kilic, H. (2023), Possibilities, Challenges, and Future Opportunities of Microgrids: A Review., *Sustainability*, 15(8), 6366. <https://doi.org/10.3390/su15086366>

3. The Benefits and Challenges of Microgrids, (2024), <https://www.trccompanies.com/insights/benefits-and-challenges-of-microgrids/>
4. Energy and Climate Change, OECD/IEA, (2015), International Energy Agency, <https://www.iea.org/publications/>
5. Newell, R. G., (2000), “Balancing Policies for Energy Efficiency and Climate Change”, *Resources*, 2000, issue 140, pp. 14-17.
6. Qi Y, Ma L, Zhang H, Li H., (2008), “Translating a global issue into local priority: China’s local government response to climate change”, *J. Environ. Dev.* 2008;17(4):379–400.
7. Prakash R., Gielen D, Saygin D, et al., (2015), „Renewable Energy Prospects: United States of America. A Renewable Energy Roadmap”, Remap 2030: International Renewable Energy Agency; 2015.
8. Helm D., (2014), “The european framework for energy and climate policies.”, *Energy Policy*. 2014; 64:29–35.
9. Kamel, A.; Rezk, H.; Shehata, N.; Thomas, J., (2019), “Energy Management of a DC Microgrid Composed of Photovoltaic/FuelCell/Battery/Super-capacitor Systems”, *Batteries* 2019, 5, 63. [Doi: https://doi.org/10.3390/batteries5030063](https://doi.org/10.3390/batteries5030063)
10. Rajitha M.and A. R. Ram, (2024), An overview of Artificial Intelligence applications to electrical power systems and DC microgrids, *E3S Web of Conf.*, 547 (2024) 01002, Volume 547 (2024), DOI: <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202454701002>
11. AlMuhaini, M., Yahaya, A., & AlAhmed, A. (2023). Distributed Generation and Load Modeling in Microgrids., *Sustainability*, 15(6), 4831. <https://doi.org/10.3390/su15064831>
12. Katiraei, F., Iravani, R., Hatziargyriou, N., and Dimeas, A. (2008), “Microgrids Management.” *IEEE Power Energy Mag.* 6 (3): 54-65.
13. EBSCO, Full-text database, <https://www.ebsco.com/products/research-databases/energy-power-source>
14. EMIS (Energy Management Information System), <https://emis.md>
15. Energy information systems – OLADE, <https://www.olade.org/en/energy-information-systems/>
16. Energy Information System of Latin America and the Caribbean, <https://sielac.olade.org/>

17. U.S. Energy Information Administration, <https://www.eia.gov>
18. Granderson, J., G. Lin, M. A. Piette, (2013), Energy information systems (EIS): Technology costs, benefit, and best practice uses, Berkeley Lab, <https://buildings.lbl.gov/publications/energy-information-systems-eis>

## 2. Управление на операциите на кълстери от микромрежи

Васил Гуляшки<sup>1</sup>, Галя Маринова<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Институт по информационни и комуникационни технологии при Българска Академия на Науките

<sup>2</sup>Технически Университет – София

### Резюме

Кълстерите от микромрежи представляват свързани групи от индивидуални микромрежи, които координират работата си за повишаване на надеждността и ефективността на енергийните доставки. Те позволяват споделяне на ресурси, като електроенергия и капацитет за съхранение, между различни участници в системата. Това подобрява устойчивостта срещу локални повреди и оптимизира използването на възобновяеми източници. Кълстерите улесняват участието на микромрежите в децентрализираните енергийни пазари и създават възможности за нови бизнес модели. Те играят ключова роля в прехода към интелигентни и нисковъглеродни енергийни системи на бъдещето.

### 2.1. Въведение

С нарастващото използване на възобновяеми енергийни източници, децентрализираните енергийни системи, известни като **микромрежи**, се превърнаха във важна част от съвременните енергийни инфраструктури. Когато множество микромрежи са свързани помежду си и/или координирани от

централизирана или децентрализирана система за управление, те формират **клъстер от микромрежи** (cluster of microgrids). Такива клъстери подобряват устойчивостта, надеждността, ефективността и гъвкавостта на енергийните системи, особено в урбанизирани райони и критични инфраструктури като болници, университети и индустриални паркове [1], [2].

## 2.2. Основни характеристики на клъстерите от микромрежи

Клъстерът от микромрежи представлява **координирана група от самостоятелни микромрежи**, които споделят ресурси и информация, и могат:

- Да обменят енергия помежду си;
- Да реагират колективно на събития като прекъсване на електрозахранването или пиково натоварване;
- Да участват в енергийни пазари като една единица;

Това сътрудничество позволява по-добро **управление на натоварванията, разпределение на енергията и оптимизация на разходите**, в сравнение със случаите, при които всяка микромрежа действа самостоятелно [3].

## 2.3. Архитектура на управление

Различни видове архитектури на клъстери от микромрежи са разгледани в [4].

### 2.3.1 Централизирано управление

В тази архитектура, централна контролна единица (например **енергиен диспечер** или **управляващ център**) получава данни от всички микромрежи в клъстера и взема решения за оптимално разпределение на енергията, балансиране на натоварването и координирани реакции на аварии [5]. Това улеснява:

- Глобалната оптимизация;
- Централизираното участие в енергийни пазари;
- Съхранението и анализът на големи обеми данни.

**Недостатъци:** Централизираната структура е уязвима към повреди на централния контролер и изисква надеждни комуникационни връзки. Този подход позволява глобална оптимизация, но крие риск при повреда на централната система.

### 2.3.2 Децентрализирано управление

В този подход, всяка микромрежа взема собствени решения въз основа на локална информация и координация с останалите микромрежи чрез комуникационна инфраструктура [6]. Използват се:

- Мултиагентни системи (Multi-agent systems (MAS));
- Модели равен към равен (Peer-to-peer (P2P) модели);
- Локални протоколи за споделяне на енергия.

При модела MAS всяка микромрежа разполага със собствен агент за управление, който координира действията си с останалите чрез комуникационен протокол. Това повишава устойчивостта и скалируемостта на клъстера.

**Предимства:** По-висока устойчивост, гъвкавост и по-малко натоварване върху комуникационната мрежа.

## 2.4. Оперативни стратегии и оптимизация

Управлението на клъстери от микромрежи изисква прилагане на **оптимизационни алгоритми и интелигентни стратегии**, за да се гарантира надеждно и икономически ефективно функциониране. Основните аспекти включват:

### 2.4.1 Енергийна оптимизация

- Балансиране на локално производство и консумация;
- Избор кога и колко енергия да се съхранява или отдава на други микромрежи;
- Оптимално използване на батерии и възобновяеми източници.

### 2.4.2 Обмен на енергия между микромрежи

Използват се механизми за **търговия на равен към равен (peer-to-peer търговия)**, при която микромрежите договарят енергийни обеми и цени [7]. За целта често се използват:

- **Блокчейн (Blockchain) технологии** за сигурност и прозрачност;
- **Реални или виртуални пазарни механизми** за определяне на цената.

### 2.4.3 Резервиране и устойчивост

Клъстерите от микромрежи могат динамично да управляват резерви, които се използват при:

- Аварии и прекъсвания;
- Пиково натоварване;
- Преход към островен режим.

### 2.4.4 Прогнозиране и машинно обучение

Използват се методи от изкуствения интелект (AI) и машинното обучение (Machine Learning (ML)) (виж [8]) за:

- Прогнозиране на енергийно потребление;
- Прогнозиране на производство от възобновяеми енергийни източници;

- Адаптивна оптимизация според метеорологични данни и потребителско поведение.

## 2.5. Използвани технологии

### 2.5.1 Интернет на нещата (Internet of Things (IoT))

Концепцията за Интернет на нещата (IoT) е въведена от Kevin Ashton в края на 20-ти век [9]. Основната му идея е да се използват множество видове електронни системи и сензори, свързани помежду си в мрежа, за събиране, съхраняване и анализ на данни, както и за обмен на информация и предоставяне на оптимизирани услуги. IoT технологията позволява оптимизиране на потреблението на енергия в сградите. Нейното внедряване може да превърне съответните сгради в „умни“. По този начин разходите за енергия и отделянето на топлинна енергия в атмосферата могат да бъдат значително намалени. Сензори и свързани помежду си устройства [10] събират и предават данни за:

- Производството и потребление на енергия;
- Състоянието на оборудването;
- Наличието на хора (потребители на енергия) в сградата;
- Наличие на възобновяеми ресурси (напр. слънце, вятър);
- Атмосферните условия (влажност, облачност и др.).

### 2.5.2 Изкуствен интелект (Artificial Intelligence (AI))

Изкуственият интелект (Artificial Intelligence (AI)) възниква като научна област през 50-те години на XX век, като първите опити свързани с него са насочени към създаване на машини, способни да решават логически задачи и да имитират човешка интелигентност. Съвременният AI използва различни подходи, включително машинно обучение, невронни мрежи, логическо

програмиране, евристики и еволюционни алгоритми. В управлението на микромрежи AI играе ключова роля чрез прогнозиране на енергийното търсене и производство, оптимизиране на диспечирването на ресурси, управление на съхранението на енергия и вземане на решения в реално време. Благодарение на способността си да се адаптира към динамична и несигурна среда, AI подобрява ефективността, гъвкавостта и автономността на микромрежите. Това го прави незаменим инструмент за реализиране на интелигентни и устойчиви енергийни системи.

Изкуственият интелект се използва (виж [11], [12]) за:

- Оптимално разпределение на натоварванията;
- Интелигентно управление на хранилища на енергия;
- Предсказване на събития и адаптация в реално време.

### 2.5.3 Облачни и периферни изчисления (Cloud and Edge Computing)

Облачните платформи [13] осигуряват съхранение и централизиран анализ на големи обеми данни, съхранение и управление на сложни алгоритми за оптимизация и прогнозиране в микромрежите. Периферните (edge) устройства [14] извършват локална обработка в **реално време**, позволявайки бързи реакции при промени в натоварването или производството. Съвместната работа на облачните платформи и периферните устройства осигурява ефективно, гъвкаво и мащабируемо управление на разпределените енергийни ресурси.

### 2.5.4 Блокчейн (Blockchain)

Тази технология служи за осигуряване на сигурна и прозрачна платформа за енергийна търговия [15]. Блокчейн е модерна технология, която заедно с Интернет на нещата (IoT), Изкуствения

интелект (AI) и Облачните и Периферни изчисления навлиза в разработването и развитието на микромрежи, правейки ги интелигентни. Блокчейн технологията може да се използва за генериране на децентрализирани енергийни системи, където е позволена търговията с енергия между потребителите. При това трябва да се преодоляват редица предизвикателства като мащабируемост, съответствие с регулаторните системи и интеграцията на съществуващите енергийни системи (виж [16]).

## 2.6. Предизвикателства и направления за бъдещи изследвания

### 2.6.1 Киберсигурност

С нарастващата свързаност, **защитата от кибератаки** става критично важна [17]. Използват се техники като:

- Шифроване на комуникации;
- Блокчейн (Blockchain) за търговски транзакции;
- Откриване на аномалии чрез машинно обучение.

Сигурността на комуникациите в микромрежите е от съществено значение за предотвратяване на кибератаки и гарантиране на надеждната работа на енергийните системи. Стандартите IEC 61850 и IEC 62351 предоставят насоки за осигуряване на сигурна комуникация между компонентите на микромрежите [18]. Статията [19] разглежда прилагането на стандарта IEC 62351 за защита на комуникациите в микромрежи. Този стандарт препоръчва използването на Transport Layer Security (TLS) за осигуряване на конфиденциалност и интегритет на съобщенията, особено при използване на протоколи като GOOSE (Generic Object Oriented Substation Event) и MMS (Manufacturing Message Specification) в рамките на IEC 61850. TLS използва криптографски алгоритми като AES-256 и SHA-256, както е описано в стандарта IEC 62351-4, за удостоверяване на участниците, обмен на

ключове, шифроване и удостоверяване на съобщенията, като по този начин защитава критичните данни и команди в микромрежите. За съобщенията GOOSE се използва цифрово подписване с RSA и хеширане с SHA-256 за осигуряване на автентичност и цялост на данните [19].

Освен това, за системи с ограничени ресурси се предлагат леки криптографски решения, като използването на Datagram TLS (DTLS) с предварително споделени ключове и AES-CCM, които осигуряват ниска латентност и са подходящи за приложения в реално време в микромрежите [20].

## 2.6.2 Регулации и стандарти

Липсата на унифицирани стандарти и регулации затруднява интеграцията между микромрежите, особено при международно сътрудничество.

## 2.6.3 Икономическа устойчивост

Развитието на бизнес модели за рентабилна експлоатация на микромрежи и клъстери остава активно поле на изследвания [21].

## 2.7. Заключение

Клъстерите от микромрежи представляват бъдещето на децентрализираната енергийна система. Те комбинират предимствата на индивидуалните микромрежи с възможността за **координирано управление и взаимопомощ**, което води до по-висока **устойчивост, ефективност и интелигентност** на енергийните системи. Използването на съвременни технологии като **IoT, AI** и **Blockchain**, както и **облачните и периферни изчисления** създава нови възможности за оптимизация и

автономно управление на клъстерите от микрорежи. Очаква се тяхното засилено по-нататъшно развитие и приложение.

## Библиография

1. Bandejas, F. & Pinheiro, E. & Gomes, M. & Coelho, P. & Fernandes, J., (2020), "Review of the cooperation and operation of microgrid clusters," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, vol. 133(C).  
<https://ideas.repec.org/a/eee/rensus/v133y2020ics1364032120305992.html>
2. Lasseter, R. H. (2011), Smart Distribution: Coupled Microgrids. *Proceedings of the IEEE*. 99(6):1074 – 1082,  
<https://doi.org/10.1109/JPROC.2011.2114630>
3. Guerrero J. M., J. C. Vasquez, J. Matas, L. G. de Vicuna and M. Castilla, (2011), "Hierarchical Control of Droop-Controlled AC and DC Microgrids—A General Approach Toward Standardization," in *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 58, no. 1, pp. 158-172, Jan. 2011, <https://doi.org/10.1109/TIE.2010.2066534>.
4. Bullich-Massagué E., F. Díaz-González, M. Aragüés-Peñalba, F. Girbau-Llistuella, P. Olivella-Rosell, A. Sumper, (2018), "Microgrid clustering architectures", *Applied Energy*, Vol. 212, 2018, pp. 340-361, ISSN 0306-2619, <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2017.12.048>.  
(<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261917317634>)
5. Zhou, K., Yang, S., & Shao, Z. (2016), Energy internet: the business perspective. *Applied Energy*, Vol. 178, 15 September 2016, pages 212-222, <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.06.052>
6. Bidram A. and A. Davoudi, "Hierarchical Structure of Microgrids Control System," in *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 3, no. 4, pp. 1963-1976, Dec. 2012, <https://doi.org/10.1109/TSG.2012.2197425>.
7. Mengelkamp, E., et al. (2018), A blockchain-based smart grid: towards sustainable local energy markets. *Computer Science - Research and Development*, published: 22 August 2017, vol. 33, pages 207-214, 2018, <https://doi.org/10.1007/s00450-017-0360-9>

8. Azeroual M., Boujoudar Y., EL Markhi et al., (2022), Energy management and control system for microgrid based wind-PV-battery using multi-agent systems, *Sage Journals*, vol. 46, issue 4, <https://doi.org/10.1177/0309524X221075583>
9. Kevin Ashton, (2009), "That 'Internet of Things' Thing", *RFID Journal*, 22 June 2009.
10. Marinova G., Guliashki V., Zeneli M., (2023), IoT Approach for Improving the Energy Efficiency in the Durres Port Authority Buildings, *17th International Conference on Telecommunications - ConTEL 2023*, July 11-13, 2023, Graz, Austria, pp. 1-6, <https://doi.org/10.1109/ConTEL58387.2023.10198948>.
11. Hossain A, Al Mamun, M. A., Hossain K., Al-Jawahry, H. M., (2024), AI-Driven Optimization and Management of Decentralized Renewable Energy Grids, *Nanotechnology Perceptions* 20(10):76-97,
12. Zulu, M. L. T., Carpanen, R. P., and Tiako, R., (2023), A Comprehensive Review: Study of Artificial Intelligence Optimization Technique Applications in a Hybrid Microgrid at Times of Fault Outbreaks, *Energies* 2023, 16(4), 1786; <https://doi.org/10.3390/en16041786>
13. Arul U., R. Gnanajeyaraman, A. Selvakumar, S. Ramesh, T. Manikandan, G. Michael, (2023), Integration of IoT and edge cloud computing for smart microgrid energy management in VANET using machine learning, *Computers and Electrical Engineering*, Volume 110, 2023, 108905, ISSN 0045-7906, <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2023.108905>.
14. Zhao H., Zhu Y., Lu K., Li Q., Li Z., Dong S., (2023), Edge computing and hybrid control technology for microgrids based on activity on edge networks, <https://doi.org/10.1049/enc2.12103>
15. Rahman, M., Chowdhury, S., Shorfuzzaman, M., Hossain, M. K., & Hammoudeh, M. (2023). Peer-to-Peer Power Energy Trading in Blockchain Using Efficient Machine Learning Model. *Sustainability*, 15(18), 13640. <https://doi.org/10.3390/su151813640>
16. Ferreira J. C., Elvas L. B., Martins A. L., Domingues N., (2024), Blockchain, IoT, and Smart Grids Challenges for Energy Systems, May 2024, Chapter in the book: Smart Trends in Computing and Communications (pp.65-80), [https://doi.org/10.1007/978-981-97-1323-3\\_6](https://doi.org/10.1007/978-981-97-1323-3_6)

17. Ediriweera S., Arachchige L. W., (2022), “Design and protection of microgrid clusters: A comprehensive review”, *AIMS Energy* 10(3):375-411, DOI: <https://doi.org/10.3934/energy.2022020>
18. Kim, YS., Lee, G., Kang, J. (2017). Lightweight IEC 61850 Secure Communication Module for Microgrids. In: Barolli, L., Xhafa, F., Yim, K. (eds) *Advances on Broad-Band Wireless Computing, Communication and Applications*. BWCCA 2016. *Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies*, vol 2. Springer, Cham. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-49106-6\\_43](https://doi.org/10.1007/978-3-319-49106-6_43)
19. Ustun TS, Hussain SMS., (2020), Secure Communication Modeling for Microgrid Energy Management System: Development and Application, *Energies*. 2020; 13(1):68. <https://doi.org/10.3390/en13010068>
20. Kondoro, A.; Dhaou, I.B.; Tenhunen, H.; Mvungi, N., (2021), A Low Latency Secure Communication Architecture for Microgrid Control, *Energies* 2021, 14, 6262. <https://doi.org/10.3390/en14196262>
21. Cunha P. H., O. R. Saavedra, L. A.S. Ribeiro, D. Q. Oliveira, (2025), Cluster operation of microgrids: Assessing economic and resilience gains, *Electric Power Systems Research*, Volume 239, 2025, 111220, ISSN 0378-7796, <https://doi.org/10.1016/j.epsr.2024.111220>

### 3. Икономическо управление на експлоатацията на микромрежи

Васил Гуляшки<sup>1</sup>, Галя Маринова<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Институт по информационни и комуникационни технологии при  
Българска Академия на Науките

<sup>2</sup>Технически Университет – София

#### Резюме

Икономическото управление и експлоатация на микромрежите е необходимо, тъй като то гарантира оптимално използване на наличните енергийни ресурси и минимизиране на разходите за потребителите. Чрез интелигентно планиране и контрол може да се постигне баланс между производство, съхранение и потребление на енергия, като се избягват скъпите пикови натоварвания и загубите от неефективност. Това управление позволява микромрежите да продават излишна енергия на пазара или да я съхраняват при ниски цени, което повишава тяхната рентабилност. Ефективната експлоатация удължава живота на компонентите като батерии и инвертори чрез контрол на натоварванията и зарядно-разрядните цикли. Икономическите модели също така подпомагат вземането на решения относно инвестиции в нови технологии и разширяване на капацитета. Освен това, добре управляваните микромрежи повишават енергийната независимост на потребителите и намаляват зависимостта от основната (централната) мрежа. Това е особено важно в условия на нарастващи цени на енергията и засилени климатични предизвикателства. Икономическата ефективност прави микромрежите по-привлекателни за бизнеса и общините,

улеснявайки мащабното им внедряване. Така се създава устойчива и децентрализирана енергийна система, съвместима с глобалните цели за устойчиво развитие.

### 3.1. Увод

Икономическата експлоатация на електрическите микромрежи включва оптимизиране на техните проекти, експлоатация и интеграция, за да се увеличат максимално финансовите ползи, като същевременно се гарантира тяхната надеждност и устойчивост. Това обхваща различни стратегии и математически модели, пригодени за справяне с уникалните предизвикателства и възможности, представени от микромрежите.

Стремещът към максимална финансова възвръщаемост от внедряването и експлоатацията на микромрежи е област на научни изследвания, която все повече се разширява. Основната цел е да се оптимизират използването на разпределени енергийни ресурси (Distributed Energy Resources (DER)), включително възобновяеми енергийни източници и съхранението на енергия, за да се минимизират разходите или да се увеличат максимално печалбите при пазарни и регулаторни ограничения.

## 3.2. Стратегии за икономическа експлоатация на микромрежи

### 3.2.1 Минимизиране на разходите

Цел: Намаляване на оперативните и капиталовите разходи при експлоатацията на микромрежата.

Метод: Планиране на функционирането на разпределените (децентрализираните) източници на енергия (DER), съхранението

на енергия и графика на товарите, за да се минимизира закупуването на енергия от главната мрежа.

Оптималното управление на енергията в хибридна микромрежа е разгледано в [1]. Методологията в това проучване се основава на оптималния поток на енергия и прогнозите за потреблението на енергия ден напред. Микромрежата включва ВЕИ: фотоволтаични панели и вятърни турбини. Формулиран е математически модел за минимизиране на потреблението на енергия от основната национална мрежа. Оптимизацията се извършва в среда MATLAB чрез прилагане и сравняване на три различни алгоритъма. Задача за оптимизация е решена върху реални климатични данни за град Алмерия (Испания).

Микромрежите биват два вида: 1) Микромрежи, свързани към основната (национална) енергийна мрежа, и 2) Микромрежи, функциониращи самостоятелно (независимо от основната мрежа).

Пример за планиране на експлоатацията на микромрежа: Преместване (преразпределяне) на товара във времето, намаляване на пиковите натоварвания и оптимално планиране на графика на работа на батериите.

### 3.2.2 Получаване на максимални приходи

Цел: Продажба на излишната енергия на основната мрежа или участие в пазарите на спомагателни услуги (напр. регулиране на честотата).

Метод: Прогнозиране на пазарните цени и съответно коригиране на производството/експорта на енергия.

Инструменти: Стратегии за наддаване, адаптирани към цената на енергията.

### 3.2.3 Многоцелева (многокритериална)

#### оптимизация

Икономическите цели (критерии) се комбинират с екологични (напр. минимизиране на емисиите на CO<sub>2</sub>) или технически (напр. максимизиране на надеждността) цели.

### 3.2.4 Отговор на търсенето и търговия с енергия

Микромрежите участват в местните енергийни пазари, търговия на равен към равен (peer-to-peer търговия) или модели, базирани на агрегатори.

Те могат да служат като потребители (производители + потребители), оптимизирайки икономическата възвръщаемост чрез търговия, базирана на блокчейн, или транзакционни енергийни системи.

## 3.3. Математически модели за икономическа оптимизация на експлоатацията на микромрежи

### 3.3.1 Смесено целочислено линейно програмиране (MILP)

Популярно за: Оптимална работа и планиране на микромрежи с дискретни решения (напр. състояние на ВКЛЮЧЕНИ/ИЗКЛЮЧЕНИ (ON/OFF) на генераторите) [2], [3].

Силни страни: Детерминистично, решимо с търговски решатели (CPLEX, Gurobi).

### 3.3.2 Стохастична оптимизация

Кога се използва: Непостоянство (несигурност) в товара/товарите, производството на енергия от възобновяеми източници и цените на енергията на пазара.

Модели: Има разработени двуетапни или многоетапни стохастични програми (виж [4]).

### 3.3.3 Робастна оптимизация

При нея се разглеждат сценариите в **най-лошия** случай (**worst-case scenarios**) [5].

Този тип оптимизация е по-консервативна от стохастичната, но не изисква вероятностни разпределения.

### 3.3.4 Теория на игрите

Прилага се за многоагентни микромрежи (**multi-agent microgrids**), по-специално с конкурентни притежатели на разпределени енергийни източници или в пазари равен към равен (**peer-to-peer markets**) [6].

### 3.3.5 Подсилено обучение (Reinforced Learning (RL))

При него не се изискват специфични модели, т. е. то е безмоделно (**model-free**). То изучава икономическото разпределение и стратегиите за наддаване чрез взаимодействие с околната среда.

Намира нарастващо приложение с увеличаването на участието на микромрежите в реалния пазар [7], [8].

Разработени са физично информирани конволюционни невронни мрежи (CNN) за икономическо управление в реално време, комбинирайки подходи, основани на данни, с ограничения на физическите системи, за да се подобри точността на вземане на решения [9].

### 3.3.6 Други икономически модели

- Модели целящи минимални разходи за деградация на батериите: Икономическите модели все по-често включват стареенето на батериите.
- Политика и регулиране: Преференциалните тарифи, ценообразуването въз основа на времето на ползване и стимулите оформят икономическите стратегии.
- Ценообразуване на въглеродните емисии: Моделите за екологично данъчно облагане добавят още едно икономическо измерение.
- Моделно-предсказващо управление (МПУ) (Model predictive control (MPC)): МПУ-рамките предвиждат бъдещи състояния на системата, за да вземат информирани решения за управление, оптимизирайки производителността в движещ се времеви хоризонт [10]. Икономическото МПУ е насочено специално към минимизиране на разходите при операции с микромрежи [11].
- Евристични и метаевристични алгоритми: Техники като алгоритъма за оптимизация на пеперудите и оптимизацията за бактериално хранене адресират сложни, нелинейни оптимизационни проблеми в управлението на микромрежи [12].
- Модели на изпъкнали оптимизационни задачи: Нелинейните изпъкнали модели на разходите отчитат фактори като деградация на съхранението на енергия, което позволява по-точни и ефективни икономически решения за диспечерско управление [13].

### 3.3.7 Инструменти и платформи за икономическо моделиране

Създадени са няколко инструмента и платформи, които улесняват икономическото моделиране и оптимизация на микромрежите:

**XENDEE:** Цялостна платформа за проектиране на микромрежи и икономическа оптимизация, използвана от разработчици и финансисти [14].

**DER-CAM:** Разработен от Националната лаборатория „Лорънс Бъркли“, този инструмент подпомага оптималния избор и работа на разпределени енергийни ресурси (DER) в микромрежи.

**HOMER:** Тази платформа за микромрежи и енергийни ресурси (виж [15]) оценява техническата и икономическата осъществимост на конфигурации (проекти) на микромрежи.

**EnergyPLAN:** Симулационен инструмент за анализ на енергийното, екологичното и икономическото въздействие на различни енергийни системи, включително микромрежи.

### 3.3.8 Примери на математически модели и задачи за оптимално икономическо управление на експлоатацията на микромрежи:

#### 3.3.8.1 Икономически модел

В [16] е предложен икономически модел на следната микромрежа, функционираща автономно – в островен режим (изолирана от основната мрежа) (Фиг. 3.1).

Компонентите, съставляващи микромрежата, са:

- *Къщи.* Някои параметри са фиксирани, като например площта на пода, охладителните и отоплителните системи и техните зададени стойности. Симулационният инструмент GridLab-D, използван в това изследване, има предимството

да има стойности по подразбиране за системите, използвани в симулацията на къщите; следователно, за всички параметри, които не са изрично дефинирани, се използва стойността по подразбиране. Тук е използвана група от три къщи, всяка от които е свързана към една фаза от преносната система; този подход се използва, за да се намали дисбалансът на натоварването между фазите на микромрежата.



Фиг. 3.1. Микромрежа в островен режим

- **Фотоволтаична система.** Фотоволтаичната енергийна система се състои от слънчеви панели и инвертор (за свързване на системата към променливотоковата мрежа с товарите). Параметърът, който има най-голямо влияние върху производството на енергия, е площта на цялата фотоволтаична система. В конкретния случай площта на всички слънчеви панели е зададена на 1500 ft<sup>2</sup> (квадратни

фута). Тази стойност съответства на произведена мощност с пик около 25-30 kW (стойността е получена от симулациите).

- *Батерии*. Батерийният блок не се включва в симулациите, тъй като поведението на батерийната система е неизвестно и графикът на батериите трябва да бъде изчислен от Matlab решател чрез решаване на съответната оптимизационна задача. Батерийната система се състои от батериен блок (с максимална съхранявана енергия от 100 kWh) и инвертор за зареждане/разреждане на батерията (с мощност 10 kW).
- *Дизелов генератор*. В случая е използван дизелов генератор KOHLER Systems с мощност 35kW/44kVA (тип двигател: 3029TF120, клас G3). Този дизелов генератор е с номинална мощност 38 kW и номинално напрежение 400/230 V (виж <http://www.kohlerpower.com.sg/industrial/detail.htm?sectionNumber=13261&categoryNumber=11961&prodnum=248461>).

Поведението на възобновяемите енергийни източници и товара е симулирано от исторически данни за климата на определено географско положение: Сиатъл (САЩ); Данните за слънчевата радиация и скоростта на вятъра, както и за консумацията на енергия в къщите са реални данни за даден зимен ден. Те се приемат като прогнозни данни. Толерансите за енергийната сигурност, използвани за покриване на несигурността на прогнозните данни, са разгледани в [17].

С оглед на това в дефинирания оптимизационен модел се приемат следните стойности: Вятърна турбина: (-30%); Фотоволтаични: (-37%); Къщи: (+25%); Дизелов генератор: (+20%). Това означава, че (енергията, произведена от дизеловия генератор + енергията на разреждане на батерията) трябва да бъде равна на 120% от енергията, необходима за покриване на разликата между 125% от (прогноза за къщи + енергия за зареждане на батерията) и (70% от прогнозата за вятъра + 63% от прогнозата за слънчевата енергия), за да се покрият енергийните

колебания, дължащи се на несигурност на прогнозата, които биха могли да възникнат в крайна сметка.

При наличието на правилни прогнозни данни за производството на ВЕИ и потреблението на къщи преди ден, ще бъде възможно да се оптимизира поведението на микромрежата за цялата година, решавайки един ден напред съответния проблем за оптимизиране на графика за следващия ден. Анализираният времеви интервал (един ден и една нощ) е разделен на 24 времеви стъпки, всяка с дължина 1 час. Формулираната оптимизационна задача има формата: Балансната мощност  $P_B$  на изследваната микромрежа трябва да отговаря на следните уравнения (виж [18]):

$$P_{RES} + P_B = P_L \quad (1)$$

$$P_B = P_{Bat\_d} + P_{DG} , \quad (2)$$

където  $P_{RES}$  е изходната мощност на възобновяемите енергийни източници,  $P_B$  е балансираната мощност,  $P_{Bat\_d}$  е мощността от разреждане на акумулаторната система,  $P_{DG}$  е изходната мощност на дизеловия генератор, а  $P_L$  е натоварването на микромрежата, равно на потреблението на енергия в къщите плюс енергията за зареждане на акумулаторната система.

Параметрите и променливите за решение, използвани в предложената формулировка, са представени в Таблица 3.1.

Таблица 3.1. Параметри.

Параметър	Описание
CC	Капиталови разходи за интервал от 1 час
OM	Разходи за оперативна поддръжка за 1 час
RC	Цена за смяна (на батерията/батериите)
FC	Разходи за гориво за интервал от 1 час
EC	Цена на емисиите за интервал от 1 час
CRF	Коефициент на възстановяване на капитала за 1 час
SFF	Фактор на потъващия фонд (Sinking fund factor) за 1 час

Целевата функция, която се минимизира, се състои от цената на балансовата мощност на микромрежата.

Целева функция:

$$F = \sum_{t=1}^{24} (C_t \cdot P_{Bt}) = \sum_{t=1}^{24} CC_{DG}(t) + OM_{DG}(t) + FC_{DG}(t) + EC_{DG}(t) + \sum_{t=1}^{24} OM_{Bal}(t) + RC_{Bal}(t) + CC_{Inv}(t) \quad (3)$$

където  $P_{Bt}$  е балансовата мощност за часа  $t$ , а  $C_t$  е цената на тази мощност. В  $C_t$  са включени разходите за амортизация (капиталовите разходи) на всеки елемент (единица) за производство на енергия от микромрежата, оперативните разходи на отделните единици, разходите за горивото, консумирано от дизеловия генератор и разходите за емисии. Трябва да се отчете, че фотоволтаичната площ, мощността на вятърната турбина, както и консумацията на енергия в къщите не могат да бъдат обект на оптимизация, тъй като техните графици са независими.  $F$  се изчислява само за часовете, когато дизеловият генератор работи и когато акумулаторната система се зарежда / разрежда.

В [19, 20] са дадени формули за изчисляване на съответните годишни стойности. Следователно, почасовите капиталови разходи за микромрежови единици, които не се нуждаят от подмяна по време на жизнения цикъл на проекта, като дизелов генератор и инвертор, се изчисляват, както следва:

$$CC_{DG} = \frac{C_{cap\_DG} \cdot CRF(i, y)}{5375}, \quad (4)$$

Ако приемем, че дизеловият генератор се използва средно 15 часа за период от 24 часа, знаменателят е равен на броя работни часове на дизеловия генератор за 1 година:  $5375 = 15 \times 365$ ;

Тук  $C_{capDG}$  е капиталовата цена (в US\$ щатски долари),  $y$  е продължителността на проекта и  $i$  е годишният лихвен процент.

$$CRF(i, y) = \frac{i \cdot (1+i)^y}{(1+i)^y - 1} \quad (5)$$

Във формула (5)  $CRF(i, y)$  е коефициентът на възстановяване на капитала за 1 година.

Годишният лихвен процент се изчислява, както следва (виж [21]):

$$i = \frac{i' - f}{1 + f} \quad (6)$$

където:  $i'$  е лихвата по кредита (%),  $f$  е годишният процент на инфлация (%).

Разходите за оперативна поддръжка на час са:

$$OM = \frac{C_{capDG} \cdot (1 - \lambda)}{5375 \cdot y} \quad (7)$$

за дизеловия генератор и

$$OM = \frac{C_{capBat} \cdot (1 - \lambda)}{6570 \cdot y} \quad (8)$$

за батерията, където:  $\lambda$  е надеждността на съответния блок.

Ако приемем, че батерията се използва средно 18 часа за период от 24 часа (т.е.  $365 \times 18 = 6570$  часа годишно), разходите за смяна на батерия за един час са:

$$RC = \frac{C_{repBat} \cdot SFF(i, y_{rep})}{6570} \quad (9)$$

където:  $C_{rep}$  е цената на подмяна на батерията, а  $SFF$  е факторът на поглъщащия фонд, който се изчислява, както следва [21]:

$$SFF = \frac{i}{(1+i)^y - 1} \quad (10)$$

Цената на горивото на дизеловия генератор на час (за час  $t$ ) е:

$$FC = Cf \cdot G(t) \quad (11)$$

където:  $C_f$  е цената на горивото за литър, а  $G(t)$  е часовото потребление на дизеловия генератор.  $G(t)$  се изчислява съгласно [19, 20, 22, 23], както следва:

$$G(t) = (0,246P_{DG}(t) + 0,08415 \cdot P_R) \quad (12)$$

където:  $P_{DG}(t)$  е мощността на дизеловия генератор в часа  $t$ , а  $P_R$  е номиналната мощност на дизеловия генератор.

Почасовата цена на вредните емисии (емисии на  $CO_2$ ) е:

$$EC(t) = \frac{E_f \cdot E_{cf} \cdot P_{DG}(t)}{1000} = 0,0187 \cdot P_{DG}(t) \quad (13)$$

където:  $E_f$  е функцията на емисиите (kg/kWh), а  $E_{cf}$  е коефициентът на разходите за емисии (US \$/тон).

Икономическите данни са дадени в Таблица 3.2:

Таблица 3.2. Икономически данни за микромрежата.

Описание	Стойност
Лихвен процент $i'$ (%)	3
Темп на инфлация (%)	1,6
Продължит. на живота на инвертора (г.)	20
Продължит. на живота на батериите (г.)	10
Надеждност на инвертора (%)	0,98
Надеждност на батерията (%)	0,98
Надеждност на дизеловия генератор (%)	0,9
Цена на дизеловия генератор (US\$/KW)	500
Цена на батериите (US\$/KWh)	200
Цена на инвертора (US\$/KW)	1000
Цена на горивото ( $C_f$ ) (US\$/l)	0,75
Функция на емисиите (kg/kWh)	0,34
Фактор на разходите за емисии (US\$/тон)	55

Други параметри, които трябва да бъдат дефинирани, са праговата стойност на енергията за зареждане и разреждане на батериите  $P_{bt\_max}$ , фиксирана на 10 kW на час, и максималният капацитет на батериите  $E_{bt\_max}$ , фиксиран на 100 kWh.

Данните в Таблица 3.2 са взети от [19], само стойността на цената на горивото е взета от [20]. Тъй като  $PR = 38 \text{ kW}$ , следователно  $CC_{DG} = 19000 \text{ \$}$ . В [18] е посочено, че високоскоростният (3600 об/мин) дизелов генератор с въздушно охлаждане може да се използва около 20 000 часа. Следователно  $y$  в уравнения (5), (7) и (8) е:  $y = 3,721$ . Годишният лихвен процент  $i = 0,53846154$ . Следователно  $CRF(i, y) = 0,6742$ .  $CC_{DG} = 2,38 \text{ \$}/\text{ч}$ .  $OM_{DG} = 0,095 \text{ \$}/\text{ч}$ .  $OM_{Bat} = 0,0061 \text{ \$}/\text{ч}$ . цената на батериите  $CC_{Bat} = 20 \text{ 000 \$}$ .  $SFF = 0,1357$ .  $RC = 0,413 \text{ \$}/\text{ч}$ .  $CC_{Inv} = 10 \text{ 000 W}$ . Почасовите капиталови разходи за инвертора са:  $CC_{Inv} = 1 \text{ \$}/\text{ч}$ .

Следователно, уравнение (3) на целевата функция добива вида:

$$F = \sum_{t=1}^{24} 2,38 P_{DG}(t) + 0,095 P_{DG}(t) + 0,1845 P_{DG}(t) + 2,398 P_{DG}(t) + \dots (14)$$

$$+ 0,0187 P_{DG}(t) + \sum_{t=1}^{24} 0,274 P_{Bat}(t) + 0,413 P_{Bat}(t) + 1_{Inv}(t)$$

Ограниченията, отнасящи се до дизеловия генератор, са [24]:

$$0.3.P_R \leq P_{DG}(t) \leq P_R \quad (15)$$

Като се вземат предвид приетите толеранси за енергийната сигурност, се получава следното ограничение:

$$P_{DG}(t) = \begin{cases} 1,2.(1,25.P_L - 0,63.P_{PV} - 0,7.P_{WT} - P_{Bat\_d}) \\ \text{if } 0,63.P_{PV} + 0,7.P_{WT} + P_{Bat\_d} < 1,25.P_L \\ 0. & \text{в противен случай} \end{cases} \quad (16)$$

където:  $P_L(t)$  е мощността, абсорбирана от къщите през часа „ $t$ “ [kW];  $P_{PV}(t)$  е мощността, доставена от фотоволтаичните панели през часа „ $t$ “ [kW];  $P_{WT}(t)$  е мощността, доставена от вятърната турбина през часа „ $t$ “ [kW];  $P_{Bat\_d}(t)$  е мощността, доставена от батерийния блок (разреждане) през час „ $t$ “ [kW].

Ограниченията за системата батерии са:

$$- P_{BT\_MAX} \leq P_{Bat}(T) \leq + P_{BT\_MAX} \quad (17)$$

$$SOC_{MIN} \leq SOC(t) \leq SOC_{MAX} \quad (18)$$

$$\sum_{t=1}^{24} P_{Bat}(t) = 0; \quad t = 1, \dots, 24; \quad (19)$$

$P_{BT\_max}$  е максималната мощност, която батерийната система може да достави/абсорбира [kW];  $SOC(t)$  е състоянието на зареждане на батерията през час „ $t$ “ [%]  $SOC_{min}$  = долна граница за състоянието на зареждане на батерията [%]  $SOC_{max}$  = горна граница за състоянието на зареждане на батерията [%].

Накрая, като се вземе предвид енергийният баланс на микромрежата (вижте уравнения (1)-(2)), се получава следното ограничение:

$$P_{Bat}(t) + P_{DG}(t) \geq P_H(t) - P_{PV}(t) - P_{WT}(t), \quad t = 1, \dots, 24; \quad (20)$$

където  $P_H(t)$  е потреблението на енергия в къщите. Енергията  $P_{Bat}(t)$  се счита за положителна, когато батериите се разреждат, и за отрицателна, когато се зареждат. Следователно, уравнение (17) представлява лимита на мощност, който може да бъде доставен или абсорбиран от инвертора, свързан към батериите; системата не може да достави или абсорбира мощност, по-голяма от  $P_{BT\_max}$ .

Зарядът на батериите ( $SOC$ ) представлява количеството енергия, съхранено в батериите. Следователно, уравнение (18) означава, че за всяка времева стъпка  $SOC$  трябва да бъде между минимална и максимална стойност, в зависимост от системата, използвана за съхранение на енергията, и съответства на физическото ограничение за максимален  $SOC$  от 100%. В този случай минималното и максималното ниво на  $SOC$  са фиксирани съответно на 20% и 100%.

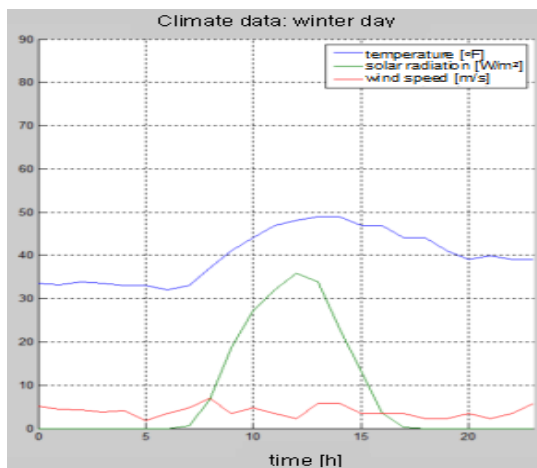
Зарядът на батериите зависи от стойността на  $P_{Bat}(t)$ . За всяка времева стъпка; връзката между тези променливи е показана по-долу [25]:

$$SOC(t) = SOC(t-1) - \frac{P_{Bat}(t)}{E_{bt\_max}} \Delta t \quad (21)$$

където:  $\Delta t$  е времевата стъпка [1 h],  $SOC(0)$  = началния заряд на батериите (това е входна стойност на задачата). В тази оптимизационна задача началната стойност на  $SOC$  е фиксирана на 50%. Това означава, че в началото на оптимизацията батериите са заредени до половината от пълния си заряд.

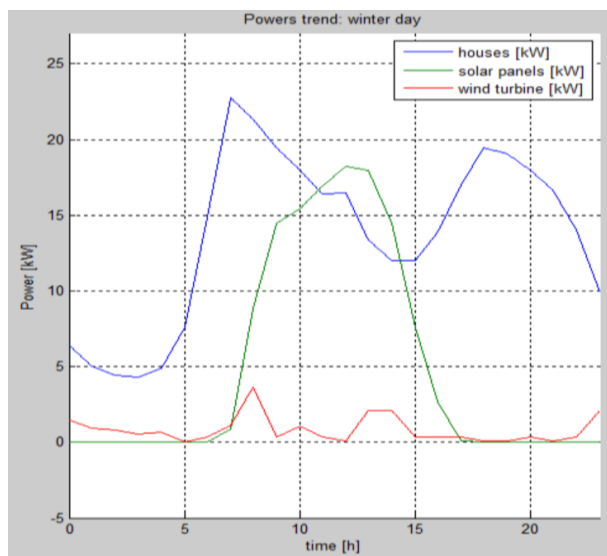
Ограничението, показано в уравнение (19), се използва, за да се получи в края на 24-часовия период същата стойност на  $SOC$ , както в началото на периода. Следователно, тази стойност може да се използва като вход за оптимизационната задача на следващия ден.

Климатичните данни за един типичен зимен ден за град Сиатъл (САЩ), дадени във външен файл с разширение „.TMY2“, където TMY е акронимът на „Типична метеорологична година“ са използвани като прогнозни данни в това изследване – вижте [https://sourceforge.net/p/gridlab-d/code/4252/tree/course/ThreeDayCourse\\_v22/Day2/Demos/4.4%20Generator%20Examples/](https://sourceforge.net/p/gridlab-d/code/4252/tree/course/ThreeDayCourse_v22/Day2/Demos/4.4%20Generator%20Examples/). Графиките на изменение на климатичните данни (температура, слънчева радиация и скорост на вятъра) са показани на Фиг. 3.2.



Фиг. 3.2. Тенденция в климатичните данни (температура, слънчева радиация и скорост на вятъра) в типичен зимен ден

За потреблението на енергия от къщите, производството на енергия от слънчевите панели и вятърната турбина са направени симулации с продукта GridLab-D. Това е инструмент за симулация на сложни, мултифизични и разпределени системи, каквито са микромрежите. Той е разработен от Министерството на енергетиката на САЩ (DOE) в PNNL (Национална лаборатория на Тихоокеанския северозапад) с финансиране от Службата за електроенергия в сътрудничество с индустрията и академичните среди [26] и е спонсориран инструмент с отворен код за многодоменно моделиране (енергия, време, пазар) и симулация (използва дискретен модел на изчисление, базиран на събития) за енергийни системи (особено подходящ за разпределителна мрежа). Графиките на потреблението на енергия от къщите, произведената от фотоволтаици енергия и генерираната енергия от вятърната турбина са представени на Фиг. 3.3.



Фиг. 3.3. Консумация на енергия от къщите и производство на енергия от слънчеви панели и вятърни турбини през зимен ден.

### Резултати от оптимизацията:

Уравнения (16)-(20) имат 48 променливи:  $P_{DG}(t)$  и  $P_{Bat}(t)$ ,  $t=1,\dots,24$ ; За решаване на тази оптимизационна задача е използван Matlab-овия решател **fmincon**. В менюто "Help" („ПОМОЩ“) в Matlab [27], в "Optimization tools" („Инструменти за оптимизация“), е дадено описание и обяснение как да се изпълни оптимизацията.

*fmincon*: Намира минимума на нелинейна многомерна задача с ограничения, приема вектор  $x$  за вход и връща скалар  $f$  на изхода.

Този решател може да използва няколко алгоритъма за оптимизиране на задачата, като например алгоритъм на вътрешни точки, алгоритъм на активния набор ограничения (за оптимизационни задачи с линейни ограничения от тип неравенства) и др. В този случай е използван алгоритъмът на активния набор ограничения.

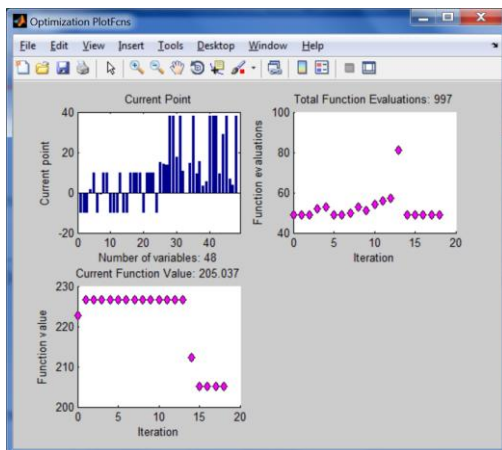
След 18 итерации намерената оптималната стойност на целевата функция (14), която представлява разходите за дизеловия генератор и системата батерии (включително инвертора) в [US\$ / щатски долари], е:

$$F^* = 205\ 037.$$

Резултатите от изпълнението на „fmincon“ за зимен ден с помощта на интерфейса „optimtool“ в Matlab са показани на Фиг. 3.4.

Показан е общият брой изчисления на целевата функция, както и стойността на целевата функция на всяка итерация.

В пространството на променливите е показана намерената най-добра точка (оптималното решение).



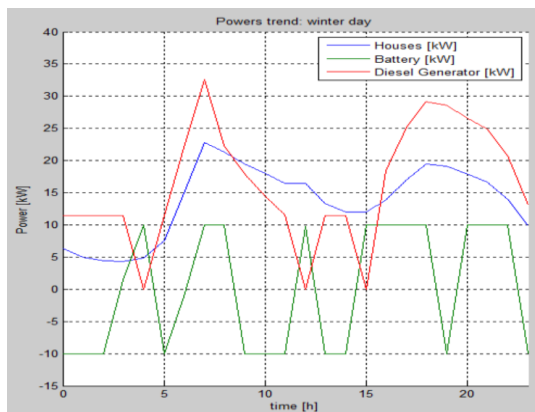
Фиг. 3.4. Резултати от оптимизацията чрез решателя *fmincon*

Първите 24 променливи на Фиг. 3.4 представляват графика на функциониране на батерията, а следващите 24 променливи съответстват на графика на дизеловия генератор.

Резултатът от оптимизацията показва, че общите разходи за 24-часов период за зимен ден, базирани на целевото уравнение (14), са:  $F = 205,037$ . Без оптимизация при използвания начален график на батерията стойността на целевата функция е  $F = 226,717$ . Следователно, едновременната оптимизация на графика на батерията и графика на дизеловия генератор води до около 10,574% намаление на разходите.

С помощта на решението на оптимизационната задача (14)-(21) се постигат две цели: 1) Гарантирано е, че натоварването е покрито с достатъчно висок резерв на енергия. 2) Оптимизацията води до намаление на общите разходи при експлоатацията на микрорежата с 10 574%.

Съответните графики на енергията на потреблението, както и на системата батерии и дизеловия генератор са представени на Фиг. 3.5:



Фиг. 3.5. Графики на потреблението на къщите, оптимизиран график на батерията и оптимизиран график на дизеловия генератор

Полученият резултат показва, че чрез оптимални графици на батериите и дизеловия генератор се постига реален запас от безопасност по отношение на натоварването на системата. Освен това, разходите за крайния потребител са значително намалени. Минимизирайки целевата функция, и консумацията на гориво от дизеловия генератор се свежда до минимум. Намаляват се разходите за гориво. Освен това по този начин се намалява вредното въздействие върху околната среда. Ето защо формулирането и решаването на такива оптимизационни задачи е много важно.

### 3.3.8.2 Определяне на оптималния капацитет на системата за съхранение на енергия в микрорежа в островен режим

В [28] са разгледани 8 сценария за микрорежата с различни капацитети на системата батерии. представена в [16] и разгледана в предходния раздел. Резултатите от оптимизацията при подобен икономически модел показват, че максималната стойност на намаление на разходите съответства на батериен блок с капацитет 100 kWh. Ако получените намалени разходи за 24-часов период през зимата могат да се приемат като средно

намаление, бихме могли да оценим общата сума ( $TS$ ) на намалените разходи за жизнения цикъл на проекта (3,653 години) в резултат на оптимизиране на графика на батерийния блок и графика на дизеловия генератор. Сравнение с капиталовите разходи за батерийния блок ( $CC_{Bat}$ ) е представено в Таблица 3.3.

Таблица 3.3. Сравнение между  $TS$  и  $CC_{Bat}$

Сценарий №	$E_{bt\_max}$ [kWh]	$TS$ [\$]	$CC_{Bat}$ [\$]	$TS - CC_{Bat}$ [\$]
1	10	3746,70	2000	+1746,70
2	25	5746,72	5000	+746,72
3	50	9000,08	10000	-999,92
4	100	22306,86	20000	+2306,86
5	150	21120,18	30000	-8879,82
6	200	19933,51	40000	-20066,49
7	250	18746,83	50000	-31253,17
8	500	12813,45	100000	-87186,55

Увеличаването на капацитета на батерийния блок над 100 kWh за изследваната микромрежа води до намаляване на процента на намаление на разходите. Сравнението, представено в Таблица 3.3, показва, че общата сума на намалението на разходите за жизнения цикъл на проекта е по-малка от капиталовите разходи за батерийния блок във всички случаи с  $E_{bt\_max} > 100$  kWh. Следователно, увеличаването на капацитета на батерията води до увеличаване на дневните разходи за електроенергия за крайния потребител. Ако все пак е наложително капацитетът на батерийния блок да бъде по-голям, изходите от тази ситуация при запазване на дневните разходи за енергия са два: 1) Да се увеличи жизненият цикъл на проекта. Тук трябва да се вземе предвид, че ежедневното зареждане и разреждане на батериите съкращава живота им. За увеличаване на жизнения цикъл на проекта в математическия модел може да се въведе ограничение за броя разреждания и зареждания на батериите в едно

денонощие. 2) Втората възможност е да се произведат поевтини батерии, което ще позволи използването на батериен блок с по-голям капацитет. Трети вариант за намаление на разходите е микромрежата да функционира в режим, свързан с основната мрежа, при което излишната енергия, произведена от възобновяемите източници, която няма как да се консумира нито чрез потреблението (товара) в микромрежата, нито чрез зареждане на батериите, да се продава на основната мрежа на съответната за дневния, респективно нощния период цена.

### 3.3.8.3 Многокритериален модел за оптимизация на експлоатацията на микромрежа

В [29] е представен трикритериален модел на микромрежа със същите компоненти както в [16] и в [28], но функционираща в режим свързан с основната мрежа. Освен икономическия критерий (14) е въведен и критерий сума на разходите за емисии:

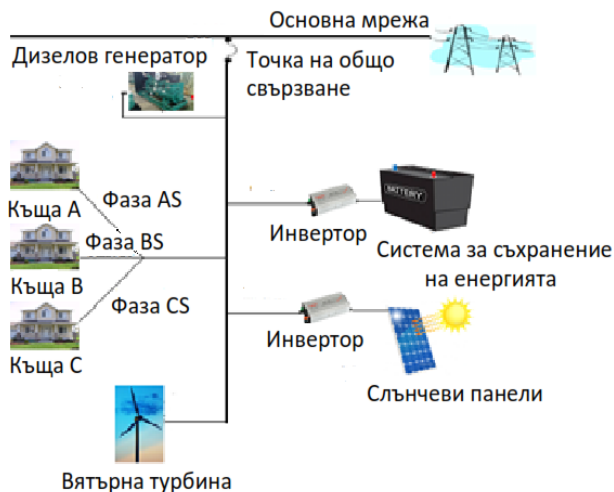
$$\min F_2 = \sum_{t=1}^{24} EC(t) = \sum_{t=1}^{24} \frac{E_f \cdot E_{cf} \cdot PDG(t)}{1000}, \quad (22)$$

както и критерий на разликата между стойността на купената енергия от основната мрежа и стойността на продадената енергия на основната мрежа:

$$\min F_3 = E_{pd} + E_{pn} - E_s, \quad (23)$$

където  $E_{pd}$  е количеството енергия, закупено от основната мрежа през деня, а  $E_{pn}$  е количеството енергия, закупено от основната мрежа съответно през нощта.  $E_s$  е количеството енергия, продадено на основната мрежа през 24-часовия период. Покупната цена е разделена на две цени: дневна цена (от 06:00 до 22:00) и нощна цена (от 22:00 до 06:00). Използвайки данните в [30], се приема, че дневната цена е 0,124 \$/kWh, а нощната цена е 0,062 \$/kWh. Стойността на продажната цена от микромрежата към основната мрежа е фиксирана на 0,0787 \$/kWh, използвайки данните в [31].

На Фиг. 3.6 е представена схемата на микромрежата:



Фиг. 3.6. Микромрежа свързана с основната мрежа

За решаването на горната многокритериална задача всички целеви функции са включени в скаларизационна функция и задачата се третира като едноцелева (еднокритериална). Като скаларизационна функция е избрана претеглената сумарна функция, където всички цели имат тегла  $w_i$ ,  $i=1, \dots, 3$ , според предпочитанията на лицето вземащо решения (ЛВР):

$$f(x) = \sum_{i=1}^3 w_i F_i(x) \quad \dots(24)$$

Формулираната оптимизационна задача е решена с помощта на генетичен алгоритъм, реализиран в средата MATLAB. Сравнение на резултатите е извършено с помощта на Matlab-решателя gamultiobj (решател за многокритериална нелинейна оптимизация при наличие на ограничения). Размерът на популацията е избран да бъде 50. Във всички получени компромисни решения целевата функция (24) има отрицателни стойности, т.е. микромрежата продава енергия на основната

мрежа със стойност, по-висока от стойността на закупената енергия.

### *3.3.8.4 Изследване на възвращаемостта на фотоволтаична система в микромрежа*

В [32] е изследвано действието на фотоволтаична система, инсталирана в училището Маунгараки, Уелингтън, Нова Зеландия (Maungaraki school, Wellington, New Zealand), по проекта „Dynamis“. Системата се състои от два блока 5 kW преобразуватели на енергия с комуникационни възможности и 40 фотоволтаични панела. Общата стойност на проекта е 28 000 новозеландски долара (19 600 щатски долара), което включва системата, остатъка от оборудването, монтажа, маржа на монтажника и режийните разходи. Когато е налице ниско натоварване по време на празници и уикенди, излишната генерирана енергия се изнася към основната мрежа. Тази ситема функционира от 2014 г. За нея са оценени параметрите на производителност, базирани на Програмата за фотоволтаични енергийни системи на Международната агенция по енергетика (IEA PVPS), индустриалното ръководство на Съвета за чиста енергия и стандарта IEC 61724.

Годишният коефициент на производителност (PR) за системата е 78%. Изчислено е, че общото количество енергия, консумирана от годишно основната мрежа е намаляло с 32%. Изчислен е прост период на възвръщаемост за системата от 6,4 години. В парично изражение разходите на училището за сметките за електроенергия са намалели ефективно с 45% и е успяло да спести около 4700 новозеландски долара през 2014 г. Това съвпада с простия период на възвръщаемост, определен съгласно финансовия модел на SAM.

### 3.4 Заключение

В заключение, икономическата експлоатация на микромрежите е многостранно начинание, която използва стратегическо планиране, усъвършенствано математическо моделиране и специализирани инструменти за оптимизиране на производителността и рентабилността. Текущите изследвания и технологичният напредък продължават да усъвършенстват тези подходи, допринасяйки за по-широкото приемане и интегриране на микромрежите в съвременните енергийни системи. Чрез икономическата експлоатация се гарантират минимизирането на разходите за потребителите и оптималното използване на наличните енергийни ресурси. Освен това тя повишава енергийната независимост на потребителите и намалява зависимостта от централната мрежа. Това прави микромрежите все по-привлекателни както за индивидуалните потребители, така и за промишлените предприятия. Освен това създадената децентрализирана енергийна система с голям брой микромрежи и клъстери от микромрежи повишава устойчивостта на енергийната система като цяло. Това е изключително важно особено при преодоляването на последици от природни бедствия, войни и технически сривове.

### Библиография

1. Vasquez, L. O. P. et al. (2018) Optimal Energy Management within a Microgrid: A Comparative Study, *Energies* 2021, 11(8):2167, <https://doi.org/10.3390/en11082167>
2. Ahmad S., Hasan S. Md. N., Hossain Md. S., Uddin R., Ahmed T., Mustayen A. G. M. B., Hazari Md. R., Hassan M., Parvez Md. S., Saha A., (2024), "A Review of Hybrid Renewable and Sustainable Power Supply System: Unit Sizing, Optimization, Control, and Management", *Energies* 2024, 17(23), 6027; <https://doi.org/10.3390/en17236027>
3. Peng Y., Jiang W., Wei X., Pan J., Kong X., Yang Z., (2023), Microgrid Optimal Dispatch Based on Distributed Economic Model Predictive

- Control Algorithm, *Energies* 2023, 16(12), 4658; <https://doi.org/10.3390/en16124658>
4. Habib S., Ahmarinejad A., Jia Y., (2023), A stochastic model for microgrids planning considering smart prosumers, electric vehicles and energy storages, *Journal of Energy Storage*, Volume 70, 2023, 107962, ISSN 2352-152X, <https://doi.org/10.1016/j.est.2023.107962>.
  5. Zhang Y., Lan T., Hu W., (2023), A Two-Stage Robust Optimization Microgrid Model Considering Carbon Trading and Demand Response, *Sustainability* 2023, 15(19), 14592; <https://doi.org/10.3390/su151914592>
  6. Tushar W., T. K. Saha, C. Yuen, D. Smith and H. V. Poor, (2020), "Peer-to-Peer Trading in Electricity Networks: An Overview," in *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 11, no. 4, pp. 3185-3200, July 2020, <https://doi.org/10.1109/TSG.2020.2969657>.
  7. Wei G., M. Chi, Z. -W. Liu, M. Ge, C. Li and X. Liu, (2023), "Deep Reinforcement Learning for Real-Time Energy Management in Smart Home," in *IEEE Systems Journal*, vol. 17, no. 2, pp. 2489-2499, June 2023, <https://doi.org/10.1109/JSYST.2023.3247592>.
  8. Lissa P., Deane C., Schukat M., Seri F., Keane M., Barrett E., (2021), Deep reinforcement learning for home energy management system control, *Energy and AI*, Volume 3, 2021, 100043, ISSN 2666-5468, <https://doi.org/10.1016/j.egyai.2020.100043>.
  9. Ge X., Khazaei J., (2024), Physics-informed Convolutional Neural Network for Microgrid Economic Dispatch, arXiv:2404.18362 [eess.SY], <https://doi.org/10.48550/arXiv.2404.18362>
  10. Hu, J., Shan, Y., Guerrero, J. M., Ioinovici, A., Chan, K. W., Rodriguez, J., (2021), Model predictive control of microgrids – An overview, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Volume 136, 2021, 110422, ISSN 1364-0321, <https://doi.org/10.1016/j.rser.2020.110422>
  11. Hu, J., Shan, Y., Yang, Y., Parisio, A., Li, Y., Amjady, N., Islam, S., Cheng, K. W., Guerrero, J. M., & Rodríguez, J. (2024). Economic Model Predictive Control for Microgrid Optimization: A Review. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 15(1), pp. 472-484. <https://doi.org/10.1109/TSG.2023.3266253>
  12. Zhang Y., Lv Y., Zhou Y., (2023), Research on Economic Optimal Dispatching of Microgrid Based on an Improved Bacteria Foraging

- Optimization, Biometrics (Basel), 2023 Apr 7;8(2):150.  
<https://doi.org/10.3390/biomimetics8020150>
13. Bhattacharjee V., Khan I., (2018), A non-linear convex cost model for economic dispatch in microgrids, [arXiv:1804.05299](https://arxiv.org/abs/1804.05299) [eess.SP],  
<https://doi.org/10.48550/arXiv.1804.05299>
  14. XENDEE, The Most Comprehensive DER Design & Operation Platform,  
<https://xendee.com/>.
  15. ULTRUS, HOMER SOFTWARE, <https://www.homerenergy.com/>
  16. Marinova, G. and V. Guliashki (2016), “Energy Scheduling for Island Microgrid Applications”, *Journal of Communication and Computer*, USA, Volume 13, Number 6, June 2016 (Serial Number 128), ISSN: 1548-7709 (Print) 1930-1553 (Online), pp. 281-290,  
<https://doi.org/10.17265/1548-7709/2016.06.002>
  17. Community Microgrid Technical Best Practices Guide (2023),  
<https://www.pge.com/assets/pge/docs/save-energy-and-money/rebate-and-incentives/pge-community-microgrid-technical-best-practices-guide.pdf>.
  18. Xiao, J., Bai, L., Li, F., Liang, H., and Wang, C. 2014. “Sizing of Energy Storage and Diesel Generators in an Isolated Microgrid Using Discrete Fourier Transform (DFT).” *IEEE Transactions on Sustainable Energy* 5 (3).
  19. Luu, N. A. 2014. “Control and Management Strategies for a Microgrid.” Ph.D. Thesis, Université de Grenoble, France, 18.12.,  
<https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-01144941/document>.
  20. Seryoatmojo, H., Elbaset, A. A., Syafaruddin, and Hiyama, T. 2010. “Genetic Algorithm based Optimal Sizing of PV-Diesel-Battery System, Considering CO2 Emission and Reliability.” *International Journal of Innovative Computing, Information and Control* 6 (10): 1-09-0844, ISSN: 1349-1198.
  21. Diaf, S., Belhamelb, M., Haddadic, M., and Louchea, A. 2008. “Technical and Economic Assessment of Hybrid Photovoltaic Wind System with Battery Storage in Corsica Island.” *Energy Policy* 36 (2): 743-54.
  22. Dufo-Lopez, R., and Bernal-Agustin, J. L. “Multi- Objective Design of PV-Wind-Diesel-Hydrogen-Battery Systems.”, *Renewable Energy*, Volume 33, Issue 12, 2008, pages 2559-2572, ISSN 0960-1481,  
<https://doi.org/10.1016/j.renene.2008.02.027>.

23. Skarstein, O., and Ulhen, K., (1989), "Design Considerations with Respect to Long-Term Diesel Saving in Wind/Diesel Plants." *Wind Engineering* 13 (2): 72-87.
24. Parisio, A., and Glielmo, L., (2011), "A Mixed Integer Linear Formulation for Microgrid Economic Scheduling." Presented at the Virtual Power Plants, Distributed Generation, Microgrids, Renewables and Storage (IEEE SmartGridComm), Brussels, <http://luigiglielmo.eu/wp-content/uploads/2013/06/4.pdf>.
25. Chang, G. W, Lu, H. J., and Su, H. J., ( 2013), "Short-term Distributed Energy Resource Scheduling for a DC Microgrid." *Energy and Power Engineering* 5: 15-21
26. "GridLab-D," [Online]. Available at: <http://www.gridlabd.org/>.
27. Matlab, [Online]. Available at: <http://www.mathworks.com/products/matlab/>
28. Guliashki V., Marinova, G., (2017) "Optimization of Energy Storage Capacity in an Islanded Microgrid", In: *Proceedings of Papers of LII International Scientific Conference on Information, Communication and Energy Systems and Technologies ICEST2017*, (Editor Prof. Dr. Milovanovic, B.), ISBN: 978-86-6125-108-5, Niš, Serbia, 28-30 June, 2017, pp. 329-332.
29. Guliashki V., Marinova, G., "An Accelerated Genetic Single Objective Algorithm for Optimization of Energy Flows in Microgrids", In: *Proceedings of 25th International IEEE conference on Systems, Signals and Image Processing IWSSIP'2018*, (Editors: Planišič, P., Gleich D., Zamuda A.), 20-22 June 2018, Maribor, Slovenia, ISBN: 9781538669785, pp. 281 - 286.
30. *United States Department of Labor* (see [http://www.bls.gov/regions/west/news-release/averageenergy\\_prices\\_seattle.htm](http://www.bls.gov/regions/west/news-release/averageenergy_prices_seattle.htm))
31. Nazir R., H.D. Laksono, E. P. Walidi, E. Ekaputra, P. Coveria, (2014), "Renewable Energy Sources Optimiza-tion: A Micro-Grid Model Design," 2013, International Conference on Alternative Energy in Developing Countries and Emerging Economies, *Energy Procedia*, vol. 52, pp. 316-327
32. Emmanuel M., Akinyele D., Rayudu R., (2017), Techno-economic analysis of a 10 kWp utility interactive photovoltaic system at

Maungaraki school, Wellington, New Zealand, Energy, Volume 120,  
2017, Pages 573-583, ISSN 0360-5442,  
<https://doi.org/10.1016/j.energy.2016.11.107>.

## 4. Системи за управление на енергията в микромрежи. Оптимално диспечирание.

Васил Гуляшки<sup>1</sup>, Галя Маринова<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Институт по информационни и комуникационни технологии при Българска Академия на Науките

<sup>2</sup>Технически Университет – София

### Резюме

Оптималното управление и диспечирание на енергията в микромрежи е от ключово значение за постигане на енергийна ефективност, надеждност и устойчивост. То позволява интелигентно разпределение на наличните ресурси като слънчева и вятърна енергия, съхранена енергия в батерии, покриване на потреблението на енергия, така че да се минимизират загубите и разходите. Чрез динамично адаптиране към промени в търсенето и производството на енергия се гарантира стабилност на системата и избягване на претоварвания или недостиг. Оптималното диспечирание също така подпомага интеграцията на възобновяеми източници на енергия, като намалява зависимостта от основната мрежа и изкопаемите горива. Това управление осигурява по-висока гъвкавост, позволявайки на микромрежите да отговарят ефективно на променящите се външни условия, включително пазарни цени и аварийни ситуации. В крайна сметка, то създава условия за по-устойчива, икономична и автономна енергийна система. Ето защо то е обект на усилен научни изследвания и непрекъснато усъвършенстване.

## 4.1. Системи за управление на енергията в микромрежи

Системата за управление на енергията (СУЕ) (Energy Management System (EMS)) е основен компонент в управлението на микромрежите. Тя има за цел оптимизиране на производството, потреблението и съхранението на енергия, както и минимизиране на оперативните разходи и вредното въздействие върху околната среда [1].

Необходимостта от внедряване на ефективни системи за управление на енергията (СУЕ) е продиктувана от нестабилността и несигурността на възобновяемите енергийни източници (ВЕИ), както и от контролируемия характер на компонентите на микромрежите, като различни видове източници на производство на енергия, системи за съхранение на енергия, системи за зареждане на електрически превозни средства, отоплителни и охладителни системи. Подходите за многоагентни системи (МАС) и моделно-предсказващо управление (МПУ) са широко използвани в последните изследвания и имат характеристики, които отговарят на повечето от предизвикателствата на СУЕ. Предимствата на тези методи се дължат на независимите характеристики и естеството на МАС, предсказващия характер на МПУ и способността им да осигуряват достъпна, гъвкава и сигурна работа на микромрежите.

Съвременен преглед на класификацията на методите за управление и оптимизация на микромрежи, и техните цели е представен в [2]. Този труд помага за разбирането на оперативните предизвикателства на микромрежите и СУЕ от гледна точка на енергийната трилема (гъвкавост, достъпност и сигурност).

### 4.1.1 Основни функции на СУЕ (EMS):

- Мониторинг на енергийните потоци в реално време;

- Оптимизация на използването на възобновяеми източници;
- Управление на зареждането и разреждането на батериите;
- Интеграция с прогнозни данни за натоварване и производство;
- Контрол на взаимодействието с основната електроенергийна мрежа.

EMS използва както класически оптимизационни алгоритми (линейно и нелинейно програмиране), така и съвременни методи като изкуствен интелект, метаевристични алгоритми, генетични алгоритми и reinforcement learning за адаптивно управление на ресурси. Децентрализираните стратегии имат голяма роля за повишаване на устойчивостта и ефективността на мрежите.

#### 4.1.2 Йерархична структура на EMS:

EMS обикновено е организирана в три нива:

- **Ниско ниво (Field level):** контрол на локални устройства – инвертори, батерии, генератори.
- **Средно ниво (Control level):** координация между локални единици.
- **Високо ниво (Supervisory level):** стратегическа оптимизация, взаимодействие с външни мрежи, прогнозиране.

#### 4.2. Оптимално диспечирание (Optimal Dispatch)

**Оптималното диспечирание** е процесът на разпределяне на генерираната енергия между наличните източници и консуматори така, че да се минимизират разходите и/или емисиите при спазване на техническите ограничения.

#### 4.2.1 Целеви функции:

- Минимизиране на разходите за производство и закупуване на енергия;
- Минимизиране на емисиите от въглероден диоксид (и други вредни газове като SO<sub>2</sub>, SO<sub>3</sub>, NO<sub>2</sub>, CO, CH<sub>4</sub> и др.);
- Минимизиране на загубите в мрежата.

#### 4.2.2 Ограничения:

- Мощностни ограничения на генераторите;
- Ограничения върху капацитета на батериите;
- Изисквания за поддържане на напрежение и честота.

#### 4.2.3 Оптимизационни методи:

- Линейно/Нелинейно програмиране (LP/NLP);
- Смесено целочислено линейно програмиране (MILP);
- Стохастична оптимизация;
- Метаевристични алгоритми: Оптимизация с рояк частици (PSO), Генетични алгоритми (GA);
- Алгоритми на изкуствения интелект (AI algorithms): Дълбоко подсилено обучение (Deep reinforcement learning (DRL)) [3, 4].

#### 4.2.4 Примери:

Статията [5] представя преглед на технологиите и техниките за управление на възобновяемата енергия с оглед на променливостта на производството на възобновяема енергия и колебанията в натоварването. Изчерпателният преглед [6] разглежда интегрирането на възобновяеми енергийни източници в микромрежи и предизвикателствата, породени от техния периодичен характер. В него се обсъждат различни AI техники,

използвани за справяне с тези предизвикателства, включително схеми за интеграция, проблеми с комуникацията и стратегии за управление на енергията.

Алгоритъм за оптимално управление на енергията в “умен” (интелигентен) дом е предложен в [3]. В него се използва дълбоко подсилено обучение (DRL) за оптимално диспечирание на микромрежа с разпределени генератори (слънчеви и/или вятърни), система за съхранение на енергия (оловно-киселинни или литиево-йонни батерии и система за управление на енергията в дома (Home energy management system (HEMS)). Разглежда се задача за минимизиране на разходите за енергия. Тя е формулирана като Марковски процес на вземане на решения. Алгоритъмът се базира на градиенти на дълбоко детерминистична политика (DDPG). Той е устойчив и не зависи от параметрите на несигурност в генерирането на енергия от възобновяемите източници, както и от варирането в термичната динамика на дома. Резултатите от проведената симулация показват ефективността на алгоритъма.

В обзора [7] се разглежда приложението на техники с изкуствен интелект при управлението и експлоатацията на микромрежи. Илюстрира се потенциалът на изкуствения интелект за подобряване на надеждността на интелигентните микромрежи.

В [8] се разглежда използването на AI под формата на мултиагентна система (MAS), включена в стратегия за управление на енергията в хибридна микромрежа, където ВЕИ трябва да работят в режим на проследяване на точката на максимална мощност (Maximum Power Point Tracking (MPPT)). Компонентите на системата са моделирани в MATLAB/Simulink. Моделирането на силови преобразуватели в среда MATLAB/Simulink е разгледано в [9].

Статията [10] изследва усъвършенствани алгоритми за машинно обучение и по-специално поддържаща векторна регресия

(Support Vector Regression (SVR)). Целта е да се подобри ефективността и надеждността на свързаните с основната мрежа микромрежи.

Базирана на невронна мрежа система за управление на енергията за островни променливотокови микромрежи, захранвани от фотоволтаични (PV) панели и система за съхранение на енергията с батерии, е предложена в [11].

Проучването [12] разглежда как да се подобри стабилността на енергийните потоци в хибридна микромрежа. Система за управление на енергията (EMS) за оптимален контрол на енергията в микромрежи е представена в [13]. Може да се заключи, че използването на EMS винаги е полезно и води до минимизиране на разходите и консумацията на енергия.

Обширни обзори върху стратегиите за оптимално управление на енергията в микромрежи са представени в [14] и [15].

#### 4.2.5 Подобряване на енергийната ефективност в сградите на пристанищната администрация в Дуръс

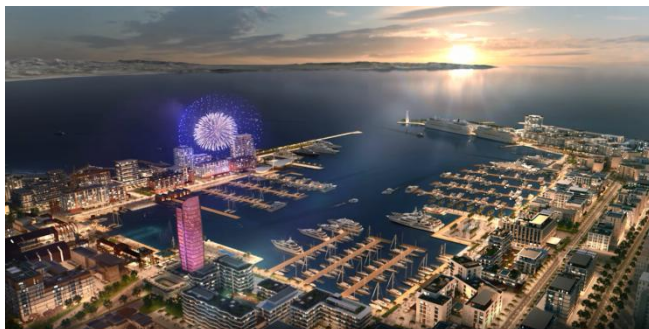
Подход на Интернет на нещата (IoT) за подобряване на енергийната ефективност в сградите на пристанищната администрация в град Дуръс, Албания, е представен в [16]. В [17, 18] са представени подробни обзори на IoT-подходите за подобряване на енергийната ефективност на сградите. В [16] е разгледано потреблението на енергия на микромрежа от 10 административни сгради в пристанището на Дуръс. Предложено е специфично внедряване на IoT, за да се трансформират тези сгради в интелигентни, които предстои да се превърнат в сгради с почти нулева енергийна консумация (Nearly Zero Energy Buildings (NZEB)) съгласно ЕС-директивата 2018/844 [19]. Микромрежата включва комбинация от възобновяеми енергийни източници: Фотоволтаична система (ФВС) от слънчеви панели и Блок за съхранение на енергия (БСЕ), а също и Система

за управление на енергията на сградите (СУЕС). Енергийният капацитет на БСЕ е оптимизиран в съответствие с капацитета на ФВС. Освен това в и във от сградите са инсталирани различни сензори, а системите за Отопление, Вентилация и Климатизация (ОВК) се управляват дистанционно.

В микромрежата са включени 10 административни сгради на Пристанищната администрация на Дуръс (Durres Port Authority (DPA)), Албания. Те са обозначени съответно:

- 1) ADM 1,
- 2) ADM 3,
- 3) ADM 4,
- 4) ADM 6 Околна среда и сигурност,
- 5) ADM 9 (Пожарна бригада),
- 6) GMD (Главна морска дирекция (Капитанство)),
- 7) Guardia di Finanzia (Финансова охрана),
- 8) ASC - сграда на Албанската товаро-разтоварна Компания,
- 9) Офис на фара,
- 10) НТМ - сграда на НТМ компания.

Пристанището на Дуръс е голямо и включва яхтено пристанище, рибарско пристанище и пристанище за големи кораби, както и дълъг кей за товарене и разтоварване с кранове (виж Фиг. 4.1).



Фиг. 4.1. Снимка на пристанището Дуръс, Албания  
(<https://www.durresport.al/index.php/en/port/>)

Всички сгради са сравнително нови и не се нуждаят от специален ремонт. Загубата на топлинна енергия за тях е минимална. Също така, гореспоменатите административни сгради имат плоски покриви. Тези покриви, в комбинация с климатичните условия с голям брой слънчеви дни в годината в Дуръс, са подходящи за инсталиране на слънчеви панели и постигане на съществено намаляване на потреблението на електрическа енергия от основната електропреносна мрежа. Данните за потреблението на енергия в посочените сгради за последните 5 години са взети от Пристанищната администрация на Дуръс.

В пристанището на Дуръс, фотоволтаичната система има площ от 2500 м<sup>2</sup>. Блокът за съхранение на енергия се състои от литиево-йонни батерии. Чрез симулационни изчисления както в [20] максималният му оптимален капацитет за съхранение на енергия е изчислен на 1500 kWh. БСЕ се свързва към енергийната система на сградите чрез 15 двупосочни AC/DC инвертори за зареждане/разреждане на батериите. Всеки инвертор е с капацитет на зареждане/разреждане от 10 kW на час. Енергията, произведена от ФВС заедно с БСЕ, покрива около 50% от потреблението на енергия на сградите през летния период и около 30-35% - през зимния период. С помощта на Система за управление на енергията на сградите се изчислява оптимален график на зареждане/разреждане на БСЕ. Така потреблението на енергия на сградите в микромрежата се покрива в максимална степен, което прави тези сгради интелигентни.

В [21] е разгледана IoT-система за управление на енергията за сгради. Тя извършва управление на електронни устройства (задвижващи механизми), но няма оптимизация на графика на БСЕ. Вариант на система за управление на енергията в микромрежа е предложен в [22]. Той не включва прогнозиране на производството и потреблението на енергия. Система за управление на енергията на сградите (СУЕС) в пристанището на



Модулът за прогнозиране в СУЕС прави прогноза за потреблението на енергия на сградите въз основа на въведени налични статистически данни за потреблението за съответния ден за съответната сграда и прогнози за времето. Направената прогноза се сравнява с текущите данни от външните сензори на сградите и се коригира в реално време.

Модулът за оптимизация в СУЕС е предназначен за решаване на следните оптимизационни задачи:

- 1) Оптимизиране на разходите за инсталиране и поддръжка на необходимите елементи на IoT оборудването, а именно сензори, фотоволтаична система, блок за съхранение на енергия.
- 2) Минимизиране на потреблението/консумацията на енергия от основната мрежа чрез оптимизиране на графика за зареждане/разреждане на блока за съхранение на енергията, като се отчита прогнозното потребление на сградите и прогнозното производство на енергия от фотоволтаичната система. Тази оптимизационна задача се решава непрекъснато през кратки интервали от време, за да се коригират неточностите в направените прогнози.

Реализацията на IoT-базираната СУЕС превръща горепосочените сгради в интелигентни. На следващ етап тези сгради ще се превърнат в сгради с почти нулева консумация на енергия от основната мрежа.

#### 4.2.6 Оптимално управление на енергията в микромрежа с помощта на изкуствен интелект

По-долу е представен пример за прилагане на оптимално управление на енергийния поток, при което данните от всеки компонент на микромрежата (IoT-данни) се събират от сензори и се подават към Система за управление на енергията (СУЕ), където данните се обработват с помощта на изкуствен интелект (AI).

Микромрежата включва група от къщи (товар), фотоволтаична система (ФВС), вятърни турбини (ВТ), система за съхранение на енергия (ССЕ) и система за управление на енергията (СУЕ). Схемата на микромрежата е представена в Глава 1 - Фиг. 1.2, а схемата на СУЕ е в Глава 1 на Фиг. 1.3.

Формулирани са оптимизационни задачи, за да се минимизират разходите за енергия, консумирана от микромрежата в типичен зимен ден. 24-часовият период е разделен на 24 времеви стъпки, всяка от които с продължителност 1 час.

На фиг. 4.3 са показани графиките на общата енергия, генерирана от ФВС и ВТ, както и на консумираната енергия от товара.

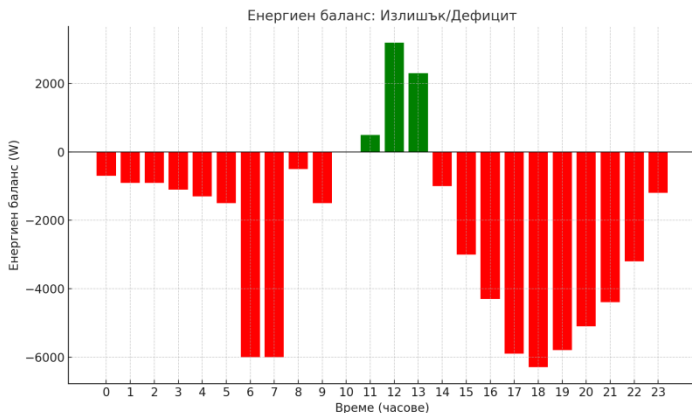


Фиг. 4.3 Общо производство на електроенергия и консумирана енергия (за 24-часов период)

На фиг. 4.4 е показана диаграма на балансовата енергия.

Процесът на оптимизация е организиран на два етапа. Първо, предложен е двукритериен оптимизационен модел за определяне на оптималния график за зареждане/разреждане на ССЕ. Целта е да се намали пиковата консумация на енергия и да

се постигне щадящ режим на работа на системата за съхранение на енергия.



Фиг. 4.4 Диаграма на балансовата енергия

Второ, предложен е модел на обучение с подсилване за оптимизация на режима на проследяване на точката на максимална мощност (Maximum Power Point Tracking (MPPT)), подобен на модела в [8]. Целта тук е да се генерират корекции в реално време, за да се компенсират вариациите в генерираната от ФВС и ВТ енергия.

#### **А. Двукритериален оптимизационен модел**

Необходимата допълнителна мощност от основната мрежа се обозначава с  $PMG$  и се разделя на две части:

$$PMG = P_d + P_n, \quad (25)$$

Тук  $P_d$  е енергията, доставена през деня (в интервала 6:00 ч. - 22:00 ч.), а  $P_n$  е консумираната енергия през нощта (в интервала 22:00 ч. - 6:00 ч.).

- *Целеви функции:*

Две целеви функции трябва да бъдат минимизирани едновременно. Първата е:

$$\min F_1 = \sum_{i=0}^{24} (P_L(i) - P_{PV}(i) - x(i)) \cdot Pr(i) + OM_{ESS} + RC_{ESS} + CC_{Inv}, \quad (26)$$

Тук  $OM_{ESS}$  са разходите за експлоатация и поддръжка на системата за съхранение на енергията (ESS),  $RC_{ESS}$  са разходите за подмяна на ESS, а  $CC_{Inv}$  са капиталовите разходи за инверторите. Освен това,  $Pr(i)$  е цената на енергията, закупена/продадена от/към главната мрежа в  $i$ -тия час от денонощието.

Въз основа на данните от [23], дневната цена на енергията (от 06:00 до 22:00) е:

$$Pr(i) = 0,124 \text{ \$/kWh за } 6 \leq i < 22; \quad (27)$$

а цената на нощната енергия (от 22:00 до 06:00) е:

$$Pr(i) = 0,062 \text{ \$/kWh за } i < 6 \text{ или } i \geq 22; \quad (28)$$

Втората целева функция има вида:

$$\min F_2 = \sum_{i=0}^{24} |z(i)| \quad (29)$$

където  $z(i) = 1$ , когато системата за съхранение на енергията ESS е променила режима си на работа (от  $(i-1)$ -тия до  $i$ -тия час: 1) преход от зареждане към пасивно състояние или разреждане; 2) преход от пасивно състояние към зареждане/разреждане; 3) преход от разреждане към пасивно състояние или зареждане;),  $z(i) = 0$ , когато ESS остава в същия режим на работа в  $i$ -тия час, както в  $(i-1)$ -тия час. Минимизирането на броя на преходите от един режим на работа към друг осигурява по-дълъг живот на ESS и щадяща експлоатация на батериите.

- *Ограничения:*

Системата ESS трябва да отговаря на същата система от ограничения(15)-(21), както в Глава 3.

Минималното ниво на Състоянието на зареждане (State of charge (SOC)) се обозначава с  $SOC_{min}$  и е фиксирано на 20% от максималния капацитет на ESS. Максималното ниво на SOC се обозначава с  $SOC_{max}$  и е фиксирано съответно на 100%.

Ограниченията за състоянието на зареждане са съответно (18) и (21).

### ***V. Модел на обучение с подсилване (reinforced learning (RL))***

Предложен е модел за оптимизация на проследяването на точката на максимална мощност (MPPT) както на фотоволтаичната (PV) система, така и на вятърната турбина в микромрежата. Техниките за обучение с подсилване могат да се използват за непрекъснато обучение и оптимизиране на проследяването. Тъй като MPPT оптимизацията включва регулиране на работните цикли или параметрите на управление в реално време, подходът „актьор-критик“ е за предпочитане. Подходът „мек актьор-критик“ (Soft Actor-Critic (SAC)) е подходящ за задачи с непрекъснато управление като MPPT, защото балансира ефективно проучването и експлоатацията. Поради тази причина SAC е избран за регулиране на работните цикли/параметрите на управление в това изследване.

*Непрекъснати променливи на управлението:*

- Фотоволтаична система: Регулиране на работния цикъл (DDD) на DC-DC конвертора.
- Вятърни турбини: Регулиране на съпротивлението на натоварване на генератора.

*- Функция на възнаграждение:*

Функцията на възнаграждение  $R$ , която трябва да се максимизира, представлява сума от наказания, взети с отрицателен знак. Първият член на наказанието е квадратичното отклонение от прогнозираната консумация от основната мрежа. За да се изчисли вторият член на наказанието, се създава вектор  $v$ . Нека  $P_{ESS\_max}$  е максималната мощност [kW], която може да достави/абсорбира системата за съхранение на енергия. В случай че балансовата мощност  $P_B(i)$  е отрицателна и ESS се зарежда в

часа  $i$ , тогава  $v(i) = P_{ESS\_max}$ ; В случай че балансовата мощност  $P_B(i)$  е положителна и ESS се разрежда в часа  $i$ , тогава  $v(i) = P_{ESS\_max}$ ; В останалите случаи  $v(i) = 0$ . Вторият член на наказанието е равен на сумата от квадратите на  $v(i)$ -компонентите,  $i=1, \dots, 24$ ; Функцията  $R$  има вида:

$$R = -\sum_{t=1}^{24} \lambda [P_{MG}(t) - P_{PrMG}(t)]^2 + \gamma [v(t)]^2 \quad (30)$$

За реализиране на агента Soft Actor-Critic (SAC) за MPPT оптимизация в средата на MATLAB се използва „Инструментариумът за обучение с подсилване“ (“Reinforcement Learning toolbox”).

Стъпките в скрипта на MATLAB са:

1. Дефиниране на средата (симулация на MPPT при фотоволтаични системи и вятърни турбини).
2. Конфигуриране на настройките на SAC-агента (актьори, критични мрежи).
3. Обучение на SAC-агента с помощта на функцията за обучение на MATLAB.
4. Запомняне и внедряване на обученения агент.

Използваните функции на средата са:

- `mppt_step(action)`: Симулира фотоволтаичната/вятърната система и връща новото състояние и наградата.
- `mppt_reset()`: Връща средата в начално състояние.

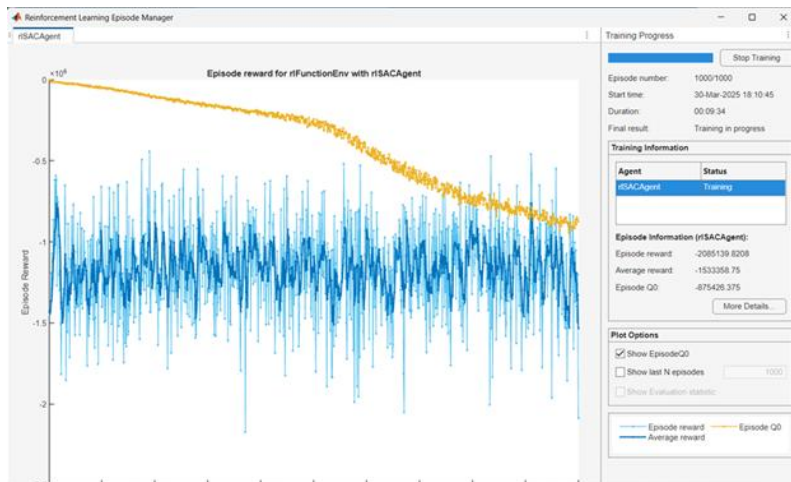
Агентът Soft Actor-Critic (SAC) с обучение с подсилване (RL) е обучен за 1000 епизода, което означава, че агентът е взаимодействал със средата 1000 пъти, научавайки се как да оптимизира проследяването на точката на максимална мощност (MPPT) за микромрежата на Фиг. 1.2.

Всеки епизод се състои от 24 времеви стъпки (по 1 час всяка), където SAC-агентът:

1. Наблюдава състоянието на системата (заряд на батерията и баланс на мощността).
2. Избира действие (решение за зареждане/разреждане на батерията).
3. Получава награда въз основа на това колко добре съответства на оптималния MPPT график.
4. Актуализира вътрешния си модел, използвайки алгоритъма Soft Actor-Critic, за да подобри бъдещите решения.

SAC-агентът трябва да бъде обучаван допълнително. За това обучение могат да се използват събрани в реално време данни от сензори. Накрая обученият агент се запомня за внедряване.

Процесът на обучение на SAC-агента е показан на Фиг. 4.5.



Фиг. 4.5 Процес на обучение на SAC-агента за 1000 епизода

Тъй като обучението е спряло при максималния брой епизоди, необходимо е да се анализира производителността на агента, за да се провери дали се сходя към добра политика.

Обученият агент се пуска в средата за един епизод, за да видим как се представя. Той изпълнява една пълнодневна (24-часова)

симулация и връща действията, наблюденията (еволюция на SOC) и стойностите на възнагражденията на агента. Полученият резултат е много добър. Сега вече обученият SAC агент може да бъде внедрен в микроконтролер за оптимизация на MRPT в реални условия.

### ***С. Резултати от оптимизацията на управлението на енергията с помощта на изкуствен интелект***

Производството на енергия от възобновяеми енергийни източници е симулирано използвайки исторически климатични данни за град Сиатъл (САЩ).

Изкуственият интелект в Системата за управление на енергията се използва за:

#### ***1) Интелигентно управление на батериите***

- Прогнозиране на бъдещото потребление и производство на енергия. Изкуственият интелект използва исторически данни и метеорологични прогнози.
- Зареждане на батериите на ниски цени – въз основа на дневните и нощните цени на енергията от основната мрежа, изкуственият интелект е ориентиран да зарежда батериите през периодите на евтина енергия.
- Използване на съхранена енергия при високи тарифи на енергията – батериите ще запазват домовете с енергия, когато цените на електроенергията са високи.
- Оптимално износване на батериите - избягване на прекомерни цикли на зареждане/разреждане, за да се удължи животът им и периодът на активност на Системата за съхранение на енергия.

#### ***2) Балансиране на собственото потребление и търговия с основната мрежа***

- Максимално използване на локално произведената енергия – Изкуственият интелект разпределя генерираната слънчева и вятърна енергия между трите къщи, за да избегне покупки от основната мрежа.
- Изкуственият интелект продава излишната енергия на основната мрежа - ако батериите са пълни и потреблението е ниско, изкуственият интелект изчислява кога е най-изгодно да продаде излишната енергия.

### 3) Управление на натоварването (Реакция на търсенето)

- Забавено потребление - ИИ управлява интелигентни уреди (котли, термопомпи, отоплителни/охладителни системи), включвайки ги, когато е налична излишна енергия.
- Превантивно управление на натоварването - Ако прогнозата показва енергиен дефицит, ИИ може да предложи на собствениците на жилища да намалят потреблението в определени моменти.

### 4) MPPT оптимизация

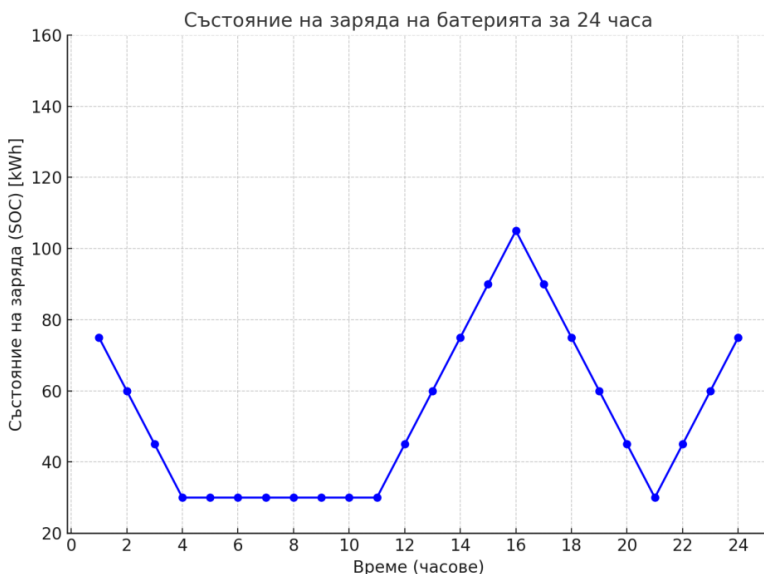
За MPPT оптимизацията, изкуственият интелект прилага модела Reinforcement Learning с агент Soft Actor-Critic (SAC). Използва се „Reinforcement Learning toolbox“ на MATLAB. Изкуственият интелект непрекъснато се подобрява въз основа на минали резултати, оптимизирайки проследяването за различни условия на околната среда.

За експериментите за оптимизация на графика на Системата за съхранение на енергия, бикритериалният модел се решава с помощта на решателя *gamultiobj* за многокритериална оптимизация (с множество целеви функции) и ограничения от „Global Optimization toolbox“ на средата MATLAB.

Резултатът показва, че използването на изкуствен интелект в системата за управление на енергията води до допълнителни

икономии на енергия в интервала от 10% до 12%, в зависимост от интензитета на потреблението на енергия от къщите.

Генерираният оптимален график на Системата за съхранение на енергията е показан на Фиг. 4.6.



Фиг. 4.6 Оптимален график на зареждане/разреждане на Системата за съхранение на енергия в рамките на 24-часовия период

В горния пример е оптимизиран MPPT режимът на фотоволтаичната система. Аналогично се оптимизира и MPPT режимът на вятърните турбини. Също така е оптимизиран графикът за зареждане/разреждане на Системата за съхранение на енергия.

**Заключение:** Използването на изкуствен интелект води до: i) намаляване на разходите за енергия чрез динамично зареждане и използване на батериите. ii) Оптимално използване на възобновяемата енергия без загуби. iii) По-добра стабилност на микрорежата чрез балансиране на търсенето и предлагането.

iv) Удължен живот на батериите чрез интелигентен контрол на циклите на зареждане и разреждане.

Експериментите показват, че формулираните оптимизационни модели са полезни и могат да бъдат използвани за решаване на реални задачи при управлението и експлоатацията на микромрежи.

## Библиография

1. Kamel, A.; Rezk, H.; Shehata, N.; Thomas, J., (2019), “Energy Management of a DC Microgrid Composed of Photovoltaic/FuelCell/Battery/Super-capacitor Systems”, *Batteries* 2019, 5, 63. <https://doi.org/10.3390/batteries5030063>
2. Pamulapati T., Gavus M., Odigwe I., Allahham A., Walker S., Giaouris D., (2023), A Review of Microgrid Energy Management Strategies from the Energy Trilemma Perspective, *Energies* 2023, 16(1), 289; <https://doi.org/10.3390/en16010289>, <https://www.mdpi.com/1996-1073/16/1/289>
3. Yu, L.; Xie, W., (2019), “Deep Reinforcement Learning for Smart Home Energy Management”, *IEEE Internet of Things Journal*, PP(99):1-1, <https://doi.org/10.1109/JIOT.2019.2957289>
4. Nakabi, T.; Toivanen P., (2021), “Deep reinforcement learning for energy management in a microgrid with flexible demand”, *Sustainable Energy Grids and Networks*, 25(3):100413, <https://doi.org/10.1016/j.segan.2020.100413>
5. Sami, M.S.; Abra, M.; Akram, R.; Hussain, M.M.; Nazir, M.H.; Khan, M.S.; Raza, S. (2021), Energy Management of Microgrids for Smart Cities: A Review, *Energies* 2021, 14, 5976. <https://doi.org/10.3390/en14185976>
6. Talaat, M., Elkholy, M.H., Alblawi, A. et al. (2023), Artificial intelligence applications for microgrids integration and management of hybrid renewable energy sources. *Artif. Intell. Rev.* 56, 10557–10611, 2023. <https://doi.org/10.1007/s10462-023-10410-w>

7. Trivedi, R., Khadem, S., (2022), Implementation of artificial intelligence techniques in microgrid control environment: Current progress and future scopes, *Energy and AI*, Volume 8, 2022, 100147, ISSN 2666-5468, <https://doi.org/10.1016/j.egyai.2022.100147>
8. Albarakati A. J. at al (2021), Real-Time Energy Management for DC Microgrids Using Artificial Intelligence. *Energies*. 2021; 14(17):5307, <https://doi.org/10.3390/en14175307>
9. Karabiber, A., Keles, C., Kaygusuz, A., Alagoz, B. B., Akçin, M. (2016), Power Converters Modeling in Matlab/Simulink for Microgrid Simulations, Proceedings of the *4th International Istanbul Smart Grids and Cities Congress and Fair*, Istanbul, 2016, pp. 99-103
10. R. Singh, A., Kumar, R.S., Bajaj, M., Khadse, C. B., Zaitsev, I. (2024), Machine learning-based energy management and power forecasting in grid-connected microgrids with multiple distributed energy sources. *Sci. Rep.* 14, 19207, 2024. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-70336-3>
11. Gupta Y., Amin, M., (2022), A Neural Network-Based Energy Management System for PV-Battery Based Microgrids, June 2022, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2206.06716>
12. Guliashki V., D. Borissova, G. Marinova (2022) "A Decision-Making Approach for Improvement of Energy Flows Stability in Microgrids", In: *Proceedings of 21. IFAC International Conference on International Stability, Technology and Culture TECIS 2022*, October, 26-28, 2022, Prishtina, Kosovo, IFAC-PapersOnLine, Editor: Peter Kopacek, Volume 55, Issue 39 (2022), Elsevier, 2022, ISSN: 2405-8963, pp. 408-412. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2022.12.068>
13. Guliashki V., Marinova G., (2024), "Optimal Energy Management for Grid-Connected Microgrid Applications", In: Proceedings of the *International Conference on Broadband Communications for Next Generation Networks and Multimedia Applications CoBCom 2024*, July 09<sup>th</sup> – 11<sup>th</sup>, 2024, Graz, Austria, paper CoBCom, pp. 1-5, <https://doi.org/10.1109/CoBCom62281.2024.10631263>
14. Ahmad, Saad & Shafiullah, Md & Ahmed, Chokri & Alowaiifeer, Maad. (2023). A Review of Microgrid Energy Management and Control Strategies. *IEEE Access*. PP. 1-1. [10.1109/ACCESS.2023.3248511](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3248511).

15. Ibrahim, Marwa. (2023). Energy management strategies of hybrid renewable energy systems: A review. *Wind Engineering*. 48. <https://doi.org/10.1177/0309524X231200010>
16. Marinova G., Guliashki V., Zeneli M., (2023), IoT Approach for Improving the Energy Efficiency in the Durres Port Authority Buildings, 17th International Conference on Telecommunications - ConTEL 2023, July 11-13, 2023, Graz, Austria, pp. 1-6, <https://doi.org/10.1109/ConTEL58387.2023.10198948>
17. Al-Obaidi, K. M. , Hossain M., Alduais N., Al-Duais H., Omrany H., Ghaffarianhoseini A., (2022), A Review of Using IoT for Energy Efficient Buildings and Cities: A Built Environment Perspective, *Energies*, 2022, <https://doi.org/10.3390/en15165991>
18. Gulati K., Boddu R. S. K., Kapila D., Bangare S. L., Chandnani N., Saravanan G., (2021), A review paper on wireless sensor network techniques in Internet of Things (IoT), May 2021, <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2021.05.067>
19. European Union Directive (EU) 2018/844 of the European Parliament and of the Council, 30 May 2018. Amending Directive 2010/31/EU on the energy performance of buildings and Directive 2012/27/EU on energy efficiency. *Off. J. Eur. Union* **2018**,156, 75-91.
20. Guliashki V., Marinova, G., (2017) "Optimization of Energy Storage Capacity in an Islanded Microgrid", In: Proceedings of Papers of LII International Scientific Conference on Information, Communication and Energy Systems and Technologies ICES2017, (Editor Prof. Dr. Milovanovic, B.), Niš, Serbia, 28-30 June, 2017, pp. 329-332.
21. Metallidou C. K., Psannis K. E., and Egyptiadou E. A., Energy Efficiency in Smart Buildings: IoT Approaches, 2020, <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2984461>
22. Guliashki V., Marinova G., (2022), "Efficient Energy Management in a Microgrid", In: Proceedings of *International Conference on Broadband Communications for Next Generation Networks and Multimedia Applications CoBCom 2022*, July 12<sup>th</sup>– 14<sup>th</sup>, 2022, Graz, Austria, paper CoBCom 2022 1570802321, pp. 1-5, <https://doi.org/10.1109/CoBCom55489.2022.9880678>
23. „United States Department of Labor“, [http://www.bls.gov/regions/west/news-release/averageenergyprices\\_seattle.htm](http://www.bls.gov/regions/west/news-release/averageenergyprices_seattle.htm)

## 5. Евристични техники и еволюционни алгоритми в задачите за оптимизацията на микромрежи

*Леонид Кирилов*

*Институт по информационни и комуникационни технологии при БАН*

### **Резюме**

Микромрежите (ММ) в последните 10 години навлизат все по-масово като средство за производство на електроенергия поради много причини като например необходимостта от ползване на възобновяеми източници на енергия, „зелени“ източници на енергия и др. Важна задача при проектирането и впоследствие експлоатацията на ММ се явява тяхното оптимизиране, така че да работят в оптимален режим според техния замисъл, както и в случаи на неочаквани събития като повишено потребление, намалено производство на електро-енергия (ЕЕ) или при възникване на други неочаквани ситуации. При решаването на тези задачи се използват редица оптимизационни методи. В настоящата глава се прави преглед на евристичните и еволюционни подходи за решаване на някои задачи за оптимизация на ММ.

### 5.1. Увод

Микромрежите (ММ) са едно от големите научно-приложни и приложни постижения в съвременният свят. Благодарение на тях енергийната инфраструктура се издигна на едно по-високо качествено ниво. Създаването и развитието на микромрежите стана възможно благодарение на постиженията в редица области

– инженерни науки, информационни и комуникационни технологии, математика и много други.

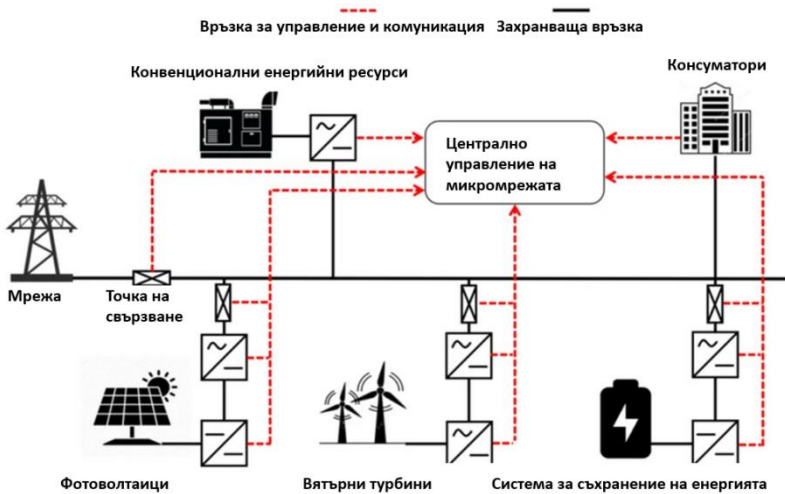
Има много определения за микромрежи. Според някои автори [1, 2, 3], микромрежа е всяка ясно обособена (под)-система, състояща се от генератори на ток, устройства за съхранение на енергията, консуматори на енергия, които функционират под контрола на локално управление. Важна характеристика на микромрежата е възможността да се включва/изключва към основната мрежа с цел поддържане на стандартна услуга по време на смущения, без да накърнява целостта на преносната мрежа.

Важна характеристика на микромрежите е, че те могат да работят автономно (в островен/island режим) или свързани към основните мрежи. Други характеристики на микромрежите са: генериране на енергия за незабавна локална консумация, интелигентно управление с помощта на умни контролери.

Основни части на микромрежите са:

- ✓ устройства за съхранение на енергията;
- ✓ устройства за конвертиране на енергията от АС в DC и обратно;
- ✓ устройства за разпределение на енергията, като например трансформатори и превключвачи;
- ✓ устройства за управление – осигуряват безопасност, надеждност, гъвкавост (реакция според потреблението);
- ✓ устройства за контрол и мониторинг – за безопасност, надеждност, координираност на отделните части на микромрежата.

Една примерна схема на микромрежа с основните ѝ компоненти е показана на Фиг. 5.1.



Фиг. 5.1. Микрорежа <sup>1</sup>

Според вида на тока, ММ биват АС ММ (променлив ток), DC ММ (прав ток) и хибридни ММ. Според начина на свързване, ММ биват мрежово свързани и островни. Akter et al. [4] разглеждат 11 вида ММ според сценарий/предназначение, източник/вид на електроенергия и режим на работа.

## 5.2. Оптимизационни задачи за микрорежи

Въпреки своето име микрорежите – ММ са сложни структури и могат да бъдат доста всеобхватни като пространствени размери и да включват много на брой и разнообразни компоненти. Всичко това поставя редица интересни задачи за решаване с цел осигуряване на нейната ефективна работа [4-9].

В монографията на Borissova [10] са разгледани подходи за вземане на решения и оптимизация в проектирането, експлоатацията, поддръжката, и инвестирането във ветрови

<sup>1</sup> <https://energyconsortium.org/an-introduction-to-microgrids-benefits-components-and-applications-for-a-sustainable-energy-future/>

паркове. Разгледани са и въпроси за определяне баланса на потреблението на енергия и синхронизиране с други източници на енергия. Показани са решения на ред специфични въпроси като избор на доставчици, мониторинг и прогнозна поддръжка, производство на компоненти за ветрови турбини и др.

В тази връзка могат да се изброят следните основни задачи за ММ:

### 5.2.1 Задача за управление на енергийната ефективност

Тук могат да се изброят оптимизация на видовете източници на електроенергия, като например използване на възобновяеми източници, минимизация на загубите в ММ при пренасяне, съхранение, и разпределение на електроенергия, минимизация на загубите при използването на електроенергия.

### 5.2.2 Задача за управление на енергийните наличности в микромрежи

Това се прави с цел да се подsigури достатъчно електроенергия в случай на повреди в основната мрежа или в ММ. Също така да се отчитат консуматори, които са с висок приоритет и се нуждаят от непрекъснат поток на електроенергия. Към този раздел спада и управление на компоненти за съхранение на електроенергия в ММ.

### 5.2.3 Задача за управление на надеждността и устойчивостта на микромрежи

Надеждността на една ММ осигурява нейната безпроблемна работа. Използването на методи за предсказване на различни аварийни събития и тяхното избягване е от съществено значение. Устойчивостта на една ММ гарантира нейната ефективност при

пикове и спадове на потребление и/или производство на електроенергия.

#### 5.2.4 Задача за управление защитеността на микромрежи

Под защитеност на една ММ ще разбираме нейната ефективност в най-общ смисъл в случай на природни бедствия (земетресения, наводнения и др.), целенасочени щети и вредни въздействия от различни непроектирани фактори, които биха могли да повредят основните мрежи или ММ. В тази връзка голямо значение имат локацията на компонентите на една ММ. Задължително е всички фактори да се отчитат още на етапа на проектиране на ММ.

#### 5.2.5 Задача за оптимизация на разходите

Тук влизат разходи за построяване, поддържане на дадена ММ, разходи за производство на електроенергия, разходи за персонал и т.н. Също така трябва да се отчита и за какво ще се ползва дадена ММ, дали тя може да бъде унифицирана или специализирана и под каква форма.

### 5.3. Евристични техники и еволюционни алгоритми за оптимизация на микромрежи

В тази точка ще направим преглед на евристичните и еволюционни подходи от гледна точка на решаваните задачи за оптимизация на ММ. Логично разглеждаме няколко етапа от жизнения цикъл на ММ – проектиране, експлоатация и диагностика/мониторинг.

Евристични оптимизационни методи, по-общо приближени методи, се използват когато точните методи са неефективни – например много време се изразходва за намиране на оптималното решение или когато те просто не могат да намерят

такова оптимално решение. Оптимизацията на ММ спада към NP – задачите, когато в моделите за оптимизация са включени целочислени променливи, т.е. не съществува алгоритъм, който да намери точно решение за полиномиално време.

Понастоящем са създадени над 540 евристични алгоритми [11]. Преди това ще представим една класификация на евристичните и еволюционни подходи съгласно Bhattacharyya et al. [12]– виж. Фиг. 5.2.



Фиг. 5.2. Различни групи метаевристични алгоритми съгласно [12].

Евристичните и метаевристични методи широко се използват при решаване на различни задачи, свързани с ММ. За периода от 2012 г. до 2022 г. броят на научните изследвания за оптимизация на ММ се увеличава повече от 10 пъти – Zheng et al. [13]. Авторите на този обзор разглеждат няколко основни типове

задачи за ММ, които могат да бъдат решавани с евристични и еволюционни методи (ЕЕМ):

1. Фаза на внедряване в управлението на ММ
  - Оразмеряване на ММ и избор на компоненти;
  - Конфигуриране на параметрите на ММ (като например времето за зареждане и разреждане на батерията и ъгъла на соларния панел);
2. Оперативна фаза в управлението на ММ
  - оптимално енергийно планиране;
  - планиране в реално време (краткосрочно планиране).

Типовите оптимизационни задачи за ММ, решавани с ЕЕМ са разгледани и в Kassab et al. [14], Rezk et al. [15], Gamarra & Guerrero [16]. Статиите на Vaish et al. [17], Suresh et al. [18], Thirunavukkarasu et al. [19] разглеждат приложения на евристични подходи, инспирирани от природата (като например метод на симулирано закаляване, метод на интелигентни водни капки, метод на гравитационно търсене и др.) за решаване на оптимизационни задачи за ММ.

### 5.3.1. Оразмеряване/проектиране на микромрежи

Оразмеряването на микромрежи е важен етап в проектирането им. Много фактори трябва да се вземат предвид като например оптималното съотношение между мощностите на енергийните източници и капацитета на компонентите за съхранение. Също така, отчитането на основните цели на конкретната ММ като например в какъв режим(и) ще работи, какви ще са консуматорите на електроенергия в ММ и т.н. Всичко това ще гарантира безпроблемната и ефективна работа на ММ при нейната експлоатация. Тази задача е предмет на редица изследвания, описани от Kassab et al. [14], Bilal et al. [20] и др.

В Elazab et al. [21] се разглежда задача за оразмеряване и оптимизиране работата на ММ в условия на динамично

ценообразуване. Микромрежата се състои от ветрови турбини, PV панели, батерии за съхранение и конвертор AC-DC/DC-AC. Авторите предлагат два критерия за оптимизация: минимизация на общите годишни разходи и на вредните емисии в процеса на производство. За нейното решаване авторите са създали еволюционен алгоритъм на глухарчето (Dandelion Algorithm – DA). Направено е сравнение с методите PSO – Particle swarm optimization, Nutcracker optimization algorithm (NOA), Kepler optimization algorithm (KOA). Reich [22] предлага евристичен търсещ метод за оразмеряване на разпределени енергийни ресурси (мрежа от микромрежи – МММ). Методът е реализиран на платформата Microgrid Planner, която е с отворен код [23]. Методът може да генерира множество възможни решения според предпочитанията на лицето, вземащо решения. Впоследствие лицето, вземащо решения може да подбере най-добър вариант с помощта на метод за линейно локално търсене.

Fioriti et al. [24] предлагат консолидиран евристичен подход за проектиране на ММ. Ядро на евристиката е методът „Рояк частици“ (particle swarm optimization – PSO). Чрез този метод се прави оптимизация на ММ по критерий „Нетни сегашни разходи“ (Net present cost – NPC) който трябва да се минимизира. Критерият включва инвестиционни разходи, оперативни разходи и остатъчна стойност в края на проектния цикъл. Методът позволява генериране на няколко решения на всяка итерация. Решен е реален пример за ММ, изградена в Soroti, Uganda.

Bilal et al. [20] предлагат хибридна евристика за проектиране на ММ. Мрежата е самостоятелна (standalone) и може да включва или да не включва възобновяеми източници на енергия (слънчеви панели PV, ветрогенератори WT). Задължително присъстват компонентите дизелови генератори DG, и батерии за съхранение на енергията BES. Броят на компонентите не е известен и участват като променливи в оптимизацията. Хибридната евристика включва методът „Рояк частици“ и

методът „Стратегия на гърбатия кит“ (Whale Optimization Algorithm – WOA). Оптимизират се няколко критерия (многокритериална задача) – изравнени разходи за електроенергия, общи нетни сегашни разходи и минимизиране на емисиите от дизеловите генератори. Направено е сравнение с методите „Рояк частици“, „Стратегия на гърбатия кит“ и „Стохастично фрактално търсене“ (Stochastic Fractal Search Algorithm – SFS). С тази задача е проектирана ММ в района на Chennai, India.

Едно приложение на оптимална енергийна консумация за ММ е направено за университетски кампус в Marina et al. [25]. ММ се състои от PV панели, батерии за съхранение, PEM горивни клетки и преобразувател за евтино производство на био водород. Оптимизирани са параметрите на преобразувателя и горивните клетки и е намерено оптимално разписание на клетките за съхранение, както и необходимия био водород. Изчисленията са направени с MATLAB.

Ролята на системата за управление на енергията – EMS за ММ е изследвана в Guliashti & Marina [26]. За целта първо са оптимизирани икономическите разходи без използване на EMS и после са пресметнати нови енергийни разписания при налична EMS. Резултатът е по-висока енергийна ефективност за ММ. Енергийната ефективност на сгради като част от ММ в стадий на проектиране е разгледана в Guliashti & Marina [27]. Оптимизирани са основни параметри като съотношението прозорец към стена (WWR), вида на стъклопакета, нивото на изолация, ориентацията на сградата, използването на средства за засенчване (кепенци/слънце-щори и сенници).

Ускорен генетичен алгоритъм за управление на енергийните потоци в ММ, наречен ASOGA е предложен в Guliashti & Marina [28]. Предложен е и многокритериален модел с четири критерия, който след скаларизиране е решен с генетичния алгоритъм. Направено е сравнение с класически генетичен алгоритъм.

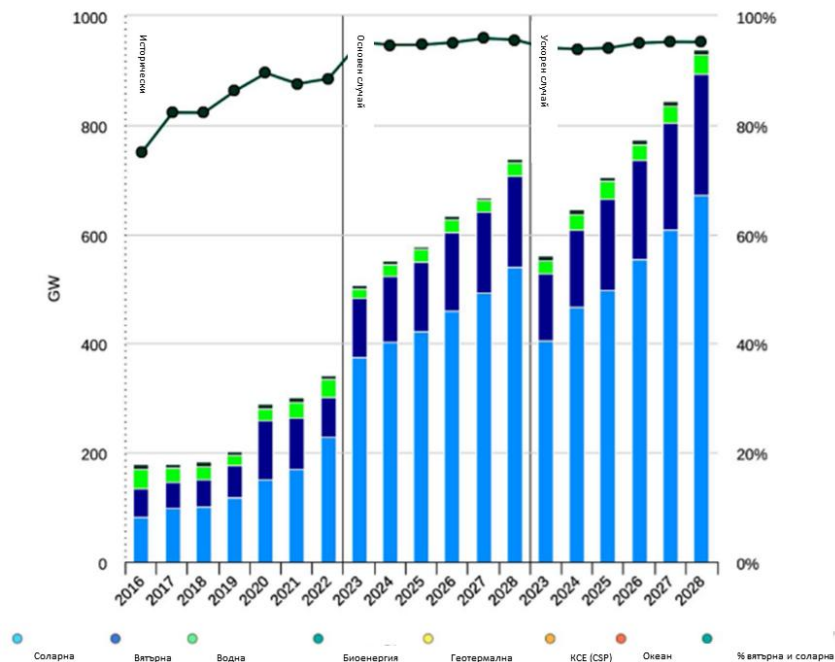
Оптимизация при проектиране на капацитета на батериите за съхранение в островна ММ е реализирана в Guliashti & Marinova [29]. Разгледани са 8 сценария при най-неблагоприятни условия – зимен ден. Намерен е оптимален капацитет при критерий – максимална редукция в проценти на цената на енергията.

Темата за оптимално проектиране на различни аспекти на ветрови паркове е разгледана в редица източници. В [30] Borissova & Mustakerov разглеждат оптималното разположение на ветровите турбини, както и интеграцията на ММ към общата мрежа. Предложени са смесено-целочислен нелинеен модел за определяне на капацитета и линеен модел за определяне на разстоянията до точката на свързване.

Задачата за определяне типа и броя на ветровите турбини е разгледана от Borissova & Mustakerov [31]. Предложен е двукритериален смесено-целочислен модел с критерии – максимум производство на енергия и минимална цена. В Borissova & Mustakerov [32] се изследва задача за оптимално проектиране на ветрови паркове с отчитане особеностите на терена и въвеждане на забранени зони за локация. Предложени са еднокритериален смесено целочислен нелинеен модел и алгоритъм за решаване. Уеб-базирана система за предварителна оценка на ветрови парк е разработена в Borissova & Mustakerov [33]. Системата отчита редица фактори като необходима мощност, брой и тип турбини, разположение и цена.

### 5.3.2. Експлоатация на микромрежи

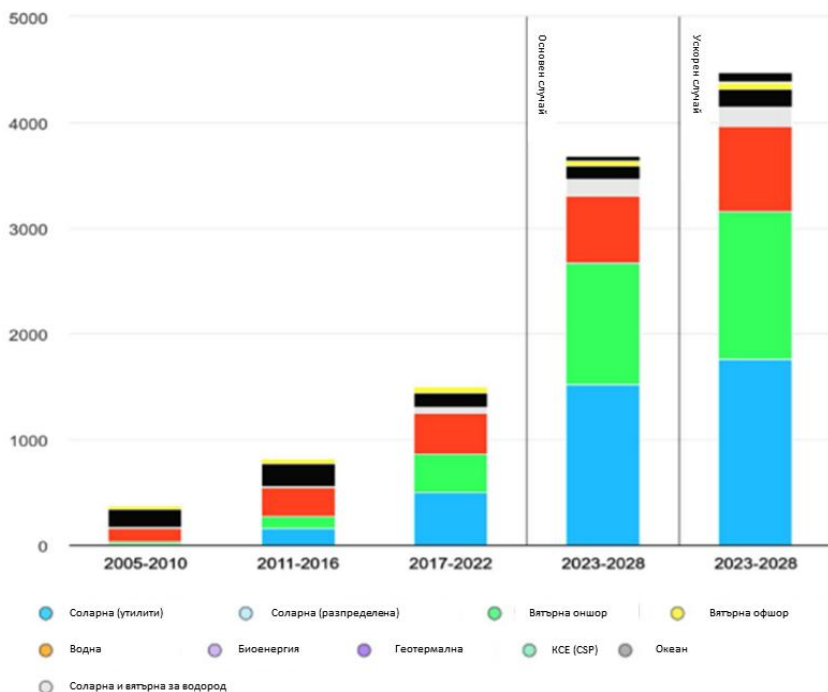
Експлоатацията на ММ и нейната оптимизация в различни аспекти е разгледана в [34] Suchetha & Ramprabhakar, [35] Gao et al. и др. Статистическите данни за възобновяемите енергийни източници с бързо ускорение към устойчива микромрежа са показани на Фиг. 5.3 а,б.



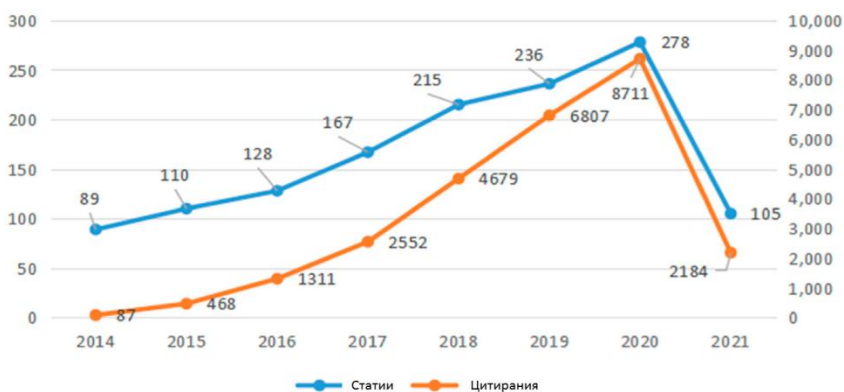
Фиг. 5.3. а. Растеж на енергията от възобновяеми източници по технологии съгласно [36]

Развитието на публикационната дейност по години за ММ е представено на Фиг. 5.4.

Оптимизация на батериите за съхранение на енергия за ММ в свързан режим е направено в Guliashki et al. [37]. ММ се състои от PV панели, батерии и инвертор. Разгледани са няколко сценария за слънчев и ветрови ден респективно като целта е минимално ползване на енергия от основната мрежа.



Фиг. 5.3. б. Растеж на енергията от възобновяеми източници по технологии съгласно [36]



Фиг. 5.4. Разпределение по години на статии и брой цитирания за ММ за периода 2014 – 2021 г. съгласно [35]

Подобна задача е изследвана и в Marinova & Guliashki [38] за случай на островна ММ. ММ се състои от PV панели, ветрова турбина и три къщи. Решени са две задачи: оптимизация на разписанието на батериите по критерий енергия и оптимизация на разписанието на батериите по критерий цена.

В [39] Tomoiaga et al. предлагат бърз евристичен алгоритъм за оптимално управление на движението на електро-енергийните потоци в островна (stand alone) ММ (която не е свързана с общата преносна мрежа). Решен е модел с целева функция – минимум на цената на енергията в рамките на 24-часов интервал (48 интервала от половин час).

ММ се състои от микротурбини, фотоволтаици, ветрови генератори, устройства за съхранение, управляеми и неуправляеми консуматори. Минималното време за реакция е половин час, понеже съгласно Hou et al. [40] и Colet-Subirachs et al. [41] с цел осигуряване на дългосрочно устойчиво функциониране при различни натоварвания всяка ММ трябва да има система за управление/контрол с позволяваща различни корекции във времето.

Прието е да се работи с три времеви рамки:

- първична корекция – прилага се на момента и разпределено (децентрализирано). Целта е да не се предизвиква автоматично включване на устройства за автоматично управление на разтоварване когато падне честотата вследствие на която и да е повреда.
- вторична корекция – прилага се централизирано (за цялата ММ) и с работен диапазон от няколко минути. Целта на вторичната корекция е да се поддържа номинална стойност на честотата с цел осигуряване на резерв за първичната корекция. На практика се реализира чрез промяна на произвежданата активна енергия от работещите в момента източници. Също така, вторичната

настройка може да се ползва за плавен преход на ММ от „островен режим“ в свързан режим с основната мрежа.

- третична корекция – прилага се централизирано в работен диапазон от 15 мин. до 30 мин. Състои се в стартиране или спиране на източниците; вариране на активната енергия от работещите в момента източници; и вариране на активната енергия, която се консумира.

Предложеният от авторите евристичен алгоритъм на практика е сортиращ алгоритъм. Той подрежда източниците във възходящ ред и се прави сравнение с нужната енергия за конкретната времева стъпка от 30 минути. Важен момент в алгоритъм е т.н. „ключов източник“. Това е този източник при който произвежданата и консумираната енергия се изравняват за съответната времева стъпка. Така източниците над тази точка не работят в този времеви интервал. Може да се каже, че авторите предлагат **метод за предиктивен контрол**.

Подобна задача е решена от Alahakoon et al. [42]. Авторите предлагат мета-евристичен подход. ММ е островна (standalone) и моделира микромрежата на морски съдове/кораби. Състои се от горивни клетки, слънчеви фотоволтаици, дизелови генератори и системи от батерии за съхранение на енергия и различни консуматори. Метаевристиката е комбинацията „рояк частици-оптимизация на сивия вълк“ (particle swarm optimization – PSO, grey wolf optimization-GWO). Този избор е направен, тъй като PSO е добър в намирането на разпръснати решения из цялото допустимо множество, а GWO е добър в намиране на перспективни решения в околност на дадено решение. Това е **метод за контрол чрез метаевристична оптимизация**.

Оптимално управление на съхраняваната енергия в батерии (battery energy storage system – BESS) за ММ е предложено в Guliaszki & Marinova [43]. ММ е свързана към общата мрежа и се състои от малка група къщи, PV система, горивни клетки (proton

exchange membrane fuel cells – PEMFC) и система за управление – EMS. ММ включва и пренос на трифазен ток. Предложен е **класически пропорционално-интегрален (PI)** подход за клетките за съхранение. Системата е реализирана с помощта на MATLAB (Simulink and SimPowerSystems toolboxes). Чрез оптималното разписание на горивните клетки е постигнато удължаване на експлоатационното време на системата.

Изследване на енергийните разписания за островни ММ е направено от Marinova & Guliashki в [44, 45]. ММ се състои система за съхранение (батерии), PV панели, дизелен генератор и няколко домакинства. Минимизира се цената на генерираната енергия, и същевременно се оптимизира разписанието на системата за съхранение, на дизел генератора с отчитане промените на потреблението във времето и оперативните ограничения.

Guliashki et al. [46] изследват енергийната ефективност на сгради, включени в ММ. Началните инвестиционни разходи и разходите за енергия са оптимизирани и същевременно се минимизират замърсяванията на околната среда от ММ. Полученият двукритериален модел е решен с помощта на генетичен алгоритъм. IoT подход за подобряване на енергийната ефективност в сградите на пристанищната администрация на Dures, Albania е предложен в [47] от Marinova et al. Разгледани са и са оценени различни варианти на смарт устройства, сензорни мрежи, и средства за отдалечен контрол за управление на енергийните потоци, за мониторинг и намаляване на консумацията на електрическа енергия в сградите.

### 5.3.3 Диагностика/мониторинг/поддръжка на микромрежи

Ефективната работа на една ММ е невъзможна без активния мониторинг и диагностика на нейните компоненти – в това число

източници на електроенергия и консуматори. Не могат да се посочат много евристични и еволюционни подходи в този раздел.

Kuo & Lu [48] разглеждат ММ във вид на разпределена мултиагентна система. За нея те разработват интелигентен контрол в реално време. Системата спазва спецификациите на платформата Java Agent Development Framework (JADE) разработена от Фондация за интелигентни физически агенти (FIPA). Авторите не коментират какви методи са реализирани в системата за контрол. В [49] Guliashki et al. е предложен подход за вземане на решения за подобрене на стабилността на енергийния поток в ММ в случай на природни бедствия, войни или критични ситуации. ММ се състои от PV панели и ветрови турбини. Предложен е двукритериален модел – повишена стабилност и минимизация броя консуматори, които биха могли да останат без енергия. Отчита се също и количеството въглеродни емисии в случаите на ползване на дизелови генератори.

## 5.4 Заключение

Микромрежите са относително нова концепция, които се прилагат все по-масово през последните двадесет години. Поради промяната в обективните условия за живот, развитието на науката и техниката и промяната на енергийната политика на много страни, ММ ще заемат все по-широко място в добива на електроенергия. По същество ММ са сложни структури. В този смисъл те предоставят много и разнообразни задачи за оптимизация и заслужено се радват на засилен научен интерес.

Понастоящем са създадени редица модели и методи за оптимизация и осигуряване на безаварийната работа на ММ и на отделни нейни компоненти. Значителна част от използваните методи за оптимизация се пада на еволюционните и евристични

методи поради тяхната способност да намират (почти) оптимални решения за относително малко време.

## **Библиография**

1. Hossain, Md A., Pota, H.R., Hossain, Md J., Blaabjerg, F.: Evolution of microgrids with converter-interfaced generations: Challenges and opportunities. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 109, 160-186, 2019, <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2019.01.038>.
2. Fang, J, Tang, Y, Li, H, Li, X.: A battery/ultracapacitor hybrid energy storage system for implementing the power management of virtual synchronous generators. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 33(4), 2820-2824, 2018, <https://doi.org/10.1109/TPEL.2017.2759256>.
3. Pandey, Sh., Rajpoot, Pr., Pandey, A.K., Yaduvanshi, R., Mishra, Sh.: Introduction to Microgrids, Concepts, Definition, and Classifications. Chpt. 1, pp. 1-10, In: Amit Kumar Pandey, Sanjeevikumar Padmanaban, Suman Lata Tripathi, Vivek Patel, Vikas Patel (Eds.): *Microgrid (Design, Optimization, and Applications)*. CRC Press 2024, <https://doi.org/10.1201/9781003481836>.
4. Akter, A., Zafir, E.I., Dana, N.H., Joysoyal, R., Sarker, S.K., Li, L., Muyeen, S.M., Das, S.K., Kamwa, I.: A review on microgrid optimization with meta-heuristic techniques: Scopes, trends and recommendation. *Energy Strategy Reviews*, 51, 101298, 2024, <https://doi.org/10.1016/j.esr.2024.101298>.
5. Zhang, H., Ma, Y., Yuan, K., Khayatnezhad, M., Ghadimi, N.: Efficient design of energy microgrid management system: A promoted Remora optimization algorithm-based approach. *Heliyon*, 10(1), e23394, 2024, <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e23394>.
6. Sandelic, M., Peyghami, S., Sangwongwanich, Ar., Blaabjerg, Fr.: Reliability aspects in microgrid design and planning: Status and power electronics-induced challenges. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 159, 112127, 2022, <https://doi.org/10.1016/j.rser.2022.112127>.
7. Ahmed, I., El-Rifaie, A.M., Akhtar, F., Ahmad, H., Alaas, Z., Ahmed, M.M.R.: Cybersecurity in microgrids: A review on advanced techniques

- and practical implementation of resilient energy systems. *Energy Strategy Reviews*, 58, 101654, 2025, <https://doi.org/10.1016/j.esr.2025.101654>.
8. Odonkor, Ph., Ashmore, S.: Regional performance analysis of residential microgrids: A multi-factor assessment of cost, resilience, and environmental impact. *Energy and Buildings*, 332, 115433, 2025, <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2025.115433>.
  9. Shirdar, H.B., Ghafouri, A.: Optimization of multi-microgrid system operation cost with different energy management tools in the presence of energy storage system. *Electric Power Components and Systems*, 50(16-17), 951-971, 2022, <https://doi.org/10.1080/15325008.2022.2143938>.
  10. Borissova, D.: *Decision-Making in Design, Maintenance, Planning, and Investment of Wind Energy*. Springer Cham, 2024, <https://doi.org/10.1007/978-3-031-52219-2>.
  11. Rajwar, K., Deep, K., Das, S.: An exhaustive review of the metaheuristic algorithms for search and optimization: taxonomy, applications, and open challenges. *A Artificial Intelligence Review*, 56, 13187-13257, 2023, <https://doi.org/10.1007/s10462-023-10470-y>.
  12. Bhattacharyya, T., Chatterjee, B., Singh, P.K., Yoon, J.H., Geem, Z.W., Sarkar, R.: Mayfly in harmony: A new hybrid meta-heuristic feature selection algorithm. *IEEE Access*, 8, 195929-195945, 2020, <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3031718>.
  13. Zheng, Z., Sh. Yang, Y. Guo, X. Jin, R. Wang: Meta-heuristic techniques in microgrid management: A survey. *Swarm and evolutionary computation*, 78, 101256, 2023, <https://doi.org/10.1016/j.swevo.2023.101256>.
  14. Kassab, F., Rodriguez, R., Celik, B., Locment, F., Sechilariu, M.: A comprehensive review of sizing and energy management strategies for optimal planning of microgrids with PV and other renewable integration. *Applied Sciences*, 14(22), 10479, 2024, <https://doi.org/10.3390/app142210479>.
  15. Rezk, H., Olabi, A.G., Sayed, E.T., Wilberforce, T.: Role of Mmetaheuristics in optimizing microgrids operating and management issues: A comprehensive review. *Sustainability*, 15(6), 4982, 2023, <https://doi.org/10.3390/su15064982>.

16. Gamarra, C., Guerrero, J.M.: Computational optimization techniques applied to microgrids planning: A review. *Renewable & Sustainable Energy Reviews*, 48, 413-424, 2015, <https://doi.org/10.1016/j.rser.2015.04.025>.
17. Vaish, J., Tiwari, A.K., Siddiqui, K.M.: Optimization of micro grid with distributed energy resources using physics based meta heuristic techniques. *IET Renewable Power Generation*, 2023, <https://doi.org/10.1049/rpg2.12699>.
18. Suresh, V., Janik, Pr., Jasinski, M., Guerrero, J.M., Leonowicz, Z.: Microgrid energy management using metaheuristic optimization algorithms. *Applied Soft Computing*, 134, 109981, 2023, <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2022.109981>.
19. Thirunavukkarasu, G., M. Seyedmahmoudian, El. Jamei, B. Horan, S. Mekhilef, Al. Stojcevski: Role of optimization techniques in microgrid energy management systems – A review. *Energy Strategy Reviews*, 43, 100899, 2022, <https://doi.org/10.1016/j.esr.2022.100899>.
20. Bilal, M., Bokoro, P.N., Sharma, G.: Hybrid optimization for sustainable design and sizing of standalone microgrids integrating renewable energy, diesel generators, and battery storage with environmental considerations. *Results in Engineering*, 25, 103764, 2025, <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2024.103764>.
21. Elazab, R., Abdelnaby, A.T., Ali, A.: A comparative study of advanced evolutionary algorithms for optimizing microgrid performance under dynamic pricing conditions. *Scientific Reports*, 14, 4548, 2024, <https://doi.org/10.1038/s41598-024-54829-9>.
22. Reich, D.: Microgrid planner: A distributed energy resource sizing method. <https://arxiv.org/abs/2406.19431>. 2024, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2406.19431>.
23. Reich, D., Frye, L.: Microgrid Planner: An Open-Source Software Platform. *Inform Journal on Computing*. pp. 1-13, 2024, <https://doi.org/10.1287/ijoc.2023.0336>.
24. Fioriti, D., Lutzemberger, G., Poli, D., Duenas-Martinez, P., Micangeli, A.: Heuristic approaches to size microgrids: a methodology to compile multiple design options. In: *IEEE International Conference on Environment and Electrical Engineering and IEEE Industrial and Commercial Power Systems Europe (EEEIC / I&CPS Europe)*, Madrid,

- Spain, 2020, pp. 1-6, <https://doi.org/10.1109/EEEIC/ICPSEurope49358.2020.9160842>.
25. Marinova, G., Guliashki, V., Hajrizi, E. Energy consumption optimization in a smart university campus microgrid. In: Proc. of International Balkan Conference on Communications and Networking (BalkanCom), İstanbul, Turkiye, June 5-8, 2023, pp. 1-6, <https://doi.org/10.1109/BalkanCom58402.2023.10167883>.
26. Guliashki, V., Marinova, G.: Efficient energy management in a microgrid. In: Proc. of International Conference on Broadband Communications for Next Generation Networks and Multimedia Applications (CoBCom), Graz, Austria, 2022, pp. 1-5, <https://doi.org/10.1109/CoBCom55489.2022.9880678>.
27. Guliashki, V., Marinova, G.: Optimization approach for improvement of energy efficiency of buildings in a microgrid. In: Proc. of IEICE ICTF 2020 conference, 10-12 September 2020 in Niš, Serbia, pp. 26-29, [https://doi.org/10.34385/proc.64.ICTF2020\\_paper\\_5](https://doi.org/10.34385/proc.64.ICTF2020_paper_5).
28. Guliashki, V., Marinova, G.: An accelerated genetic single objective algorithm for optimization of energy flows in microgrids. In 25th International Conference on Systems, Signals and Image Processing (IWSSIP), Maribor, Slovenia, 2018, pp. 1-5, <https://doi.org/10.1109/IWSSIP.2018.8439414>.
29. Guliashki, V., Marinova, G.: Optimization of energy storage capacity in an islanded microgrid. In: Proc. of Papers of LII International Scientific Conference on Information, Communication and Energy Systems and Technologies ICEST2017, (Ed. Prof. Dr. Milovanovic, B.), Niš, Serbia, 28-30 June, 2017, pp. 329-332. [http://rcvt.tu-sofia.bg/ICEST2017\\_74.pdf](http://rcvt.tu-sofia.bg/ICEST2017_74.pdf).
30. Borissova, D., Mustakerov, I.: Optimal planning of wind farm layout and integration to electric grid infrastructure. MAJLESI Journal of Electrical Engineering. 11(3), 1-5, 2017, [https://mjee.isfahan.iau.ir/article\\_696266.html](https://mjee.isfahan.iau.ir/article_696266.html).
31. Borissova, D., Mustakerov, I. Designing of wind farm layout by using of multi-objective optimization. International Journal of Mathematical Models and Methods in Applied Sciences, 11, 290-295, 2017, <https://www.naun.org/main/NAUN/ijmmas/2017/a842001-ack.pdf>.

32. Borissova, D., Mustakerov, I. Wind power plant layout design and assessment considering forbidden zones for location of turbines. *Advanced Modeling and Optimization*, 19(1), pp. 29-38, 2017.
33. Borissova, D., Mustakerov, I. Web-based tool for preliminary assessment of wind power plant design. In: 4th International Conference on Information Systems and Technologies (ICIST 2014), March 22-24, 2014, Valencia, Spain, pp. 139-149.
34. Suchetha, C., Ramprabhakar, J.: Optimization techniques for operation and control of microgrids – Review. *Journal of Green Engineering*, 8(4), 621-644, 2018, <https://doi.org/10.13052/jge1904-4720.847>.
35. Gao, K., Wang, T., Han, C., Xie, J., Ma, Y., Peng, R.: A review of optimization of microgrid operation. *Energies*, 14(10), 2842, 2021, <https://doi.org/10.3390/en14102842>.
36. Singh, A.R., Kumar, R.S., Bajaj, M., Khadse, Ch, Zaitsev, I.: Machine learning-based energy management and power forecasting in grid-connected microgrids with multiple distributed energy sources. *Scientific Reports*, 14, 19207, 2024, <https://doi.org/10.1038/s41598-024-70336-3>.
37. Guliashki, V., Salihi, E., Marinova, G.: Optimization of energy flow in a microgrid application with a photovoltaic electricity supply. *International Journal of Business and Technology*, 9(1), 22, 2021, <https://doi.org/10.33107/ijbte.2021.6.3.20>.
38. Marinova, G., Guliashki, V.: Optimization of the battery schedule for residential microgrid applications. *IFAC-PapersOnLine*, 49-29, 226-231, 2016, <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2016.11.055>.
39. Tomoiaga, B., Chindris, M.D., Sumper, A., Marzband, M.: The optimization of microgrids operation through a heuristic energy management algorithm. *Advanced Engineering Forum*, 8-9, 185-194, 2013, <https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/aeef.8-9.185>.
40. Hou, C., Hu, X., Hui, D.: Hierarchical control techniques applied in microgrid. In: Proc. of 2010 International Conference on Power System Technology (POWERCON), Beijing, China (October 24-28), pp. 1-5, 2010, <https://doi.org/10.1109/POWERCON.2010.5666418>.
41. Colet-Subirachs, A., Ruiz-Alvarez, A., Gomis-Bellmunt, O., Alvarez-Cuevas-Figuerola, F., Sudria-Andreu, A.: Centralized and distributed active and reactive power control of a utility connected microgrid using

- IEC61850. IEEE Systems Journal, 6, 58-67, 2012, <https://doi.org/10.1109/JSYST.2011.2162924>.
42. Alahakoon, S., Roy, R.B., Arachchillage, S.J.: Optimizing load frequency control in standalone marine microgrids using meta-heuristic techniques. Energies, 16(13), 4846, 2023, <https://doi.org/10.3390/en16134846>.
43. Guliashki, V., Marinova, G.: Optimal energy management for grid-connected microgrid applications. In: Proc. of International Conference on Broadband Communications for Next Generation Networks and Multimedia Applications CoBCom, July 09th – 11th, 2024, Graz, Austria, paper CoBCom, pp. 1-5, <https://doi.org/10.1109/CoBCom62281.2024.10631263>.
44. Marinova, G., Guliashki, V.: Economic energy scheduling of an islanded microgrid. In: Proc. of LI International Scientific Conference on Information, Communication and Energy Systems and Technologies ICEST2016, (Editor Prof. Dr. Mitrovski, C.), June 28 – 30, 2016, Ohrid, Macedonia, pp. 339-342. [http://rcvt.tu-sofia.bg/ICEST2016\\_80.pdf](http://rcvt.tu-sofia.bg/ICEST2016_80.pdf).
45. Marinova, G., Guliashki, V.: Energy scheduling for island microgrid applications. Journal of Communication and Computer, 13(6), 281-290, 2016, <https://www.davidpublisher.com/Public/uploads/Contribute/582bb7727270e.pdf>.
46. Guliashki, V., Marinova, G., Groumpos, P.: Multi-objective optimization approach for energy efficiency in microgrids. IFAC-PapersOnLine, 52(25), 477-482, 2019, <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2019.12.587>.
47. Marinova, G., Guliashki, V., Zeneli, M.: IoT Approach for improving the energy efficiency in the Durres port authority buildings. In: Proc. of 17th International Conference on Telecommunications (ConTEL), Graz, Austria, pp. 1-6, 2023, <https://dx.doi.org/10.1109/ConTEL58387.2023.10198942>.
48. Kuo, M.-T., Lu, S.-D.: Design and implementation of real-time intelligent control and structure based on multi-agent systems in microgrids. Energies, 6(11), 6045-6059, 2013, <https://doi.org/10.3390/en6116045>.
49. Guliashki, V., D. Borissova, G. Marinova: A decision-making approach for improvement of energy flows stability in microgrids. IFAC-PapersOnLine, 55(39), 408-412, 2022, <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2022.12.068>.

## 6. Оптимизация в реално време на енергийните потоци в микрорежа на университетски кампус

Е. Бошняку<sup>1</sup>, Б. Хаджисмайли, Б. Кехая<sup>1</sup>, Е. Хайризи<sup>1</sup>, Г. Маринова<sup>1</sup>, В. Гуляшки<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Технически Университет - София

<sup>2</sup>Институт по информационни и комуникационни технологии – БАН

### Резюме

През последните години много университетски кампуси работят за изграждане и внедряване на интелигентни хибридни енергийни системи (микрорежи), целящи намаляване на потреблението на енергия и съответните разходи. В литературата са разгледани различни модели и реализации на такива микрорежи (виж [1, 2]). Тази глава представя оптимизация в реално време на енергийните потоци в една университетска микрорежа в кампуса в Липян, Косово.

### 6.1. Въведение

С бързия напредък в технологиите за изкуствен интелект и интелигентни мрежи оптимизацията на микрорежите се превърна в изследователска област за подобряване на енергийната ефективност, надеждността и устойчивостта. Оптимизирането на производителността на микрорежата обаче поставя значителни предизвикателства поради непредсказуемия характер на генерирането на електроенергия, колебанията в търсенето и мрежовите взаимодействия. Евристичните техники и еволюционни алгоритми са мощни средства за справяне с тези предизвикателства, предлагайки гъвкавост, адаптивност и

ефективност при оптимизиране на различни параметри на микромрежата. Тези вдъхновени от природата алгоритми, включително генетични алгоритми, диференциална еволюция и методи за интелигентност на рояк, имитират естествения подбор и колективното поведение, за да намерят оптимални решения в огромно пространство за търсене. В това проучване се изследва как евристично базирани оптимизационни модели и еволюционни алгоритми могат да бъдат интегрирани в интелигентни системи за управление на микромрежи, използвайки изкуствен интелект (AI) за подобряване на прогнозния анализ, вземането на решения в реално време и енергийната ефективност в съвременните електрически мрежи.

Muhammad и др. [3] представят задълбочен преглед на микромрежите, очертавайки ролята им в съвременните енергийни системи и идентифицирайки ключови предизвикателства, които възпрепятстват широкото им приемане. Проучването подчертава, че стабилността и надеждността на микромрежата остават значителни проблеми поради периодичния характер на възобновяемите енергийни източници, което налага усъвършенствани стратегии за контрол като прогнозно управление на мощността и оптимизация в реално време. Авторите подчертават, че базираните на изкуствен интелект системи за управление на енергията, включително евристични и еволюционни алгоритми, са показали потенциал за оптимизиране на разпределението на енергия, намаляване на оперативните разходи и подобряване на устойчивостта на мрежата. Освен това те идентифицират, че регулаторните и стандартизационни пропуски създават бариери пред широкомащабното внедряване, като се застъпват за унифицирана политическа рамка за улесняване на интеграцията с конвенционалните мрежи. Проучването също така подчертава значението на оптимизирането на разпределените енергийни ресурси, като заключава, че включването на адаптивни

алгоритми може значително да подобри балансирането на натоварването и ефективността на съхранение на енергия. Освен това техните открития предполагат, че хибридните микромрежови архитектури, които комбинират възобновяема енергия с традиционни енергийни източници, предлагат жизнеспособен път за осигуряване на стабилност на мрежата, като същевременно поддържат целите за устойчивост. Проучването в крайна сметка подчертава необходимостта от рамки за вземане на решения в реално време и прилагането на евристични техники и еволюционни алгоритми за справяне с предизвикателствата за оптимизиране на микромрежата, осигурявайки по-голяма енергийна надеждност и икономическа осъществимост.

Akter и др. [4] са направили цялостен преглед на мета-евристичните техники при оптимизиране на микромрежи, подчертавайки тяхната критична роля при справянето с оперативните предизвикателства на разпределените енергийни системи. Изследването им установява, че прекъсванията на енергията от възобновяеми източници и проблемите с качеството на електроенергията оказват значително влияние върху производителността на микромрежата, което налага усъвършенствани механизми за оптимизация за стабилност и ефективност. Авторите са анализирали различни мета-евристични алгоритми, включително генетични алгоритми (GA), оптимизация с рояк частици (PSO), оптимизация с колония от мравки (ACO) и колония от изкуствени пчели (ABC) и са установили, че тези техники ефективно подобряват управлението на енергията на микромрежата, оптимизацията на разходите и реакцията на търсенето. Ключово постижение на тяхното изследване е идентифицирането на хибридни мета-евристични методи – като комбиниране на PSO с диференциална еволюция (DE) или интегриране на GA с техники за машинно обучение, които значително подобряват скоростта на конвергенция и

точността на решението за нелинейни задачи за оптимизация на микромрежата. Освен това документът подчертава въздействието на алгоритмите за сигурност при предотвратяването на кибератаки върху микромрежи, като препоръчва интегрирането на управлявани от AI рамки за сигурност за подобрена защита на системата. Откритията на авторите показват, че оптимизираното оразмеряване на съхранението на енергия чрез мета-евристични подходи може значително да намали разходите и да подобри надеждността на системата, особено в сценарии с високо навлизане на възобновяеми източници. Освен това, проучването изследва бъдещи изследователски насоки, като се застъпва за интегрирането на задълбочено обучение с евристична оптимизация, децентрализирана търговия с енергия, базирана на блокчейн, и квантово изчисление за задачи за управлението на енергия с голям размер. Авторите заключават, че докато техниките за мета-евристична оптимизация значително са подобрили производителността на микромрежата, адаптивността в реално време, изчислителната ефективност и хибридикацията на множество техники остават ключови области за бъдещ напредък в оптимизацията на микромрежата.

Zedong и др. [5] представят цялостен преглед на мета-евристични техники в контрола на микромрежи (MG), като се фокусират върху тяхното приложение както във фазата на изпълнение, така и в оперативната фаза. Проучването подчертава, че традиционните методи за оптимизация се борят с ограниченията на множество устройства, множество стратегии и множество режими, което прави мета-евристиката ефективна алтернатива за справяне с многомерни и многоцелеви оптимизационни задачи. Авторите класифицират и оценяват различни мета-евристични техники, включително методи за интелигентност на рояк (напр. оптимизация с рояк частици, оптимизация с колония от мравки) и еволюционни изчислителни подходи (напр. генетични

алгоритми, диференциална еволюция), оценявайки тяхната изчислителна ефективност и възможности за сходимост. Значителен принос на статията е идентифицирането на хибридни мета-евристични техники, които интегрират множество алгоритми за подобряване на точността на решението и изчислителната ефективност при управление на микромрежа (MG) в реално време. Освен това, проучването подчертава нарастващата роля на подпомогнатата от машинно обучение мета-евристична оптимизация, където управляваните от AI модели подобряват адаптивността и устойчивостта в динамични MG среди. Авторите препоръчват бъдещи изследвания на кооперативни стратегии за оптимизация, механизми за паралелно търсене и рамки за вземане на решения в реално време, особено при несигурни и променливи сценарии на търсене на енергия. Те заключават, че докато мета-евристичните техники са подобрили значително ефективността и надеждността на MG, по-нататъшният напредък в хибридните базирани на AI подходи и децентрализираните механизми за търговия с енергия ще бъде от решаващо значение за следващото поколение интелигентни MG системи.

Wang и Li [6] предлагат двукритериален модел за оптимизация за подобряване на отговора на търсенето на микромрежата чрез включване на стратегии, базирани на цени и стимули. Проучването подчертава, че конвенционалните модели за контрол на натоварването не вземат под внимание реакцията на търсенето, насочена към стимули, което води до ниска удовлетвореност на потребителите, неефективни корекции на цените при пик-долина и лоша ефективност при реакция на търсенето. За да се справят с тези недостатъци, авторите са разработили гъвкава стратегия за контрол на натоварването, оптимизирана с помощта на подобрен алгоритъм за оптимизиране на рояк хаотични частици (CPSO). Резултатите от симулацията показват значителни подобрения:

удовлетворението на потребителите се е увеличило с 9,51%, оперативните разходи на доставчиците на микромрежата са намалели с 12,975% /десет хиляди юана/, разликата пик-долина е намалела с 4,61%, а отговорът на потребителското търсене е подобрен с 27,24% [6]. Алгоритъмът CPSO превъзхожда традиционните методи като подобрява възможностите за глобално търсене и разнообразието на решенията, предотвратявайки преждевременната сходимост към локални оптимуми. Освен това проучването установява, че интегрирането на ценообразуването в реално време с механизми, базирани на стимули, води до по-балансирана връзка между търсенето и предлагането, осигурявайки по-висока енергийна ефективност и икономически ползи както за потребителите, така и за доставчиците. Статията заключава, че усъвършенстваните техники за оптимизация, като хибридни модели, управлявани от AI, могат допълнително да подобрят устойчивостта на микромрежата, да намалят зависимостта от разпределената мощност и да постигнат по-добро покриване на натоварването.

Maheed и др. [7] представят нова система за управление на енергията, базирана на адаптивен генетичен алгоритъм (AGA) за свързани към основната мрежа микромрежи, предназначена да оптимизира енергийния график, да намали оперативните разходи и да подобри използването на възобновяема енергия. Проучването набляга на интегрирането на вятърни, фотоволтаични (PV) възобновяеми източници, дизелови генератори и системи за съхранение на енергията (батерии), като се гарантира надеждно разпределение на енергията и същевременно се минимизират колебанията в разходите. Ключов принос на статията е подобряването на алгоритмите за планиране на натоварването чрез използване на адаптивен генетичен подход, който динамично коригира стратегиите за внос/износ на енергия въз основа на търсенето в реално време и възобновяемото производство. Резултатите от симулацията

показват, че предложеният метод AGA значително намалява разходите за енергия в сравнение с традиционните техники за оптимизация, постигайки цена от 52,53 цента на kWh, което е значително по-ниско от оптимизацията с рояк частици (88,63 цента на kWh) и алгоритъма на светулките - Firefly (670,77 цента на kWh). Освен това авторите демонстрират, че оптимизирането в реално време на енергийния поток между разпределените енергийни ресурси подобрява икономическата и екологична устойчивост на микромрежите, със значително намаляване на въглеродните емисии и подобрения на горивната ефективност. Освен това системата приоритизира потреблението на възобновяема енергия, като гарантира, че излишната енергия се съхранява или в батерийни системи, или се изнася към мрежата, когато се появи излишък на генерираната енергия. Проучването завършва със застъпничество за хибридните подходи, управлявани от изкуствен интелект, интегриращи техники за машинно обучение за подобряване на адаптивността в реално време при управлението на енергията на микромрежата, което в крайна сметка допринася за по-устойчива и рентабилна микромрежова инфраструктура.

Подходите за симулация и анализ за проектиране на микромрежови системи от гледна точка на устойчивото планиране са прегледани в [8]. Представен е цялостен преглед на съществуващите симулационни инструменти и подходи, използвани за проектиране на технологии за производство на електроенергия. Традиционните стратегии и нововъзникващите тенденции в симулацията на електроенергийната система се обсъждат и сравняват въз основа на използвания софтуер, вида на задачата, която трябва да бъде решена, предоставените входни параметри и очаквания изход. На тази основа се въвежда практическа симулационна рамка за планиране на устойчива енергия, която се основава на модела за социално-техническа-икономическа-екологична политика (STEER). Това е холистичен

модел на устойчивост, който отчита ключови измерения на планирането на електроенергийната система в сравнение с традиционния технико-икономически модел, използван в няколко съществуващи инструмента за симулация и анализ. Статията насочва към анализ, базиран на данни, и софтуерни приложения за енергийно моделиране.

Прегледът [9] се фокусира върху балансирането на икономически, екологични, социални и технически критерии за подобряване на ефективността и устойчивостта на системите за производство на енергия от възобновяеми източници (използващи слънчева енергия, вятърна енергия, биомаса, геотермална енергия, водна и приливна енергия). Прегледът изследва най-съвременните алгоритми като многокритериална оптимизация с рояка частици (MOPSO) и многокритериален генетичен алгоритъм за недоминирано сортиране II (NSGA-II), заедно с алгоритъма за търсене на врани (CSA), оптимизатора на сивия вълк (GWO), алгоритъма с рояци на Levy Flight-Salp (LF-SSA), смесено целочислено линейно програмиране (MILP) и инструменти като HOMER Pro 3.12–3.16 и MATLAB 9.1–9.13. Авторите подчертават нарастващата роля на усъвършенстваните технологии за съхранение на много енергия за стабилизиране на хибридните системи за възобновяема енергия (HRESs) и справяне с периодичността на възобновяемите източници. Освен това е очертана ролята на интегрирането на метаевристични алгоритми с машинно обучение. Този подход позволява динамична адаптивност и прогнозна оптимизация, проправяйки пътя за управление на енергията в реално време. Проектирането на HRES за постигане на рентабилност, устойчивост на околната среда и надеждност на работата подчертава трансформативния потенциал на нововъзникващите технологии. Този преглед предоставя критичен поглед върху развиващия се пейзаж на оптимизирането на HRESs, предлагайки приложими препоръки за

бъдещи изследвания и практически приложения за постигане на глобалните цели за енергийна устойчивост.

Статията [10] разглежда използването на изкуствен интелект за разработването и управлението на разпределено производство на възобновяема енергия и как AI може да се използва за преодоляване на предизвикателствата, произтичащи от използването на разпределени възобновяеми енергийни източници като слънчева и вятърна енергия. Възможностите, рисковете и приложенията на AI технологията се оценяват чрез прилагане на рамката Research Onion на Saunders за постигане на методологична надеждност. Авторите заключават, че AI има голям потенциал и приложимост за децентрализирани енергийни мрежи, но някои технически, оперативни и политически въпроси трябва да бъдат разгледани, за да се постигне успешното му внедряване. Следователно проучването посочва необходимостта от бъдещи изследвания и сътрудничество между заинтересованите страни, за да се проучат всички възможности за прилагане на AI в тази област с конкретни предложения за бъдещи изследователски насоки и интердисциплинарно сътрудничество. Идеята е, че като разберат предимствата и недостатъците на прилагането на AI, експертите могат да решат проблеми, свързани с подобряване на надеждността на мрежата и стабилната интеграция на възобновяемите източници в глобалната енергийна инфраструктура.

Микромрежите са уязвими към повреди, които засягат тяхната работа. В допълнение, те изискват прилагането на динамично управление на енергийния поток и стратегии за оптимизация. Използването на изкуствен интелект (AI) е от ключово значение в това отношение. Проучването [11] представя цялостен преглед на приложенията на AI стратегии върху хибридни възобновяеми микромрежи за оптимизация, подобряване на качеството на електроенергията и анализ на грешките в микромрежите.

Разглежда се използването на техники като машинно обучение (ML), генетични алгоритми (GA), изкуствени невронни мрежи (ANN), размита логика (FL), оптимизация с рояк частици (PSO), евристична оптимизация, изкуствена пчелна колония (ABC) и други. Приложенията на AI в микромрежите се обсъждат заедно с техните предимства, недостатъци и бъдещи перспективи. Координацията и използването на възобновяема енергия, слънчева фотоволтаична и вятърна енергия в хибридна микромрежа се обсъждат в случай на повреди.

Статията [12] обсъжда внедряването на системи за управление на енергията (СУЕ), които използват изкуствен интелект (ИИ), като цитира над 200 научни статии. Ключови аспекти на оптимизацията на СУЕ включват производство на енергия както от традиционни, така и от възобновяеми източници, икономическа ефективност и задоволяване на очакванията на клиентите. Прегледът критично разглежда класификацията на системите за управление на енергията, техните приложения и предизвикателствата, пред които са изправени. Основен фокус е върху преодоляването на променливостта на възобновяемите енергийни източници. Статията обсъжда и предимствата на различните техники за оптимизация и анализира приложението на различни методи за изкуствен интелект - по-специално тези, които са с неконтролирано обучение, полу-контролирано обучение и контролирано обучение. Разглеждат се и йерархични механизми за контрол за използване на изкуствен интелект на три нива. Направените заключения подчертават значението на дълбокото обучение за прогнозиране на натоварването и неговия потенциал за значително повишаване на надеждността и ефективността на микромрежите. Авторите подчертават важноста на използването на разпределени енергийни ресурси (PER) и оптимизирането на СУЕ чрез техники за изкуствен интелект, което може да доведе до значително намаляване на

разходите и подобрена устойчивост при експлоатацията на микромрежите.

## 6.2. Общ преглед на микромрежовата система

Микромрежовата система в кампуса на УБТ (UBT) в Липян, Косово, представлява осезаема стъпка към възприемането на устойчиви и децентрализирани енергийни технологии в образователни и изследователски институции. Проектирана като реална реализация на интелигентна енергийна инфраструктура, системата не само доставя чиста енергия на част от кампуса, но също така служи като жива лаборатория за студенти, изследователи и инженери, изследващи бъдещето на енергийните системи.

### 6.2.1. Слънчева енергийна инфраструктура

В сърцето на тази микромрежа е внимателно проектирана фотоволтаична (PV) система, покриваща обща площ от 840,2 квадратни метра. Този набор от слънчеви панели е стратегически инсталиран, за да улавя оптимална слънчева светлина през целия ден и през различните сезони. Моделът на панелите, използвани при инсталацията, е HC450M, известен със своята висока ефективност на преобразуване и издръжливост. Тези панели преобразуват слънчевата радиация в електрическа енергия, запазвайки микромрежата с чиста, възобновяема енергия.

За преобразуване на генерирания постоянен ток (DC) в променлив ток (AC), подходящ за използване в мрежата и за местно потребление, системата включва три високоефективни инвертора KACO 50.TL3 [13]. Тези инвертори са добре известни със стабилната си производителност, особено в слънчеви инсталации със среден до голям мащаб. Техният надежден процес на преобразуване осигурява минимални загуби на енергия, дори при променливи слънчева радиация и температурни условия, което е важен фактор, като се имат

предвид сезонните промени в климата, наблюдавани в този регион.

### 6.2.2. Възможности за съхранение на енергия

Микромрежата в UBT кампуса интегрира практично решение за съхранение на енергия, за да подобри стабилността и да позволи непрекъснато енергоснабдяване, дори по време на периоди на ниско слънчево производство. Системата използва батерийни модули Pylontech US3000C [14], избрани заради техния баланс между производителност, безопасност и цена. Всеки модул предлага 3,55 kWh номинален капацитет, а текущата настройка включва 12 единици, което води до общ капацитет за съхранение от 42,6 kWh. Това позволява на микромрежата да съхранява излишната слънчева енергия, генерирана през деня, и да я доставя обратно, когато е необходимо, например при облачно време или през нощта, като по този начин увеличава автономността на системата. Батериите предлагат над 6000 жизнени цикъла при 90% дълбочина на разреждане (Depth of Discharge (DoD)), което ги прави много издръжливи за дългосрочна употреба.

### 6.2.3. Екологичен и географски контекст

Микромрежата UBT се намира в Липлян, община в Република Косово, разположена в централноевропейска климатична зона. Регионът има четири ясно изразени сезона, всеки от които влияе по различен начин върху производството на слънчева енергия. През зимните месеци по-ниските температури и честата облачност обикновено намаляват производството на слънчевите панели. И обратно, летният сезон осигурява удължени дневни часове и високо слънчево облъчване, което позволява на системата да работи близо до пиковия си капацитет.

Микромрежата се възползва от умерената надморска височина и относително чистия въздух, особено през пролетта и ранната есен, което допринася за подобрената слънчева ефективност. Тези климатични характеристики правят Липян идеално място за изучаване на променливостта на фотоволтаичните характеристики при реални условия на околната среда.

Сезонната динамика и променливостта на времето се наблюдават непрекъснато, предлагайки ценни данни за оптимизиране на производителността на системата. Това разбиране дава информация както за ежедневната оперативна стратегия, така и за дългосрочното планиране на бъдещата енергийна експанзия, което прави UBT микромрежата жизненоважна отправна точка за устойчиво развитие на инфраструктурата в Западните Балкани.

#### 6.2.4. Интеграция и мащабируемост

Проектирана с оглед на модулността, микромрежовата инфраструктура на UBT е едновременно мащабируема и адаптивна. С увеличаването на енергийните изисквания или появата на технологичен напредък, системата може да бъде разширена с допълнителни слънчеви панели, модернизирани инвертори или увеличаване на капацитета за съхранение на енергия. Освен това архитектурата на системата поддържа интеграция с други възобновяеми енергийни източници като вятърна или водна енергия, осигурявайки път към още по-голяма енергийна независимост и устойчивост в бъдеще.

#### 6.2.5. Архитектура на микромрежата

Архитектурата на микромрежата UBT ([15, 16]), както е показано на Фиг. 6.1, интегрира няколко основни компоненти, включително фотоволтаични слънчеви панели, система за съхранение на енергията с батерии, UBT кампуса умен град (UBT

Smart City Campus) и (основната) централната електрическа мрежа. Тази взаимосвързана структура осигурява надеждно, ефективно и устойчиво управление и разпределение на енергията.



Фиг. 6.1. Архитектура на микрорежата УБТ (УБТ)

Фотоволтаични слънчеви панели: Слънчевите панели представляват основния възобновяем енергиен източник в рамките на микрорежовата система. Стратегически инсталирани на покривите на сградите, за да увеличат максимално излагането на слънчева светлина, тези панели преобразуват слънчевото излъчване в електрическа енергия, поддържайки ежедневните операции на кампуса и насърчавайки устойчивостта.

Система за съхранение на енергия с батерии: За да смекчи непостоянния характер на слънчевата енергия, архитектурата включва модули за съхранение на енергия с батерии. Тези батерии съхраняват излишното електричество, генерирано от слънчева енергия, което се използва през периоди на ниско слънчево излъчване, като облачни дни или през нощта, осигурявайки непрекъснато захранване и повишавайки надеждността на мрежата.

UBT кампусът умен град: Кампусът служи като централен възел на микромрежата, като управлява и използва генерираната енергия за образователни, изследователски и оперативни цели. Оборудван с модерни технологии за наблюдение и контрол, той активно оптимизира консумацията на енергия, разпределението и реакцията в реално време на оперативните изисквания.

Централна електрическа мрежа: Микромрежата е взаимосвързана с централната електрическа мрежа, което позволява гъвкав обмен на енергия. Излишъкът от възобновяема енергия може да бъде върнат обратно към централната мрежа, което допринася за по-висока енергийна устойчивост. Обратно, кампусът може да черпи енергия от централната мрежа, когато местните производствени и складови мощности са недостатъчни.

Тази холистична архитектура, съчетаваща възобновяемо производство, ефективно съхранение, интелигентно управление на кампуса ([17], [18]) и мрежова свързаност, въплъщава устойчив подход към управлението на енергията, поддържайки както местни, така и по-широки цели на енергийната екосистема.

### **6.3. Събиране на данни и предварителна обработка**

Събирането на прецизни и изчерпателни данни е от съществено значение при оценката на ефективността на захранвана със слънчева енергия микромрежова система, особено в региони със сезонна променливост като Централна Европа. За това проучване беше компилиран набор от данни от реалния свят от микромрежата на кампуса на UBT в Липян, Косово, за да улови оперативна и екологична информация за цяла година, позволявайки надеждното моделиране, анализ и прогнозиране на динамиката на производството на енергия.

### 6.3.1. Източник на данни и инфраструктура за запис

Наборът от данни, използван в този казус, е извлечен от измервания в реалния свят, събирани ежедневно през 2024 г. в микромрежата на кампуса на UBT, разположена в Липян, Косово. Повечето от данните се получават от инфраструктурата, физически инсталирана на мястото на микромрежата, което позволява пряка корелация между условията на околната среда и поведението на системата.

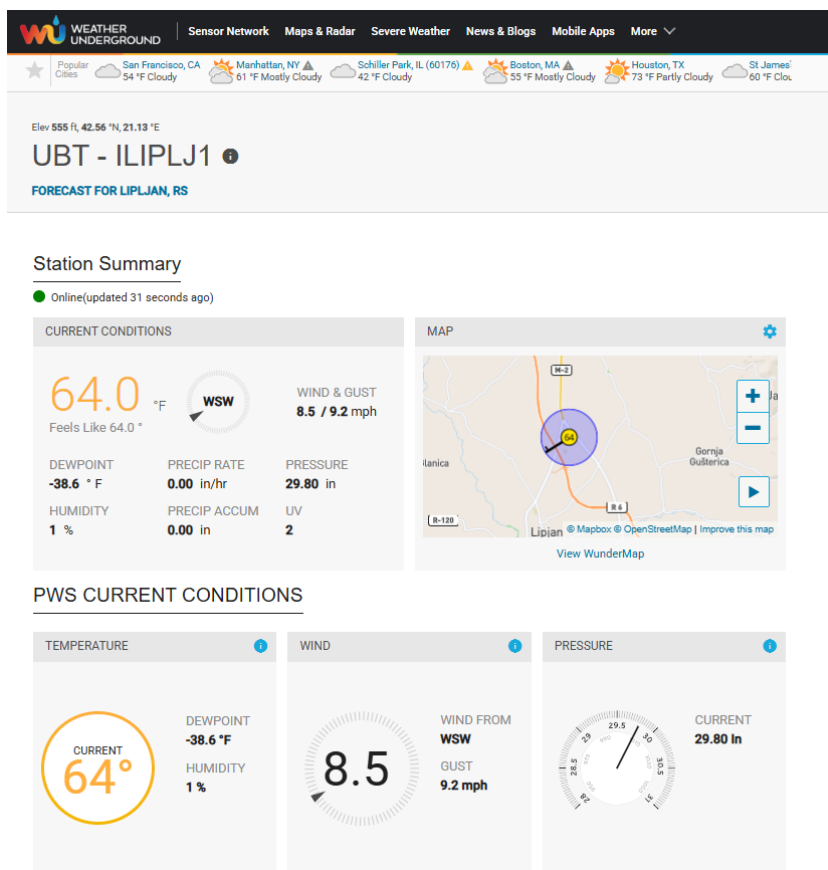
Микромрежата на UBT осигурява подробни ежедневни измервания на:

- Производството на енергия [kW];
- Работното напрежение [V];
- Генерирания ток [A].

Тези електрически параметри се събират директно от инфраструктурата за мониторинг на микромрежата, която непрекъснато регистрира работата на слънчевите панели и инверторите. Това гарантира, че всички енергийни данни отразяват действителната производителност на фотоволтаичната (PV) система при реални работни условия.

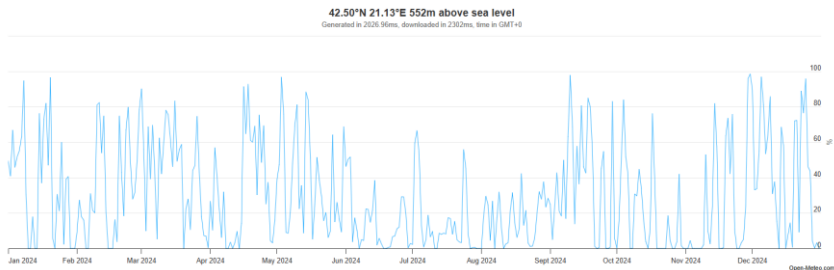
Паралелно се измерват параметрите на околната среда с помощта на официално регистрирана метеорологична станция, разположена съвместно с фотоволтаичната инсталация. Метеорологичната станция, регистрирана като UBT – ILIPLJ1 на платформата Weather Underground (Фиг. 6.2), отчита:

- Околната температура [°C];
- Относителната влажност [%];
- Атмосферното налягане [hPa];
- Скоростта и посоката на вятъра;
- Точката на оросяване и UV индекса.



Фиг. 6.2.UBT станцията във Weather Underground

За да допълнят данните от местните метеорологични станции, стойностите на облачното покритие се извличат от платформата Open-Meteo, както се вижда на Фиг. 6.3.



Фиг. 6.3. Отворени данни за Meteo Cloud Cover за 2024 г.

Тази услуга предоставя исторически данни за облачното покритие, специфично за град Липян, осигурявайки регионално значение за прогнозиране и анализ на слънчевата енергия. Чрез комбиниране на тези източници, полученият набор от данни предоставя богат и локализиран изглед както на производството на енергия, така и на контекста на околната среда, което е от решаващо значение за провеждането на точно моделиране, прогнозиране и оптимизиране на микромрежовата система.

### 6.3.2. Характеристики и състав на набора от данни

За да се даде възможност за цялостен анализ на производителността на микромрежата UBT, наборът от данни беше компилиран и усъвършенстван от непрекъснат мониторинг през 2024 г. Наборът от данни интегрира показатели за производство на енергия, взети от микромрежата. Успоредно с това, наборът от данни интегрира и ключови параметри на околната среда, измерени от станцията, които са достъпна информация чрез уебсайтове, наречени Weather Underground и Open Meteo, образувайки солидна основа за проучвателни анализи, прогнози и задачи за оптимизация. Всяка точка от данни представлява моментна снимка на работата на микромрежата за цял ден при променливо време и условия на натоварване на

системата. Избраните характеристики улавят както техническото поведение на фотоволтаичната (PV) инфраструктура, така и влиянията на околната среда, специфични за географската настройка на UBT микромрежата.

Окончателният набор от данни, използван в този казус, включва следните характеристики:

- Дата – конкретният календарен ден, в който са записани данните;
- Производство [kW] – Средна дневна действителна слънчева енергия, произведена от фотоволтаичната система;
- Напрежение [V] – средно дневно работно напрежение на слънчевите панели;
- Ток [A] – среден дневен електрически ток, генериран от системата;
- Температура [°C] – Средна дневна температура на околния въздух, измерена локално на мястото на микромрежата от метеорологична станция на място;
- Влажност [%] – Средна дневна относителна влажност, също събрана директно от местната измервателна станция, разположена близо до слънчевите панели;
- Облачно покритие [%] – Среден дневен процент на облачно покритие.

### 6.3.3. Методология за почистване и предварителна обработка на данни

Преди да продължението с каквото и да е моделиране или визуален анализ, наборът от данни се подлага на поредица от стъпки за почистване и трансформиране на данните, за да се гарантира неговото качество, последователност и аналитична цялост. Първоначално бяха премахнати невалидни записи,

включително редове, съдържащи липсващи показания на сензори, като „--“ контейнери, открити в необработените файлове, както и отклонения или физически неправдоподобни стойности като производство на отрицателна енергия или екстремни температурни показания извън реалистичните оперативни граници. След това форматирането беше стандартизирано в набора от данни: датите бяха преобразувани в единен формат ГГГГ-ММ-ДД, а цифровите колони, включително производство на енергия, напрежение и ток, бяха изрично прехвърлени в типове данни с плаваща запетая за точно изчисление. И накрая, всички потоци от данни бяха синхронизирани с ежедневна честота, за да се гарантира, че всеки ред в набора от данни представлява единна моментна снимка както на условията на околната среда, така и на производителността на системата в един и същи момент от време. Това многовариантно подравняване е от съществено значение за всяко моделиране на времеви серии или корелационен анализ на кръстосани характеристики, извършен по-късно в проучването.

#### 6.3.4. Примерна моментна снимка на данни

Моментната снимка, представена в Таблица б.1, илюстрира представителни ежедневни записи, извлечени от набора от данни, подчертавайки влиянието на сезонните и метеорологичните вариации върху работата на микромрежата. Както се наблюдава, зимните условия (напр. декември) се характеризират с по-ниски температури на околната среда и по-високи стойности на напрежението поради намален термичен стрес върху фотоволтаичните компоненти, докато текущите стойности обикновено са по-ниски в отговор на намаленото слънчево излъчване. Обратно, летните условия (напр. юли) показват повишени нива на ток в резултат на по-високо производство на енергия, въпреки че напрежението може леко

да намалее поради повишената температура на околната среда. Освен това, промените в облачната покривка, които пряко влияят върху нивата на излъчване, допринасят за колебания в дневния добив на енергия. Тези примери подчертават динамичния характер на производството на слънчева енергия при реални условия на околната среда.

Таблица 6.1- Моментна снимка на данни

Дата	Производство [kW]	Напрежение [V]	Ток [A]	Температура [°C]	Влажност [%]	Облачно покритие [%]
2024-07-01	760.43	977.26	778.12	26.2	58	6.5
2024-12-18	278,73	958.9	290,68	2.0	90	44.42
2024-03-20	787.10	993.98	791.87	3.9	1	11.91

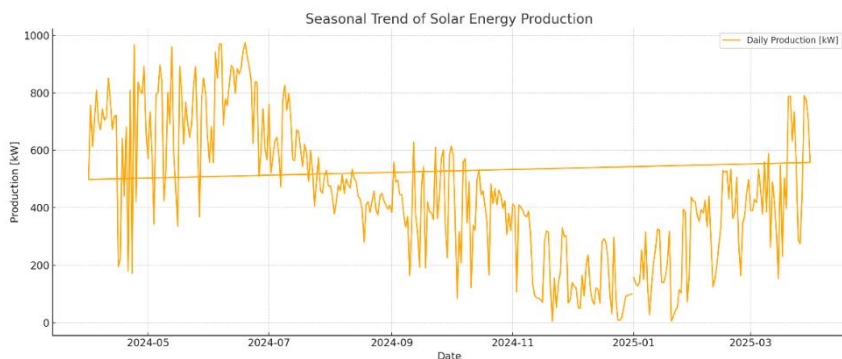
## 6.4. Проучвателен анализ на данни (EDA)

Този раздел представя подробен проучвателен анализ на данни (exploratory data analysis (EDA)) на набора от данни за микромрежата UBT, с цел идентифициране на сезонни поведения, зависимости от околната среда и аномалии в данните, които могат да повлияят както на точността на прогнозиране, така и на ефективността на оптимизацията.

### 6.4.1. Сезонни модели в слънчевото производство

За да се наблюдава развитието на генерирането на слънчева енергия през годината, беше създадена визуализация на времеви серии (Фиг. 6.4), използвайки дневни стойности на производство на енергия. Тази графика разкрива ясни сезонни цикли, слънчевата мощност се увеличава през пролетта и достига пикове през лятото, когато слънчевата радиация е висока, преди да намалее през есента и да достигне минимални нива през зимата. Тези тенденции отразяват очакваните колебания в

наличността на слънчева енергия в централноевропейския климатичен регион.

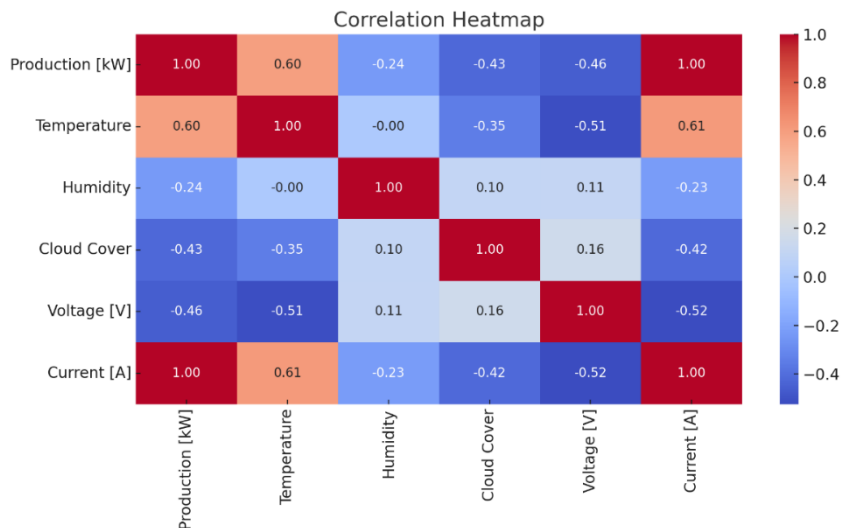


Фиг. 6.4. Сезонна тенденция на производството на слънчева енергия

### 6.4.2. Корелационен анализ

Конструирана е корелационна матрица за количествено определяне на линейните зависимости между производството и околната среда или електрическите параметри. В резултат на този анализ се стигна до следните прозрения:

- Производството на енергия и токът показват много силна положителна корелация, която се очаква, тъй като токът съответства директно на генерираната мощност.
- Температурата също корелира положително с производството на енергия (Фиг. 6.5), макар и в по-малка степен, поради забавящите ефекти на ефективността на панелите при топлина.
- Облачната покривка представя ясна обратна връзка с производството на енергия – показвайки, че високата облачност води до намалено производство на енергия.
- Напрежението показва относително ниска променливост и слаба корелация с други променливи, тъй като неговите колебания са по-малко динамични от тези на тока.

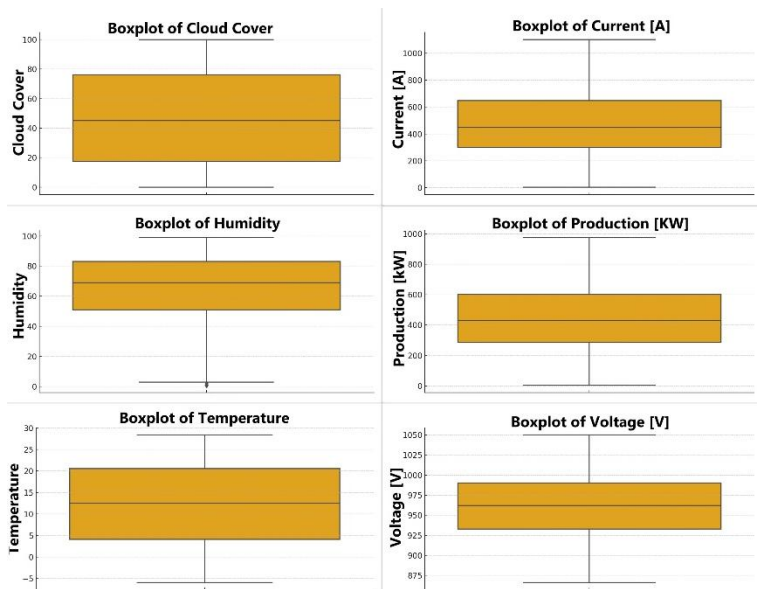


Фиг. 6.5. Корелационна топлинна карта

### 6.4.3. Разпределение и откриване на отклонения

Фигура 6.6 илюстрира графики за шест критични променливи, записани от микрорежовата система UBT през 2024 г.: напрежение [V], ток [A], производство на енергия [kW], температура [°C], влажност [%] и облачно покритие [%]. Тези визуализации осигуряват интуитивно разбиране на централната тенденция, дисперсията и присъствието на извънредни стойности във всяка характеристика на набора от данни. Графиките за производство на енергия и текуща енергия разкриват дясно изкривено разпределение, което показва, че докато повечето дневни стойности са групирани около долния до средния диапазон, по-малък брой дни с висок добив значително увеличават горния диапазон, обикновено свързан с пиковата лятна производителност. Температурните данни показват широк интерквартилен диапазон поради сезонни колебания, докато влажността и облачната покривка показват по-голяма

променливост, която може да повлияе на слънчевото излъчване и, следователно, на добива на енергия. Стойностите на напрежението остават относително стабилни с по-малко отклонения, отразяващи последователната работа на панела. Взети заедно, тези графики служат като основа за идентифициране на аномалии и разбиране на оперативните модели в работата на микрорежата през цялата година.



Фиг. 6.6. Разпределение и откриване на отклонения

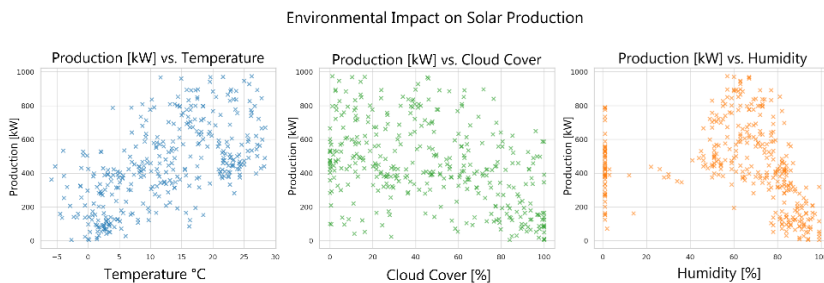
#### 6.4.4. Анализ на точковата диаграма: въздействие върху околната среда

За по-нататъшно изследване на прякото въздействие на метеорологичните условия върху добива на енергия бяха генерирани диаграми на разсейване както следва (Фиг. 6.7):

- Температура спрямо производство на енергия: показва умерено покачване на продукцията с повишаване на

температурата, въпреки че екстремната топлина може да ограничи ефективността.

- Влажност спрямо производство на енергия: илюстрира лека отрицателна корелация – по-високата влажност обикновено съответства на по-ниско слънчево генериране на енергия.
- Облачното покритие спрямо производството на енергия: показва силна обратна връзка, утвърждавайки облачността като една от най-въздействащите променливи.



Фиг. 6.7. Въздействие на околната среда върху производството на слънчева енергия

## 6.5. Прогнозиране на производството на слънчева енергия с помощта на LSTM и данни за времето

Следвайки изчерпателния тръбопровод за събиране и предварителна обработка на данни, описан в раздел 6.3, този раздел представя дизайна и прилагането на рамка за прогнозиране на ежедневното производство на слънчева енергия в UBT микрорежата. Решението за прогнозиране съчетава техники за задълбочено обучение, по-специално мрежи за дълготрайна краткосрочна памет (Long Short-Term Memory (LSTM)) с данни за прогнозата за времето, което прави възможно

предвиждането на бъдещата наличност на енергия. Тази способност за прогнозиране е от решаващо значение за подобряване на оперативната ефективност на микромрежата, позволявайки балансирането на натоварването, управлението на съхранението на енергия и стратегическото диспечирание на енергия. Освен това, чрез интегриране на бекенд модела с модерен базиран на библиотеката React потребителски интерфейс, системата за прогнозиране става едновременно практична и лесна за използване от изследователи и оператори.

### 6.5.1. Дизайн на модела и стратегия за обучение

Моделът LSTM беше избран заради неговата сила при улавяне на времеви зависимости в многовариантни времеви серии, което е особено важно в слънчеви енергийни системи, засегнати от динамични условия на околната среда, като облачно покритие, температура и влажност. Както е описано подробно в раздел 6.3, наборът от данни е съставен от ежедневни наблюдения в една година (2024 г.) от UBT микромрежата и съответните данни за времето.

Стратегията за обучение на модела възприе подход на плъзгащ се прозорец, използвайки непрекъснатата последователност от последните 10 дни (`window_size = 10`), за да предвиди производството на следващия ден. Всяка тренировъчна последователност се състоеше от четири ключови характеристики:

- Дневна продукция (kW);
- Температура (°C);
- Влажност (%);
- Облачно покритие (%).

Архитектурата на окончателния модел, реализирана с помощта на TensorFlow/Keras, се състои от два LSTM слоя с регулиране на

отпадането, последвано от плътен изходен слой. Беше използвано ранно спиране, за да се избегне прекомерното обучение.

```
model = Sequential()  
model.add(LSTM(50, activation='relu',  
return_sequences=True, input_shape=(10, 4)))  
model.add(Dropout(0.2))  
model.add(LSTM(30, activation='relu'))  
model.add(Dropout(0.2))  
model.add(Dense(1))
```

Първоначално моделът беше обучен и оценен, използвайки набор от данни от реалния свят, състоящ се от 365 дневни записи за 2024 г. Този ограничен набор от данни доведе до неоптимална производителност, със средна абсолютна грешка (MAE) от 122,02, средноквадратична грешка (RMSE) от 156,32 и относително ниска стойност на квадратичната грешка ( $R^2$ ) от 0,29. Тези показатели отразяваха ограничената способност на модела за обобщаване поради малкия размер на набора от данни. За да се преодолеят ограниченията от наличието на реални данни само за 2024 г., бяха създадени допълнителни данни, които да обхванат периода от 2000 до 2023 г. Този синтетичен набор от данни беше генериран с помощта на Python скрипт, който следваше разпознаваеми сезонни модели и добавяше естествени, случайни вариации, за да отрази условията в реалния свят. В резултат на преобучението на модела върху разширения набор от данни, показателите за оценка се подобриха значително, постигайки средна абсолютна грешка (MAE) от 53,51, средноквадратична грешка (RMSE) от 73,00 и стойност на квадратичната грешка ( $R^2$ ) от 0,91, както е показано на Фигура 6.8, която показва актуализираните резултати от оценката, заснети директно от изхода на терминала след тестване на модела.

```
predictions = model.predict(X_test)
y_test_inv = scaler_y.inverse_transform(y_test)
predictions_inv = scaler_y.inverse_transform(predictions)

mae = mean_absolute_error(y_test_inv, predictions_inv)
rmse = np.sqrt(mean_squared_error(y_test_inv, predictions_inv))
r2 = r2_score(y_test_inv, predictions_inv)

print("\nModel Evaluation Metrics:")
print("Mean Absolute Error (MAE): {:.2f}".format(mae))
print("Root Mean Squared Error (RMSE): {:.2f}".format(rmse))
print("R-squared (R2): {:.2f}".format(r2))
```

```
Model Evaluation Metrics:
Mean Absolute Error (MAE): 53.51
Root Mean Squared Error (RMSE): 73.00
R-squared (R2): 0.91
```

Фиг. 6.1 - Метрики за оценка на модела

## 6.5.2. Подход за многодневно прогнозиране

За разлика от традиционните едноетапни методи за прогнозиране, тази система е проектирана да извършва многодневно прогнозиране с помощта на рекурсивен извод. Цикълът на прогнозиране започва с последната известна 10-дневна последователност от исторически данни и за всяка стъпка на прогнозиране се изпълнява следното:

1. Прогнозира се следващата производствена стойност.
2. Тази прогноза, съчетана с прогнозираните метеорологични характеристики за деня, формира новия вход.
3. Актуализираната последователност се въвежда в модела за прогнозиране на следващия ден.

Този процес се повтаря за целия прогнозен хоризонт (напр. 16 дни), като се използват известни метеорологични данни за бъдещето, докато се надгражда върху прогнозираните от модела производствени резултати.

```
for i in range(len(temperature)):  
    next_input = [predicted_production, temperature[i],  
humidity[i], cloud_cover[i]]  
    input_sequence = np.append(input_sequence[:, 1:, :],  
[[next_input]], axis=1)
```

Тази рекурсивна стратегия позволи на системата да симулира развиващото се поведение на слънчевата производствена система при предстоящи метеорологични условия.

### 6.5.3. Backend API за извод за прогноза

За да се улесни интегрирането с други системи и потребителски интерфейси, беше разработен RESTful интерфейс за приложно програмиране (Application Programming Interface (API)) с помощта на Flask. Крайната точка /predict\_production получава JSON полезен товар, съдържащ:

- Масиви за температура, влажност и облачност за бъдещи дни;
- Матрица recent\_data, съдържаща исторически данни за последните 10 дни с всичките 4 функции.

При получаване на полезния товар, бекендът зарежда обучения LSTM модел и прилага метода на рекурсивно прогнозиране, връщайки списък с прогнози за ежедневна продукция.

```
{  
    "temperature": [...],  
    "humidity": [...],  
    "cloud_cover": [...],
```

```
"recent_data": [[production, temp, hum, cloud],  
...]  
}
```

API осигурява леки възможности за извод в реално време, които могат да се използват не само от интерфейса, но и от приложения за управление на енергията на трети страни.

#### 6.5.4. Агрегиране на данни за времето чрез Open-Meteo API

Тръбопроводът за прогнозиране се интегрира безпроблемно с прогнози за времето в реално време, извлечени от Open-Meteo API, конфигурирани за точните координати на микромрежата UBT в Липян. Почасовите данни за: температура (°C), относителна влажност (%) и облачност (%) се извличат за 16-дневен хоризонт и след това се обобщават в средни дневни стойности с помощта на персонализирана логика:

```
const avgTemperature = temps.reduce((sum, val) => sum + val, 0) / temps.length;
```

Получените ежедневни данни за времето се форматират и предават на модела като бъдещ вход.

#### 6.5.5. Внедряване на интерфейса: Визуализация, базирана на библиотеката React

За да се направят прогнозите приложими и разбираеми както за технически, така и за нетехнически потребители, с помощта на библиотеката React беше изграден адаптивен уеб интерфейс. React е библиотека за уеб и нативни потребителски интерфейси. Предният интерфейс извлича данни за времето, изпраща ги към задния край с исторически последователности и визуализира получените прогнози.

Първата визуализация е динамична таблица, показваща за деня:

- Дата на прогнозата;
- Прогнозирано слънчево производство (kW);
- Средна температура (°C);
- Средна влажност (%);
- Облачно покритие (%).

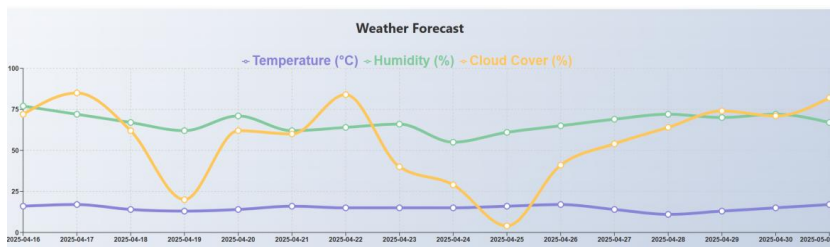
Таблицата интегрира динамични данни, извлечени от бекенда, и ги подравнява с входните данни за прогнозата за времето, което улеснява потребителите да съпоставят производствената прогноза с очакваните условия на околната среда. Крайният резултат се изобразява като елегантна, отзивчива таблица, където редуващи се цветове на редове, фини граници и ясна типография подобряват визуалната йерархия и използваемост. Стилът също така се адаптира елегантно към различни размери на екрана, което прави интерфейса достъпен както на настолни, така и на мобилни устройства. Таблицата с прогнозни стойности (Таблица 6.2) показва дневните прогнози за производство на енергия заедно с данните за температура, влажност и облачност. Тази визуална обратна връзка в реално време прави резултатите от модела приложими и интерпретируеми от инженери, изследователи и лица, вземащи решения.

Вторият компонент за визуализация се фокусира върху входните данни на околната среда. Той използва библиотеката Recharts, за да изобрази интерактивна линейна диаграма, показваща трите ключови метеорологични променливи: температура (°C), влажност (%) и облачност (%) през прогнозния период. Като наблюдават ежедневните вариации в тези параметри, изследователите и инженерите могат визуално да оценят как атмосферните условия могат да повлияят на генерирането на слънчева енергия.

Таблица 6.2 – Таблица с прогнозни стойности

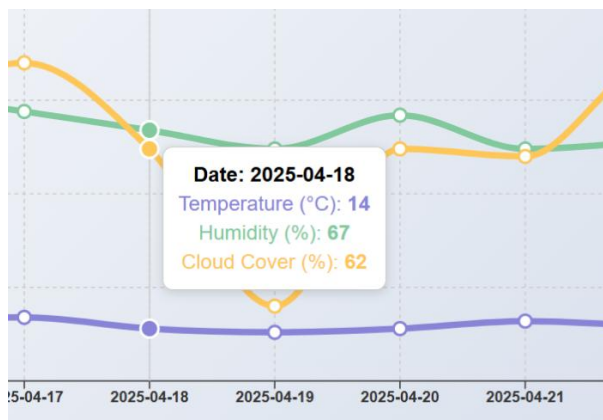
Дата	Предсказано производство [kW]	Средна температура [°C]	Средна влажност [%]	Средно облачно покритие [%]
4/17/2025	241.64	16.00	77.00	72.00
4/18/2025	243.46	17.00	72.00	85.00
4/19/2025	251.86	14.00	67.00	62.00
4/20/2025	265.10	13.00	62.00	20.00
4/21/2025	281.54	14.00	71.00	62.00
4/22/2025	297.34	16.00	62.00	60.00
4/23/2025	314.30	15.00	64.00	84.00
4/24/2025	328.16	15.00	66.00	40.00
4/25/2025	345.96	15.00	55.00	29.00
4/26/2025	362.59	16.00	61.00	4.00
4/27/2025	376.91	17.00	65.00	41.00
4/28/2025	384.63	14.00	69.00	54.00
4/29/2025	389.33	11.00	72.00	64.00
4/30/2025	398.59	13.00	70.00	74.00
5/01/2025	412.18	15.00	72.00	71.00
5/02/2025	416.27	17.00	67.00	82.00

Визуалното представяне е особено полезно при тълкуването на връзката между екологичните предиктори и прогнозираните производствени нива. Усъвършенстваният резултат е показан на Фигура 6.9, където всеки метеорологичен параметър е ясно цветно кодиран и визуално отделен за интуитивно разбиране.



Фиг. 6.9. Диаграма на прогнозата за времето

Пример за функцията за подсказка, активирана при задържане на курсора на мишката над конкретен ден, е показан на Фигура 6.10, ясно подчертаващ точните стойности на температурата, влажността и облачността за 18 април 2025 г.

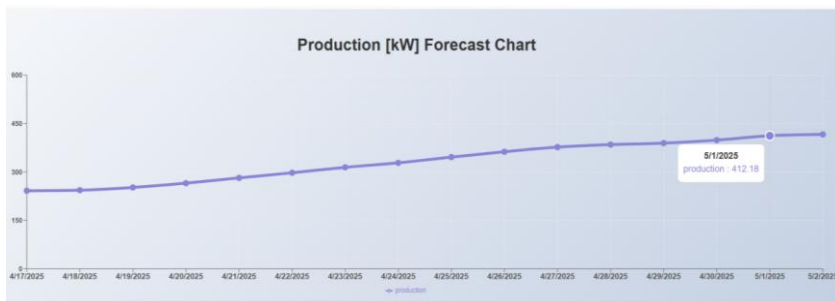


Фиг. 6.10. Функцията подсказка

Тази диаграма играе решаваща роля в контекстуализирането на входните данни, използвани в модела за прогнозиране, и допълва таблицата с прогнози, като визуално разказва историята на околната среда зад числата.

Следвайки визуализацията на метеорологичните параметри, третият компонент измества фокуса към прогнозираното производство на слънчева енергия през прогнозния хоризонт. Тази диаграма предоставя ясно и достъпно представяне на изхода на модела LSTM, показвайки как се очаква да се развива дневното производство под влияние на прогнозираните метеорологични условия. Диаграмата е реализирана с помощта на библиотеката Recharts, като се използва нейната персонализирана естетика и интерактивност. Всяка прогнозирана производствена стойност се изобразява на изчистен, градиентно подобрен фон със заоблени ръбове, създавайки визуално приятен и четим интерфейс. Потребителите могат да задържат

курсора на мишката върху отделни точки от данни, за да се покажат подсказки, разкриващи точната прогнозирана продукция (в kW) за всеки ден, съществена характеристика за вземащите решения, които наблюдават операциите на микромрежата.



Фиг. 6.11. Диаграма на прогнозираното производство на енергия

Пример за диаграма на прогнозираното производство на енергия е представен на Фигура 6.11, където системата очаква производството на енергия да нараства стабилно през прогнозния период. Подсказката на 1 май 2025 г. показва производствена стойност от 412,18 kW, демонстрирайки прецизността и яснотата на тази визуализация.

## 6.6. Интегриране на системата и стратегия за внедряването ѝ

Системата за прогнозиране, метеорологичната услуга и интерфейсът за вход са проектирани като отделни услуги, което прави системата модулна и готова за работа в облака. Тя може да бъде внедрена съответно като:

- Самостоятелна услуга за прогнозиране в интелигентни системи за управление на микромрежи,
- Визуално табло за енергийни оператори и изследователи,

- Или микроуслуга, интегрирана с Интернет на нещата (IoT) платформи, събиращи данни от сензори в реално време.

С допълнителни подобрения като адаптивно обучение и откриване на аномалии, рамката може да бъде обобщена и за други контексти на възобновяема енергия.

## 6.7. Симулация на производството на енергия и функционирането на батериите

Въз основа на инфраструктурата в реалния свят и предсказуемото моделиране, описани в предишните раздели, беше разработен симулационен модул за емулиране (подражаване) на динамичното поведение на производството на слънчева енергия и съхранението на енергия с батерии в микромрежовата система UBT. Целта на тази симулация беше да се създаде контролирана среда, в която могат да се генерират синтетични, но реалистични оперативни сценарии за валидиране, тестване и за образователни цели. Чрез улавяне на зависимата от времето променливост на слънчевото генериране на енергия и поведението на енергийния буфер на акумулаторната система, тази симулация подобрява приложимостта на системата като жива лаборатория и разширява нейната полезност за бъдещи изследвания на стратегии за оптимизация на микромрежи.

Модулът за симулация е реализиран на езика Python и е проектиран да отразява дневните и сезонните характеристики, наблюдавани в реални фотоволтаични (PV) системи. Освен това динамиката на функциониране на батериите е моделирана, за да отрази влиянието на променливите модели на генериране и потребление на енергия върху развитието на състоянието на зареждане (State of Charge (SoC)).

### 6.7.1. Симулация на слънчева енергия

Симулацията на слънчевата мощност е изградена около естествените циркадни и годишни ритми на слънчевото излъчване (слънчевата радиация). Дневната вариация се моделира с помощта на синусова функция, която достига своя пик на слънчевия обяд (приблизително 12:00 ч.) и пада до нула извън активните дневни часове (обикновено между 6:00 ч. и 18:00 ч.). Този профил е в съответствие с наблюдаваното поведение при слънчево производство и гарантира, че симулираният изход поддържа времева съгласуваност със слънчевите цикли в реалния свят. За да отчете сезонните ефекти, симулацията включва косинус-базиран модулационен фактор, който варира в зависимост от деня от годината. Максималното облъчване е центрирано около лятното слънцестоене (ден 172), като постепенно намалява към зимното слънцестоене, в съответствие с аксиалния наклон на Земята и неговото въздействие върху нивата на слънчева светлина. Полученият сезонен фактор динамично регулира амплитудата на дневната синусоида, произвеждайки по-високи добиви на енергия през лятото и намалени добиви през зимата. Освен това метеорологичните условия се въвеждат стохастично, за да отразят атмосферната променливост. Три категорични състояния ясно, частично облачно и облачно се присвояват вероятно с съответните редукиционни коефициенти за максимален потенциален добив на енергия. Ясните условия запазват пълното излъчване, докато облачните дни значително го отслабват, в съответствие с поведението, наблюдавано в емпиричните масиви от слънчеви данни. Добавят се и произволни малки смущения, за да се емулира (подражава) шум от сензори и други незначителни фактори на околната среда.

По този начин крайната симулирана изходна слънчева мощност на всяка времева стъпка се определя като произведение на:

- Зависимост от времето на деня (синусоида),
- Сезонна модулация (косинус корекция),
- Затихване, причинено от метеорологичното време (категоричен вероятностен модел),
- Рандомизиран шум (за въвеждане на естествена вариация).

Този многопластов подход гарантира, че симулацията на производството на слънчева енергия не е просто синтетична, но статистически и поведенчески съобразена с очакваната производителност на фотоволтаичната система при различни условия.

### 6.7.2. Симулация на зареждането на батериите

Подсистемата с батерии (акумулатори) беше симулирана, за да се моделира динамиката на съхранението на енергия в отговор на баланса между генерираната слънчева енергия и търсенето на енергия. Моделът приема начален заряд на батериите от 50%, с ограничен работен диапазон от 0% до 100%, за да отрази физическите ограничения на технологиите за литиево-йонни батерии, като например модулите Pylontech US3000C, използвани в микромрежата UBT. На всяка стъпка от симулацията нетната енергия се изчислява като разлика между симулираната слънчева мощност и синтетичния профил на натоварване. Самият профил на натоварване е проектиран да варира на случаен принцип в рамките на правдоподобен дневен диапазон, симулирайки реалистични модели на потребление, открити в малки институционални или жилищни микромрежи.

След това нетната енергия се мащабира и се използва за регулиране на състоянието на зареждане на батерията:

- Положителната нетна енергия (генерирането надвишава потреблението) води до зареждане на батерията.

- Отрицателната нетна енергия (консумацията надвишава генерирането) води до разреждане на батерията.

Уравнението за актуализация гарантира, че презареждането на батерията и дълбокото разреждане са предотвратени, поддържайки граници на оперативна безопасност, критични за дългосрочното здраве на батерията. В допълнение, сравнително скромният коефициент на мащабиране за регулиране на енергията въвежда изглаждащ ефект, симулиращ инерцията, наблюдавана в реални системи с батерии поради ограничените скорости на зареждане и разреждане.

Чрез интегрирането на тази динамична реакция в симулацията, моделът улавя точно:

- Способността на батерията да съхранява излишната слънчева енергия по време на периоди на високо производство;
- Ролята на батерията за компенсирание на енергийни дефицити по време на облачни периоди или през нощта;
- Цикличният характер на цикъла на батерията при типична дневна променливост на слънчевата енергия и натоварването.

### 6.7.3. Състояние и изпълнение на симулационната система

Симулацията поддържа споделено глобално състояние, актуализирано в реално време с всеки цикъл на изпълнение. Всяка итерация на симулацията (`simulation_step`) опреснява:

- Изхода на слънчева енергия,
- Метеорологичните условия,
- Търсенето на енергия от товара,
- Актуализираното състояние на зареждане на батериите,
- Времето на клеймо на симулационното събитие.

Модулният характер на симулационната рамка гарантира, че всеки компонент на слънчевата мощност, натоварването и реакцията на батериите могат да бъдат независимо коригирани или разширени в бъдещи проучвания. Например, докато настоящият фокус изключва динамиката на вятърните турбини, основната система е проектирана с мисъл за разширяване, което позволява бъдещо интегриране на допълнителни възобновяеми източници или технологии за съхранение, без да се нарушава основната архитектура.

По този начин симулационният модел служи както като среда за валидиране на системата за прогнозиране, така и като самостоятелен инструмент за образователни демонстрации и изследователски изследвания върху динамиката на микромрежата.

## 6.8. Подход за оптимизация

Предложен е хибриден подход за оптимизиране на микромрежи, включващ евристични техники и еволюционни алгоритми, с управление с изкуствен интелект (AI). Той комбинира тези три компонента (евристични техники, еволюционни алгоритми и изкуствен интелект), за да получи крайното решение:

- Евристичните алгоритми стартират процеса на оптимизация, като предоставят интуитивни и бързи решения.
- Еволюционните алгоритми валидират и подобряват тези решения чрез глобално търсене.
- Изкуственият интелект осигурява адаптивност и интелигентно вземане на решения в реално време чрез постоянно подобряване на стратегията чрез самообучение

Изпълнението на хибридният подход за оптимизация на микромрежа е организирано съгласно следния сценарий:

- 1) Цел на оптимизацията: Основната цел на този хибриден подход е да се оптимизират енергийните потоци в микромрежата, като се минимизира потреблението на енергия и същевременно се гарантира надеждността и стабилността на мрежата. Това може да включва оптимизиране на разпределението на енергията, включително управлението на възобновяемите енергийни източници (напр. слънчевите панели и вятърни турбини), батериите и традиционните енергийни източници.
- 2) Евристични техники за оптимизация: Евристични техники могат да се използват за първоначално решаване на оптимизационната задача, като например алгоритъм за търсене с ограничени ресурси или локални алгоритми за търсене. Тези алгоритми ще бъдат използвани за бързо намиране на решения, които са добри, но не непременно глобално оптимални. Те могат да осигурят интуитивен и адаптивен подход, който може бързо да реагира на динамичните условия на микромрежата.
- 3) Еволюционни алгоритми (EA): За да се намери глобално оптимално решение, евристичните техники могат да се комбинират с еволюционни алгоритми като генетични алгоритми (GA) или диференциална еволюция (DE). Тези алгоритми имитират еволюционни процеси и използват популации от възможни решения, които се комбинират, модифицират и избират въз основа на тяхната годност. Например:
  - Генетичните алгоритми могат да се използват за оптимизиране на разпределението на натоварването в микромрежа чрез комбиниране на стратегии за управление на енергията на батериите, оптимизация на слънчевите панели и управление на вятърните турбини.

- Диференциалната еволюция може да се използва за оптимизиране на контролните параметри на микромрежата, прилагайки стратегии за изключване или активиране на генераторен блок и управление на натоварването, като същевременно се вземат предвид минимизирането на разходите и максимизирането на устойчивостта на системата.
- 4) Интегриране на изкуствен интелект: Изкуственият интелект може да бъде внедрен за подобряване на вземането на решения в реално време. Например, Обучението с подсилване (Reinforcement Learning) може да се използва за обучение на интелигентни агенти, които адаптират поведението на микромрежата въз основа на награди и наказания, като същевременно се вземат предвид динамични променливи като цените на енергията, потреблението и наличието на възобновяеми източници.
- Изкуственият интелект може също да се използва за прогнозиране на бъдещи натоварвания и тенденции в производството на енергия, което позволява оптимизиране на разпределението на ресурсите въз основа на прогнози и текущи условия.

## 6.9. Киберсигурност на микромрежата

Този раздел въвежда комбинирана стратегия за киберсигурност, предназначена за защита на микромрежите, включваща откриване на аномалии, управлявано от машинно обучение, заедно с методи за предварителна обработка на данни. Предложената система интегрира два основни компонента, техники за предварителна обработка на данни и автокодираща невронна мрежа, за да осигури стабилни мерки за киберсигурност:

- Методите за предварителна обработка на данни първоначално прецизират данните от сензора, за да подобрят точността и надеждността на процеса на откриване на аномалии.
- Алгоритмите за машинно обучение, базирани на автоенкодер, идентифицират отклонения от нормалните оперативни модели, откривайки аномалии, които могат да показват кибер заплахи за електрическите компоненти.

Ефективността на системата за киберсигурност за управление на микромрежи е организирана съгласно следния сценарий:

- 1) Цел на киберсигурността: Основната цел е да се подобри устойчивостта и сигурността на микромрежата чрез непрекъснат мониторинг на оперативните данни и своевременно идентифициране на аномалии, които биха могли да доведат до повреди или кибер инциденти. Това включва защита на критични параметри като ток и напрежение.
- 2) Техники за предварителна обработка на данни: Предварителната обработка на данни е от съществено значение за точното откриване на аномалия. Използваните техники включват:
  - Отстраняване на извънредни стойности с помощта на метода на интерквartilния диапазон (Interquartile Range (IQR)) за филтриране на необичайни стойности в резултат на неизправности на сензори или шум.
  - Нормализирането на данните чрез стандартно мащабиране осигурява последователни диапазони от данни, предотвратявайки пристрастни резултати поради различни цифрови мащаби сред различните показания на сензорите.

3) Базирано на автоенкодер откриване на аномалии: Компонентът за откриване на аномалии е изграден около невронна мрежа на автоенкодер, обучена върху исторически данни за разпознаване на стандартни работни модели. Този обучен модел след това обработва входящи данни в реално време, за да открие незабавно отклонения, показателни за потенциални аномалии. Този модел на обучение без надзор включва:

- Енкодер, който компресира данни в представяния с по-ниско измерение, и декодер, който реконструира данните за ефективно откриване на отклонения.
- Адаптивни прагови методи, базирани на статистически анализ на разпределението (средно, стандартно отклонение и проценти) за динамично определяне на праговете на аномалии, осигуряващи чувствителност и специфичност при откриване.

Тази интегрирана стратегия за киберсигурност значително подобрява устойчивостта на микромрежата чрез своевременното откриване на аномалии, оценка на тяхната сериозност и позволяване на бързи и добре информирани реакции за предотвратяване на прекъсвания в подаването на енергия и кибер инциденти.

## 6.10. Дискусия

Прилагането на управлявана от изкуствен интелект (AI) рамка за прогнозиране на произвежданата слънчева енергия за микромрежовата система UBT представлява значителен напредък в преследването на интелигентна, устойчива инфраструктура в образователни и изследователски среди. Това проучване демонстрира как интегрирането на метеорологични данни в реално време, исторически модели на слънчево производство на енергия, алгоритми за дълбоко обучение и

интерактивна уеб-базирана визуализация може да доведе до решение за прогнозиране, което е едновременно технически стабилно и практически приложимо. Системата е проектирана с двойната цел да подобри оперативната надеждност и да насърчи ученето чрез преживяване в областта на изкуствения интелект, енергийната информатика и Интернет на нещата (IoT).

Един от най-ценните резултати от тази система за прогнозиране се крие в способността ѝ да поддържа прогнозно управление на енергията в микромрежата. Чрез точни многодневни прогнози за производството на слънчева енергия операторите на кампуса могат да вземат информирани решения относно използването на съхранението на енергия, балансирането на натоварването и приоритизирането на консумацията. Методът на рекурсивно извеждане, който изгражда прогнози ден за ден въз основа на оперативни данни за последните 10 дни и предстоящи метеорологични променливи, позволява на системата да улови временното развитие на слънчевото производство с ниво на детайлност, подходящо както за целите на планирането, така и за контрола. Този метод се оказва особено ефективен по време на стабилни сезонни периоди, като пролетта и лятото, когато атмосферната променливост е по-ниска и производствените модели са по-предвидими.

В допълнение към оперативните ползи, рамката въвежда значителна педагогическа стойност. В UBT микромрежата не само захранва физическата инфраструктура, но също така функционира като жива лаборатория, където студенти и изследователи могат да взаимодействат с енергийни системи в реалния свят. Това решение за прогнозиране илюстрира как теоретични модели като LSTM невронни мрежи могат да бъдат контекстуализирани чрез управлявани от данни инженерни проекти. Интегрирането на машинно обучение с данни от сензори в реалния свят създава мултидисциплинарна учебна

среда, където студентите могат да изследват сближаването на науката за данни, устойчивостта и разработката на софтуер.

Един от ключовите приноси на тази работа е интерпретируемостта на резултатите от модела. Вместо да работи като машина за прогнозиране на черна кутия, системата набляга на визуалната яснота чрез внимателно проектиран потребителски интерфейс. Предният интерфейс показва производствени прогнози заедно със съответните им екологични параметри както в табличен, така и в диаграмен формат. Това включва динамични елементи като подсказки и подчертавания на данни, които предлагат незабавна представа за факторите, влияещи върху прогнозираните резултати. Например производствената таблица (Фигура 6.5) показва как производството се подравнява с температурата, влажността и облачната покривка, докато линейните диаграми (Фигури 6.6 и 6.7) предоставят интуитивни тенденции и позволяват по-задълбочено разпознаване на модели от потребители, които не са експерти. Тази философия на дизайна, съсредоточена около достъпността и прозрението, гарантира използваемостта на платформата в множество групи заинтересовани страни, включително изследователи, инженери, мениджъри на съоръжения и плановици на политики.

От гледна точка на моделиране, избраната архитектура на LSTM беше подходяща за характера на времевите серии на данните за слънчевата енергия. Нейният капацитет да улавя последователни зависимости през дните, без да изхвърля контекста, позволява на системата да отчете постепенните промени в производството, които се влияят от променливостта на времето и оперативната инерция. Включването на множество входни характеристики, особено на облачната покривка, която показва силна отрицателна корелация с производството на енергия, значително подобри точността на прогнозиране на модела. Освен това, използването на отпадащи слоеве и ранното спиране помогнаха да се избегне

прекомерното обучение и осигуриха генерализация към невиджани условия.

Също толкова важна е модулната и разширяема архитектура на системата. Всеки компонентен бекенд модел, API слой и базиран на библиотеката React интерфейс е проектиран като независим модул, позволяващ лесно адаптиране и внедряване. Тази модулност осигурява мащабируемост по три критични измерения. Първо, тя позволява географска преносимост: моделът може да бъде преквалифициран и преразположен в различни региони с различни метеорологични профили. Второ, поддържа функционална разширяемост: могат да се добавят допълнителни екологични предиктори като скорост на вятъра или слънчева радиация без значителни структурни промени. Трето, архитектурата е готова за внедряване в реално време в облачни или периферни изчислителни среди, което позволява по-широко приемане в други микромрежи или интелигентни енергийни контексти.

Предложената рамка за прогнозиране е пример за реален, мащабируем и педагогически обогатяващ подход към управлението на енергията, подпомагано от изкуствен интелект. Той успешно свързва техническите иновации с образователното въздействие и проправя пътя за бъдещи изследвания на адаптивни енергийни системи в интелигентни кампуси и извън тях.

## 6.11 Изводи

Тази глава представя интегриран хибриден подход за оптимизиране на енергийните потоци в рамките на микромрежата в кампуса на UBT, като използва усъвършенствани евристични техники, еволюционни алгоритми и механизми за управление, базирани на изкуствен интелект. Синергията на тези

компоненти значително подобрява вземането на оперативни решения в реално време, оптимизира разпределението на енергията и повишава стабилността и надеждността на микромрежовата инфраструктура.

Прилагането на евристични алгоритми осигурява бърз и адаптивен отговор на динамичните работни условия, поставяйки солидна основа за първоначални усилия за оптимизация. Допълването на тези алгоритми с еволюционни алгоритми като генетични алгоритми и диференциална еволюция ефективно подобриха и валидираха решенията, гарантирайки постигането на целите за глобална оптимизация. Освен това, подходите на изкуствения интелект, по-специално обучението с подсилване и базираното на дълбоко обучение прогнозиране, добавиха критичен слой на адаптивност, позволявайки на микромрежата да коригира проактивно разпределението на енергия въз основа на условията в реално време и прогнозните анализи.

Критичен аспект на това изследване включва подобряване на киберсигурността чрез сложни стратегии за откриване на аномалии. Използвайки невронни мрежи за автоматично кодиране, комбинирани със строги техники за предварителна обработка на данни, системата надеждно идентифицира и класифицира аномалии, показващи потенциални кибер-заплахи или оперативни грешки. Този подход значително подсили устойчивостта на микромрежата, като позволи бързо и прецизно откриване на аномалии, оценка на тежестта на аномалиите и бързи, информирани реакции за смекчаване на кибер-инциденти.

Като цяло, интегрираните методологии за оптимизация и киберсигурност, описани подробно в това изследване, подчертават значителния потенциал на решенията, управлявани от изкуствен интелект, за подобряване на ефективността, надеждността и устойчивостта на микромрежовите системи. Насоките за бъдещи изследвания включват проучване на по-

дълбока интеграция с IoT технологиите, подобрения на адаптивността в реално време и по-широко приложение в различни контексти на възобновяема енергия, допринасяйки за устойчивото развитие на интелигентните енергийни системи.

## БЛАГОДАРНОСТ

Работата по тази глава е реализирана с финансовата подкрепа на Европейския фонд за регионално развитие в рамките на Оперативна програма „Национален план за възстановяване и устойчивост на България“, Процедура за директно предоставяне на безвъзмездни средства „Създаване на мрежа от научноизследователски висши учебни заведения в България“, по проект BG-RRP-2.004-0005 „Подобряване на капацитета и качеството на научните изследвания за постигане на международно признание и устойчивост на ТУ-София“.

## Библиография

1. Chenoweth H. (2018), The Rise of University Microgrids on College Campuses, <https://info.higheredfacilitiesforum.com/blog/the-rise-of-university-microgrids>
2. Siemens (2020), How University Microgrids Give Campuses Intelligent Control of Energy Assets and Use, In: “The Genius of Microgrids in Higher Education”, Special report of *Microgrid Knowledge* 2020, <https://assets.new.siemens.com/siemens/assets/api/uuid:0abd37f3-a8cf-41b1-b4be-36d33c553948/MGK-Report-Genius-of-Microgrids-in-Higher-Education-June2020-final.pdf>
3. Saeed, Muhammad & Fangzong, Wang & Kalwar, Basheer & Iqbal, Sajid. (2021). A Review on Microgrids’ Challenges & Perspectives. *IEEE Access*. PP. 1-1., DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3135083>.
4. Afifa Akter, Ehsanul Islam Zafir, Nazia Hasan Dana, Rahul Joysoyal, Subrata K. Sarker, Li Li, S M Muyeen, Sajal K. Das, Innocent Kamwa, A review on microgrid optimization with meta-heuristic techniques: Scopes, trends and recommendation, *Energy Strategy Reviews*, Vol. 51,

- 2024, 101298, ISSN 2211-467X, DOI: <https://doi.org/10.1016/j.esr.2024.101298>
5. Zheng, Zedong & Yang, Shengxiang & Guo, Yinan & Jin, Xiaolong & Wang, Rui. (2023). Meta-heuristic Techniques in Microgrid Management: A Survey. *Swarm and Evolutionary Computation*. 78. 101256. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.swevo.2023.101256>.
  6. Wang, C., Li, X. Optimization scheduling of microgrid comprehensive demand response load considering user satisfaction, *Scientific Reports*, 14, 16034 (2024). DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-024-66492-1>.
  7. Majeed, Muhammad & Phichisawat, Sotdhipong & Asghar, Furqan & Hussan, Umair, 2023/01/01, Optimal Energy Management System for Grid-Tied Microgrid: An Improved Adaptive Genetic Algorithm, *IEEE Access*, pp. (99): 1-1, DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3326505>.
  8. Akinyele D., Amole A., Olabode E., Olusesi A., and Ajewole T., (2021), Simulation and Analysis Approaches to Microgrid Systems Design: Emerging Trends and Sustainability Framework Application, *Sustainability* 2021, 13(20), 11299; DOI: <https://doi.org/10.3390/su132011299>
  9. Giedraityte A., Rimkevicius S., Marciukaitis M., Radziukynas V. and Bakas R., (2025), Hybrid Renewable Energy Systems—A Review of Optimization Approaches and Future Challenges, *Appl. Sci.* 2025, 15(4), 1744; DOI: <https://doi.org/10.3390/app15041744>
  10. Hossain A., Al Mamun, M. A., Hossain K., Al-Jawahry, H. M., (2024), AI-Driven Optimization and Management of Decentralized Renewable Energy Grids, *Nanotechnology Perceptions* 20(10):76-97,
  11. Zulu, M. L. T., Carpanen, R. P., and Tiako, R., (2023), A Comprehensive Review: Study of Artificial Intelligence Optimization Technique Applications in a Hybrid Microgrid at Times of Fault Outbreaks, *Energies* 2023, 16(4), 1786; DOI: <https://doi.org/10.3390/en16041786>
  12. Bilal M., Algethami, A. A., Imadullah, and Hameed S., (2024), Review of Computational Intelligence Approaches for Microgrid Energy Management, DOI: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3440885>, *IEEE Access*, Vol. 12, 2024, 123294 - 123321.

13. Blueplanet 50.0 TL3, <https://kaco-newenergy.com/index.php?eID=dumpFile&t=f&f=10186&token=3d6ef44b243767c518740a06df28edd14ea53994>
14. Pylontech US300C battery, [https://segensolar.eu/storage/pylontech/?gad\\_source=1&gad\\_campaignid=20361769338&gbraid=0AAAAAp3QkHTH\\_C02R710UEjfrtKK077Bd&gclid=CjwKCAjw24vBBhABEiwANFG7y6KqtFa80uSuyb-mTMEs8xUZ0ZqKcUOzYyYBSgqykOzblx4aVLGyuJR0CC3MQAvD\\_BwE](https://segensolar.eu/storage/pylontech/?gad_source=1&gad_campaignid=20361769338&gbraid=0AAAAAp3QkHTH_C02R710UEjfrtKK077Bd&gclid=CjwKCAjw24vBBhABEiwANFG7y6KqtFa80uSuyb-mTMEs8xUZ0ZqKcUOzYyYBSgqykOzblx4aVLGyuJR0CC3MQAvD_BwE)
15. Hajrizi E., (2024), The Smart City of UBT in focus – Rector Hajrizi speaks at the Smart Cities Conference in Budapest, <https://www.ubt-uni.net/en/the-smart-city-of-ubt-in-focus-rector-hajrizi-speaks-at-the-smart-cities-conference-in-budapest/>
16. Hajrizi E., (2025), “UBT SMART City” Model as a Testbed for Emerging Digital Technologies and Transformative Urban Planning, AESOP Annual Congress 2025, July 7-11, 2025, Yildiz Technical University, Istanbul, <https://congress.aesop-planning.eu/event/1/contributions/476/>
17. Marinova G., V. Guliashki and E. Hajrizi, (2023), "Energy consumption optimization in a smart university campus microgrid", *2023 International Balkan Conference on Communications and Networking (BalkanCom)*, İstanbul, Türkiye, June 5-8, 2023, pp. 1-6, DOI: <https://doi.org/10.1109/BalkanCom58402.2023.10167883> ,
18. Marinova G, E. Hajrizi, and V. Guliashki, (2024), "Smart Energy Management in an University Campus Microgrid", In: *Proceedings of the 7th International Balkan Conference on Communications and Networking (BalkanCom 2024)*, Ljubljana, Slovenia, June 3-6, 2024, pp. 76-81, ISBN: 9798350365962, IEEE #: CFP24M50-POD <https://www.balkancom.info/2024/program.html>

## 7. Заключение

Изследванията в областта на оптимизацията, управлението и експлоатацията на микромрежи са от ключово значение за развитието на устойчиви, гъвкави и интелигентни енергийни системи. Микромрежите съчетават различни енергийни източници, съхранение на енергия и потребители в локализирана система, която може да работи автономно или в синхрон с основната (централната) мрежа. Научните и инженерните усилия в тази област са насочени към повишаване на ефективността, надеждността и рентабилността на микромрежите, чрез прилагане на съвременни методи за контрол, диспечирание и икономическа оптимизация.

Една от основните насоки в изследванията е разработването на оптимизационни алгоритми, които да координират работата на различните компоненти в микромрежата – фотоволтаични панели, вятърни турбини, батерийни системи и гъвкави натоварвания. Използват се методи като линейно и нелинейно програмиране, стохастична оптимизация, както и евристични подходи като генетични алгоритми, оптимизация с рояк от частици и изкуствени невронни мрежи. Целта е минимизиране на разходите за енергия, намаляване на загубите и увеличаване на използването на възобновяеми енергийни източници, като се отчитат ограниченията на системата и несигурността в производството и търсенето.

В управлението на микромрежи се акцентира върху наблюдението, вземането на решения и автоматизацията в реално време. Напредъкът в Интернет на нещата (IoT), Облачните технологии и Периферните (edge) устройства позволява създаването на интелигентни платформи за управление, които събират и анализират данни от множество сензори и измервателни уреди. Тези платформи могат да прилагат адаптивни стратегии за диспечирание на енергията, които

реагират на промени в производството, потреблението или цените на енергията на пазара. Освен това, машинното обучение и изкуственият интелект се използват за прогнозиране на натоварванията и производството на енергия, оптимизиране на съхранението на енергия и управление на риска.

Експлоатацията на микромрежи изисква надеждност, безопасност и икономическа устойчивост, особено в дългосрочен план. Изследванията разглеждат въпроси като деградация на батериите, възвръщаемост на инвестициите и сценарии за поведение при аварии или изключване от основната мрежа. Важна тема е и киберсигурността, тъй като микромрежите разчитат на цифрови комуникации за управление, което ги прави уязвими на атаки. Прилагането на протоколи за защита, криптирането и откриването на аномалии са предмет на интензивни изследвания.

В заключение, изследванията в тази област създават основата за бъдещи енергийни системи, които са не само технически ефективни, но и устойчиви спрямо екологични и икономически предизвикателства. Оптимизацията, управлението и експлоатацията на микромрежи ще продължат да играят ключова роля в прехода към децентрализирана, интелигентна и нисковъглеродна енергийна инфраструктура.

**МИКРОМРЕЖИ – ОПТИМИЗАЦИЯ,  
УПРАВЛЕНИЕ И ЕКСПЛОАТАЦИЯ**

Българска  
Първо издание

Рецензенти:  
Професор д.н. ***Иван Гарванов***  
Професор д.н. ***Даниела Борисова***

Формат 142x197

Печатница „Спектър“

**ISBN 978-619-7515-58-9**  
**eISBN 978-619-7515-62-6**

ISBN 978-619-7515-58-9  
eISBN 978-619-7515-62-6