

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет навчально-науковий центр заочної форми навчання
(повна назва)

Кафедра електронних обчислювальних машин
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
Пояснювальна записка

Рівень вищої освіти другий (магістерський)

Метод керування попитом на електроенергію
для мікромереж

(тема)

Виконав:

студент II курсу, групи КСМзм-22-1
Петрук О.О.
(прізвище, ініціали)

Спеціальність 123 «Комп'ютерна інженерія»
(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-професійна
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма Комп'ютерні системи та мережі
(повна назва освітньої програми)

Керівник: доц. Колтун Ю.М.
(посада, прізвище, ініціали)

Допускається до захисту

Зав. кафедри ЕОМ

(підпис)

Коваленко А.А.

(прізвище, ініціали)

2024 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет навчально-науковий центр заочної форми навчання

Кафедра електронних обчислювальних машин

Рівень вищої освіти другий (магістерський)

Спеціальність 123 «Комп'ютерна інженерія»
(код і повна назва)

Тип програми освітньо-професійна
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма Комп'ютерні системи та мережі
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри _____
(підпис)

“ _____ ” _____ 20__ р.

ЗАВДАННЯ

НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

студенту Петруку Олегу Олександровичу
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Метод керування попитом на електроенергію для мікромереж

затверджена наказом по університету від “ 03 ” листопада 2023 р. № 244 Стз

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії 15 січня 2024 р.

3. Вхідні дані до роботи _____

Аналіз концепції мікромереж

Системи керування

Методи оптимізації

Модель прогнозного керування

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати у роботі _____

Теоретичні основи мікромереж

Система управління енергією мікромережою

Управління енергією мікромережі: підходи до вирішення

Невизначеності в енергетичному менеджменті мікромережі

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій (слайдів) _____

Слайд-презентація – 16 слайдів _____

6. Консультанти розділів роботи (заповнюється за наявності консультантів згідно з наказом, зазначеним у п.1)

Найменування розділу	Консультант (посада, прізвище, ім'я, по батькові)	Позначка консультанта про виконання розділу	
		підпис	дата

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Обрання та обговорення теми дослідження	07.11.23	
2	Розгляд концепції мікромереж	08.11.23-14.11.23	
3	Аналіз систем керування мікромережою	14.11.23-20.11.23	
4	Аналіз методів оптимізації та їх класифікація	20.11.23-30.11.23	
5	Моделювання різних методів для управління	30.11.23-10.12.23	
6	Отримання результатів	10.12.23-15.12.23	
7	Побудова моделі.	15.12.23-20.12.23	
8	Оформлення пояснювальної записки	20.12.23-10.01.24	
9	Відправка на рецензію	10.01.24	
10	Підготовка до захисту	10.01.24-15.01.24	

Дата видачі завдання 06 листопада 2023 р.

Студент _____
(підпис)

Керівник роботи _____
(підпис)

доц. Колтун Ю.М.
(посада, прізвище, ініціали)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка кваліфікаційної роботи: 72 с., 11 рис., 3 табл., 2 дод., 71 джерело.

МІКРОМЕРЕЖА, ДАТЧИКИ, ГЕНЕТИЧНИЙ АЛГОРИТМ, СИСТЕМИ КЕРУВАННЯ, ОПТИМІЗАЦІЯ, СОНЯЧНІ ПАНЕЛІ.

Метою кваліфікаційної роботи є аналіз методів керування попитом на електроенергію, як частини енергоменеджмента мікромереж.

Мікромережі пропонують потенційне рішення для інтеграції невеликих відновлюваних джерел енергії та навантажень разом із системами зберігання енергії та іншими невідновлюваними джерелами. Однак для забезпечення споживачів стабільною електроенергією потрібно узгоджувати переривчасте виробництво та змінний попит. Тому дуже важливо розробити систему енергоменеджменту для ефективного керування джерелами енергії та навантаженнями для надійної та ефективної роботи.

У ході виконання кваліфікаційної роботи було вирішено наступні задачі: аналіз побудови мікромереж, розглянуто та проаналізовано існуючі системи керування; проаналізовано класифікацію методів енергоменеджменту мікромереж, які можна використовувати для управління попитом; запропоновано процес оптимізації на основі МПК.

ABSTRACT

Master's thesis: 72 pages, 11 figures, 3 tables, 2 appendices, 71 sources.

MICROGRID, SENSORS, GENETIC ALGORITHM, CONTROL SYSTEMS, OPTIMIZATION, SOLAR PANELS.

The method of qualification work is the analysis of the methods of managing the demand for electricity, as part of the energy management of microgrids.

Microgrids offer an accepted solution for integrating small-scale renewable energy sources and loading together with energy storage systems and other non-renewable sources. However, in order to provide consumers with stable electricity, it is necessary to reconcile intermittent production and variable demand. Therefore, it is very important to develop an energy management system to effectively manage energy sources and loads for reliable and efficient operation.

In the course of the qualification work, the following tasks were solved: analysis of the construction of microgrids, reports and analysis of existing control systems; the classification of microgrid energy management methods that can be used for demand management is analyzed; we offer an optimization process based on MPC.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ	7
ВСТУП	8
1 ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ МІКРОМЕРЕЖ	9
1.1 Концепція мікромережі	9
1.2 Огляд сучасних методів.....	12
2 СИСТЕМА УПРАВЛІННЯ ЕНЕРГІЄЮ МІКРОМЕРЕЖОЮ.....	14
2.1 Системи керування, що використовуються в СУЕ.....	14
2.2 Енергоменеджмент мікромережі.....	20
3 УПРАВЛІННЯ ЕНЕРГІЄЮ МІКРОМЕРЕЖІ: ПІДХОДИ ДО ВИРІШЕННЯ.....	24
3.1 Змішані цілочисельні лінійні та нелінійні методи програмування	24
3.2 Евристичні методи оптимізації.....	26
3.2.1 Генетичний алгоритм.....	26
3.2.2 Оптимізація рою частинок	28
3.3 Методи на основі правил.....	29
3.4 Методи нечіткої логіки керування	30
4 НЕВИЗНАЧЕНОСТІ В ЕНЕРГЕТИЧНОМУ МЕНЕДЖМЕНТІ МІКРОМЕРЕЖІ.....	34
4.1 Стохастична оптимізація.....	36
4.2 Надійна оптимізація.....	37
4.3 Програмування з обмеженим шансом	38
4.4 Модель прогнозного контролю	38
4.5 Застосування штучного інтелекту та машинного навчання	50
ВИСНОВКИ.....	51
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ	54
ДОДАТОК А Графічний матеріал кваліфікаційної роботи.....	62
ДОДАТОК Б Апробація результатів.....	71

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ
І ТЕРМІНІВ

AC – Alternative Current

AI – Artificial Intelligence

EMS – Energy Management System

FLC – Fuzzy Logic Controller

GA – Generic Algorithm

MG LC – Microgrid Local Controller

ВСТУП

Зростаючий попит на електроенергію, економічні вигоди та навантаження на навколишнє середовище, пов'язані з використанням викопного палива, спонукають до виробництва електроенергії переважно з відновлюваних джерел енергії. Однією з головних проблем у виробництві відновлюваної енергії є невизначеність, пов'язана з прогнозуванням через переривчастий характер відновлюваних джерел. Попит також змінюється в залежності від часу доби, сезону, місця розташування, клімату та наявності ресурсів. Мікромережі пропонують потенційне рішення для інтеграції невеликих відновлюваних джерел енергії та навантажень разом із системами зберігання енергії та іншими невідновлюваними джерелами. Однак для забезпечення споживачів стабільною електроенергією потрібно узгоджувати переривчасте виробництво та змінний попит. Тому дуже важливо розробити систему енергоменеджменту для ефективного керування джерелами енергії та навантаженнями для надійної та ефективної роботи. У цій роботі розглядаються різні методи, запропоновані в літературі для досягнення цілей системи управління енергією мікромережі. Також обговорюються переваги існуючих систем енергоменеджменту та їхні проблеми. Критично розглядаються виклики, пов'язані з невизначеністю, і методи їх подолання.

1 ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ МІКРОМЕРЕЖ

1.1 Концепція мікромережі

За останні два десятиліття електроенергетична галузь прагнула збільшити виробництво електроенергії з відновлюваних джерел енергії (ВДЕ) через екологічні проблеми, пов'язані з використанням викопного палива та пов'язані з цим економічні вигоди. Будучи перевіреними рентабельними технологіями, на даний момент сонячна фотоелектрична та вітрова енергетика є найшвидше розгорнутими ВДЕ у виробництві електроенергії [1]. Однак на виробництво сонячної фотоелектричної енергії впливають зміна погодних умов і хмарний покрив, що минає, тоді як кількість енергії, виробленої вітром, змінюється залежно від швидкості вітру. Переривчастий характер відновлюваних джерел енергії ускладнює роботу та контроль енергосистеми. Ці невизначеності, пов'язані з виробництвом ресурсів, на додаток до змінного попиту на електроенергію, ускладнюють управління енергією.

Концепція мікромережі, схематично зображена на рисунку 1.1, стала розумним кандидатом для інтеграції ВДЕ, оскільки вона може працювати як єдина керована система. Мікромережа зазвичай складається з енергетичних ресурсів, накопичувачів енергії та навантажень і працює в межах чітко визначених електричних меж. Енергетичний баланс мікромережі зазвичай включає сонячну фотоелектричну енергію та вітер як основні джерела відновлюваної енергії, а деякі невідновлювані джерела енергії, такі як дизельні генератори, мікротурбіни та газові турбіни, також використовуються як резервні джерела енергії. Вважається, що різноманітні накопичувачі енергії, такі як батареї, суперконденсатори, паливні елементи, забезпечують доступність енергії протягом усього часового горизонту [2-4].

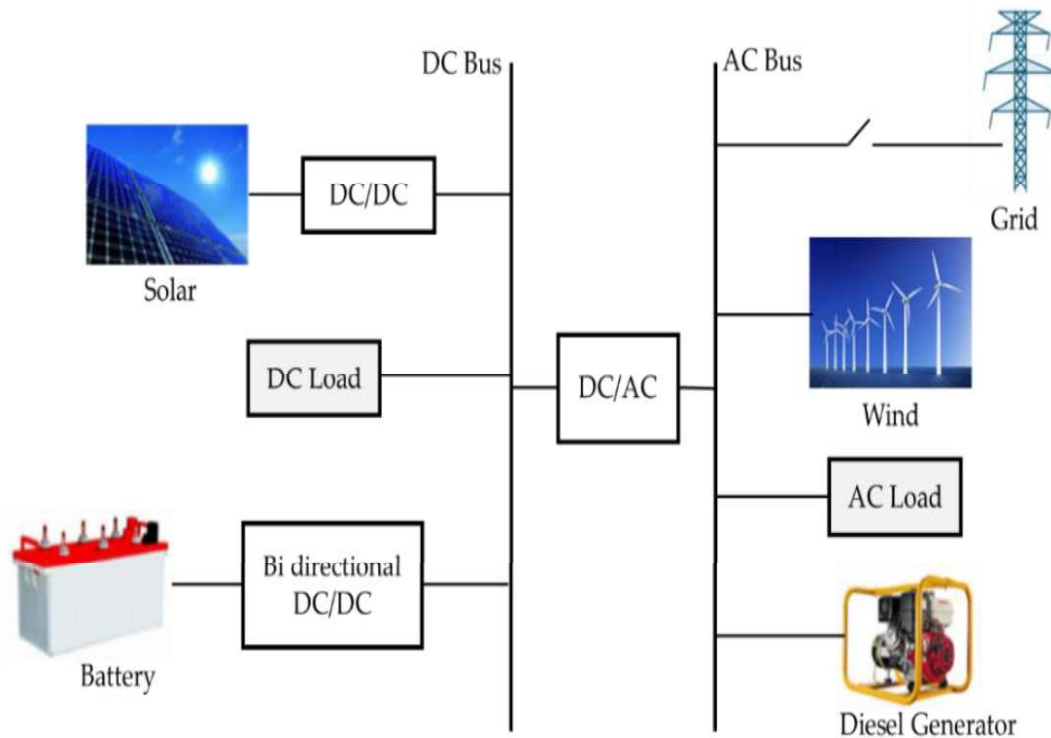


Рисунок 1.1 – Узагальнена структура мікромережі

Мікромережа може бути підключена до мережі або відокремлена від неї та працювати з повною керованістю. Таким чином, вихідна потужність від джерел енергії повинна відповідати вимогам місцевих навантажень в острівному режимі. У режимі підключення до мережі мікромережа ділиться енергією з основною мережею (постачає або поглинає) через точку загального з'єднання (ТЗЗ). Мікромережі можна класифікувати на основі напруги, наприклад, мікромережі змінного струму, мікромережі постійного струму та гібридні мікромережі змінного/постійного струму. У мікромережах змінного струму ВДЕ, що генерують постійний струм, такі як сонячні фотоелектричні та вітрові, підключаються через інвертори постійного/змінного струму. Мікромережа постійного струму схожа на свою аналогію змінного струму, маючи спільну шину постійного струму. Гібридна мікромережа – це комбінація мікромереж змінного та постійного струму, що пропонує найкраще рішення для інтеграції ВДЕ в мережу. Для опису операцій мікросітки в літературі використовуються різні моделі та схеми [5].

Система керування мікромережею відповідає за забезпечення бажаної напруги, струму та частоти шляхом належного управління та контролю, включаючи виконання економічного диспетчеризації, балансування постачання та попиту на електроенергію, керування попитом тощо в усіх режимах роботи мікромережі. Система енергоменеджменту (SE) зазвичай розроблена для оптимізації виробництва електроенергії для задоволення попиту за мінімальних експлуатаційних витрат, зберігаючи цілісність системи. Серед різних визначень стандарт IEC 61970 визначає SE як «комп'ютерну систему, що містить програмну платформу, що надає базові послуги підтримки, і набір додатків, що забезпечують функціональність, необхідну для ефективної роботи засобів виробництва та передачі електроенергії, щоб забезпечити належну безпеку енергопостачання за мінімальних витрат» [6]. Системи управління енергією мікромереж (СУЕ ММ) також мають ті ж самі вищезазначені функції, щоб забезпечити необхідні функції для забезпечення безпечної та ефективної роботи. Проблема енергоменеджменту зазвичай формулюється як проблема оптимізації з метою мінімізації загальних витрат на експлуатацію протягом вибраного періоду часу (часто протягом 24 годин) з урахуванням експлуатаційних обмежень. Оптимізація базується на прогнозованій варіації навантаження. Якщо використовується періодична генерація, для вирішення проблеми оптимізації також потрібен прогноз ресурсу. Управління енергією мікромережі ускладнюється невизначеністю прогнозів. Невизначеність прогнозу, яка є відхиленням фактичного навантаження та генерації з відновлюваних джерел енергії від відповідних прогнозованих значень, впливає на оптимальне планування та створює нові проблеми в системах мікромережі з високим рівнем проникнення відновлюваних джерел. Таким чином, управління невизначеністю необхідно включити до проблем управління енергією.

1.2 Огляд сучасних методів

У літературі можна знайти кілька вичерпних оглядів, пов'язаних із СУЕ ММ, і вони стосуються різних аспектів функції управління енергією. Огляд мікромережі СУЕ, представлений у [7], організовано на основі чотирьох категорій: використовувані методи оптимізації, тип мережі, що береться до уваги, режим роботи мікромережі та програмне забезпечення, яке використовується як платформа для вирішення проблем СУЕ. У [8] обговорюються дві основні категорії стратегій управління енергією мікромережі, включаючи класичні та інтелектуальні методи для житлових приміщень. Порівняльний та критичний аналіз літератури щодо стратегій прийняття рішень та методів їх вирішення для СУЕ ММ представлено в [6]. Вичерпний опис методів контролю та оптимізації для визначення найбільш поширених та ефективних методів для СУЕ ММ висвітлено в [9]. У [10] огляд проводиться з точки зору підходів до моделювання невизначеності, цільових функцій, обмежень, методів оптимізації та результатів моделювання та експериментів для СУЕ. Однак питання невизначеності не розглядаються повністю. Останні методи моделювання невизначеностей від відновлюваних джерел енергії та навантажень у мікромережах розглядаються в [11]. Методи управління невизначеністю, моделювання параметрів, інструменти імітації та система тестування в енергосистемах обговорюються в [12]. Методи моделювання невизначеності в енергосистемах, порівняння цих методів, сильні та слабкі сторони досліджуються в [13]. Стандартна класифікація методів обробки невизначеності запропонована в [14], де порівнюються моделі та досліджуються їх сильні та слабкі сторони.

Належне моделювання та управління невизначеністю прогнозів є важливим аспектом ефективною та ефективною системи управління енергією для мікромережі з високим рівнем проникнення відновлюваних джерел енергії. Основною метою даної роботи є представлення порівняльного огляду ефективних методів енергоменеджменту, що використовуються в

мікромережах разом з управлінням невизначеністю прогнозу. У цьому дослідженні визначено методи, які використовуються для управління невизначеністю прогнозу та моделювання цих невизначеностей у системах мікромереж. Кваліфікаційна робота організована таким чином: концепція системи управління енергією мікромережі, формулювання проблеми енергоменеджменту та підходи до вирішення. Також розглядаються потенційні проблеми, викликані невизначеністю прогнозованих даних, а також методи управління в СУЕ ММ. В останньому підрозділі обговорюється застосування штучного інтелекту (ШІ) і машинного навчання (ML) у СУЕ ММ. Робота завершується можливостями майбутніх досліджень, пов'язаних з управлінням енергією мікромережі в умовах невизначеності джерела та навантаження.

2 СИСТЕМА УПРАВЛІННЯ ЕНЕРГІЄЮ МІКРООМЕРЕЖОЮ

Система управління енергією мікромережі виконує різноманітні функції для ефективної та ефективною роботи системи. Управління енергією є оптимізаційною задачею з ціллю правильного планування короткострокової роботи виробництва генераторами, сховищами, а також контрольованими навантаженнями, щоб покрити потреби системи та мінімізувати витрати на генерацію.

СУЕ генерує графік зобов'язань одиниць і оптимізований вихід кожного джерела з урахуванням результатів оптимізації. Рисунок 2.1 ілюструє загальний контур СУЕ ММ.

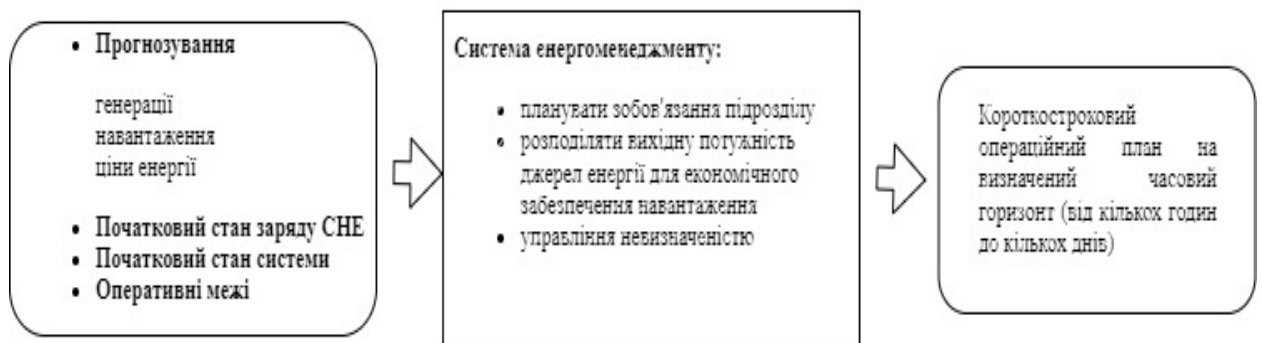


Рисунок 2.1 – Структура системи енергоменеджменту

2.1 Системи керування, що використовуються в СУЕ

Система керування, пов'язана з СУЕ ММ, може бути реалізована за допомогою централізованих, децентралізованих та ієрархічних методів керування [7, 15, 16]. У централізованому управлінні СУЕ використовується єдиний центральний контролер, який отримує всю інформацію, таку як виробництво енергії з ВДЕ, профіль навантаження, ринкова ціна, погодні умови тощо.

На основі вхідних даних центральний контролер вирішує оптимальний розклад енергії мікромережі, а потім надсилає ці рішення всім місцевим контролерам. Базова структура централізованого управління показана на рисунку 2.2.

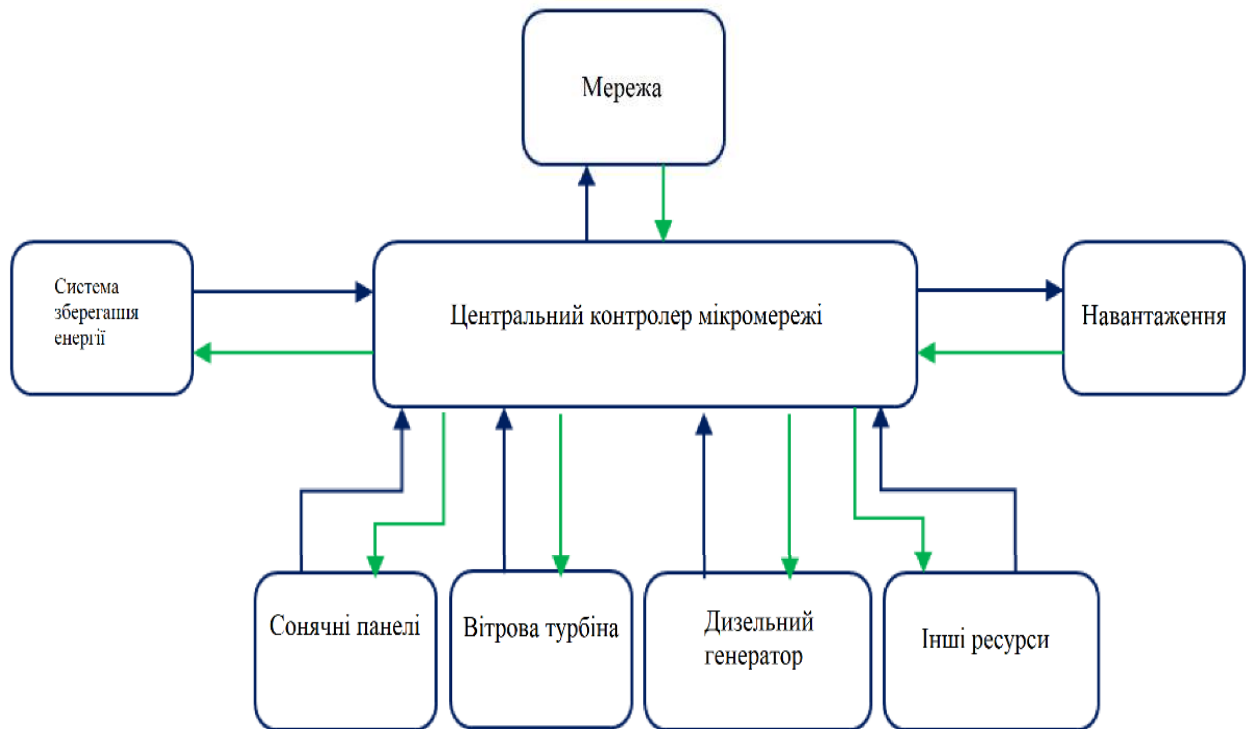


Рисунок 2.2 – Централізована структура управління

Однак збій центрального керування може призвести до збою всієї системи. На відміну від СУЕ на основі централізованого керування, у децентралізованому управлінні, показаному на рисунку 2.3, потрібні кілька локальних з'єднань, і для прийняття керівних рішень використовуються лише локальні вимірювання.

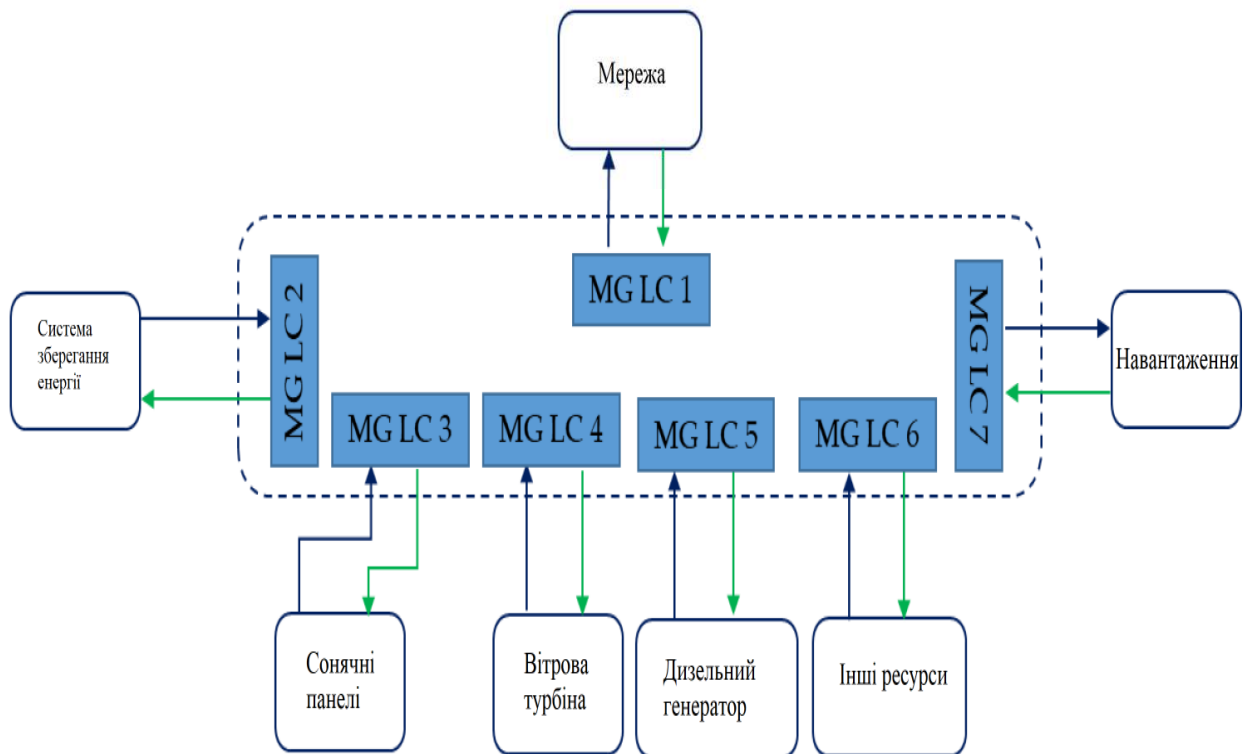


Рисунок 2.3 – Децентралізована структура управління

Ієрархічні підходи контролю використовуються для забезпечення компромісу між повністю централізованими та децентралізованими структурами контролю, і вони включають первинний, вторинний і третинний контроль. Первинне керування забезпечує місцеве керування напругою та струмом, а також керування розподілом електроенергії. Зазвичай він виконує вказівки контролерів вищого рівня. Вторинний контроль відповідає за керування живленням системи. Він також використовується для синхронізації мікромережі з основною мережею під час перемикання з автономного режиму на підключений до мережі. Третинне керування використовується для керування потоком потужності. Його також можна використовувати для інших цілей, наприклад для виявлення острівців. Ієрархічний підхід управління є найбільш широко використовуваним звичайним методом, і його метою є підвищення ефективності та результативності роботи мікромережі [17].

Однак ієрархічний контроль є складним, враховуючи періодичність ВДЕ. Останні дослідження значною мірою зосереджені на ієрархічних підходах до управління для покращення аспектів енергоменеджменту мікромережових систем. Типову ієрархічну схему керування показано на рисунку 2.4.

У таблиці 2.1 узагальнено характеристики, переваги та недоліки впровадження СУЕ на основі різних аспектів керування.

Таблиця 2.1 – Порівняння методів контролю, що використовуються в СУЕ

	Особливості	Переваги	Недоліки
1	2	3	4
Централізований контроль	Централізоване управління володіє повним знанням усієї системи та відповідає за забезпечення її оптимальної роботи.	Він забезпечує широкий контроль над усією системою. Встановлений контрольний підхід. Проста архітектура. Простий у впровадженні та обслуговуванні. Це забезпечує оптимальне рішення.	Для цього потрібен високопродуктивний обчислювальний блок і комунікаційна мережа. Збій центрального керування може призвести до збою всієї системи. Обчислювальна складність висока. Низька гнучкість.

Продовження таблиці 2.1

1	2	3	4
Децентралізований контроль	Функції, що забезпечуються централізованим управлінням, реалізуються децентралізовано. Місцеві рішення сприяють досягненню мети.	Для цього не потрібен високопродуктивний обчислювальний блок і підключення високого рівня. Легка реалізація функції plug-and-play.	Це вимагає ефективного методу забезпечення корпорації серед місцевих контролерів. Низька продуктивність порівняно з централізованим керуванням через низький час відгуку та неповну інформацію про загальну установку мікромережі. Висока складність реалізації.

Продовження таблиці 2.1

1	2	3	4
Методи на основі ієрархічного контролю	Кожен рівень забезпечує наглядовий контроль над системами нижчого рівня. Три рівні: третинний, вторинний і первинний контрольний рівень. Смуги пропускання різних рівнів керування розділені.	Поєднання централізованих і децентралізованих контролерів. Більш високі рівні намагаються оптимізувати роботу мікромережі. Місцеве керування регулює напругу та струм. Це спрощує моделювання та аналіз систем мікрогридів.	Необхідна належна координація всіх трьох рівнів.

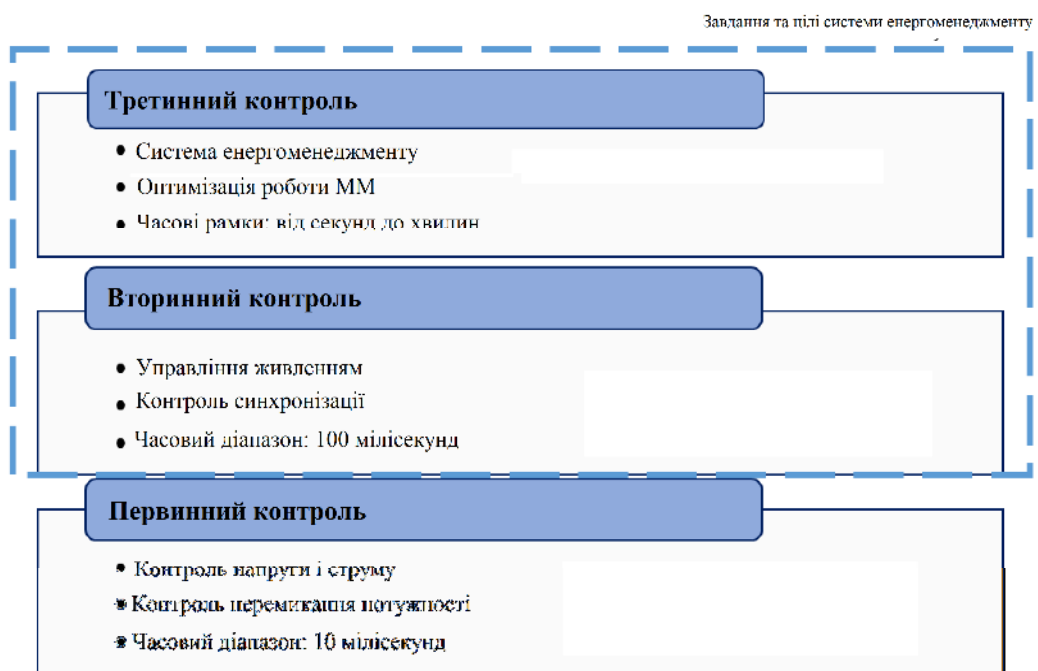


Рисунок 2.4 – Ієрархічний контроль

2.2 Енергоменеджмент мікромережі

Управління енергією мікромережі використовується для мінімізації або максимізації цілі або набору цілей, забезпечуючи при цьому обмеження окремих одиниць і системи в цілому. Ці цілі є кількісними за своєю природою і зазвичай включають скорочення витрат, скорочення викидів, збільшення інтеграції відновлюваної енергії тощо. Пов'язані обмеження включають баланс потужності, індивідуальні номінальні характеристики одиниць, швидкість заряду та розряду ESS, максимальні та мінімальні межі стану заряду (SOC) ESS, обмеження імпорту та експорту електроенергії та інші технічні обмеження мікромережі. Більшість існуючої літератури зосереджена на мінімізації витрат мікромережі в форматі однієї мети. Розглянуті фактори витрат пов'язані з паливом, запуском, зупинкою, обслуговуванням, деградацією, закупівлею комунальних послуг тощо. Коли оптимізується кілька цілей, структура оптимізації формується в системі з кількома цілями. У таких випадках кожній меті призначається ваговий коефіцієнт. Ці вагові коефіцієнти зазвичай призначаються на основі значущості окремих цілей по відношенню до кінцевої цільової функції.

Для вирішення проблеми оптимізації використовуються різні методи розв'язання, такі як змішані цілочисельні методи лінійного та нелінійного програмування (MILP та MINLP), евристичні методи оптимізації тощо, іноді разом із методами керування на основі правил та нечіткої логіки для спрощення проблеми. Ці стратегії оптимізації використовують різні часові вікна (горизонт) оптимізації в різних часових масштабах. Відповідний вибір використовується для покращення системи енергоменеджменту. Нещодавно вважається, що рухливий горизонт зменшує вплив невизначеностей від прогнозування виробництва та навантаження відновлюваної енергії.

Розробка СУЕ для мікросітки включає завдання математичного формулювання цільових функцій і обмежень, вибір часового горизонту

оптимізації та часового кроку, а також вибір методу оптимізації для вирішення проблеми.

Типове математичне представлення проблеми EMS показано нижче.

Цільова функція:

- мінімізувати загальну вартість роботи мікромережі;
- експлуатаційні витрати = вартість палива + вартість технічного обслуговування + вартість запуску теплового блоку + вартість зупинки теплового блоку + вартість купівлі та продажу електроенергії до основної мережі + вартість штрафу за відключення навантаження + вартість втрат;
- екологічні витрати = викиди вуглецю + штрафи за викиди;
- вартість зберігання енергії = вартість зарядки + вартість розрядки + вартість деградації.

Обмеження:

- баланс потужності: потреба в навантаженні в кожен момент часу повинна дорівнювати сумі потужності від ресурсів мікромережі та потужності отримання/відправлення від основної мережі;
- обмеження викидів: викиди, спричинені кожним тепловим генератором, що працює на викопному паливі, не можуть перевищувати максимальні обмеження кожного разу;
- межі пропускної спроможності: кожна ПЕС, ESS та взаємозв'язок мають максимальну та мінімальну пропускну здатність у режимі роботи;
- обмеження ESS: потужність заряджання та розряджання акумуляторів під час робочого режиму та робочий діапазон SOC повинні бути обмежені, оскільки це може вплинути на час роботи акумулятора;
- операційний резерв: додаткові потужності для зберігання та генерації;
- обмеження запуску/зупинки генератора: кількість запусків/зупинок генератора не може перевищувати певного числа;
- обмеження швидкості зміни потужності: визначається максимальне коливання потужності кожного блоку.

Системні змінні:

- профіль навантаження: прогноз попиту змінюється залежно від часу, географічного положення, сезону, погоди та інших факторів;
- фотоелектричні та вітрові джерела: доступність вітрової та фотоелектричної енергії залежить від прогнозів швидкості вітру та прогнозів сонячного випромінювання відповідно. На ці прогнози впливає сезонна та місцева погода, і з прогнозами завжди пов'язана певна невизначеність;
- ціна електроенергії: пов'язана з ціною купівлі/продажу електроенергії до основної мережі. Ціни можуть залежати від часу.

Проблема керування енергією в мікромережі стає моноцільовою, коли представлена єдина функція витрат. Проблема стає багатоцільовою, коли вона одночасно представляє рішення конкуруючих технічних, економічних та екологічних проблем. Вагові коефіцієнти кожної функції повинні бути належним чином визначені, коли в задачі оптимізації враховуються численні цілі, такі як мінімізація експлуатаційних витрат, скорочення викидів та інші цілі. Ефективне встановлення вагових коефіцієнтів цільової функції все ще досліджується.

Окрім типових цілей і обмежень, існують інші елементи, які необхідно включити до СУЕ ММ. Деякі такі аспекти включають тарифи на електроенергію в режимі реального часу або змінні в часі та реагування на попит, що додає додаткових переваг як для постачальників енергії, так і для споживачів. З точки зору споживача, комфорт споживача та вигідний рахунок за електроенергію є важливими факторами. З точки зору постачальників енергії, ефективна зміна профілю навантаження є важливою. Такі методи, як відсікання піку, заповнення долини та перенесення навантаження, можуть бути використані для успішного виконання зміни профілю навантаження, враховуючи такі фактори, як вартість, надійність, стратегії контролю, цільові клієнти та допоміжна інфраструктура [18]. Вплив електромобілів (ВЕ) є новим фактором, оскільки очікується, що використання електромобілів значно зросте в наступне десятиліття,

викликаючи значне зростання попиту та структури попиту. Накопичувач енергії, доступний в акумуляторах електромобілів, можна використовувати в СУЕ ММ з належною інфраструктурою для зарядки електромобілів. Максимізацію споживчого комфорту можна визначити як одну з цільових функцій у формулюванні проблеми управління енергією ММ, яка включає реагування на попит та зберігання енергії ВЕ. Однак це робить завдання оптимізації обчислювально складними. Запропонований метод у [19] забезпечує задоволеність споживачів шляхом оптимального розподілу попиту в розподільному фідері з використанням автономних органів прийняття рішень.

3 УПРАВЛІННЯ ЕНЕРГІЄЮ МІКРОМЕРЕЖІ: ПІДХОДИ ДО ВИРІШЕННЯ

Вибір методів СУЕ залежить від системи мікромережі та вимог. Методи вирішення проблем енергоменеджменту можна класифікувати різними способами. У цьому документі ці методи рішення СУЕ класифікуються, як показано на рисунку 3.1.

Підходи до вирішення основної проблеми енергоменеджменту
<ul style="list-style-type: none"> - Змішане цілочисельне лінійне та нелінійне програмування - Евристичні методи оптимізації <ul style="list-style-type: none"> > Генетичний алгоритм > Оптимізація рою частинок - Контроль, заснований на правилах - Нечітке логічне управління
Підходи до управління невизначеністю
<ul style="list-style-type: none"> - Стохастична оптимізація - Надійна оптимізація - Програмування з обмеженим шансом - Прогноз керування моделлю

Рисунок 3.1 – Класифікація методів мікросітки СУЕ

3.1 Змішані цілочисельні лінійні та нелінійні методи програмування

Методи змішаного цілочисельного програмування мають справу з проблемами оптимізації, коли змінні можуть бути дискретними та неперервними. Таким чином, методи ідеально підходять для застосування в мікромережах СУЕ. У СУЕ на основі змішаного цілочисельного лінійного програмування (MILP) математичні моделі компонентів мікросітки

розробляються з використанням MILP для оптимізації функції витрат. Модель MILP враховує швидкість вітру та радіацію, навантаження та вартісні параметри компонентів. Для методів MILP цільова функція та обмеження є лінійними, але для методів змішаного цілочисельного нелінійного програмування (MINLP) вони нелінійні. Як правило, моделі MINLP використовують наближення для отримання лінійної моделі. У моделях MINLP безперервними змінними є потужність, імпортована/експортована в РСС, виробництво електроенергії від доступних генераторів та потужність, що надходить від ESS. Розглядаючи рівняння потоку потужності мікромереж, вони вносять нелінійність і складність у проблему керування енергією та збільшують обчислювальне навантаження.

У [20], розглядаючи розподільну мережу з радіальною структурою, потік потужності лінії (іменований як $S_{ij}(t)$) виражається за допомогою рівняння (3.1), яке показує нелінійність

$$S_{ij}(t) = V_i(t) I_{ij}(t), \quad (3.1)$$

$$|V_i(t)|^2 \times |I_{ij}(t)|^2 = P_{ij}^2 + Q_{ij}^2. \quad (3.2)$$

Таким чином, напруга вважається постійним значенням, оскільки зміни напруги дуже малі. Із зазначеним припущенням лінійна апроксимація струму в потоці потужності розраховується за допомогою методу кускової лінеаризації. Подібним чином нелінійні обмеження та рівняння перетворюються на лінійну форму для спрощення.

Змішані цілочисельні лінійні та нелінійні оптимізатори часто використовуються через їх високу ефективність і гнучкість моделювання. Однак складні задачі з великою кількістю змінних обчислюються довго. В опублікованій літературі СУЕ на основі MILP і MINLP застосовуються різними способами [21 , 22].

3.2 Евристичні методи оптимізації

Існує багато евристичних методів оптимізації, які можна застосувати до задачі оптимізації СУЕ ММ. Серед них генетичний алгоритм (ГА) і оптимізація рою частинок (PSO) часто використовуються для вирішення проблем оптимізації управління енергією. Подібні методи, такі як алгоритм мурашиної колонії [23], алгоритм Лагранжа [24], алгоритм пошуку ворони [25] і моделювання відпалу [26], також використовуються для управління енергією мікромережі.

3.2.1 Генетичний алгоритм

Генетичний алгоритм (ГА) є часто використовуваним евристичним методом оптимізації для вирішення проблем оптимізації, і він має здатність оптимізувати багатовимірні проблеми. Генетичний алгоритм розробляється на різних етапах, як показано на рисунку 3.2. ГА неодноразово змінює популяцію окремих рішень. Окремі особи можуть бути визначені як масиви, дерева або списки значень змінних, які потрібно оптимізувати. Рішення зазвичай представлені у вигляді рядків нулів і одиниць у двійковій системі, але також доступні інші представлення. У бінарній реалізації генетичних алгоритмів ГА починається з популяції випадково створених осіб. Цільова функція кожної особини в популяції буде оцінена та ранжована. Відбір визначає, які з них мають бути відібрані з поточної популяції та дозволені для відтворення. Існують різні підходи до реалізації вибору в ГА, наприклад вибір рулетки, вибір турніру, стохастичний універсальний вибір і вибір Больцмана. Часто використовувані генетичні оператори – кросинговер і мутація. Схрещування – це оператор рекомбінації шляхом заміни значень між двома рядками для створення нових рішень із існуючої популяції. Існують різні методи кросинговеру, такі як рівномірний кросовер, арифметичний кросовер, кросовер кодування перестановкою, кросовер

кодування значень, кросовер кодування дерева тощо, які застосовуються на основі програми [27]. Нова популяція наповнена особинами після відбору та схрещування. Деякі утворюються шляхом схрещування, а інші безпосередньо копіюються. Мутація – це зміна невеликої кількості або заміна значення на нове з метою забезпечення генетичної мінливості серед популяції. Імовірність мутації зазвичай становить від 1 до 2%.

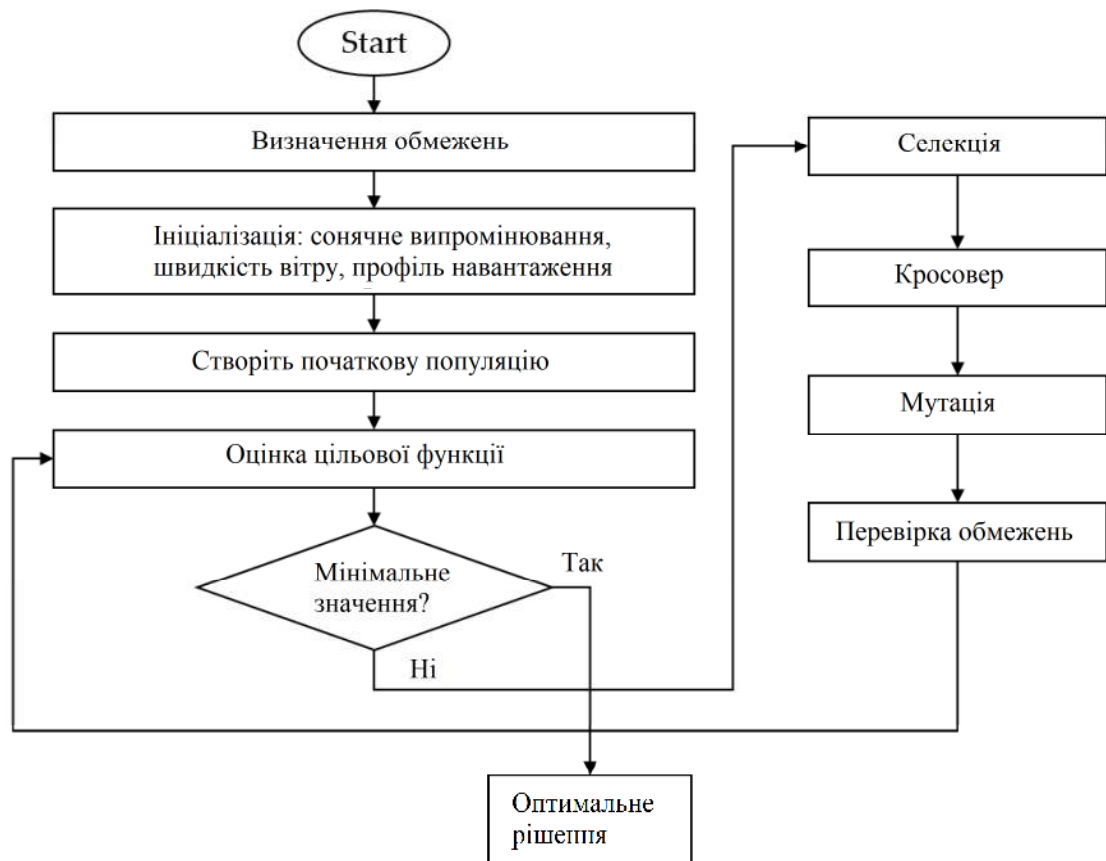


Рисунок 3.2 – Базовий алгоритм ГА для СУЕ ММ

Щоб вирішити задачу оптимізації для СУЕ ММ, ГА розглядає системні змінні, обмеження, параметри та цільову функцію, як показано на рисунку 3.2. ГА розроблено для планування генераторів, систем зберігання акумуляторів і контрольованих навантажень. Загальні експлуатаційні витрати, викиди мікромережі та інші цілі оптимізовані, одночасно задовольняючи всі вимоги рівності та нерівності за допомогою відповідного

стану УВІМК. або ВІМК. ГА оптимізує безперервні або дискретні змінні, а також може оптимізувати змінні в надзвичайно складній задачі. Він може обробляти велику кількість змінних. Однак проблеми, пов'язані з ГА, полягають у тривалому обчисленні та ймовірності отримання одного чи кількох рішень. Кожен запуск може дати різний результат. У випадку СУЕ у мікромережах важко знайти оптимальне рішення через ГА.

3.2.2 Оптимізація рою частинок

Оптимізація роєм частинок – це метод евристичної оптимізації на основі популяції, який можна застосовувати в широкому діапазоні додатків, пов'язаних із мікромережею. Частинки використовують як особисте найкраще рішення, так і найкраще рішення, знайдене роєм, щоб спільно рухатися до оптимуму. Рисунок ілюструє типовий алгоритм ОРЧ, який використовується для програм управління енергією мікромережі.

Система починає з сукупності випадкових рішень, а потім оновлює генерацію для пошуку оптимального рішення. Він може вирішувати широкий спектр проблем, одночасно досягаючи ряду цілей, таких як мінімізація витрат на енергію та скорочення викидів. Цільову функцію PSO можна оновлювати з меншим інтервалом. У методах PSO важливо визначити такі параметри, як розмір популяції, максимальна кількість ітерацій тощо. Початкові частинки вибираються випадковим чином між мінімальними та максимальними значеннями змінних. Кожна частинка оцінюється за допомогою цільової функції, щоб знайти найкраще рішення. Продуктивність PSO залежить від вибору відповідних параметрів PSO та критеріїв зупинки. Основною перевагою СУЕ на основі PSO є його швидкий час конвергенції, що важливо для додатків управління енергією в реальному часі. PSO також використовується багатьма дослідниками для вирішення проблем оптимального розміру мікросітки [28, 29].

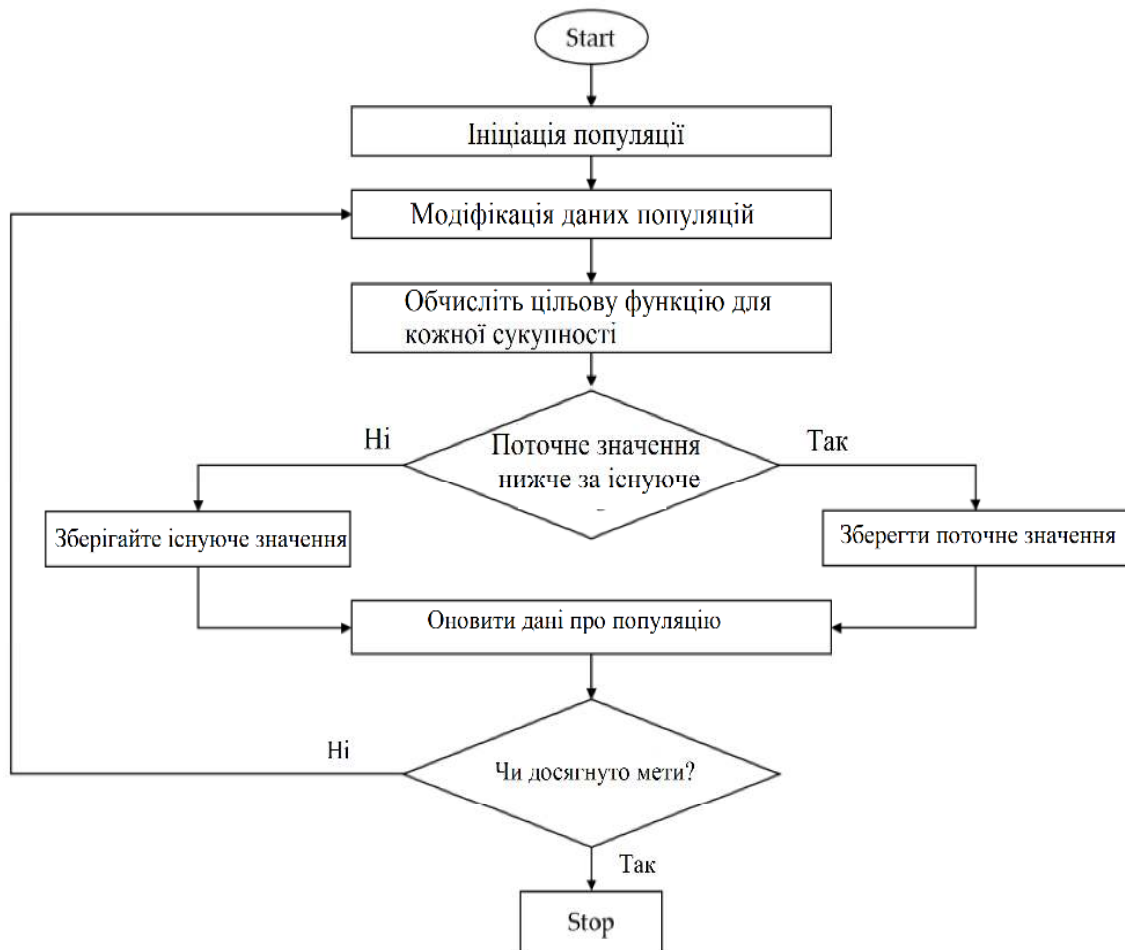


Рисунок 3.3 – Типовий алгоритм PSO

3.3 Методи на основі правил

За допомогою методів, заснованих на правилах, взаємозалежність ресурсів мікромережі визначається за допомогою заздалегідь визначених логічних правил. Правила If-then-else застосовуються для присвоєння значень бінарним змінним рішення, які використовуються в процедурі оптимізації роботи мікромережі. Значення навантаження, фотоелектричної та вітрової генерації не впливають на поточні чи минулі значення. Однак зміни в системі зберігання акумуляторів впливають на майбутні розклади. Алгоритми на основі правил також можна використовувати для розробки методу планування BESS для визначення оптимального заряду/розряду батареї. Такі методи використовують енергію, вироблену ВДЕ, і рівень SOC батареї, щоб

визначити, чи слід зарядити або розрядити систему накопичення енергії батареї (BESS). Правила також гарантують, що SOC зберігається на допустимих рівнях, виконуючи ідеальну диспетчеризацію. Аналіз враховує різноманітність режимів роботи.

Наприклад, у випадку острівних мікромереж, якщо вихідна потужність відновлюваних джерел (сонця та вітру) перевищує потребу в електроенергії, надлишкова потужність буде використана для зарядки акумулятора до максимальної ємності. Якщо генерація перевищує попит, а батарея має максимальну ємність, залишкова потужність буде відкинута до навантаження.

Подібним чином розробляються правила для оптимальної роботи мікромережових систем. Метод, заснований на правилах, легко виконати на різних типах сховищ після встановлення основних правил [30, 31]. Метод, заснований на правилах, дозволяє значно зменшити складність обчислень.

3.4 Методи нечіткої логіки керування

На рисунку 3.4 показана блок-схема системи нечіткої логіки. Контролер нечіткої логіки (FLC) містить в основному три частини: фазифікатор, нечіткий інтерфейс і дефазифікатор. Фазифер перетворює вхідні дані в лінгвістичну змінну, і цей процес називається фазифікацією. Дефазифікатор повертає результат шляхом перетворення з лінгвістичної змінної, і цей процес називається дефазифікацією. Система інтерфейсу є системою, заснованою на правилах. Нечіткі контролери не потребують складного математичного моделювання.

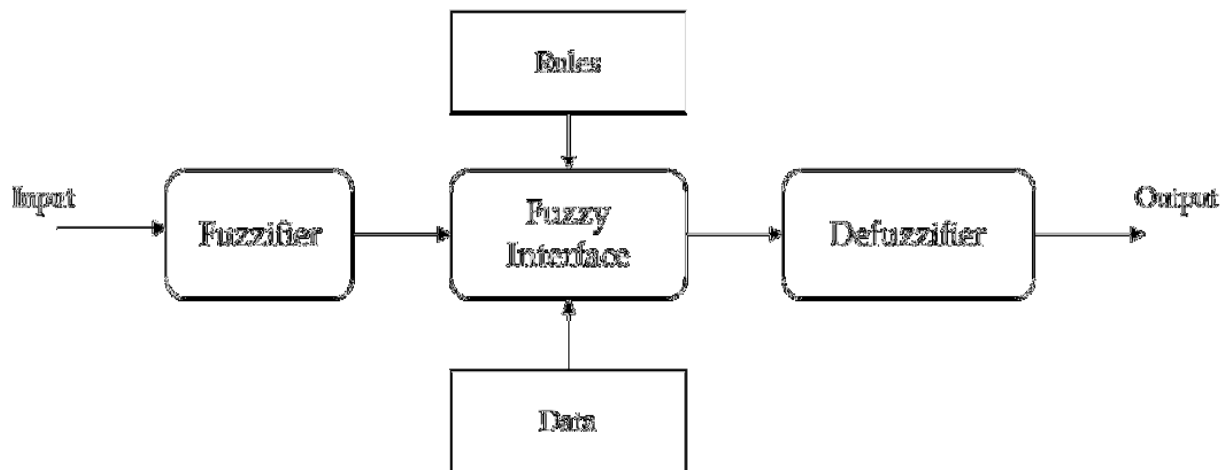


Рисунок 3.4 – Система нечіткої логіки

Управління енергією на основі нечіткої логіки використовується для різних цілей. Контролер нечіткої логіки генерує вихідні дані про те, чи слід заряджати або розряджати акумулятор, а також швидкість заряджання чи розряджання. Контроль нечіткої логіки призначений для задоволення потреб в енергії та підтримки SOC рівня накопичення енергії в межах попередньо визначених запасів, одночасно намагаючись оптимізувати витрати на використання та термін служби ESS [32]. Нечіткий контролер також використовується для визначення стану електроенергії, що надходить або подається з мережі. Оптимальний нечіткий C для житлової мікромережі, підключеної до мережі, використовується для мінімізації коливань мережі та збереження терміну служби системи зберігання в [33].

В операціях мікромережі використовується гібридизація нечіткої логіки з іншими методами, такими як ГА та PSO. Проблема оптимізації системи управління потоками енергії в мікромережі досліджується за допомогою парадигми fuzzy-GA в [34]. Гібридний підхід, що поєднує нечіткий підхід і нейронну мережу, використовується в СУЕ, представленому в [35].

Таблиця 3.1 – Переваги та недоліки методів оптимізації

Техніки	Переваги	Недоліки
1	2	3
Змішані цілочислові методи лінійного та нелінійного програмування	Наявність ефективних програмних пакетів. Найбільш гнучке моделювання. Оптимальне рішення.	Обчислювальна складність.
Загальний алгоритм	Можливість використання комплексної рецептури. Він може впоратися з багатьма цілями та обмеженнями. Широко використовується в багатьох сферах.	ГА не може забезпечити математичну оптимальність свого результату.
Оптимізація рою частинок (PSO)	Він має швидкий час конвергенції. Зазвичай використовується для визначення розмірів розподілених генераторів. Він може вирішувати широкий спектр проблем, одночасно досягаючи ряду цілей.	PSO не може забезпечити математичну оптимальність свого виходу.

Продовження таблиці 3.2

1	2	3
Методи на основі правил	Цей підхід дозволяє значно зменшити обчислювальну складність. Цей метод легко застосувати на різних типах сховищ після встановлення основних правил.	Рішення може бути неоптимальним.
Методи керування нечіткою логікою	Отримайте більше гнучкості. Його можна легко поєднати з іншими методами.	Рішення може бути неоптимальним. Потрібен якісний процесорний блок.

Переваги та недоліки розглянутих вище підходів до управління енергією підсумовано в таблиці 3.1.

4 НЕВИЗНАЧЕНОСТІ В ЕНЕРГЕТИЧНОМУ МЕНЕДЖМЕНТІ МІКРОМЕРЕЖІ

Виробництво електроенергії з ВДЕ забезпечує переривчасте та непевнене електропостачання. Сонце та вітер є найпопулярнішими та широко використовуваними ресурсами серед усіх відновлюваних джерел енергії, які використовуються в мікромережах. Однак переривчастий характер сонячної та вітрової енергії завжди є проблемою. Сонячна енергія доступна лише вдень, і вона також змінюється в залежності від інших факторів, таких як рух хмар і тінь. Режим вітру змінюється залежно від погоди. Споживче навантаження, підключене до мережі, також постійно змінюється, і ці варіації можуть стати більш складними із запровадженням реагування на попит і зарядки електромобілів. Висока переривчастість призводить до невизначеного робочого середовища для мікромереж. Таким чином, однією з головних проблем є впоратися з невизначеністю виробництва відновлюваної енергії та попиту на електроенергію.

У зв'язку з цим важливо правильно моделювати невизначеності в параметрах і компонентах. Дослідники розглядають різні джерела невизначеності, такі як енергія вітру, попит на навантаження, ціни на електроенергію, виробництво PV, попит на електромобілі тощо [36]. У СУЕ ММ важливими факторами є невизначеність відновлюваних джерел енергії та попит на навантаження. Щоб вирішити питання управління невизначеністю, моделювання невизначеності відновлюваних джерел і навантаження стає наступним питанням. Точне моделювання має великий вплив на експлуатаційні витрати мікромережі. Моделювання невизначеності завжди є проблемою; отже, використовується декілька підходів для моделювання цих невизначеностей щодо їх застосування. У цьому розділі наведено огляд усіх останніх підходів до моделювання невизначеності, які використовуються СУЕ.

Моделювання Монте-Карло (MCS).

MCS використовується для розрахунку ймовірностей різних результатів у процесі, який важко передбачити, оскільки він містить випадкові змінні. Цей метод може точно обробляти змінну невизначеності. Для кожного вхідного параметра вибірка генерується за допомогою його функції щільності ймовірності, і процес створення вибірки повторюється протягом багатьох ітерацій. Тому метод є обчислювально складним. Більшість досліджень зосереджено на розробці моделей невизначеності для PV, енергії вітру та попиту на навантаження [12].

Метод найгіршого сценарію.

Незважаючи на те, що це не нова концепція, підхід найгіршого випадку часто використовується в останніх дослідженнях. Підхід найгіршого сценарію обмежує діапазон випадкових величин набором заздалегідь визначеної невизначеності з визначеними верхньою та нижньою границями. Інтервали прогнозування (PI) обчислюються для оцінки міри невизначеності прогнозу. Верхня та нижня межі використовуються для визначення ІІ [11].

Метод точкової оцінки (МТО).

МТО є одним із наближених методів із низьким обчислювальним навантаженням. Метод фокусує статистичні дані випадкової величини на певній кількості (K) точок, щоб створити зв'язок між вхідними та вихідними змінними. Сонячна радіація та швидкість вітру розглядаються як дві випадкові змінні, а функція розробляється за допомогою рівнянь потоку потужності в [37]. У [38] МТО використовується для визначення обміну потужністю між ММ та оцінює оптимальні рішення з точки зору точності та обчислювальних зусиль.

Нечіткий метод.

Кожному невизначеному параметру можна призначити ступінь належності на основі нечіткої теорії за допомогою функцій належності. Після застосування відповідної нечіткої функції приналежності до кожного параметра буде виконано дефазифікацію. Нечіткий метод використовується

для моделювання невизначеності в прогнозуванні денного попиту в [39]. Хоча невизначеність обробляється в нечітких системах, проблема випадковості не враховується належним чином. Для подолання цієї проблеми були запроваджені підходи, такі як імовірнісні нечіткі системи [18].

Авторегресійне ковзне середнє.

Це ще одна модель, яка використовується останніми днями для моделювання невизначеності від попиту на навантаження та енергії вітру. Авторегресійна модель ковзного середнього – це комбінація автоматичної регресії та ковзного середнього. Цей метод можна використовувати для прогнозування майбутніх оцінок змінної, якщо історичні дані змінної з невизначеністю представлені часовим рядом, таким як попит на навантаження, вітер тощо. Значна кількість історичних даних, а також інтелектуальний аналіз даних, необхідні для розробки правильних авторегресійних моделей, і прогнози з цими моделями дійсні лише на короткому горизонті [11].

Інші методи, такі як оцінка щільності ядра, гіперевристика та двоетапна стратегія планування, також використовуються для моделювання цих невизначеностей. Кожна модель має свої переваги і недоліки, які визначають її застосування.

Існують різні підходи, які можна використовувати для вирішення різних джерел невизначеності. Загалом, оптимізацію в умовах невизначеності можна загалом класифікувати як стохастичне програмування [40, 41], надійну оптимізацію [42, 43] та інші методи, такі як прогнозне керування моделлю та програмування з випадковими обмеженнями. Ці методи реалізуються як одношарова або багатшарова структура.

4.1 Стохастична оптимізація

У методах стохастичного програмування невизначені параметри описуються за допомогою імовірнісних розподілів. Стохастична оптимізація,

яка базується на статистичних даних, широко використовується для енергетичного планування в умовах невизначеності завдяки її ефективній роботі у випадку невизначеностей [44]. Стохастичне програмування можна класифікувати за чотирма основними методами, включаючи методіку триточкового оцінювання, метод на основі моделювання Монте-Карло (MCS), підхід до моделювання на основі сценаріїв і наближений аналітичний метод. Підхід до моделювання на основі сценаріїв використовується для обробки невизначеностей, пов'язаних із вітром, у [45, 46, 47].

Однак у деяких ситуаціях стохастична оптимізація має значні обмеження, наприклад велика кількість невизначених даних, залежність між невизначеними параметрами та відсутність історичних даних. Обчислювальна складність моделі також зростає разом із її масштабом. Методи стохастичного програмування можуть призвести до нездійсненого рішення через порушення обмежень [12].

4.2 Надійна оптимізація

Надійна оптимізація (НО) – це інтервальний підхід, і методи RO не вимагають попереднього знання розподілу ймовірностей невизначеного параметра. Метод НО усуває невизначеність даних шляхом розгляду єдиного найгіршого сценарію над набором невизначеностей, і він може покращити продуктивність СУЕ ММ навіть за відсутності повної інформації про природу невизначеності. Типові екстремальні випадки в реальних додатках можуть бути включені в набір невизначеностей у методах RO. Надійна оптимізація значно зменшила обчислювальну складність порівняно зі стохастичними підходами [48]. Метод НО привернув увагу за здатність впоратися з проблемою оптимізації невизначеності. Однак складнощі в отриманні набору невизначеностей можуть призвести до обчислювально складного рішення. Крім того, зосередження на найгіршому сценарії може призвести до більш консервативного варіанту поводження з ресурсами,

погіршуючи переваги, які можна отримати за допомогою оптимізованого рішення.

У роботі [49] запропоновано двоетапний підхід надійної оптимізації для острівної мікромережевої системи, щоб зменшити вплив невизначеності від джерел енергії та навантажень.

Невизначені параметри використовувалися для класифікації змінних рішень для двох етапів: (1) рішення на етапі на добу наперед (попереднє планування) і (2) рішення на етапі реального часу (перепланування). Цей підхід помірно ефективний у зменшенні впливу невизначених факторів.

4.3 Програмування з обмеженим шансом

Підхід програмування з обмеженнями шансів (ПОШ) також використовується для вирішення проблем управління енергією в умовах невизначеності. Це математична програма, що містить випадкові обмеження, яким потрібно задовольнити лише ймовірність. Вимога балансу потужності в мікромережі формулюється як випадкові обмеження. Наближені методи зазвичай використовуються для вирішення ПОШ.

Загалом, ПОШ використовується лише для особливих випадків через те, що він складний з точки зору обчислень, консервативний або нездатний гарантувати задоволення випадкових обмежень [50].

4.4 Модель прогнозного контролю

Традиційні детерміновані системи мають механізм зворотного зв'язку для коригування початкового диспетчерського рішення для компенсації варіацій у невизначених змінних рішення. Серед них модельне прогнозне керування (MPC) привертає значну увагу в мікромережевих системах як багатообіцяюча схема керування з кількома перевагами, такими як можливість включення методів оптимізації та здатність інтегрувати

обмеження та збурення в прогнозовані керуючі рішення. MPC — це схема дискретного керування часом, у якій кожен крок часу розв'язує задачу оптимального керування без циклу для обраного горизонту керування. Рисунок 4.1 ілюструє блок-схему типової структури MPC.

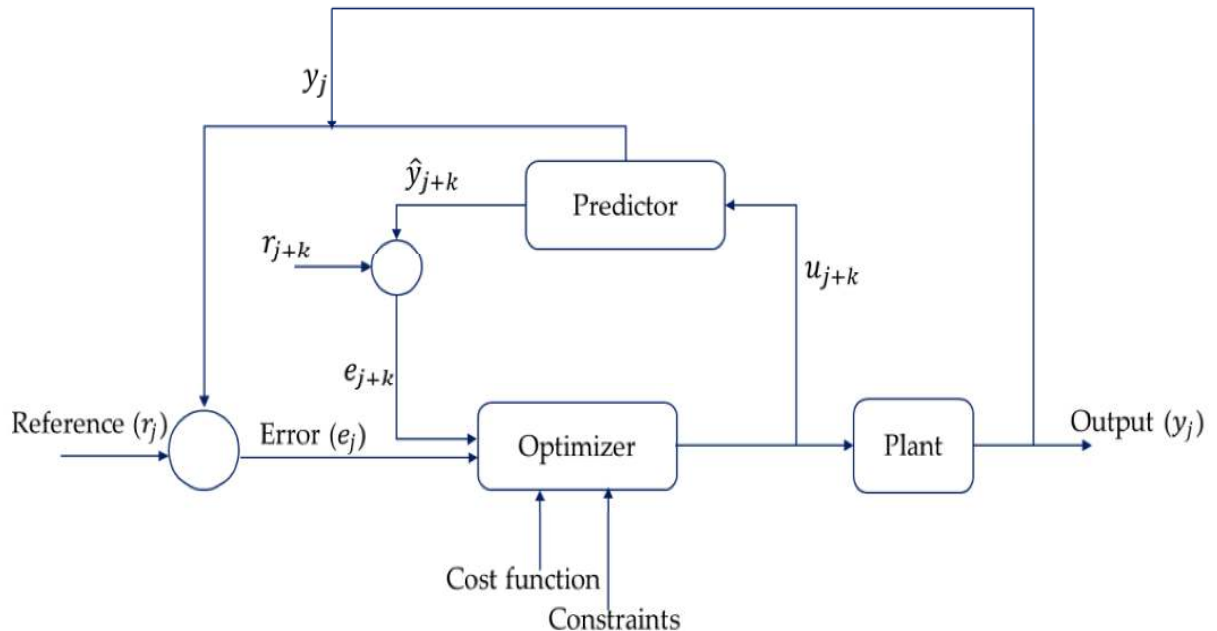


Рисунок 4.1 – Базова структура MPC

Прогнозний контроль моделі зазвичай реалізується шляхом розробки моделі з релевантними та керованими змінними, а потім мінімізацією функції вартості між еталонними значеннями та потенційними значеннями контрольованих змінних. Вибирається мінімальна різниця для активації наступного періоду. Загальний процес оптимізації на основі MPC показано на рисунку 4.2.

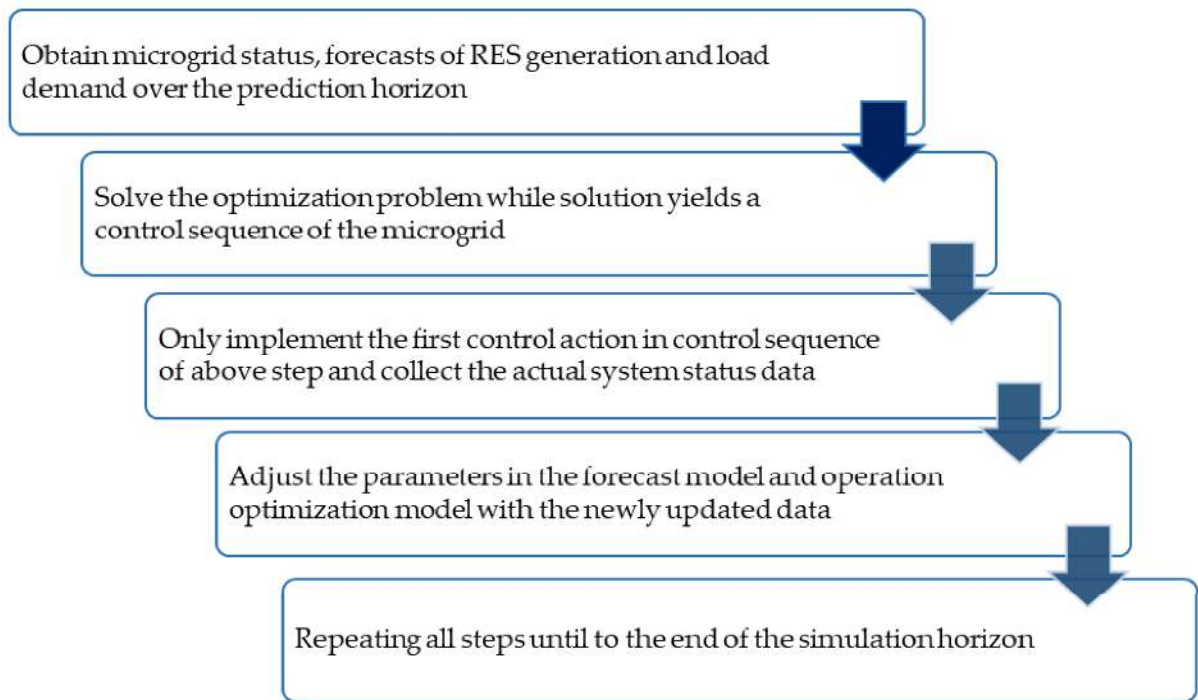


Рисунок 4.2 – Процес оптимізації на основі MPC

Структурні моделі MPC для мікромереж мають переваги, оскільки вони використовують динамічну поведінку компонентів мікромережі, зокрема моделі заряду та розряду батареї [51]. Типові методи контролю більше не ефективні проти флуктуацій, але MPC отримав більше уваги завдяки своїй гнучкості щодо включення обмежень і нелінійності [52]. Ще однією перевагою MPC перед іншими методами керування є його просте розширення до випадку багатьох змінних. Метод MPC може забезпечити відступаючий горизонт прогнозування за допомогою механізму зворотного зв'язку, який також ефективно зменшує вплив невизначеностей [53]. Модельне прогнозне керування зазвичай використовується для СУЕ ММ з горизонтом прогнозування 24 години, враховуючи щоденну періодичність генерації та профілі навантаження. На продуктивність MPC впливає вибір горизонту прогнозування. Одним із головних недоліків MPC є те, що обчислювальна складність зростає з більшим горизонтом прогнозування [54]. Маючи значний розвиток в останні роки, MPC з його варіаціями використовується на різних рівнях.

У [55] запропоновано модель управління енергією на основі прогнозованого керування для забезпечення економічно оптимальної роботи, а система представлена лінійною інваріантною моделлю дискретного часу. У цьому дослідженні мінімізація вартості енергії, що споживається з основної мережі, вважається метою оптимізації. Коли відновлюваної генерації недостатньо для забезпечення попиту, акумулятор почне забезпечувати навантаження. Якщо цієї енергії також стає недостатньо, СУЕ має отримувати енергію з основної мережі. Інша економічна ГДК запропонована для досягнення оптимальних економічних показників з точки зору експлуатаційних витрат мікромережі в [56].

У роботі [57] запропоновано підхід із рухомим горизонтом MPC для оптимальної роботи мікромережі для житлових мереж. Проблема MPC формулюється за допомогою моделі MILP, яка використовується для оптимізації загальної вартості мікромережі. Метою проблеми є мінімізація загальних витрат на систему ПЕД на горизонті прогнозування. Терміни накопичення тепла та електроенергії додатково включені в цільову функцію. Загальне планування та продуктивність можна було б покращити, якби під час моделювання мережі було враховано невизначеність щодо сонячного випромінювання та потреб у енергії.

Звичайний підхід MPC із такими методами, як методи надійної та стохастичної оптимізації, безпосередньо включає невизначеність у оптимізаційні моделі для досягнення ефективної та ефективно роботи мікромереж.

Стохастичні методи MPC використовуються для врахування невизначеності, спричиненої стохастичною поведінкою виробництва та попиту на відновлювану енергію. Двоетапна стратегія MPC на основі стохастичного програмування для управління енергією мікромережі в умовах невизначеності запропонована в [45]. Стохастичне програмування використовується для включення невизначеностей в модель оптимізації. MPC може ефективно компенсувати збурення в профілі навантаження та

електроенергії, що постачається з відновлюваних джерел, які підключені до мікромережі змінного струму через механізм зворотного зв'язку. Вартість мікромережі зазвичай формулюється з використанням витрат на запуск/вимкнення, вартості палива для дизель-генераторів, вартості деградації батареї та вартості закупівлі електроенергії з комунальної мережі. Тут також враховуються невизначеності сонячної фотоелектричної системи, вітру та навантаження при визначенні вартості мікромережі. На першому етапі рішення приймаються до реальної реалізації наявної невизначеності. На другому етапі рішення про коригування приймаються після конкретної реалізації.

Контроль у режимі ковзання (SMC) є надійною технікою керування, яка може врахувати невизначеності. Комбінація MPC і SMC може бути застосована для ефективної та ефективно роботи мікромереж. Субоптимальний SMC другого порядку розроблений як низькорівневий контролер для відстеження посилення потужності, створених компонентом MPC високого рівня для EMS [58]. Нелінійний MPC реалізується за допомогою нелінійних моделей, які включають нелінійні обмеження на змінні стану та керування, а також функції вартості. Нелінійне керування типом MPC реалізовано для управління енергією акумуляторів і цілей відключення навантаження в [59].

Оглянута література демонструє успішне застосування використання MPC для обробки невизначеностей, пов'язаних з управлінням енергією мікромережі.

Дослідників у цій галузі спонукали останні розробки в техніці машинного навчання працювати над більш реалістичними стратегіями прогнозування. MPC формулюється на основі прогнозів, створених прогнозною моделлю, і можливих бажаних цілей. На продуктивність MPC безпосередньо впливає якість моделювання та точність прогнозної моделі. Це одна з проблем при використанні схеми MPC. Коли використовується стратегія MPC, необхідно враховувати метод прогнозування. Для

прогнозування можна використовувати різні методи, такі як моделі на основі фізики, ланцюг Маркова, нейронні мережі, фільтр Калмана тощо. Наприклад, з точки зору прогнозування ланцюга Маркова, майбутня вартість залежить від поточної вартості та ймовірнісної матриці переходу, яка розраховується на основі історичного набору статистичних даних. У режимі реального часу фактичні вимірювання постійно оновлюються. Щоб передбачити вимоги до навантаження та відновлювану потужність, можна використовувати прогнозування ланцюга Маркова онлайн. Однак досить часто для багаторазового прогнозування поведінки системи ММ необхідна модель на основі фізики. Він становить високу обчислювальну складність, залежно від типу та складності використовуваних моделей.

У задачах керування енергією на основі MPC проектування, розташування та розподіл усіх цілей керування разом із відповідними обмеженнями можуть зменшити обчислювальний тягар. Крім того, формулювання проблеми енергоменеджменту на основі MPC може бути спрощено за допомогою таких методів, як нечітке логічне керування, методи на основі правил, PSO тощо.

Проблеми оптимізації MPC вирішуються переміщенням вікна часового горизонту вперед. Коли нові прогнози будуть доступні, проблеми оптимізації можна буде перерахувати та вирішити. Часовий горизонт часто визначається на основі багатьох факторів. Одним із найскладніших аспектів MPC є те, що йому потрібно мати справу з коротким часом вибірки для технології силової електроніки, а також потребує довготривалих горизонтів для підвищення надійності та точності моделі. Поєднання короткочасних і довгострокових горизонтів на різних етапах є підходом, який використовується для отримання кращої продуктивності системи. Методи часових горизонтів, що відступають, також зустрічаються в нещодавніх дослідженнях, оскільки вони допомагають справлятися з невизначеністю та досягати ефективних результатів [60].

Масштабованість має вирішальне значення для задоволення мінливих вимог під час переходу від промислових підприємств до дуже великомасштабних систем із операційною та управлінською незалежністю. Розподілена модель прогнозного керування (DMPC) [61] намагається вирішити цю проблему шляхом розробки багаторівневих, багатомасштабних моделей.

Мета полягає в тому, щоб уникнути перепроєктування загальної системи управління енергією (СУЕ) при підключенні додаткових джерел і накопичувачів. У DMPC потужність кожного джерела енергії оптимізується за допомогою окремої підсистеми MPC, щоб зробити властивість plug-and-play легше досягти та зменшити обчислювальне навантаження [60].

DMPC може бути відповідною стратегією для великомасштабних систем для вирішення проблеми економічної оптимізації. Багато дослідників зосереджуються на використанні стохастичних і розподілених моделей прогнозних методів керування для оптимізації великомасштабних систем мікросітки [59]. Інше дослідження, в [62], пропонує повністю розподілені розподілені алгоритми наповнення водою, які масштабуються до великомасштабних ситуацій.

Децентралізоване керування заряджанням розроблено для великої кількості електромобілів, що підключаються до мережі [63]. Підходи, які використовуються для обробки невизначеностей у системі мікромережі, підсумовані в таблиці 4.1.

Таблиця 4.1 – Підходи, що використовуються для обробки невизначеностей у мікросистемі

Запропонований підхід	Моделювання невизначеності	Управління невизначеністю	Можливість обробки масштабованості
1	2	3	4
<p>Оптимальне ймовірнісне управління енергією в типовій мікромережі на основі надійної оптимізації та методу точкової оцінки</p>	<p>Використовуються невизначеності вітру, сонця та навантаження.</p>	<p>Використовуються РЕМ і НО. Дані, отримані з РЕМ, використовуються в алгоритмі управління енергією на основі PSO. НО генерує та передає сценарії попиту на навантаження в алгоритм PSO.</p>	<p>Запропонований алгоритм використовується для виконання оптимальної роботи на низьковольтних (НН) ММ, включаючи відновлювані джерела енергії та звичайні DGs, а також банку батарей.</p>

Продовження таблиці 4.1

1	2	3	4
Двоступеневе стохастичне програмування на основі MPC стратегії для управління енергією мікромережі в умовах невизначеності.	Використовуються невизначеності навантаження, PV та вітру.	Використовується двоетапна стратегія планування. На першому етапі приймається рішення до того, як стане доступною фактична реальність невизначеності, а на другому етапі приймається рішення про коригування, щоб компенсувати неспроможності з першого етапу.	Запропонований спосіб поєднує в собі переваги як двоступеневої СП, так і ГДК.
Двоступеневий надійний метод оптимізації, заснований на очікуваному сценарії управління енергією в острівній мікромережі	Враховуються невизначеності вітру, сонця та навантаження.	Використовується двоетапна стратегія планування. Етап попереднього планування та етап перепланування застосовуються для зменшення впливу невизначених факторів.	Щоб керувати різноманітними обмеженнями під час процесу оптимізації та забезпечити доцільність індивідів у популяції, що розвивається, розроблено техніку обробки обмежень.

Продовження таблиці 4.1

1	2	3	4
<p>Оптимальна робота інтелектуальної житлової мікромережі на основі модельного прогнозного керування шляхом врахування невизначеностей і впливу на зберігання</p>	<p>Використовуються невизначеності сонячної енергії, вітру, навантаження та ціни електроенергії.</p>	<p>Проблема MILP включена в структуру MPC для компенсації потенційних збурень.</p>	<p>Стохастичні та розподілені моделі прогностичного керування можуть бути використані для оптимізації великомасштабних систем мікросітки.</p>
<p>Розподілений MPC для підключеного до мережі мікромережного керування живленням</p>	<p>Розглянуто невизначеність, пов'язану з наявністю вітру та навантаження.</p>	<p>СУЕ на основі MPC реалізовано в розподіленій структурі. Для пом'якшення невизначеності використовуються методи відступаючого горизонту.</p>	<p>Задача оптимізації розкладається на кілька задач нелінійної неперервної оптимізації малого масштабу та задач цілочисельного програмування.</p>

Продовження таблиці 4.1

1	2	3	4
Двошарова стохастична схема MPC для мікросіток	Враховуються невизначеності від вітру та сонячної енергії.	Реалізовано ГДК згортання горизонту. Стохастичний MPC працює на вищій частоті на нижньому рівні, щоб компенсувати невизначеності та підтримувати обмін енергією настільки близьким до бажаного значення протягом кожного періоду вибірки.	Стохастичний MPC з високорівневою автономною економічною оптимізацією.
Стохастичне програмування та аналіз ринкової рівноваги мікромережевих систем управління енергією	Використовуються невизначеності навантаження, PV та вітру.	Використовується двоетапна модель стохастичного програмування. На першому етапі визначається рішення про інвестиції в мікромережі, а на другому етапі визначаються стратегії енергоменеджменту.	Загальна система алгебраїчного моделювання призначена для розв'язування великомасштабних складних задач оптимізації.

Продовження таблиці 4.1

1	2	3	4
<p>Система енергоменеджменту для гібридної мікромережі PV-vetrobattery з використанням опуклого програмування, прогнозного керування моделлю та прогнозного керування рухомим горизонтом з експериментальною перевіркою</p>	<p>Використовуються невизначеності сонячної енергії, вітру, навантаження та ціни електроенергії.</p>	<p>Прогностичний контролер з рухомим горизонтом із МРС на нижньому рівні керування з однохвилинним часом вибірки зменшує вплив прогнозів і невизначеності моделі.</p>	<p>Прогностичний контролер з рухомим горизонтом не потребує складного процесу оптимізації.</p>
<p>Аналіз надійної оптимізації для децентралізованого управління енергією мікромережі в умовах невизначеності</p>	<p>Розглянуто невизначеність, пов'язану з наявністю вітру та навантаження. Використовуються інтервали прогнозування.</p>	<p>Оцінюється вплив різних рівнів невизначеності.</p>	<p>Агентне моделювання (ABM) використовується для опису системи, при цьому кожна зацікавлена сторона моделюється окремим агентом.</p>

4.5 Застосування штучного інтелекту та машинного навчання

Використання машинного навчання та методів, керованих даними, для управління енергією ММ стає все більш популярним завдяки нещодавньому розвитку машинного навчання (ML) та штучного інтелекту (ШІ), а також наявності розширеної обробки в сучасних системах керування. Наприклад, ML було введено як методологію для управління енергією в мікромережах або для прогнозування погодних умов і навантажень. Гібридний підхід нелінійного контролера MPC, що інтегрує моделі машинного навчання, представлено в [70]. Двошарова техніка ансамблевого машинного навчання використовується для побудови багатомодельної системи прогнозування вітру на основі даних [71]. Використання статистично різних характеристик кожного алгоритму машинного навчання є фокусом цієї дворівневої моделі. Крім того, багато евристичних методів оптимізації, що використовуються в СУЕ ММ, розглядаються під егідою ШІ. Можливості ML виходять далеко за межі прогнозування, вдосконалення моделі та адаптації.

ВИСНОВКИ

Огляд літератури висвітлив методи енергоменеджменту, моделювання невизначеностей та управління невизначеністю прогнозу в мікромережах. Системи управління енергією мікромережі розробляються з урахуванням таких факторів, як режим роботи, система управління, переривчастий характер відновлюваних джерел, економічні та екологічні аспекти та інші фактори. Для проектування управління енергією мікромережі можна використовувати різні підходи. Необхідно вибрати відповідні методи, виходячи з необхідного застосування. У цьому документі розглядаються останні стратегії управління енергією для мікромереж. Було обговорено кілька методів СУ, включаючи методи MILP і MINLP, методи евристичної оптимізації, методи на основі правил, методи нечіткого логічного керування, методи MPC та інші, засновані на численних дослідженнях. Відповідний метод СУЕ визначається системою мікромережі та її вимогами. Методи MILP мають справу з проблемами оптимізації, коли змінні можуть бути дискретними або неперервними. Однак розрахунок складних задач з великою кількістю змінних займає багато часу. ГА і PSO часто використовуються для вирішення евристичних задач оптимізації через зручність застосування до багатовимірних задач. Знайти оптимальне рішення через ГА важко. Швидкий час конвергенції, необхідний для додатків управління енергією в режимі реального часу, є головною перевагою СУЕ на основі PSO. Багато дослідників також використовують PSO для вирішення проблем із оптимальним розміром мікросітки. Методи, засновані на правилах, дозволяють значно зменшити складність обчислень порівняно з іншими методами. Методи керування нечіткою логікою отримують більшу гнучкість, і їх можна легко поєднувати з іншими методами.

Було визначено, що невизначеність, присутня в системах мікромережі, повинна враховуватися для належного управління енергією. Нещодавно для

моделювання невизначеності було використано моделювання Монте-Карло, метод найгіршого випадку, метод точкової оцінки, нечіткий метод і авторегресійний метод. Деякі методи моделювання невизначеності залежать від останніх даних, записаних для майбутнього прогнозування. У деяких випадках наявні помилки прогнозу. Є ще багато можливостей для розробки нових методик. У розглянутому дослідженні використовується багато підходів для подолання проблеми невизначеності. Загалом, оптимізація невизначеності може бути широко класифікована як стохастичне програмування, надійна оптимізація та інші методи, які включають MPC. Серед цих методів більше уваги привернули методи MPC, особливо у застосуванні СУЕ ММ через його здатність керувати майбутньою поведінкою, а також механізм зворотного зв'язку. Механізм зворотного зв'язку, запроваджений через MPC, частково компенсує невизначеність, пов'язану з системою мікросітки. Щоб прийняти майбутні енергосистеми, необхідно провести дослідження та розробки на основі MPC. MPC було вдосконалено за допомогою кількох рівнів і різних часових горизонтів, і його було включено в інші методи для пом'якшення невизначеностей і покращення продуктивності.

Невизначеність також може бути результатом стохастичних коливань цін на електроенергію та реакції попиту. СУЕ ММ може бути сформульована з урахуванням таких інших джерел невизначеності; однак, коли при формулюванні проблеми враховується більше факторів, вона стає складнішою. Можливі коригувальні заходи для зменшення цієї складності потребують додаткових досліджень.

Використання машинного навчання та методів, керованих даними, для MPC стає все більш популярним завдяки нещодавньому розвитку машинного навчання (ML) і штучного інтелекту (ШІ), а також наявності розширеної обробки в сучасних системах керування. Існує великий потенціал для застосування машинного навчання (ML) до управління енергією ММ для різних завдань для покращення рішень і ефективності обчислень.

У роботі висвітлюються напрямки досліджень у сфері енергоменеджменту, враховуючи невизначеність прогнозу від відновлюваних джерел та навантаження в середовищі мікромережі, для подальшого дослідження.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Su, W.; Yuan, Z.; Chow, M.-Y. Microgrid Planning and Operation: Solar Energy and Wind Energy. In Proceedings of the IEEE PES General Meeting, Minneapolis, MN, USA, 25–29 July 2010.
2. Elsied, M.; Oukaour, A.; Gualous, H.; Hassan, R.; Amin, A. An Advanced Energy Management of Microgrid System Based on Genetic Algorithm. In Proceedings of the IEEE 23rd International Symposium on Industrial Electronics (ISIE), Istanbul, Turkey, 1–4 June 2014.
3. Корнієнко, Є., Ляшенко, О. і Торба, А. (2023) «Метод керування системою генерації електроенергії з використанням бездротових технологій», Сучасний стан наукових досліджень та технологій в промисловості, (2(24)), с. 80–89. doi: 10.30837/ITSSI.2023.24.080.
4. Chen, Y.-K.; Wu, Y.-C.; Song, C.-C.; Chen, Y.-S. Design and Implementation of Energy Management System With Fuzzy Control for DC Microgrid Systems. *IEEE Trans. Power Electron.* 2012, 28, 1563–1570.
5. Mahmoud, M.S.; Rahman, M.S.U.; Sunni, F.M.A.L. Review of Microgrid Architectures—A System of Systems Perspective. *IET Renew. Power Gener.* 2015, 9, 1064–1078.
6. Zia, M.F.; Elbouchikhi, E.; Benbouzid, M. Microgrids Energy Management Systems: A Critical Review on Methods, Solutions, and Prospects. *Appl. Energy* 2018, 222, 1033–1055.
7. Arunkumar, A.P.; Kuppusamy, S.; Muthusamy, S.; Pandiyan, S.; Panchal, H.; Nagaiyan, P. An Extensive Review on Energy Management System for Microgrids. *Energy Sources Part A Recovery Util. Environ. Eff.* 2022, 44, 4203–4228.
8. Ali, S.; Zheng, Z.; Aillerie, M.; Sawicki, J.-P.; Péra, M.-C.; Hissel, D. A Review of DC Microgrid Energy Management Systems Dedicated to Residential Applications. *Energies* 2021, 14, 4308.

9. Elmouatamid, A.; Ouladsine, R.; Bakhouya, M.; Kamoun, N.E.; Khaidar, M.; Zine-Dine, K. Review of Control and Energy Management Approaches in Micro-Grid Systems. *Energies* 2020, 14, 168.
10. Shayeghi, H.; Shahryari, E.; Moradzadeh, M.; Siano, P. A Survey on Microgrid Energy Management Considering Flexible Energy Sources. *Energies* 2019, 12, 2156.
11. Kumar, K.P.; Saravanan, B. Recent Techniques to Model Uncertainties in Power Generation from Renewable Energy Sources and Loads in Microgrids—A Review. *Renew. Sustain. Energy Rev.* 2017, 71, 348–358.
12. Hong, Y.-Y.; Apolinario, G.F.D. Uncertainty in Unit Commitment in Power Systems: A Review of Models, Methods, and Applications. *Energies* 2021, 14, 6658.
13. Aien, M.; Hajebrahimi, A.; Fotuhi-Firuzabad, M. A Comprehensive Review on Uncertainty Modeling Techniques in Power System Studies. *Renew. Sustain. Energy Rev.* 2016, 57, 1077–1089.
14. Soroudi, A.; Amraee, T. Decision Making under Uncertainty in Energy Systems: State of the Art. *Renew. Sustain. Energy Rev.* 2013, 28, 376–384.
15. Meng, L.; Sanseverino, E.R.; Luna, A.; Dragicevic, T.; Vasquez, J.C.; Guerrero, J.M. Microgrid Supervisory Controllers and Energy Management Systems: A Literature Review. *Renew. Sustain. Energy Rev.* 2016, 60, 1263–1273.
16. Lefort, A.; Bourdais, R.; Ansanay-Alex, G.; Guéguen, H. Hierarchical Control Method Applied to Energy Management of a Residential House. *Energy Build.* 2013, 64, 53–61.
17. Guerrero, J.M.; Vasquez, J.C.; Matas, J.; Vicuna, L.G.; de Castilla, M. Hierarchical Control of Droop-Controlled AC and DC Microgrids—A General Approach Toward Standardization. *IEEE Trans. Ind. Electron.* 2010, 58, 158–172.
18. Kaluthanthrige, R.; Rajapakse, A. Demand Response Integrated Day-Ahead Energy Management Strategy for Remote off-Grid Hybrid Renewable Energy Systems. *Int. J. Electr. Power Energy Syst.* 2021, 129, 106731
19. Haider, Z.M.; Mehmood, K.K.; Khan, S.U.; Khan, M.O.; Wadood, A.;

Rhee, S.-B. Optimal Management of a Distribution Feeder During Contingency and Overload Conditions by Harnessing the Flexibility of Smart Loads. *IEEE Access* 2021, 9, 40124–40139.

20. Zaree, N.; Vahidinasab, V. An MILP Formulation for Centralized Energy Management Strategy of Microgrids. In *Proceedings of the Smart Grids Conference (SGC)*, Kerman, Iran, 21–22 December 2016.

21. Amrollahi, M.H.; Bathaee, S.M.T. Techno-Economic Optimization of Hybrid Photovoltaic/Wind Generation Together with Energy Storage System in a Stand-Alone Micro-Grid Subjected to Demand Response. *Appl. Energy* 2017, 202, 66–77.

22. Tenfen, D.; Finardi, E.C. A Mixed Integer Linear Programming Model for the Energy Management Problem of Microgrids. *Electr. Power Syst. Res.* 2015, 122, 19–28.

23. Trivedi, I.N.; Thesiya, D.K.; Esmat, A.; Jangir, P. A Multiple Environment Dispatch Problem Solution Using Ant Colony Optimization for Microgrids. In *Proceedings of the International Conference on Power and Advanced Control Engineering (ICPACE)*, Bengaluru, India, 12–14 August 2015.

24. Tran, H.G.; Thao, N.G.M.; TonThat, L. Energy Management and Optimization Method Based on Lagrange Multiplier for Microgrid with Considerations of Electricity Price and Vehicle. In *Proceedings of the 10th Global Conference on Consumer Electronics (GCCE)*, Kyoto, Japan, 12–15 October 2021.

25. Papari, B.; Edrington, C.S.; Vu, T.V.; Diaz-Franco, F. A Heuristic Method for Optimal Energy Management of DC Microgrid. In *Proceedings of the IEEE Second International Conference on DC Microgrids (ICDCM)*, Nuremberg, Germany, 27–29 June 2017.

26. Angelim, J.H.; Affonso, C.M. Energy Management on University Campus with Photovoltaic Generation and BESS Using Simulated Annealing. In *Proceedings of the IEEE Texas Power and Energy Conference (TPEC)*, College Station, TX, USA, 8–9 February 2018.

27. Provata, E. Development of Optimization Algorithms for a Smart Grid

Community. Master's Thesis, Technical University of Crete, Chania, Greece, 2014.

28. Grisales-Noreña, L.F.; Montoya, D.G.; Ramos-Paja, C.A. Optimal Sizing and Location of Distributed Generators Based on PBIL and PSO Techniques. *Energies* 2018, 11, 1018.

29. Okhuegbe, S.N.; Mwaniki, C.; Akorede, M.F. Optimal Sizing of Hybrid Energy Systems in a Microgrid: A Review. In *Proceedings of the Sustainable Research and Innovation Conference*, Nairobi, Kenya, 5–6 October 2022.

30. Bukar, A.L.; Tan, C.W.; Yiew, L.K.; Ayop, R.; Tan, W.-S. A Rule-Based Energy Management Scheme for Long-Term Optimal Capacity Planning of Grid-Independent Microgrid Optimized by Multi-Objective Grasshopper Optimization Algorithm. *Energy Convers. Manag.* 2020, 221, 113161.

31. Moghimi, M.; Leskarac, D.; Bennett, C.; Lu, J.; Stegen, S. Rule-Based Energy Management System in an Experimental Microgrid with the Presence of Time of Use Tariffs. In *MATEC Web of Conferences; EDP Sciences: Les Ulis, France*, 2016; Volume 70. [

32. García, P.; Torreglosa, J.P.; Fernández, L.M.; Jurado, F. Optimal Energy Management System for Stand-Alone Wind Turbine/Photovoltaic/Hydrogen/Battery Hybrid System with Supervisory Control Based on Fuzzy Logic. *Int. J. Hydrog. Energy* 2013, 38, 14146–14158.

33. Aviles, D.A.; Pascual, J.; Marroyo, L.; Sanchis, P.; Guinjoan, F.; Marietta, M.P. Optimal Fuzzy Logic EMS Design for Residential Grid-Connected Microgrid with Hybrid Renewable Generation and Storage. In *Proceedings of the IEEE 24th International Symposium on Industrial Electronics (ISIE)*, Rio de Janeiro, Brazil, 3–5 June 2015.

34. Santis, E.D.; Rizzi, A.; Sadeghian, A. Hierarchical Genetic Optimization of a Fuzzy Logic System for Energy Flows Management in Microgrids. *Appl. Soft Comput.* 2017, 60, 135–149.

35. Колтун Ю.М., Крюкова І.В., Петрук О.О. Гнучкі механізми керування попитом електроенергії для центрів обробки даних // «Проблеми

Інформатизації» одинадцятій міжнародній науково-технічній конференції (16 – 17 листопада 2023 року) Том 3: секція 4. С. 107

36. Jirdehi, M.A.; Tabar, V.S.; Ghassemzadeh, S.; Tohidi, S. Different Aspects of Microgrid Management: A Comprehensive Review. *J. Energy Storage* 2020, 30, 101457.

37. Alavi, S.A.; Ahmadian, A.; Aliakbar-Golkar, M. Optimal Probabilistic Energy Management in a Typical Micro-Grid Based-on Robust Optimization and Point Estimate Method. *Energy Convers. Manag.* 2015, 95, 314–325.

38. Xiao, F.; Ai, Q. New Modeling Framework Considering Economy, Uncertainty, and Security for Estimating the Dynamic Interchange Capability of Multi-Microgrids. *Electr. Power Syst. Res.* 2017, 152, 237–248.

39. Soares, J.; Ghazvini, M.A.; Vale, Z.; Oliveira, P.B.d.M. A Multi-Objective Model for the Day-Ahead Energy Resource Scheduling of a Smart Grid with High Penetration of Sensitive Loads. *Appl. Energy* 2016, 162, 1074–1088.

40. Kou, P.; Liang, D.; Gao, L. Stochastic Energy Scheduling in Microgrids Considering the Uncertainties in Both Supply and Demand. *IEEE Syst. J.* 2018, 12, 2589–2600.

41. Karimi, H.; Jadid, S. Optimal Energy Management for Multi-Microgrid Considering Demand Response Programs: A Stochastic Multi-Objective Framework. *Energy* 2020, 195, 116992.

42. Zhang, Y.; Gatsis, N.; Giannakis, G.B. Robust Energy Management for Microgrids With High-Penetration Renewables. *IEEE Trans. Sustain. Energy* 2013, 4, 944–953. [Google Scholar] [CrossRef]

43. Carli, R.; Cavone, G.; Pippia, T.; Schutter, B.D.; Dotoli, M. Robust Optimal Control for Demand Side Management of Multi-Carrier Microgrids. *IEEE Trans. Autom. Sci. Eng.* 2022, 19, 1338–1351.

44. Li, Z.; Zang, C.; Zeng, P.; Yu, H.; Li, H. Two-Stage Stochastic Programming Based Model Predictive Control Strategy for Microgrid Energy Management under Uncertainties. In Proceedings of the International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems (PMAPS), Beijing, China,

16–20 October 2016.

45. Wu, L.; Shahidehpour, M.; Li, Z. Comparison of Scenario-Based and Interval Optimization Approaches to Stochastic SCUC. *IEEE Trans. Power Syst.* 2012, 27, 913–921.

46. Zhu, X.; Yu, Z.; Liu, X. Security Constrained Unit Commitment with Extreme Wind Scenarios. *J. Mod. Power Syst. Clean Energy* 2020, 8, 464–472.

47. Luo, L.; Abdulkareem, S.; Rezvani, A.; RezaMiveh, M.; Samad, S.; Aljojo, N.; Pazhoohesh, M. Optimal Scheduling of a Renewable Based Microgrid Considering Photovoltaic System and Battery Energy Storage under Uncertainty. *J. Energy Storage* 2020, 28, 101306.

48. Zhang, C.; Xu, Y.; Dong, Z.Y.; Ma, J. Robust Operation of Microgrids via Two-Stage Coordinated Energy Storage and Direct Load Control. *IEEE Trans. Power Syst.* 2017, 32, 2858–2868.

49. Duan, Q.; Sheng, W.; Wang, H.; Zhao, C.; Ma, C. A Two-Stage Robust Optimization Method Based on the Expected Scenario for Islanded Microgrid Energy Management. *Discret. Dyn. Nat. Soc.* 2021, 2021, 7079296.

50. Liu, J.; Chen, H.; Zhang, W.; Yurkovich, B.; Rizzoni, G. Energy Management Problems Under Uncertainties for Grid-Connected Microgrids: A Chance Constrained Programming Approach. *IEEE Trans. Smart Grid* 2017, 8, 2585–2596.

51. Prodan, I.; Zio, E. A Model Predictive Control Framework for Reliable Microgrid Energy Management. *Int. J. Electr. Power Energy Syst.* 2014, 61, 399–409.

52. Bordons, C.; Teno, G.; Marquez, J.J.; Ridao, M.A. Effect of the Integration of Disturbances Prediction in Energy Management Systems for Microgrids. In *Proceedings of the International Conference on Smart Energy Systems and Technologies (SEST), Porto, Portugal, 9–11 September 2019.*

53. Hu, J.; Shan, Y.; Guerrero, J.M.; Ioinovici, A.; Chan, K.W.; Rodriguez, J. Model Predictive Control of Microgrids—An Overview. *Renew. Sustain. Energy Rev.* 2021, 136, 110422.

54. Raveendran Nair, U.; Costa-Castelló, R. A Model Predictive Control-Based Energy Management Scheme for Hybrid Storage System in Islanded Microgrids. *IEEE Access* 2020, 8, 97809–97822.
55. Patiño, J.; Márquez, A.; Espinosa, J. An Economic MPC Approach for a Microgrid Energy Management System. In *Proceedings of the IEEE PES Transmission & Distribution Conference and Exposition-Latin America (PES T&D-LA)*, Medellin, Colombia, 10–13 September 2014.
56. Pereira, M.; Limon, D.; Peña, D.M.; de la Valverde, L.; Alamo, T. Periodic Economic Control of a Nonisolated Microgrid. *IEEE Trans. Ind. Electron.* 2015, 62, 5247–5255.
57. Mechleri, E.; Dorneanu, B.; Arellano-Garcia, H. A Model Predictive Control-Based Decision-Making Strategy for Residential Microgrids. *Energies* 2022, 3, 100–115.
58. Incremona, G.P.; Cucuzzella, M.; Magni, L.; Ferrara, A. MPC with Sliding Mode Control for the Energy Management System of Microgrids. *IFAC Pap.* 2017, 50, 7397–7402.
59. Zhang, Y.; Zhang, T.; Wang, R.; Liu, Y.; Guo, B. Optimal Operation of a Smart Residential Microgrid Based on Model Predictive Control by Considering Uncertainties and Storage Impacts. *Sol. Energy* 2015, 122, 1052–1065.
60. Zheng, Y.; Li, S.; Tan, R. Distributed Model Predictive Control for On-Connected Microgrid Power Management. *IEEE Trans. Control. Syst. Technol.* 2017, 26, 1028–1039.
61. Christofides, P.D.; Scattolini, R.; Muñoz de la Peña, D.; Liu, J. Distributed Model Predictive Control: A Tutorial Review and Future Research Directions. *Comput. Chem. Eng.* 2013, 51, 21–41.
62. Carli, R.; Dotoli, M. A Distributed Control Algorithm for Waterfilling of Networked Control Systems via Consensus. *IEEE Control. Syst. Lett.* 2017, 1, 334–339.
63. Ma, Z.; Callaway, D.S.; Hiskens, I.A. Decentralized Charging Control of Large Populations of Plug-in Electric Vehicles. *IEEE Trans. Control. Syst.*

Technol. 2013, 21, 67–78.

64. Cominesi, S.R.; Farina, M.; Giulioni, L.; Picasso, B.; Scattolini, R. A Two-Layer Stochastic Model Predictive Control Scheme for Microgrids. *IEEE Trans. Control. Syst. Technol.* 2017, 26, 1–13.

65. Hu, M.C.; Lu, S.Y.; Chen, Y.H. Stochastic Programming and Market Equilibrium Analysis of Microgrids Energy Management Systems. *Energy* 2016, 113, 662–670.

66. Elkazaz, M.; Sumner, M.; Thomas, D. Energy Management System for Hybrid PV-Wind-Battery Microgrid Using Convex Programming, Model Predictive and Rolling Horizon Predictive Control with Experimental Validation. *Int. J. Electr. Power Energy Syst.* 2020, 115, 105483.

67. Kuznetsova, E.; Ruiz, C.; Li, Y.-F.; Zio, E. Analysis of Robust Optimization for Decentralized Microgrid Energy Management under Uncertainty. *Int. J. Electr. Power Energy Syst.* 2015, 64, 815–832.

68. Zhang, H.; Yue, D.; Xie, X. Robust Optimization for Dynamic Economic Dispatch Under Wind Power Uncertainty With Different Levels of Uncertainty Budget. *IEEE Access* 2016, 4, 7633–7644.

69. Yang, J.; Su, C. Robust Optimization of Microgrid Based on Renewable Distributed Power Generation and Load Demand Uncertainty. *Energy* 2021, 223, 120043.

70. Trigkas, D.; Gravanis, G.; Diamantaras, K.; Voutetakis, S.; Papadopoulou, S. Energy Management in Microgrids Using Model Predictive Control Empowered with Artificial Intelligence. *Chem. Eng. Trans.* 2022, 94, 961–966.

71. Feng, C.; Cui, M.; Hodge, B.-M.; Zhang, J. A Data-Driven Multi-Model Methodology with Deep Feature Selection for Short-Term Wind Forecasting. *Appl. Energy* 2017, 190, 1245–1257.