

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет імені В. Н. Каразіна
Навчально-науковий інститут «Українська інженерно-педагогічна академія»
Кафедра електротехніки і електроенергетики

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

магістра

на тему

Дослідження методів штучного інтелекту для підвищення ефективності
споживання електроенергії в розумних мережах з двосторонньою передачею
енергії

(тема кваліфікаційної роботи)

Виконав: студент 2м курсу, групи ДЕА-Е23мг
спеціальності: 141 Електроенергетика,
електротехніка та електромеханіка

_____/ Артем АТРАЩЕНКОВ
(підпис) (ім'я та прізвище)

Керівник _____/ Костянтин БРОВКО
(підпис) (ім'я та прізвище)

Рецензент _____/ Ганна ГРІНЧЕНКО
(підпис) (ім'я та прізвище)

«До захисту допущено»

Завідувач кафедри _____/ Артем ЧЕРНЮК
(підпис) (ім'я та прізвище)

Нормоконтроль _____/ Юлія ОЛІЙНИК
(підпис) (ім'я та прізвище)

Секретар ЕК _____/ Ігор КИРИСОВ
(підпис) (ім'я та прізвище)

Харків – 2024 рік

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ХАРКІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІМЕНІ В. Н. КАРАЗІНА

Навчально – науковий інститут Українська інженерно-педагогічна академія
Кафедра електротехніки та електроенергетики
Спеціальність 141 Електроенергетика, електротехніка та електромеханіка
Освітньо-професійна програма Електричні станції, мережі та системи

ЗАТВЕРДЖУЮ
Завідувач кафедри

(підпис)

К.Т.Н., доцент Артем ЧЕРНЮК

(науковий ступінь, вчене звання, ім'я, прізвище)

«__» _____ 2024 р.

ЗАВДАННЯ

на кваліфікаційну роботу дипломну роботу
другого (магістерського) рівня вищої освіти

здобувачу вищої освіти Артему АТРАЩЕНКОВУ

1. Тема «Дослідження методів штучного інтелекту для підвищення ефективності споживання електроенергії в розумних мережах з двосторонньою передачею енергії»

затверджена наказом по академії № 4801-5/3345 від «12» жовтня 2024 р.

2. Термін здачі закінченої роботи «10» грудня 2024 р.

3. Вихідні дані до роботи/проєкту: Структура інтелектуальної мережі; Дані щодо загальної потужності та приріст вітроенергетики; Електроспоживачі, Microgrid (мікромережа), енергетичні вузли.

4. Зміст роботи/проєкту (перелік питань, які належить розробити):

ВСТУП; РОЗДІЛ 1. СТАН ПРОБЛЕМИ ВИКОРИСТАННЯ АЛЬТЕРНАТИВНИХ ДЖЕРЕЛОВ ЕНЕРГІЇ У КОНЦЕПЦІЇ SMART GRID І ШЛЯХИ ЇЇ РІШЕННЯ; РОЗДІЛ 2. ОПТИМІЗАЦІЯ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ ГЕНЕРУЮЧИХ СПОЖИВАЧІВ НА ОСНОВІ АЛГОРИТМІВ РОСОВОГО ІНТЕЛЕКТА; РОЗДІЛ 3. УПРАВЛІННЯ ГЕНЕРУЮЧИМ СПОЖИВАЧЕМ ЯК ЗАВДАННЯ НАВЧАННЯ З ПІДКРІПЛЕННЯМ ВИСНОВКИ; ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ;

5. Перелік графічного матеріалу (презентаційний матеріал):

Слайди презентації

6. Консультант:

Розділ	Консультант	Підпис, дата		Оцінка (бали)
		Завдання видав	Завдання прийняв	

7. Дата видачі завдання «12» жовтня 2024р.

Керівник _____ Костянтин БРОВКО
(підпис) (ім'я, прізвище)

Завдання прийняв до виконання _____ Артем АТРАЩЕНКОВ
(підпис) (ім'я, прізвище)

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН-ГРАФІК
виконання кваліфікаційної дипломної роботи

№ з/п	Назва етапів роботи та питань, які мають бути розроблені відповідно до завдання	Термін виконання	Позначки керівника про виконання завдань
1	Визначення актуальності теми дослідження	02.10.24 – 05.10.24	
2	Проведення аналізу наукової літератури	06.10.24 – 15.10.24	
3	Виконання першого розділу дипломної роботи	16.10.24 – 29.10.24	
4	Виконання другого розділу дипломної роботи	30.10.24 – 26.11.24	
5	Оформлення пояснювальної записки	27.11.24 – 07.12.24	

Студент (ка) _____ Артем АТРАЩЕНКОВ
(підпис) (ім'я, прізвище)

Нормоконтроль _____ Юлія ОЛІЙНИК
(підпис) (ім'я, прізвище)

РЕФЕРАТ

Сторінок тексту – ____ ; рисунків – ____ ; таблиць – ____ ;
літературних джерел – ____ .

В даний час все більше значення в електроенергетиці відіграють альтернативні та відновлювані джерела енергії, які покращують екологічну обстановку та дозволяють окремим активним електроспоживачам мати власні джерела генерації енергії. Разом з цим, взаємозв'язки між джерелами генерації та електроспоживачами ускладнюються за рахунок нових вимог до балансування режимів, що пояснюється деякою непередбачуваністю генерації енергії альтернативними джерелами, а також необхідністю підключення додаткових об'єктів у вигляді накопичувачів енергії.

При цьому сучасна тенденція полягає у підвищенні ролі інформаційних та комп'ютерних технологій для створення людино-машинних систем підтримки прийняття рішень. Ці системи, своєю чергою, повинні використовувати ті чи інші методи штучного інтелекту, які дозволяють виконати інтелектуалізацію режимних та виробничих процесів в електроенергетиці. Найбільший інтерес представляють нові методи штучного інтелекту та інформаційних технологій, засновані на теорії нечітких множин, нечіткої логіки, генетичних алгоритмів та методів розумового інтелекту, що дозволяють оптимізувати електричні режими та мінімізувати матеріально-фінансові витрати, що суттєво підвищує енергійність, як окремих пристроїв, так і системи в цілому.

Таким чином, можна стверджувати, що дослідження та оптимізація режимів електроспоживання в інтелектуальних електричних мережах з урахуванням підключення альтернативних джерел енергії, їх розподілу генерації та можливості створення двосторонніх потоків енергії потребує більш високого рівня інтелектуалізації процесів керування в електроенергетиці.

ABSTRACT

Pages of text – ____ ; pictures – ____ ; tables – ____ ;
literary sources – ____ .

Currently, alternative and renewable energy sources, which improve the environmental situation and allow individual active electricity consumers to have their own sources of energy generation, play an increasingly important role in the electric power industry. At the same time, the relationships between generation sources and electricity consumers are complicated due to new requirements for mode balancing, which is explained by some unpredictability of energy generation by alternative sources, as well as the need to connect additional facilities in the form of energy storage.

At the same time, the modern trend is to increase the role of information and computer technologies for the creation of human-machine decision support systems. These systems, in turn, must use certain methods of artificial intelligence that allow the intellectualization of operational and production processes in the power industry. New methods of artificial intelligence and information technologies based on the theory of fuzzy sets, fuzzy logic, genetic algorithms and methods of swarm intelligence are of greatest interest, allowing to optimize electrical modes and minimize material and financial costs, which significantly increases the energy efficiency of both individual devices and system as a whole.

Thus, it can be argued that the research and optimization of power consumption modes in intelligent electric networks, taking into account the connection of alternative energy sources, their distribution of generation and the possibility of creating two-way energy flows, requires a higher level of intellectualization of management processes in the power industry.

ЗМІСТ

ВСТУП.....	7
РОЗДІЛ 1. СТАН ПРОБЛЕМИ ВИКОРИСТАННЯ АЛЬТЕРНАТИВНИХ ДЖЕРЕЛОВ ЕНЕРГІЇ У КОНЦЕПЦІЇ SMART GRID І ШЛЯХИ ЇЇ РІШЕННЯ	9
1.1 Виникнення терміну Smart Grid та його роль у розвитку електричних мереж	9
1.2 Технологія Smart Grid та її атрибути	11
1.3 Побудова інфраструктури інтелектуальних мереж з урахуванням двостороннього потоку енергії	14
1.4 Управління електроспоживанням в інтелектуальних мережах.....	17
1.5 Короткий історичний експурс у розвиток вітроенергетики.....	21
1.6 Управління генерацією альтернативними вітровими джерелами енергії.....	26
1.7 Обґрунтування застосування нечіткої логіки при проектуванні та експлуатації вітроенергетичних установок.....	30
Висновки до розділу 1.....	34
РОЗДІЛ 2. ОПТИМІЗАЦІЯ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ ГЕНЕРУЮЧИХ СПОЖИВАЧІВ НА ОСНОВІ АЛГОРИТМІВ РОСОВОГО ІНТЕЛЕКТА....	35
2.1 Оптимізаційні алгоритми для вирішення поставленого завдання.....	36
2.2 Відмінні риси використовуваних алгоритмів	42
2.3 Побудова бази нечітких правил	11
2.4 Алгоритм та програмна реалізація запропонованого методу оптимізації.....	49
Висновки до розділу 2.....	53
РОЗДІЛ 3. УПРАВЛІННЯ ГЕНЕРУЮЧИМ СПОЖИВАЧЕМ ЯК ЗАВДАННЯ НАВЧАННЯ З ПІДКРІПЛЕННЯМ.....	54
3.1 Поняття оптимального управління.....	54

3.2 Види машинного навчання. Навчання з підкріпленням.....	57
3.3 Поняття та принципи Q-навчання.....	59
3.4 Основи штучних нейронних мереж.....	61
3.5 Нейромережеве Q-навчання.....	66
3.6 Застосування принципів Q-навчання для управління генеруючим споживачем.....	69
Висновки до розділу 3.....	77
ВИСНОВКИ.....	78
ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	81

ВСТУП

Актуальність теми дослідження. В даний час все більше значення в електроенергетиці відіграють альтернативні та відновлювані джерела енергії, які покращують екологічну обстановку та дозволяють окремим активним електроспоживачам мати власні джерела генерації енергії. Разом з цим, взаємозв'язки між джерелами генерації та електроспоживачами ускладнюються за рахунок нових вимог до балансування режимів, що пояснюється деякою непередбачуваністю генерації енергії альтернативними джерелами, а також необхідністю підключення додаткових об'єктів у вигляді накопичувачів енергії.

При цьому сучасна тенденція полягає у підвищенні ролі інформаційних та комп'ютерних технологій для створення людино-машинних систем підтримки прийняття рішень. Ці системи, своєю чергою, повинні використовувати ті чи інші методи штучного інтелекту, які дозволяють виконати інтелектуалізацію режимних та виробничих процесів в електроенергетиці. Найбільший інтерес представляють нові методи штучного інтелекту та інформаційних технологій, засновані на теорії нечітких множин, нечіткої логіки, генетичних алгоритмів та методів ройового інтелекту, що дозволяють оптимізувати електричні режими та мінімізувати матеріально-фінансові витрати, що суттєво підвищує енергійність, як окремих пристроїв, так і системи в цілому.

Таким чином, можна стверджувати, що дослідження та оптимізація режимів електроспоживання в інтелектуальних електричних мережах з урахуванням підключення альтернативних джерел енергії, їх розподілу генерації та можливості створення двосторонніх потоків енергії потребує більш високого рівня інтелектуалізації процесів керування в електроенергетиці.

Ступінь розробленості теми дослідження. Великий внесок у вивчення та розробку інтелектуальних електричних систем і мереж внесли

вчені: Н. І. Воропай, Н. В. Савіна, С. Л. Кужеков, В. І. Гуревич, Б. Б. Кобець, О. М. Сосніна, S. M. Amin, B. F. Wollenberg, C. W. Gellings, K. Fukushima, C. W. Gelling та інші.

Поряд з цим, розвитку та застосуванню альтернативних та відновлюваних джерел енергії присвячені роботи багатьох авторів: Є. В. Соломін, Б. В. Лукутін, С. Г. Обухів, В. З. Манусов, С. М. Удалов, Ю. Г. Шакарян та інші.

Об'єкт дослідження – процес споживання електроенергії в розумних мережах з двосторонньою передачею енергії від альтернативних генеруючих джерел.

Предмет дослідження – метод інтелектуалізації електричних мереж.

Мета роботи: розробка оптимізаційних моделей та методів інтелектуалізації електричних мереж, що включають альтернативні джерела енергії з можливістю її акумулювання.

Для досягнення мети поставлено та вирішено такі завдання:

1. Виконати критичний аналіз методів розробки інтелектуальних мереж (Smart Grid) та обґрунтування необхідності застосування методів штучного інтелекту.

2. Обґрунтувати та розробити поняття генеруючого споживача у концепції інтелектуальних мереж із двостороннім потоком енергії та інформації як підсистем різної природи.

3. Розробити умови оптимального використання альтернативних джерел енергії у вигляді вітроресурсів для прибережної зони **України, особливо на узбережжях Чорного та Азовського морів** як приклад локальних систем із двостороннім потоком енергії.

Методи дослідження: теорія нечітких множин, методи оптимізації на основі алгоритмів ройового інтелекту, методи аналізу та балансування режимів електроенергетичних систем, що встановилися, а також методи теорії ймовірностей та математичної статистики.

РОЗДІЛ 1. СТАН ПРОБЛЕМИ ВИКОРИСТАННЯ АЛЬТЕРНАТИВНИХ ДЖЕРЕЛОВ ЕНЕРГІЇ У КОНЦЕПЦІЇ SMART GRID І ШЛЯХИ ЇЇ РІШЕННЯ

1.1 Виникнення терміну Smart Grid та його роль у розвитку електричних мереж

В даний час у всіх країнах зростає споживання електроенергії, причому електроспоживачі очікують на можливість вибору постачальників в умовах конкурентного енергетичного ринку, поліпшення показників надійності електропостачання та зниження тарифів на електроенергію.

У цих умовах реалізація концепції Smart Grid (розумних мереж) є найбільш відповідним рішенням. Електроенергетична система (ЕЕС), побудована згідно з принципами Smart Grid, передає не лише енергію, а й інформацію, тому потенційний електроспоживач будь-якого рівня, отримує можливість взаємодіяти з ЕЕС: прогнозувати та планувати споживання, вибирати постачальника та впливати на тарифи.

Термін Smart Grid досі не має чіткого термінологічного еквівалента в українській мові. До найпоширеніших українських еквівалентних термінів належить «Інтелектуальна мережа енергетики», «Інтелектуальна електроенергетична система», «Активно-адаптивна мережа». В даний час є безліч визначень Smart Grid, при цьому кожний зі сторін-учасниць процесу (енергокомпанія, енергоспоживач, компанії, що вирішують питання автоматизації енергооб'єктів, системні інтегратори та інші), бачить у Smart Grid свої функції та завдання, і розуміє по-своєму [1 – 3].

Вперше термін Smart Grid використаний авторами S. M Amin та B. F.Wollenberg у їхній публікації «до напрямку інтелектуальної мережі» [4].

Застосування цього терміну за кордоном було пов'язане з чисто рекламними назвами спеціальних контролерів, призначених для управління режимом роботи та синхронізації автономних вітрогенераторів, що

відрізняються нестабільною напругою та частотою з електричною мережею. Потім термін став застосовуватися для позначення мікропроцесорних лічильників електроенергії, здатних самостійно накопичувати, обробляти, оцінювати інформацію та передавати її спеціальними каналами зв'язку і навіть через інтернет. В останні роки використання Smart Grid розширився на системи збору та обробки інформації, моніторингу обладнання в електроенергетиці [5–7].

Формально термін Smart Grid був оформлений у 2007 році законодавчому акті про енергетичну незалежність та безпеку США. Так було названо технологію модернізації національної електроенергетичної системи з метою захисту, контролю та оптимізації енергоспоживання всіх елементів та учасників мережі.

Smart Grid є автоматизованою системою, що забезпечує двосторонній потік електричної енергії та комунікативну інформацію між енергооб'єктами та споживачами за рахунок застосування новітніх технологій, інструментів, які дозволяють підвищити ефективність роботи електромережевого комплексу [8, 9].

Найбільш масштабні програми та проекти розроблені та реалізуються у США та країнах Євросоюзу, Канаді, Австралії, Китаї та Кореї: так, наприклад, у США така програма має статус національної та здійснюється за прямої підтримки політичного керівництва країни, а в країнах Європейського Союзу для координації робіт та вироблення єдиної стратегії розвитку електроенергетики у 2004 року створено технологічну платформу Smart Grids – «Європейська енергетична система майбутнього», кінцевою метою якої є розробка та реалізація програми розвитку Європейської енергетичної системи до 2020 року і надалі.

Концепції Smart Grid у розвинених країнах передбачає формування чіткого стратегічного бачення цілей та задач розвитку електроенергетичних систем, що відповідає новим вищим вимогам промислового виробництва та суспільства, а також: держави, споживачів, економіки, науки, бізнес-

спільноти та інших галузей [10–12]. Вона визначає вимоги до електроенергетичних систем для реалізації концепції, в якій новим технологіям та пристроям відводиться роль одного з основних способів та інструментів здійснення прогресивних перетворень [13, 14].

В Україні Smart Grid розглядається як ефективно функціонуюча система, в якій за наявності адаптації характеристик обладнання залежно від режимної ситуації, виконується активна взаємодія генерації та споживання, що здійснюється завдяки вбудованим сучасним інформаційно-діагностичним системам. Передбачається, що останні повинні здійснювати автоматичне керування всіма елементами, включеними до процесів виробництва, передачі, розподілу та споживання електроенергії.

Таке призначення інтелектуальних мереж має не лише значно скоротити втрати електроенергії, а й дозволити ефективніше використовувати наявну енергію, інтегрувати і розподіляти енергію з альтернативних джерел. Крім того, в автоматичному режимі діагностувати і усувати проблеми, що постають, постачати електроенергію в необхідній кількості, скорочувати витрати енергоресурсів зі зменшенням викидів в атмосферу вуглекислого газу.

1.2 Технологія Smart Grid та її атрибути

Слід розглядати Smart Grid як концепцію інноваційного перетворення електроенергетики на основі цілісного системного бачення її ролі та місця у сучасному та майбутньому суспільстві. Ця концепція визначає вимоги до електроенергетики, підходи до забезпечення цих вимог, принципів та способів здійснення необхідного технологічного базису для реалізації концепції, в якій новим технологіям та пристроям відводиться роль одного з основних способів та інструментів його здійснення.

Найменуванням технології «Smart» можна приписувати розширений зміст, виходячи з її аббревіатури, складеної з перших літер англійських слів, що задають відповідні системні критерії якості мети:

S (specific – конкретний, певний, індивідуальний) кожна мета має бути описана як певний, конкретний результат;

M (measurable - вимірюваний, порівняльний, кількісно оцінювана) мета повинна бути вимірною за допомогою конкретних індикаторів та стандартних процедур вимірювання;

A (assignable – зрозумілий, що має певну причину, призначений, з функцією програмування) мета має бути зрозумілою, обґрунтованою, доведеною, життєво необхідною для суб'єкта та/або організації;

R (realistic – реальний, практичний, досяжний, прийнятний) мета має бути реально досяжною, доцільною та досить об'єктивною;

T (time-related – пов'язаний з часом, що залежить від часу, динамічний) мета повинна бути стратегічно визначена на тимчасовому інтервалі, мати конкретні терміни досягнення, контролем її реалізації.

Основні атрибути концепції Smart Grid національною лабораторією енергетичних технологій Міністерства енергетики США, Європейською комісією Євросоюзу та на думку авторів визначаються таким чином:

1. Доступність – організація постачання електроенергії в необхідні обсяги та регламентована якість, що оплачується споживачем відповідно до його запитів та вимог. Мережа має бути доступна для нових користувачів.

2. Надійність – здатність зберігати працездатність протягом тривалого часу, протистояти різного виду фізичним та інформаційним збуренням, обмежувати глибину (тяжкість та наслідки) відмов функціонування та забезпечувати мінімальний час відновлення працездатності після відмов. Мережа повинна гарантувати захищеність та якість електроенергії відповідно до вимог цифрового віку.

3. Гнучкість - мережа повинна підлаштовуватися під потреби споживачів електроенергії, бути здатною адаптуватися при швидких функціональних змінах, мати здатність до реконфігурації та розвитку.

4. Ефективність – забезпечення підвищеного рівня використання енергетичних ресурсів різних видів, інновацій та можливостей обладнання на всіх етапах виробництва, передачі та розподілу електроенергії.

5. Забезпечення безпеки – виключення будь-яких інцидентів, аварій чи катастроф виробничого характеру, небезпечних для людини та негативно впливають на навколишнє середовище, а також забезпечення електробезпеки та конфіденційності теми.

6. Здатність акумулювати енергію - сучасні системи електропостачання повинні в будь-який час збалансувати споживання та постачання електроенергії, мати достатньо гнучке управління та забезпечувати оптимальну енергоефективність.

7. Стимулювання електроспоживача – активність надання спектра можливостей споживачеві для самостійної зміни функціональних та якісних властивостей, одержуваного виду енергії на основі своїх потреб та технічних можливостей генеруючих джерел, включаючи відновлювані джерела енергії.

8. Економічність – зниження рівня втрат електроенергії на етапах її генерації, передачі, розподіл та споживання, зниження витрат на розвиток та підтримання електроенергетичного комплексу та зниження рівня тарифів на електроенергію. Найбільшу цінність становлять інноваційні технології та засоби комунікації спільно з ефективним управлінням та підвищення якості функціонування у концепції Smart Grid.

9. Зниження екологічного тиску на довкілля – перехід до нових інноваційних рішень, включаючи технології надпровідності та зеленої енергетики, що забезпечують зниження екологічних впливів, що негативно впливають, до мінімального рівня.



Рисунок 1.1 – Структура інтелектуальної мережі

Однак Smart Grid, як показано на рис. 1.1, підтримуються двосторонні потоки електроенергії та інформації, так що покупці електроенергії можуть набувати ринкову інформацію про стан мережі і повертати енергію в мережу. Таким чином, обмін інформацією та потужністю стають більш гнучкими та підвищують ефективність управління потужністю для оптимального розподілу електроенергії. За допомогою періодичних інформаційних повідомлень центр управління контролює мережу в режимі реального часу, а генеруючі споживачі (ДП), набувають оновленої інформації про тарифи, а також у реальних умовах. Можна вважати, що двосторонні потоки електроенергії та інформації є основою управління потужністю в режимі on-line та багатьма іншими програмами Smart Grid.

1.3 Побудова інфраструктури інтелектуальних мереж з урахуванням двостороннього потоку енергії

Тенденція до збільшення розподіленої генерації дозволяє перейти до деякої інтелектуальної парадигми, так званої «інтернет енергії». Вона

дозволяє генеруючим споживачам оптимальним чином, відповідно до потреб електроспоживачів розподіляти електроенергію з інтелектуальної мережі.

Концепція інтелектуальної мережі є загальною картиною майбутньої енергосистеми, яка підтримується інтелектуальними розподіленими пристроями та комунікаційними технологіями. У [17] інтелектуальна мережа представляється як електричні мережі, що складаються з локальних мереж, які являють собою автономні об'єкти на основі вимог різних електроспоживачів. Передбачуване вироблення електроенергії та управління відновлюваними джерелами енергії [18] впроваджене як система розподіленої електроенергії, яка взаємодіє з побутовими споживачами та промисловими замовниками, що мають відновлювані джерела енергії та накопичувачі.

Поряд з тим, що інтелектуальна мережа має різні типи компонентів: електроспоживачі, Microgrid (мікромережа), енергетичні вузли та інші, кожен із компонентів можна розглядати як генеруючий споживач. Генеруючий споживач, є загальним терміном, відноситься до системи, яка самостійно керує своїми енергетичними ресурсами та можливість двохспрямованого обміну енергією з навколишньою мережею. ДП може бути таким самим простим, як звичайний електроспоживач, який самостійно керує своїми енергетичними ресурсами (такими як прилади, ВДЕ, системи акумулювання енергії, електромобілі тощо).

Генеруючий споживач може локально генерувати електроенергію, споживати чи акумулювати їх у системах накопичувачів електроенергії для подальшого використання. У цьому здійснюється можливість двохспрямованого обміну енергією, оскільки електроспоживачі можуть імпортувати чи експортувати надмірну енергію до інтелектуальної мережі. З урахуванням того, що в системі кількість електроспоживачів збільшується, значна частка електроенергії обмінюватиметься локально між генеруючими споживачами.

Можливість автономної роботи, здатність до агрегування в шари, статична та динамічна адаптація інтелектуальних мереж, заснованих на генеруючих споживачах, тісно пов'язані і відповідають властивостям холонучої системи. При цьому відповідним чином можна моделювати кожного генеруючого споживача як холону, а всю інтелектуальну мережу як холархію.

Концепція холон (holon) була розроблена філософом Кестлером (Koestler) [19]. Він придумав слово «holon», об'єднавши грецьке слово «holos», що означає «ціле», і грецький суфікс «on» - «частина». Холон відноситься до окремої логічної сутності, що є як цілою, так і частиною. Холони переважно автономні, що дозволяє їм самостійно регулювати своє існування.

Холони можуть бути повторно організовані на різних рівнях агрегування, щоб сформувати ієрархію саморегулювальних холонів, яка в цьому випадку називається холархією (holarchy). Діаграма, що представляє холархію, показано на рис. 1.2.

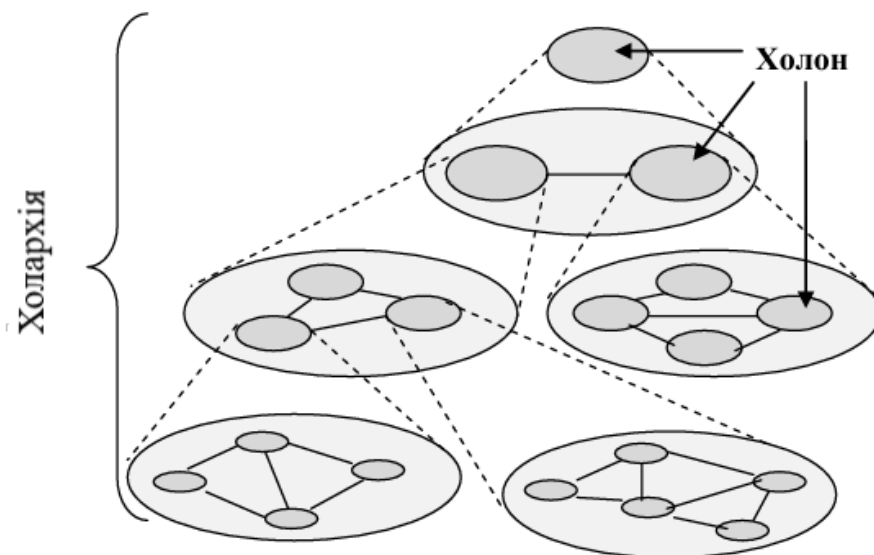


Рисунок 1.2 – Організація холонів

Холорхічна концепція має перевагу та значні відмінні риси в порівнянні з ієрархічними та агентськими технологіями. На відміну від

холархії, в ієрархії ступінь автономності елемента сильно обмежена через відношення, що веде/відоме, яке існує між шарами об'єктів [20].

Ця здатність до автономії ГП-холонів створює умови розподіленої генерації в інтелектуальній мережі, яку інакше було б дуже складно керувати централізовано. Автономія ГП холонів суттєво ускладнює координацію інтелектуальної системи, але відповідні управлінські механізми можуть бути розроблені для досягнення бажаних атрибутів інтелектуальної мережі. Автономія також сприяє енергозбереженню у процесі електроспоживання.

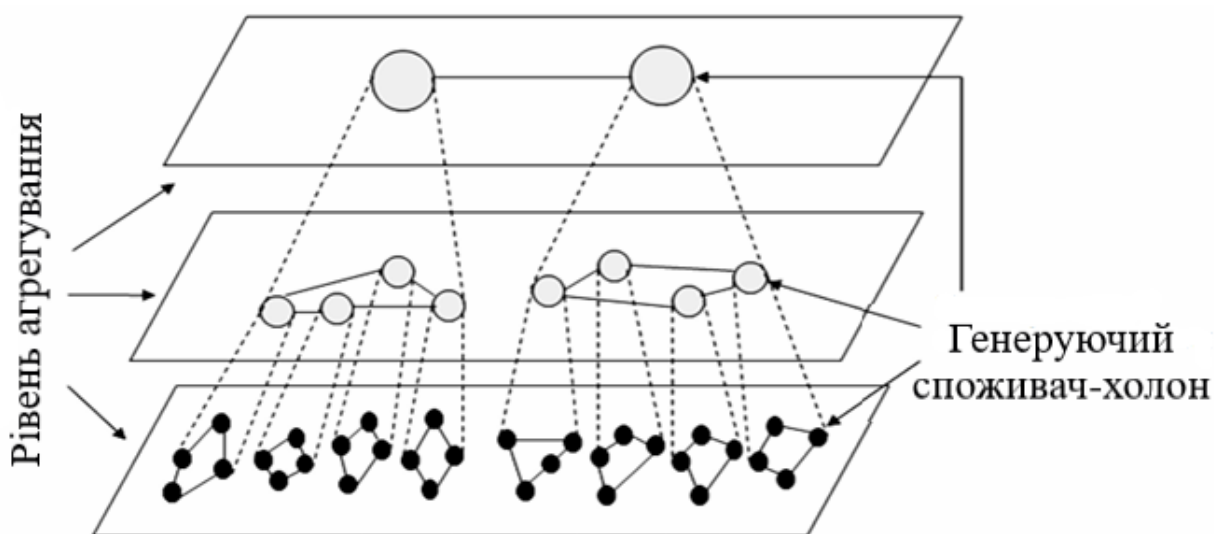


Рисунок 1.3 – Інтелектуальні мережі із ГП-холонів

Аналогічно сусідні інтелектуальні електричні мережі можуть сформувати районні електричні мережі, як більший ДП холон на наступному рівні агрегування. Така кластеризація може бути повторена на різних рівнях агрегування, щоб ефективно адаптуватися до змін у навколишньому середовищі (рис. 1.3).

1.4 Управління електроспоживанням в інтелектуальних мережах

Як обговорювалося вище, споживачі, що генерують, можуть автономно керувати своїми енергетичними ресурсами, у тому числі за

рахунок альтернативних джерел енергії. З іншого боку, група ГП може сформувати інтелектуальні електричні мережі, щоб локально обмінюватися енергією один з одним. При цьому ДП можуть мати справу з основною енергосистемою, як важлива та особлива складова частина, щоб отримати ширші можливості для ведення колективних замовлень та переговорів на енергетичному ринку. У таких енергетичних мережах управління графіком навантаження є досить складним завданням через невизначеності різних факторів.

По-перше, вироблення відновлюваних джерел енергії для ГП може бути нестійкими залежно від змінних погодних умов. Наприклад, виробництво енергії за допомогою ВЕУ залежить від швидкості вітру. Мінливість таких джерел енергії призводить до нестабільності генерації енергії з боку джерела живлення та деякої непередбачуваності майбутнього балансу енергії. Відповідно, сторона, що генерує енергію, стає більш нестабільною (мінливою) і менш контрольованою, оскільки всі джерела, що залежать від погодних умов, підключені до електроенергетичної мережі.

Іншим фактором є очікуване проникнення нових технологій із великими потребами в електроенергії. Очікується, що найближчим часом зростаюча тенденція до електрифікації транспортного сектора призведе до масової присутності електрифікованих транспортних засобів електромобілів (ЕМ). Наявність електромобіля подвоює середній попит на електроенергію домашнього господарства [12, 13], тому їх масова присутність дуже впливає на електричне навантаження в мережі. Потреба в електроенергії таких пристроїв пов'язана з поведінкою мешканців домашніх господарств (будинків). Наприклад, мешканці будинків можуть вибрати для зарядки своїх ЕМ, як тільки вони повернуться додому з роботи увечері. Якщо кілька домогосподарств, які заряджають свої ЕМ одночасно, то попит на електроенергію в мережі може різко підвищитися.

Мінливість та низька керованість з боку генерації та великі вимоги до нових пристроїв створюють різні проблеми. По-перше, необхідна достатня

кількість дорогих і вуглецевих теплових електростанцій поряд з ВДЕ для компенсації їх нерівномірної генерації. Більше того, піки потужності можуть призвести до пошкодження інфраструктури та дорогої модернізації обладнання. Проблема стає критичною, оскільки ймовірність того, що домогосподарства одночасно споживають багато електроенергії з мережі або одночасно вводять енергію назад у мережу, не може бути проігнорована, оскільки моделі споживання та виробництва домогосподарств у районі взаємозалежні. Час, коли мешканці домогосподарств повертаються з роботи і починають заряджати свої електромобілі, і наявність вітрової енергії при цьому не взаємопов'язані.

Електроенергетичні мережі мають деяку гнучкість, яка може бути спрямована для пом'якшення цих проблем. Наприклад, ДП домогосподарства мають системи накопичення електроенергії, які можуть бути буфером між попитом та пропозицією електроенергії. Дійсно, системи розподіленого накопичення енергії стають все більш доцільними на рівні домашніх господарств, особливо разом з нерівномірною розподіленою генерацією, оскільки вони можуть підвищити гнучкість попиту та знизити витрати домашніх господарств на електроенергію [14]. Системи накопичення енергії можуть бути заряджені, коли відбувається надмірне виробництво електроенергії, тому збережена енергія подається пізніше, коли централізоване електропостачання недостатньо.

Електромобілі також забезпечують значну гнучкість, враховуючи, що вони не працюють у 95% випадків, понад 90% усіх транспортних засобів, припарковано у будь-який момент часу, причому понад 25% з них припарковано вдома. Тому зарядка може бути зручно перенесена на періоди виробітки власного надлишку енергії. Крім того, технологія «автомобіль-мережа» дає можливість повернення електроенергії з ЕМ назад у мережу під час пікових періодів електроспоживання, а також деякі побутові прилади, такі як посудомийна машина також забезпечують значну гнучкість у використанні.

Потенціал гнучкості ГП може бути використаний для досягнення, наприклад, такої бажаної мети як мінімізація нерівномірності (мінливості) добового графіка електроспоживання в електричній мережі. При цьому автономні ДП мають тенденцію та можливість використовувати свою гнучкість, щоб егоїстично максимізувати свою індивідуальну вигоду. Таким чином, використання гнучкості потребує інтелектуальної координації автономних ДП в енергетичній мережі.

Існують різні роботи, спрямовані на інтеграцію систем накопичення електроенергії та електромобілів до енергосистеми. Системи накопичення енергії використовуються для різних цілей, таких як покращення якості електроенергії [15, 16], економічна оптимізація [17, 18] та формування графіка навантаження [19, 20].

Одним із підходів є централізована стратегія управління навантаженням [11], де всі енергетичні ресурси заплановані централізовано. Інший підхід - це стратегія децентралізованого управління навантаженням, в рамках якої користувачі мережі співпрацюють один з одним для досягнення єдиної спільної мети [12]. Стратегія управління навантаженням, відповідно до якої окремі частини мережі використовують аналогічні механізми навчання адаптації своїх індивідуальних графіків навантаження до прогнозованого загального графіку енергетичного оптового ринку.

Вплив застосування ЕМ на попит електроенергії описано в [13, 14], тоді як його економічні наслідки для електричних мереж описані в [15]. Технічні наслідки, такі як завантаження трансформатора підстанції, розглядаються у [16]. У [17] представлена концептуальна структура, що включає технічне управління мережею та ринкову діяльність, що займається інтеграцією ЕМ до енергосистеми.

1.5 Короткий історичний експурс у розвиток вітроенергетики

Енергія вітру використовувалася принаймні ще три тисячоліття тому. Але до кінця дев'ятнадцятого століття вітер використовувався тільки як механічна сила для перекачування води або молотьби зерна. Найраніші згадані млина були з вертикальною віссю обертання. Ці млини мали просту конструкцію: вертикальні колоди крутилися під дією вітру, розмелюючи зерно. Перші письмові описи млинів горизонтального типу зустрічаються в історичних документах Персії, Тибету та Китаю близько 1000 років до н. З Персії та Близького Сходу млина з горизонтальною віссю обертання поширилися до Європи. До 1800 року лише у Франції працювало близько 20000 вітряків, а Нідерландах 90% потужності, що у промисловості, ґрунтувалося на енергії вітру. Зростання промисловості потім призвело до поступового зникнення вітряків, але все ж таки в 1904 вітрова енергія ще забезпечувала 11% потужності голландської промисловості, а в Німеччині використовувалося більш ніж 18000 вітряків.

Популярність вітряків у США досягла свого піку в період між 1920 та 1930 роками, коли по всій країні було встановлено близько 600 000 млинів.

На початку XX століття майже повсюдно використання вітру було замінено на двигуни внутрішнього згорання, які забезпечували постійні вихідні значення потужності.

На початку 1970-х, з різким підвищенням цін на нафту, інтерес до використання енергії вітру знову збільшився [18, 19]. Цього разу, однак, основна увага була зосереджена на отриманні електричної енергії, а не механічної [10]. Вітрова енергетика виявилася найпривабливішим вирішенням світових енергетичних проблем. Адже вітроенергетика не забруднює навколишнє середовище і не залежить від цін на викопне паливо. Більше того, вітрові ресурси присутні в будь-якій частині світу і їх достатньо, щоб забезпечити зростаючий попит на електроенергію [1, 2].

Початком вітроенергетики вважається 1890 рік, коли у Данії інженером Пол Лакором було побудовано вітроенергетичну установку (ВЕУ) потужністю 300 Вт з діаметром 23 м для вироблення електроенергії. Вже до 1910 року у Данії було введено в експлуатацію кілька сотень ВЕУ з номінальними потужностями від 5 до 25 кВт.

У 1925 року у США з'явилися комерційні двох і трьох лопатеві ВЕУ. Найбільш поширеними марками були «Windcharger» (від 200 до 1200 Вт) і «Jacobs» (від 1,5 до 3 кВт). Вітроенергетичні установки використовувалися в основному на фермах для заряджання акумуляторних батарей, від яких отримували живлення радіоапаратура, освітлення та мала побутова техніка напругою 12, 32 та 110 В.

Протягом 1910-1940 років датські інженери компанії «Smidth» працювали над поліпшенням характеристик енергоефективності ВЕУ для зменшення дефіциту потужності в країні. Збудовані у роки ВЕУ є попередниками сучасних вітроустановок. Турбіни «Smidth» були першими ВЕУ, в яких використовувалися сучасні конструкції, що враховували аеродинамічні показники місцевості. У той же час, американський інженер Палмер Путнам побудував у Вермонті найбільшу ВЕУ в компанії «Morgan Smidth Co» діаметром 53 метри і потужністю 1250 кВт. Цей рекорд потужності був побитий лише 1970 року.

У 1950-і роки Йоханнес Пуль у Данії розробив та встановив ВЕУ, що виробила близько 2,2 млн. кВт/год електроенергії в період з 1956 по 1967 р. У той же час, німецький інженер Ульріх Хуттер побудував вискоефективну ВЕУ потужністю 100 кВт у 195 року.

З часом відбувається планомірне зростання встановленої потужності турбін і як наслідок геометричних розмірів енергетичного обладнання, яке встановлюється в гондолі, діаметра ротора, висоти опор. Якщо 1980-ті роки встановлена потужність серійних турбін вбирається у 100 кВт, нині великі серійні турбіни мають встановлену потужність від 3 до 8 МВт [3].

У доповіді міжнародного енергетичного агентства (МЕА) "Технологічна дорожня карта вітроенергетики 2009 року", інвестиційні витрати на будівництво та введення в експлуатацію наземних установок вітряних генераторів оцінювалися в діапазоні від 1450 до 2600 доларів США за кВт. В аналогічній доповіді від 2013 року діапазон розширився – від 1110 доларів США за кВт у Китаї до 2600 доларів США за кВт у Японії. Дані щодо США та Західної Європи знаходяться в середині діапазону – 1600 у США та 1700 у Європі [4].

При цьому, за даними МЕА, повна наведена вартість електроенергії з урахуванням усіх витрат знизилася в США з 2008 до 2015 року більш ніж на 30% [5].

Вітрова енергія невичерпна, оскільки кінетична енергія руху повітряних мас бере початок енергії сонячного випромінювання. Вітряна енергія є внутрішнім джерелом енергії будь-якої країни, а також відноситься до однієї з найбільш економічно ефективних технологій використання відновлюваних джерел енергії (ВІЕ), доступних в даний час - в середньому 0,02 дол./кВт·год за електроенергію, одержувану на нових електростанціях США [6].

У 2023 році загальний обсяг встановленої потужності вітроенергетики збільшився на 57,4 ГВт – приріст на 22% за 2022 рік. Останні п'ять років загальна потужність вітряної енергетики зросла на 50% [7].

Профільною міжнародною організацією є Всесвітня вітроенергетична Асоціація (World Wind Energy Association) та Глобальна Рада з вітроенергетики (Global Wind Energy Council, GWEC), на сайті якої розміщена інтерактивна карта розміщення вітрових станцій (табл. 1.1) [8].

Таблиця 1.1 – Загальна потужність та приріст вітроенергетики у 2014 – 2015 р., ГВт.

Країна	Рік 2022	Приріст у 2023	2023
Китай	114,6	30,8	145,4
США	65,4	8,6	74
Великобританія	12,6	1	13,6
Канада	9,7	1,5	11,2
Франція	9,3	1,1	10,4
Італія	8,7	0,3	9
Бразилія	6	2,8	8,8
Німеччина	39,2	6	45,2
Індія	22,5	2,6	25,1
Іспанія	23	0	23
Разом	311	54,7	365,7

Річний виробіток на вітряних електростанціях у 2023 році зріс на 15 % і склав 841 ТВт·год (3% від усієї виробленої енергії). Більше половини цього обсягу припало на три країни: США – 190,9 ТВт·год, Китай – 186,3 ТВт·год та Німеччина – 88 ТВт·год.

Деякі країни особливо інтенсивно розвивають вітроенергетику, зокрема, на 2023 рік у Данії за допомогою вітрогенераторів вироблялося 42% електрики, що виробляється, в Ірландії – 23%, у Португалії – 23,2%, в Іспанії – понад 18%.

Розвиток вітроенергетики відбувається також за рахунок заміни старих вітряних турбін на нові, потужніші, ефективніші та надійніші, з

автоматичним керуванням. У 2023 році не менше 300 турбін загальною потужністю 300 МВт було замінено в Європі, 2 турбіни в Японії (0,7 МВт) та одна в Австралії (2 МВт) [43].

Виробництво вітряних турбін розташоване в основному в Китаї (компанія Goldwind, 12,5% світового ринку за рахунок поставок на внутрішній ринок), у Європі (компанія Vestas, Данія, 11,8% ринку) та у США (GE Wind, 9,5%).

Згідно з попередніми статистичними даними, опублікованими німецькою Асоціацією з вітрової енергетики – German Wind Energy Association (BWE), у Німеччині 2016 було введено в експлуатацію 156 нових офшорних вітрових турбін загальною потужністю 818 МВт, в результаті чого загальна потужність 4,1 ГВт. Вироблення офшорної енергетики зросло на 57% – з 8,3 ТВт·год у 2022 р. до 13 ТВт·год у 2023 р.

У грудні 2016 року розпочала роботу перша в США морська вітряна станція біля Род-Айленда, що складається з п'яти 170-метрових вітряних турбін потужністю 6 МВт кожна [19].

Морська вітроенергетика – відносно нова технологія, і поки що не набула належного поширення через високу вартість будівництва та непрості умови навколишнього середовища. За деякими прогнозами вона вийде на конкурентний рівень за ціною до 2025 року. З розвитком технології морські станції дедалі далі віддаляються від берега. У 2023 р. середня віддаленість від берега приєднаних до мережі вітрових станцій – 32,9 км, при середній глибині моря 22,4 м, у 2015 р. середня віддаленість – 43,3 км, глибина – 27,1 м [8]. Оскільки, чим далі від берега, тим сильніший вітер, найперспективніше інвестувати в розміщення плаваючих офшорних станцій на стовпових буях з напівзануреними платформами. Найбільша плаваюча станція потужністю 7 МВт знаходиться біля берегів Японії. У 2017 році компанія Statoil, що спеціалізується на морських вітряних станціях, запускала перший плавучий вітряний парк Peterhead біля берегів Шотландії потужністю 30 МВт, в якому використані інноваційні турбіни Hwylwind, розроблені Statoil. Дана технологія

дозволить скоротити вартість плавучих офшорних станцій на 60-70%. У грудні 2016 року модернізована морська вітряна турбіна, встановлена в Данському Національному центрі випробування великих вітрогенераторів у місті Остерлід, за добу виробила рекордні 216 МВт·год електроенергії. Вітряна турбіна на 9 МВт компанії MHI Vestas Offshore Wind - спільного підприємства Vestas Wind Systems і Mitsubishi Heavy Industries - являє собою вдосконалену версію турбіни V164-8 МВт, яка була випущена в квітні 2014 року і встановила попередній рекорд виробивши 192 МВт·год енергії за 24 години.

1.6 Управління генерацією альтернативними вітровими джерелами енергії

Управління та регулювання режимів вітроенергетичних установок істотно пов'язані з режимом електроспоживання [10, 11]. З точки зору економічного ефекту, використовувані ВЕУ повинні бути якомога більшими: від 1-8 МВт [12]. При цьому необхідно враховувати складність регулювання потужності таких ВЕУ через велику масу вітроколеса.

Цілі управління вітроенергетичними установками такі [13]:

- вироблення максимальної потужності в умовах імовірнісного характеру енергоносія – вітрового потоку;
- обмеження частоти обертання для запобігання механічному руйнуванню установки.

При цьому завдання управління полягають у наступному [14]:

- забезпечення автоматичної роботи без персоналу;
- обробка та прийом сигналів та команд, необхідних для функціонування ВЕУ;
- зміна кута атаки лопаті;
- регулювання швидкості обертання вітроколеса залежно від характеристик вітрового потоку;

- поворот гондоли на потрібний кут;
- підтримка працездатності за заданих експлуатаційних умов;
- періодичний контроль та діагностика власних підсистем та обладнання ВЕУ, періодичний самоконтроль та діагностика систем та обладнання ВЕУ;
- робота у складі вітроелектростанцій (ЗЕЗ);
- стійкість до перешкод.

Слід зазначити, що класичні системи регулювання не призводять до задовільних результатів, коли вихідний опис моделі є неповним або неточним. При цьому тенденція збільшення складності математичної моделі, пов'язана з бажанням підвищити їхню адекватність і врахувати все більше різних факторів, не призводить до поліпшення регулювання.

Доцільно скористатися методами, які враховують неповноту та неточність вихідних даних. Саме за таких умов нечітке регулювання виявляється найбільш доцільним. Нечіткий регулятор функціонує в термінах правил «Якщо ..., то ...» і, отже, може забезпечити виконання дружнього та розуміється людиною уявлення знань. Але при цьому стає зрозуміло, що використання регулятора нечіткого типу викликає втрати інформації, оскільки не існує єдиного перетворення кількісної категорії на якісне уявлення.

Оскільки регулювання з використанням нечіткої логіки здійснюється за основою правил, складених з досвіду експерта (емпірично), необхідно оцінювати ефективність цього типу регулювання. Передбачається, що застосування теорії нечітких множин у системі регулювання потужності ВЕУ дозволить суттєво підвищити його ефективність, що полягає у видачі початково обґрунтованих вихідних впливів.

Найпростішим методом аеродинамічного регулювання потужності ВЕУ є хвостове регулювання, де хвіст діє як флюгер [55]. Коли вітер спрямований перпендикулярно вітроколесу, на поверхні хвоста не виникає сил, які б відхиляли його в той чи інший бік. При зміні напрямку вітру за

рахунок бічного тиску гондола ВЕУ розгортається доти, доки її напрямок не співпадає з напрямом вітру. У деяких випадках, при збільшенні швидкості вітру вітроколесо починає обертатися з надмірною швидкістю і це вимагає виведення вітроустановки в режим очікування.

Застосовуються також конструкції лопаті з бічною лопатою, коли оперення лопати виноситься за межі поверхні, що обвітряється вітроколесом. При малих швидкостях вітру вітроколесо повертається перпендикулярно до напрямку вітру. При збільшенні швидкості вітру лобовий тиск на лопату зростає і стає більшим, ніж зусилля попередньої затяжки пружини між лопатою і хвостовим оперенням. Вітроколесо починає виводитися з-під вітру і при швидкості вітру більше 20 м/с стає перпендикулярно основному напрямку вітру. У зворотне положення при зниженні швидкості вітру вітроколесо встановлюється силою натягу пружини [16].

Також одним із найпростіших способів встановлення на вітер є розташування вітроколеса позаду вежі. Але цей метод вимагає дотримання певних умов: виліт вітроколеса щодо центральної осі башти повинен мати величину, що забезпечує надійне встановлення вітроколеса перпендикулярно до напрямку вітру. Якщо розташувати вітроколеса за баштою на досить великому вильоті, то на систему діятиме аеродинамічний момент, дією якого вітроколесо встановлюється за баштою в напрямку вітру, оскільки саме вітроколесо, виконує роль флюгера.

У системах аеродинамічного регулювання також застосовується віндрозне регулювання, коли невелике багатолопатеve вітроколесо - «віндроза» встановлюється на гондолі перпендикулярно площині робочого вітроколеса.

На деякому вильоті за вітроколесом встановлюють два вітрячки, звані віндрозами, площина обертання яких перпендикулярна площині обертання вітроколеса і паралельна напрямку вітру. Пов'язана з віндрозами передача, що складається з конічних і циліндричних передач, повертається відносно

вертикальної осі, орієнтуючи вітроколесо у напрямку вітру при зміні напрямку вітру. Крутний момент обертових віндроз сприймається передачею. Переміщення триває до того часу, поки положення віндроз стане паралельно напрямку вітру.

Перевагою даного виду повороту гондоли є можливість регулювання швидкості обертання, що досягається вибором передавального числа між віндрозами та шестернею на вежі. Отже, кутова швидкість повороту гондоли залежить від вибору передачі, а чи не від випадкових поривів вітру.

Досить простим та ефективним способом регулювання потужності є зрив повітряного потоку. Конфігурація профілю лопаті вибирається такою, що при збільшенні швидкості вітру відбувається зрив повітряного потоку (за задньою кромкою лопаті виникає турбулентність) і значний лобовий опір зростає, в той час як підйомна сила падає [16].

При обертанні вітроколеса на лопатях виникає підйомна сила та сила опору. Підйомна сила обертає вітроколесо, а сила опору гальмує це обертання. Сенс регулювання полягає у збільшенні сили опору. На лопатях вітроколеса закріплені клапани, що повертають, які при робочих оборотах вітродвигуна тримаються паралельно напрямку окружної швидкості вітроколеса і майже не чинять опір руху. У цьому нормальному положенні клапани утримуються пружиною.

Більшість методів аеродинамічного регулювання застосовується для наведення вітроколеса перпендикулярно до робочої площини вітроколеса, тобто для максимального використання енергії вітру. Інші методи дозволяють обмежувати потужність при перевищенні швидкості вітру номінального значення. При цьому аеродинамічний регулювання є не точним, здатним призводити до навантаження механічної частини вітроенергетичної установки.

ВЕУ великої потужності (від 1 МВт) забезпечуються автоматичними системами управління, що реалізуються на промислових регуляторах.

Одним із важливих заходів щодо здешевлення вартості електроенергії, вироблених вітроенергетичними установками, є максимально можливе використання енергії вітру [17]. При роботі ВЕУ без системи регулювання момент, що розвивається вітроколесом, зі збільшенням швидкості вітру може зростати безперервно. При зростанні швидкості вітру від 5-6 до 20 м/с потужність повітряного потоку збільшується майже в 16 разів. Ця обставина потребує застосування автоматичних систем управління.

1.7 Обґрунтування застосування нечіткої логіки при проектуванні та експлуатації вітроенергетичних установок

Проектування вітроенергетичних установок та їх експлуатація пов'язані з високою непередбачуваністю можливої швидкості вітру та його спрямування. У зв'язку зі складністю процесів, що протікають в об'єкті, управління ВЕУ, повинно здійснюватися на основі нових математичних моделей, заснованих на теорії нечітких множин і нечіткої логіки. Традиційно технічна система розглядається як складна, якщо для побудови адекватної моделі не вистачає апіорної інформації. Це означає, що поведінка технічної системи істотно залежить від чинників, вплив яких інформація недостатньо. Тож у разі, коли об'єктом управління є складна система, про її моделі можна сказати лише те, що невідомі як коефіцієнти чи параметри аналітичних виразів, що описують об'єкт управління, а й аналітичні співвідношення. Побудова змістовної аналітичної моделі такого об'єкта, управління досить проблематичне і тому необхідно вести мову про інтелектуальну систему.

Насправді швидкість вітрового потоку є деякий нестаціонарний випадковий процес. Це призводить до того, що вироблення потужності вітроенергетичної установкою також є деякою величиною з певним ступенем ймовірності, що ускладнює створення енергобалансу в системі. Виникає також завдання розробки оптимального вибору структури електроспоживання для систем з відновлюваними джерелами енергії. У

зв'язку з цим виникає завдання досить обґрунтовано описати реальний стан потокорозподілу в умовах невизначеності джерел генерації, що створює додаткові труднощі при прийнятті рішень, ведення режимів.

Математичні моделі для опису режимів вітроустановок і їх вирішення необхідно використовувати методи теорії нечітких множин, які можуть достатньо адекватно описати модель зіставлення потужності ВЕУ, що виробляється, і потужності споживаного електричним навантаженням. Так як потужність вітроустановки визначається кубічною залежністю від швидкості вітру, то навіть при невеликих коливаннях швидкості вітру, потужність ВЕУ, що виробляється, може коливатися в досить широкому діапазоні потужностей.

Теорія нечітких множин є засобом формалізації нечітких понять та відносин. Воно заснована на деякому узагальненому класичному понятті множини для випадків, коли немає чіткої межі між двома множинами A і B , а елемент a_i залишаючи множину A і переходячи в множину зберігає деяку спадну приналежність до множини A . Поряд з цим, приналежність елемента до множини B зростає. Використання нечітких словесних понять, якими оперує особа, яка приймає рішення (вітер "помірний", або навантаження споживача електричної енергії за певний проміжок часу буде "велика") дозволяє ввести в розгляд якісні описи та врахувати невизначеність завдання, досягти повного опису всіх факторів, що не піддаються точного кількісного опису. Таким чином, даний підхід дозволить отримати модель, яка найбільш прозоро зможе відобразити стан балансу потужності, що виробляється і споживається в умовах невизначеності: непостійності енергоносія та особливості споживача електричної енергії. У процесі прийняття рішення про ведення режиму, що включає визначення цілей управління, формування завдань, і, нарешті, саме прийняття рішень (вибір альтернатив) така модель зможе просто описати багато екранну постановку завдання [18, 19].

Використання алгоритмів нечіткого регулювання актуально під час вирішення завдань адаптивного управління, ідентифікації, управління

багатозв'язкових системах, при класифікації і розпізнаванні образів тощо. Деякі фірми (Omron, AEG Modicon, Motorola, Intel і т.д.) розпочали випуск контролерів з апаратною підтримкою нечіткої логіки, частина виробників вбудовує підтримку подібних алгоритмів до своїх програм (MATLAB, Factory Suit, CubiCalc тощо). Алгоритми нечіткого регулювання вбудовані і найпопулярнішу в Росії SCADA-систему Trace Mode (ver.5.0) фірми AdAstra і т.д.

Загальний принцип роботи нечіткого контролера зводиться до такого [10]: є перелік нечітких правил, є входи контролера, куди подаються сигнали, інтерпретовані пристроєм, як нечіткі. Застосовуючи алгоритми нечіткого висновку (найчастіше алгоритм Мамдані чи Сугено), контролер обробляє вхідну інформацію та видає перелік дій об'єкту управління.

Наприклад, на вхід контролера подається вимірювана швидкість вітру, потужність споживача електричної енергії, що описуються нечіткими значеннями лінгвістичних змінних. На виході знімаються керуючі команди, для пріоритетних груп - включення на шини ВЕУ чи шини ДЕС, інших груп - включення чи відключення від шин вітроустановки. Роботи [11, 12] присвячені опису застосування регулятора напруги спільно з перемикачем ємності батареї конденсаторів компенсуючого пристрою. Алгоритм роботи пристрою заснований на нечіткій логіці разом з нейронними мережами. До плюсів подібного підходу можна віднести велику гнучкість роботи – регулятор постійно «підлаштовується» під параметри роботи мережі, що змінюються, при цьому підтримуваний режим, виявляється, найбільш близький оптимальному. Недоліками методу є занадто велика складність та впливає звідси дороговизна апаратури. Великий обсяг вихідної інформації про стан енергосистеми попередньої доби, що призводить до необхідності використання великого обсягу пам'яті для нормальної роботи контролера.

У роботах [13, 14] описані загальні принципи, на основі яких можлива розробка фазі-регуляторів. По суті, у роботі були дані описи різних видів нечітких регуляторів у різних галузях електротехнічних систем: викладено

загальні принципи функціонування нечітких контролерів, дано приклади моделей різних регуляторів (управління релейного типу, контролю рівня генерації реактивної енергії в енергосистемі, регулювання подачі споживачеві тепла тощо).

ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ 1:

1. Показано, що основний тренд розвитку електроенергетики нині лежить на шляху інтелектуалізації процесів генерації, передачі та розподілу електричної енергії. При цьому використовується термін Smart Grid, який, незважаючи на деякі різночитання, трактується як інтелектуальні мережі.

2. Основні атрибути концепції Smart Grid у роботі визначаються так: доступність, надійність, гнучкість, ефективність, забезпечення безпеки, здатність до акумулювання енергії, стимулювання активності електроспоживача, економічність та зниження екологічного тиску на навколишнє середовище. Зазначено, що інтелектуальні мережі, як правило, мають двосторонні потоки енергії та інформації. Ці процеси підлягають глибшому дослідженню.

3. Показано, що скоординоване керування деякою районною інтелектуальною електричною мережею дозволяє здійснити суттєву гнучкість у формуванні загального графіка електроспоживання, знижуючи його нерівномірність на добовому інтервалі часу. Одночасно з цим, наявність власної генерації та накопичувача енергії у кожного генеруючого споживача дозволяє їм брати активну участь і відстежувати свої інтереси, як у галузі фінансових витрат, так і щодо якості електричної енергії.

4. Аналіз методів управління вітроустановками показав, що найефективнішим є управління ВЕУ з урахуванням правил продукції «Якщо, ..., Те, ...», з нечіткими змінними.

5. Показано, що для повноцінного та успішного розвитку та використання відновлюваних джерел енергії необхідно вдосконалювати та розробляти нові нормативно-правові акти, зокрема, на підключення альтернативних джерел енергії.

РОЗДІЛ 2. ОПТИМІЗАЦІЯ ЕЛЕКТРОСПОЖИВАННЯ ГЕНЕРУЮЧИХ СПОЖИВАЧІВ НА ОСНОВІ АЛГОРИТМІВ РОЄВОГО ІНТЕЛЕКТА

Даний розділ присвячений вирішенню оптимізаційних завдань, зумовлених вибором оптимальних режимів електроспоживання кожними споживачами, що генерують, з можливістю двостороннього потоку енергії та її акумулювання. Передбачається, що генеруючий (активний) споживач має кілька джерел генерації, включаючи альтернативні та відновлювані джерела енергії з різною вартістю, а також накопичувачі енергії. Як методи вирішення оптимізаційної задачі використано три модифікації алгоритмів роевого інтелекту, а для порівняльного аналізу використано також метод градієнтного спуску.

Запропоновано нову ідею прийняття рішень на основі пріоритетності правил, які можуть бути основою нечіткого управління. На рис. 2.1 представлена схема взаємодії обраного алгоритму роевого інтелекту та моделі оптимізованого об'єкта, що дозволяє оцінити ефективність застосування послідовних етапів відбору оптимального рішення з урахуванням кількох генеруючих споживачів. Потовщеними показані шляхи, якими багаторазово здійснюється обмін варіантів рішень від алгоритму до моделі і назад.

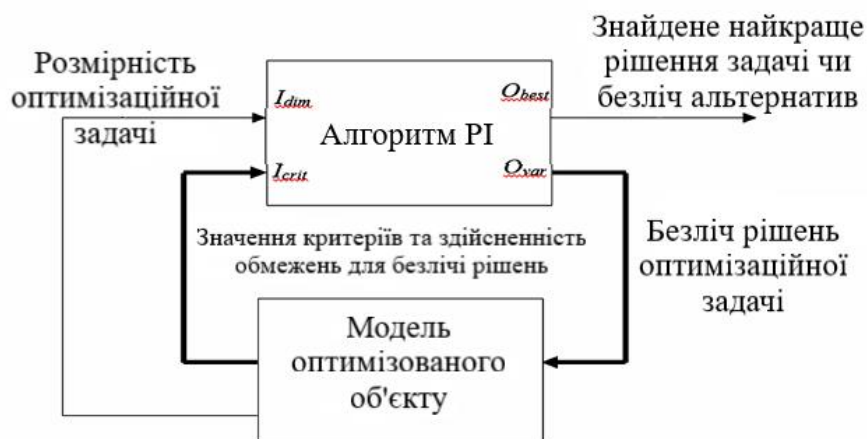


Рисунок 2.1 – Загальний вид взаємодії алгоритму роевого інтелекту та моделі

Пропонований шлях взаємодії алгоритмів роєвого інтелекту та моделі оптимізаційної задачі є досить універсальним, оскільки дозволяє швидко коригувати умови задачі чи вид моделі. Управління рівнем взаємозв'язку між завданнями оптимізації режимів та алгоритмами її вирішення збільшує гнучкість використання алгоритмів роєвого інтелекту.

2.1 Оптимізаційні алгоритми для вирішення поставленого завдання

Алгоритм рою частинок цікавий тим, що бере свої витoki над методи оптимізації, а методах візуалізації. Його початкова версія була створена для візуалізації руху птахів у зграї для завдань комп'ютерної графіки. Алгоритм заснований на тому, що рух кожного птаха описується рядом простих правил [11]. Алгоритм, що дозволяє моделювати поведінку зграй птахів, надихнуv Дж. Кеннеді, Р. Еберхарта та Ю. Ши на створення принципово нового методу оптимізації, який багато в чому ґрунтується на тих же евристичних правилах, що й зазначений вище алгоритм поведінки птахів. Автори назвали свій метод оптимізацією частинок, що роються (Particle Swarm Optimization), в українській літературі прийнято називати його алгоритмом рою частинок або методів рою частинок [12–14].

У роботі [15] запропоновано схему, що дозволяє стандартизувати опис роєвих алгоритмів. Оскільки далі наводяться описи ще двох алгоритмів роєвого інтелекту, у роботі використано саме цю схему. Відповідно до неї, алгоритм рою частинок можна записати у вигляді кортежу.

$$\text{PSO} = \{S, M, A, P, I, O\} \quad (2.1)$$

$$\text{Безліч часток } S = \{s_1, s_2, \dots, s_{|S|}\},$$

де $|S|$ – потужність множини, тобто число частинок; на j -му кроці алгоритму i -я стан частки i можна уявити як $S_{ij} = \{X_{ij}, V_{ij}, X_{ij}^{best}\}$;

$X_{ij} = \{X_{ij}^1, X_{ij}^2, \dots, X_{ij}^1\}$ - вектор параметрів, що варіюються (становище частки);

$V_{ij} = \{V_{ij}^1, V_{ij}^2, \dots, V_{ij}^1\}$ - вектор швидкостей частинки;

$X_{ij}^{best} = \{b_{ij}^1, b_{ij}^2, \dots, b_{ij}^1\}$ - найкраще з погляду критерію оптимізаційної задачі положення частки за час її переміщень від початку роботи алгоритму до поточного кроку;

l – кількість керованих змінних розв'язуваної задачі оптимізації.

Засіб непрямого обміну інформацією між частинками $M = X_j^{best}$ - найкраще з погляду критерію оптимізаційної задачі становище серед усіх частинок, за час роботи алгоритму від початку до поточного кроку.

Алгоритм (правила руху частинок) А.

1. Генерація випадкової множини початкових положень частинок

$$X_{i1} = rand(G(X)), i = 1, \dots, |S|,$$

де $rand(G(X))$ – вектор випадкових величин, рівномірно розподілених у сфері пошуку рішення.

$$V_{i1} = rand(-V_{max}, V_{max}), i = 1, \dots, |S|,$$

де $rand(-V_{max}, V_{max})$ – вектор рівномірно розподілених випадкових величин у діапазоні $rand(-V_{max}, V_{max})$.

У цій роботі використовується обмеження максимальної швидкості переміщення частинок у просторі пошуку рішень; у класичному алгоритмі рою частинок такого обмеження немає, натомість у кожному кроком знижується значення інерції.

$$X_{i1}^{best} = X_{ij}, i = 1, \dots, |S|.$$

На першому кроці можна вибрати будь-яку позицію як найкращу, оскільки вона буде оновлена при подальших обчисленнях цільової функції $X_1^{best} = X_{11}$.

2. Обчислення критерію завдання оптимізації, оновлення кращого стану кожної частки за необхідності, а також оновлення найкращого знайденого рішення X_1^{best} .

$$X_{ij}^{best} = X_{ij}, f(X_{ij}) < f(X_{ij}^{best}), i = 1, \dots, |S|.$$

3. Перевірка умови завершення алгоритму. У цій роботі використано обмеження за кількістю кроків алгоритму. Якщо воно вичерпане, то результатом роботи алгоритму є X_{ij}^{best} .

4. Безпосередньо зміни положень частинок, тобто створення нових рішень:

$$X_{ij+1} = X_{ij}\omega + \alpha_1(X_{ij}^{best} - X_{ij})rnd_1 + \alpha_1(M - X_{ij})rnd_2, i = 1, \dots, |S|, \quad (2.2)$$

$$V_{ij+1} = \begin{cases} V_{ij+1}, & -V_{max} \leq V_{ij+1} \leq V_{max} \\ V_{max}, & V_{ij+1} \leq -V_{max} \\ V_{max}, & V_{ij+1} \geq V_{max} \end{cases}, i = 1, \dots, |S|;$$

$$X_{ij+1} = \begin{cases} X_{ij} + V_{ij+1}, & G(X_{ij} + V_{ij+1}) = 1 \\ X_{ij}, & G(X_{ij} + V_{ij+1}) = 0 \end{cases}, i = 1, \dots, |S|,$$

де rnd_1 та rnd_2 - випадкові числа, рівномірно розподілені в інтервалі (0,1);

$G(X)$ – забезпечує перевірку належності X області допустимих значень D .

Вектор $P = \{\alpha_1, \alpha_2, \omega, V_{max}\}$ – вільні параметри алгоритму рою частинок. Параметри α_1 та α_2 визначають, відповідно, ступінь обліку особистого та колективного досвіду відповідно. Параметр ω характеризує інерційні властивості частинок. Параметр V_{max} відповідає обмеження швидкостей частинок.

У 2005 році вийшли дві роботи, присвячені застосуванню евристики, заснованих на поведінці медоносних бджіл у вирішенні задач оптимізації. У україномовній літературі вони часто плутаються, але слід зазначити, що це два різні алгоритми: Artificial Bee Colony Algorithm [16] та Bees Algorithm [17]. Евристичні основи обох алгоритмів такі. Серед бджіл є розвідники та робітники. Розвідники знаходять нові перспективні ділянки з квітами, а

робітники, орієнтуючись на дані про розведені ділянки, виконують збирання нектару. Іншими словами є процес генерації нових рішень та процес детального вивчення околиць вже знайдених рішень. Математичні моделі у двох зазначених алгоритмах відрізняються, у цій роботі використовується Bees Algorithm, який названий алгоритмом рою бджіл (не колонії).

Згідно з вказаною вище схемою опису алгоритмів роєвого інтелекту, можна записати:

$$BA = \{S, M, A, P, I, O\} . \quad (2.3)$$

$$\text{Безліч часток (бджіл) } S = \{s_1, s_2, \dots, s_{|S|}\},$$

Так як значна кількість позначень збігається для різних роєвих алгоритмів, описані позначення для рою частинок тут повторно не наводяться. Стан частинок $S_{ij} = X_{ij}$.

Засіб непрямого обміну інформацією між частинками

$$M = \{N_{ij}^b, N_{kj}^g\}, i = 1, \dots, n^b, k = 1, \dots, n^g$$

Являє собою список про «найкращих» і «перспективних» позицій, знайдених частками на j-му кроці роботи алгоритму.

Алгоритм (правила руху частинок) A.

1. Генерація випадкової множини початкових положень частинок-розвідників

$$X_{i1} = rand(G(X)), i = 1, \dots, n^s$$

де n^s – кількість частинок-розвідників.

2. Обчислення критерію завдання оптимізації.

3. Перевірка умови завершення алгоритму.

4. Безпосередньо зміни положень частинок, тобто створення нових рішень.

4.1. Формування кращих та перспективних рішень (N_{ij}^b, N_{kj}^g)

4.2. Відправлення в околиці N_{ij}^b, N_{kj}^g частинок-робітників:

$$X_{(i-1)c^b+kj+1} = N_{ij}^b + rnd \cdot rad, i = 1, \dots, n^b, k = 1, \dots, c^b \quad (2.4)$$

$$X_{n^b c^b + (i-1)c^b + kj+1} = N_{ij}^g + rnd \cdot rad, i = 1, \dots, n^g, k = 1, \dots, c^g \quad (2.5)$$

де rnd – вектор, що складається з рівномірно розподілених випадкових величин в інтервалі від -1 до 1 .

4.3. Надсилання розвідників

$$X_{n^b c^b + n^g c^g + i} = rand(G(X)), i = 1, \dots, n^s$$

Вектор $P = \{n^s, n^b, n^g, c^b, c^g, rad, rx\}$ – вільні параметри алгоритму рою бджіл. Параметр rad задає розсіювання частинок під час відправлення позиції, тобто розмір околиць, параметр rx визначає мінімальну допустиму відстань між рішеннями, вибраними у списки (N_{ij}^b, N_{kj}^g) . Сума параметрів $n^s + n^b c^b + n^g c^g$ дорівнює кількості частинок рою.

Алгоритм рою світлячків (FFO – Fire Fly Optimization) також відноситься до роєвих алгоритмів. Він був вперше опублікований у роботах К. Янга у 2008 році [18]. Його біологічна основа – поведінка світлячків, основним евристичним правилом якого є прагнення світлячка рухатися до інших світлячок, що яскравіше світяться. При цьому важливо, що видима для одного світлячка яскравість свічення іншого світлячка залежить від відстані між ним.

Згідно з вказаною вище схемою опису алгоритмів роєвого інтелекту, можна записати:

$$FFO = \{S, M, A, P, I, O\} \quad (2.6)$$

Багато частинок (світлячків) $S = \{s_1, s_2, \dots, s_{|S|}\}$, частка

характеризується станом $S_{ij} = X_{ij}$

Засобом непрямого обміну інформацією між частинками

$M = \{f(X_{1j}), f(X_{2j}), \dots, f(X_{|S|j})\}$ – яскравості свічень частинок.

Свічення визначається згідно з критерієм оптимальності розв'язуваної задачі.

Алгоритм А визначає переміщення частинок.

1. Генерація початкової множини частинок ($j=1$)

$$X_{i1} = rand(G(X)), i = 1, \dots, |S|,$$

2. Перевірка умови завершення алгоритму.

3. Обчислення критерію з кожної частки.

4. Безпосередньо зміни положень частинок, тобто створення нових рішень:

$$X_{ij+1} = X_{ij} + v(X_{ij}, X_{kj}) \cdot (X_{kj}, X_{ij}) + \alpha \cdot rand, \quad (2.7)$$

$$i, k = 1, \dots, |S|, i \neq k,$$

$$X_{ij+1} = \begin{cases} X_{ij} + V_{ij+1}, & G(X_{ij} + V_{ij+1}) = 1 \\ X_{ij}, & G(X_{ij} + V_{ij+1}) = 0 \end{cases}, i = 1, \dots, |S|.$$

Функція $v(X_{ij}, X_{kj})$ задає залежність сили тяжіння k -ої частки для i -ї частки на j -му кроці алгоритму

$$v(X_{ij}, X_{kj}) = \begin{cases} \frac{\beta}{1 + \gamma r(X_{ij}, X_{kj})}, m_{kj} < m_{ij} \\ 0, f(X_{kj}) \geq f(X_{ij}) \end{cases}, i = 1, \dots, |S|$$

де $r(X_{ij}, X_{kj})$ - корінь квадратний із суми квадратів різниць координат частинок по кожній осі.

Вектор $P = \{\alpha, \beta, \gamma\}$ – вільні параметри алгоритму. Параметр α визначає ступінь стохастичності алгоритму, чим він вищий, тим сильніше випадкові числа, що генеруються на кожному кроці, впливають на роботу алгоритму. Параметри β та γ задають залежність впливу частинок від відстані між їх позиціями у просторі пошуку рішень. При значенні β , що дорівнює нулю, немає колективної взаємодії між частинками. Чим вище параметр γ , то

швидше знижується сила тяжіння частинок зі збільшенням відстані між їх позиціями.

Методи, що використовують градієнти цільової функції для знаходження її оптимуму, є дуже поширеним через їхню досить зрозумілу реалізацію. Метод відноситься до методів нелінійного програмування та може враховувати обмеження у формі нерівностей. Недолік методу у тому, що він визначивши деякий локальний екстремум вони застряють у ньому. Однією з модифікацій градієнтних методів є метод градієнтного спуску, який можна реалізувати рекурентною формулою такого виду:

$$X^{k+1} = X^k - \alpha \cdot \nabla f(X^k), \quad (2.8)$$

де α - коефіцієнт швидкості при градієнті функції $f(X)$.

Можна поліпшити умови збіжності методу шляхом його модифікацій як алгоритму Ньютона (чи Ньютона – Рафсона) з рекурентною формулою:

$$X^{k+1} = X^k - \alpha^k \cdot \nabla^2 f(X^k)^{-1} \cdot \nabla f(X^k). \quad (2.9)$$

Також відомі різні модифікації даного методу [19, 20] і є поєднанням алгоритмів Ньютона-Рафсона та градієнтного спуску.

2.2 Відмінні риси використовуваних алгоритмів

Порівняльний аналіз різних алгоритмів розв'язування задачі оптимізації та градієнтного спуску дозволяє знайти деякі загальні та індивідуальні риси кожного з алгоритмів, які зведені до табл. 2.1.

Таблиця 2.1 – Індивідуальні особливості використовуваних алгоритмів

Алгоритм	Особливості
Рою частинок	• можливість налаштовувати відносини між індивідуальним та колективним досвідом, з урахуванням їхньої пріоритетності; • використання градієнта; • враховується інерція, що відповідає швидкості руху частинок.
Рою бджіл	• деякі частинки виконують випадковий пошук, без використання свого та колективного досвіду; • обмеження на збирання всіх частинок на околиці однієї точки простору пошуку рішень.
Рою світлячків	• кожна частка враховує вплив інших частинок, що займають краще положення, ніж вона; • використання градієнта; • взаємний вплив частинок між собою обернено пропорційно відстані між ними.
Гرادієнтний спуск	• пошук градієнта, напрями якнайшвидшого зменшення функції; • оптимізація кроку у напрямку градієнта з урахуванням наближення частки до екстремуму; • залежність пошуку екстремуму від початкового наближення; • здатність застрягати у найближчому екстремумі.

Для оптимізаційних завдань з умовами статичної оптимізації, якщо є достатній час, для розрахунку можна використовувати алгоритми, що у явному вигляді використовують градієнт, рою частинок і рою світлячків, так як у цих алгоритмах частинки сходяться в околицю екстремуму і потім крок

їх переміщень знижується, алгоритм починає виконувати в локальний пошук у дедалі меншому околиці екстремуму. У задачах динамічної оптимізації, доцільно використовувати алгоритм рою бджіл, тому що в ньому передбачено обмеження від збирання всіх частинок на околиці одного рішення і дозволено випадковий пошук у всьому просторі рішень. Завдяки цьому алгоритми здатні швидше знаходити нові рішення за зміни умов завдання. При необхідності можна створювати гібридні алгоритми роевого інтелекту, які будуть ефективними для вирішення певних оптимізаційних завдань.

2.3 Побудова бази нечітких правил

Створення бази нечітких правил виконується із залученням експертів. Однак, правила, запропоновані експертами, можуть бути далекі від оптимальних, оскільки людина не завжди може взяти до уваги всі взаємозв'язки у складній системі, врахувати кілька критеріїв. Крім того, залучення експертів у кожному випадку зміни режимів функціонування системи чи зміни критеріїв є надто довгою та дорогою процедурою.

Виникає завдання оптимізації набору нечітких правил, приблизно складених експертами. Позначимо безліч нечітких правил FR , тоді задача оптимізації може бути записана як [11]:

$$Z(FR(X)) \rightarrow \max, \quad (2.10)$$

де $FR(X)$ – база нечітких правил, в якій є частина, що варіюється (керована), представлена у вигляді вектора X .

$Z(FR(X))$ – критерій оптимальності.

Залежність $Z(FR(X))$ визначається моделлю системи.

Найбільша складність полягає у визначенні того, як вектор X впливатиме на базу нечітких правил. Діяльність [19] запропоновано

призначати правилам ваги, які впливають їх значимість у етапі визначення вихідних функцій приладдя, тобто щодо центру мас за алгоритмом Мамдані. Крім того, можна керувати чисельними параметрами в самих правилах або функціями приладдя вхідних та вихідних змінних.

Оскільки модель системи, що оптимізується, і сама база правил можуть бути дуже складними, розумно застосувати алгоритм оптимізації, який здатний самостійно адаптуватися під умовою завдання, дослідити топологію простору пошуку рішень. Як показано в роботі [12] такі властивості мають алгоритми роєвого інтелекту, що розглядають завдання оптимізації як чорний ящик. В результаті їх застосування найпростіше і в той же час є ефективним. У цій роботі обрано алгоритм рою частинок як один з найбільш ефективних алгоритмів роєвого інтелекту, при цьому простий у реалізації і має високу швидкість роботи [13].

Структура використовуваного набору правил. На цьому етапі роботи застосовуються правила без нечітких змінних. Правила мають такий вигляд:

ЯКЩО (умова), ТО (дія)

Рішення, яку дію вибрати, приймається щогодини. Умови формуються виходячи із зазначених вище спостережуваних величин. У результаті аналізу показав, що з формування достатнього набору правил необхідно формулювати умови шляхом відповіді два питання. Перший залежить від вироблення ВЕУ і потреб ДП, другий від часу. Оскільки тариф протягом доби змінюється (денний та нічний період), то рішення мають також залежати від часу.

1. Чи покриває вироблення ВЕУ потребу ДП?
2. Чи триває зараз особливий (пільговий) період?

У модель закладено можливість використовувати два інтервали, потрапляння в які вважається особливим періодом ($time1 - time2$, $time3 - time4$). Значення цих інтервалів є одними з керованих змінних. Тобто, які

саме інтервали відносити до особливого періоду, суворо не задається, цей параметр є частиною бази правил, що настроюється (навчається) [13].

В результаті виникає чотири можливі передумови за умови:

- (споживання ДП > вироблення ВЕУ ДП) І НЕ (особливий період);
- (споживання ДП < вироблення ВЕУ ДП) І НЕ (особливий період часу);
- (споживання ДП > вироблення ВЕУ ДП) І (особливий період);
- (споживання ДП < вироблення ВЕУ ДП) І (особливий період).

Як дії ДП виступають купівля енергії у зовнішній ЕЕС (або сусіднього ДП), продаж у зовнішню ЕЕС (або сусіднього ГП), накопичення в акумуляторі або витрата накопиченої в акумуляторі енергії. Тому можливі 4 варіанти дій:

1. Накопичити та продати (доступно лише при надлишку енергії):

- визначити надлишок як різницю споживання ДП та виробленої ВЕУ потужності

$$dif = power_wind - power_gc;$$

- визначити скільки можна накопичити (не більше ніж вільно в акумуляторі та не більше обмеження на швидкість заряджання акумулятора)

$$accum = \min(max_accum - now_accum, MAX_ACCUM_H);$$

- обмежити накопичення коефіцієнтом $sale_accum$, що регулює баланс купівлі та накопичення

$$accum = accum * sale_accum;$$

- оновити кількість запасеної енергії

$$now_accum = now_accum + accum;$$

- якщо після накопичення залишилася енергія, що не використовується, то продати її

$$sale_buy = dif - accum.$$

2. Купити та накопичити:

- визначити надлишок або дефіцит як різницю споживання ДП та виробленої ВЕУ потужності

$$dif = power_wind - power_gc;$$

- визначити скільки можна накопичити (не більше ніж вільно в акумуляторі і не більше обмеження на швидкість заряджання акумулятора)

$$accum = \min(max_accum - now_accum, max_accum_hour);$$

- обмежити накопичення коефіцієнтом buy_accum , що регулює баланс продажу та накопичення

$$accum = accum * buy_accum;$$

- оновити кількість запасеної енергії

$$now_accum = now_accum + accum;$$

- якщо після накопичення залишилася енергія, що не використовується, то продати її. Якщо дефіцит, то купити

$$sale_buy = dif - accum.$$

3. Продати та використовувати накопичене:

- визначити надлишок або дефіцит як різницю споживання ДП та виробленої ВЕУ потужності

$$dif = power_wind - power_gc;$$

- визначити скільки можна витягти з акумулятора (не більше, ніж накопичено)

$$accum = now_accum;$$

- обмежити накопичення коефіцієнтом $sale_unload$, що регулює баланс продажу та використання накопиченого

$$accum = accum * sale_unload;$$

- оновити кількість запасеної енергії

$$now_accum = now_accum - accum;$$

- якщо після накопичення залишилася енергія, що не використовується, то продати її. Якщо дефіцит, то купити

$$sale_buy = dif + accum.$$

4. Купити та використовувати накопичене (доступно тільки при дефіцит енергії):

- визначити дефіцит як різницю споживання ДП та виробленої ВЕУ потужності

$$dif = power_wind - power_gc;$$

- визначити скільки можна витягти з акумулятора (не більше ніж накопичено і не більше ніж потрібно на покриття дефіциту)

$$accum = \min(-dif, now_accum);$$

- обмежити накопичення коефіцієнтом buy_unload , що регулює баланс продажу та використання накопиченого

$$accum = accum * buy_unload;$$

- оновити кількість запасеної енергії

$$now_accum = now_accum - accum;$$

- якщо після накопичення залишилася енергія, що не використовується, то продати її. Якщо дефіцит, то купити

$$sale_buy = accum - dif.$$

Друга і третя дія можуть бути виконані за будь-якої з чотирьох умов. Перше і четверте лише у половині випадків, як зазначено у дужках у цих дій. В результаті є $2 \cdot 4 + 2 \cdot 2 = 12$ можливі правила. Наприклад,

ЯКЩО (споживання ДП > вироблення ВЕУ ДП) І НЕ (особливий період часу) ТО (Купити та використовувати накопичене).

У правилах використовуються чотири регулювальні коефіцієнти: buy_unload , $sale_unload$, buy_accum , $sale_accum$; чотири моменти часу, що задають особливі періоди: $time1$, $time2$, $time3$, $time4$. Крім того, для кожного з дванадцяти правил є свій пріоритет pr_i . У сукупності виходить $4 + 4 + 12 = 20$ керованих змінних, які утворюють вектор X , що впливає набір правил $FR(X)$ і, зрештою критерій оптимальності $Z(FR(X))$. У аналізованій системі критерієм є максимум прибутку ДП від обміну із зовнішньою системою протягом періоду, що моделюється.

2.4 Алгоритм та програмна реалізація запропонованого методу оптимізації

Програма структурно-параметричної оптимізації бази правил виду ЯКЩО ..., ТО ... у системах розподілених електроенергетичних генеруючих споживачів, є системою підтримки прийняття рішень у галузі управління електроенергетичною системою ДП для мінімізації витрат за електроенергію або максимізацію прибутку від її продажу. Оптимізація правил виконується з урахуванням алгоритму роевого інтелекту.

Функціонал:

- завантаження даних про споживану та вироблену кожним ГП потужності щогодини;
- побудова бази пріоритетних правил для прийняття рішень про накопичення, купівлю або продаж електроенергії;
- виведення отриманих бази правил результатів;
- виведення графіків споживання, генерації, акумулювання та обміну електроенергії генеруючих споживачів.

Алгоритм оптимізації витрат для кожного генеруючого споживача окремо передбачає послідовність наступних етапів:

- ініціалізація одного з алгоритмів роевого інтелекту;
- розрахунок цільової функцій;
- переміщення частинок;
- визначення цільової функцій на новому етапі;
- вибір найкращого рішення.

Блок-схема алгоритму представлена на рис. 2.2.

Для випадку, коли в системі електропостачання враховується взаємодія споживачів, що генерують (ГП1 і ГП2), алгоритм має наступну структуру:

- формування бази правил щодо умов купівлі та продажу електроенергії;

- сортування правил за пріоритетами;

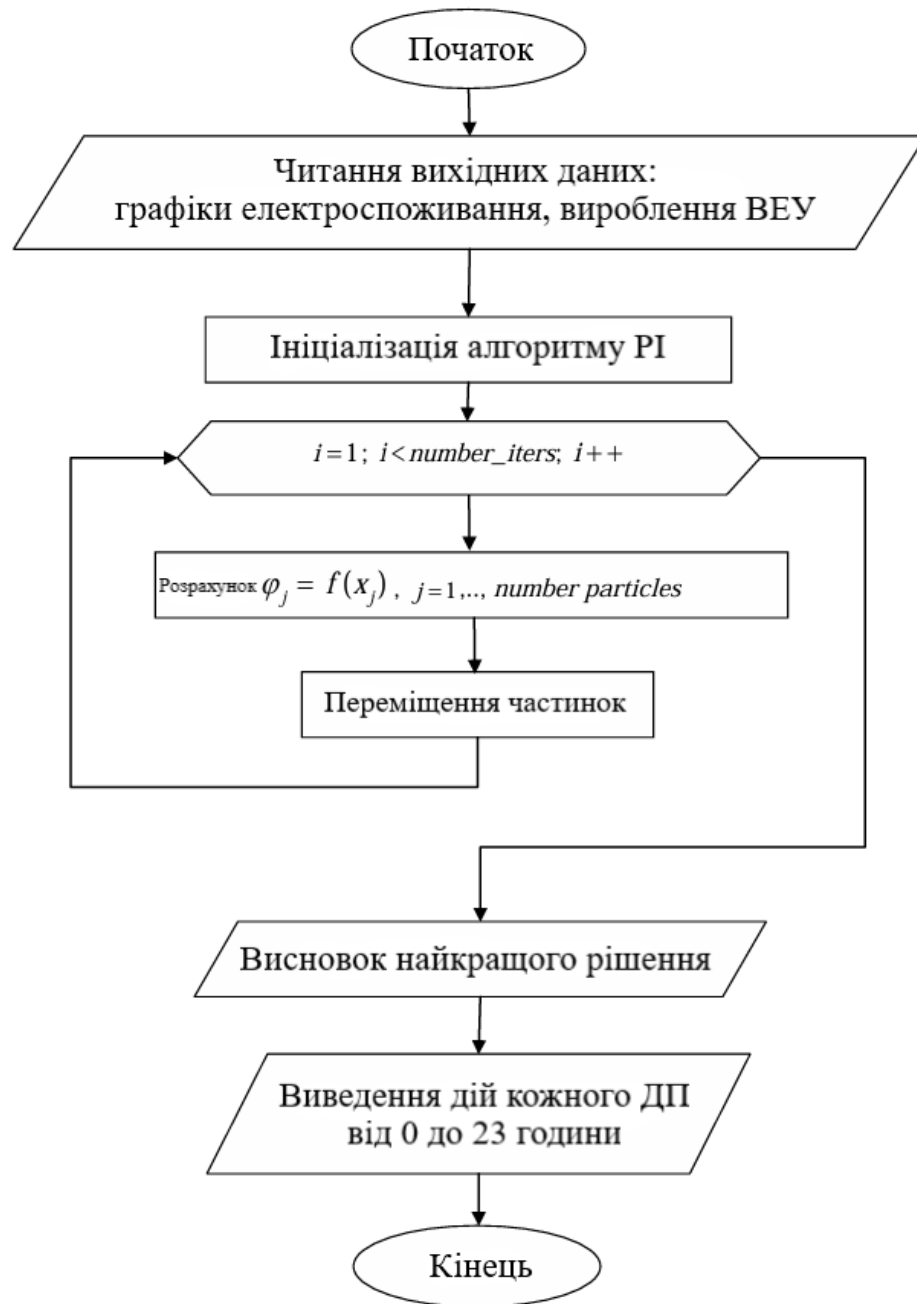


Рисунок 2.2 – Блок-схема алгоритму мінімізації витрат генеруючого споживача

- вибір дії ДП1 згідно зі списком правил;
- вибір дії ДП2 згідно зі списком правил;
- реалізація дій ДП1;
- реалізація дій ДП2;

– результат взаємодії ДП1 та ДП2 (підсумковий дохід або витрата кожного з них).

Блок-схема алгоритму представлена на рис. 2.3.

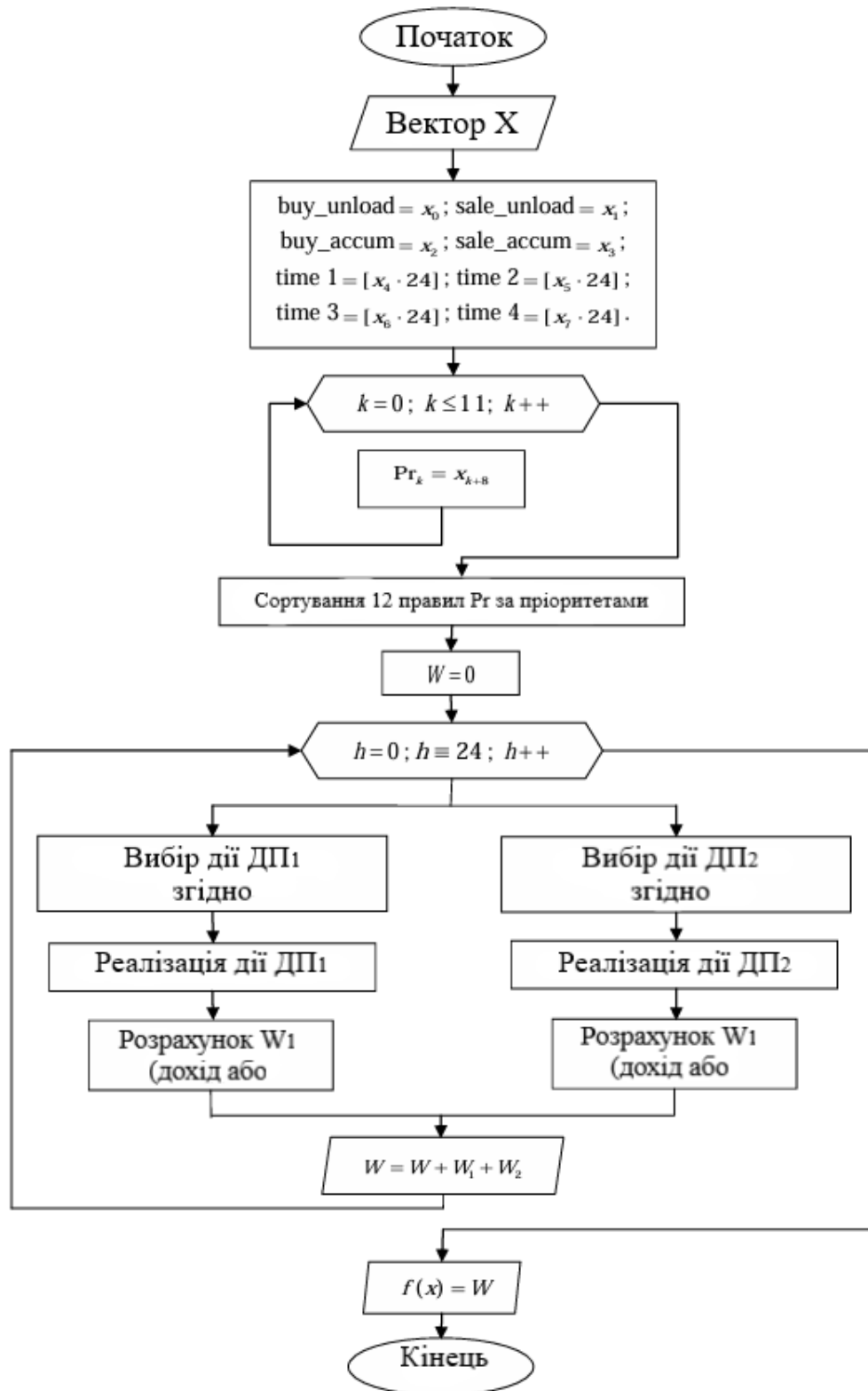


Рисунок 2.3 – Блок-схема алгоритму взаємодії споживачів, що генерують

Програма входить до програмно-обчислювального комплексу для проведення імітаційних розрахунків розподілених електроенергетичних систем. Нижче наведено інтерфейс розробленої програми (рис. 2.4).

GP_R1_summer
GP_R2_summer
GP_P_summer

Add GP

Clear

BUY_WIND 2.0
BUY_ACCUM 0.2
BUY_SYSTEM 3.2
BUY_SYSTEM_LITE 1.4
SALE_SYSTEM 2.7
SALE_SYSTEM_LITE 0.9
START_LITE_TARIF 23
STOP_LITE_TARIF 6
MAX_ACCUM_H 2.0

RUN

RULES H 15
rule 10 !
15 GC = 3.69 WP = 21.54 ACC = 13.17
15 SYSTEM BUY = -17.85 ACC UNLOAD = 0
RULES H 16
rule 10 !
16 GC = 3.69 WP = 19.65 ACC = 13.17
16 SYSTEM BUY = -15.96 ACC UNLOAD = 0
RULES H 17
rule 10 !
17 GC = 3.69 WP = 11.91 ACC = 13.17
17 SYSTEM BUY = -8.22 ACC UNLOAD = 0
RULES H 18
rule 10 !
18 GC = 3.66 WP = 6.52 ACC = 13.17
18 SYSTEM BUY = -2.86 ACC UNLOAD = 0
RULES H 19
rule 10 !
19 GC = 4 WP = 8.95 ACC = 13.17
19 SYSTEM BUY = -4.95 ACC UNLOAD = 0
RULES H 20
rule 10 !
20 GC = 3.92 WP = 15.46 ACC = 13.17
20 SYSTEM BUY = -11.54 ACC UNLOAD = 0
RULES H 21
rule 10 !
21 GC = 3.95 WP = 15.46 ACC = 13.17
21 SYSTEM BUY = -11.51 ACC UNLOAD = 0
RULES H 22
rule 10 !
22 GC = 3.87 WP = 11.91 ACC = 13.17
22 SYSTEM BUY = -8.04 ACC UNLOAD = 0
RULES H 23
rule 6 !
23 GC = 3.82 WP = 6.52 ACC = 13.17
23 SYSTEM BUY = -0.7 ACC UNLOAD = -2
TOTAL GP = 111.079
1057.34

Рисунок 2.4 – Інтерфейс розробленої програми

ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ 2:

1. Виконано системний огляд найбільш відомих роєвих алгоритмів, як одних із методів штучного інтелекту. Ці алгоритми представлені окремою групою популяційних алгоритмів, в основі яких лежать деякі базові принципи колективного переміщення групи частинок та одночасного обміну інформацією між ними, що дозволяє здійснювати відбір оптимальних рішень.

2. Окремо представлені модифікації алгоритмів роєвого інтелекту, а саме: роя частинок, роя бджіл та роя світлячків, із зазначенням їх відмінних особливостей та можливості практичної реалізації.

3. Вперше, виконано принципове порівняння різних модифікованих алгоритмів роєвого інтелекту та градієнтного спуску, за різних початкових умов. Доведено, що три алгоритми роєвого інтелекту дали однакові результати, що свідчить про знаходження ними глобального екстремуму, тоді як градієнтний спуск застряє у різних локальних екстремумах.

Розроблено алгоритм та його програмну реалізацію, які дозволяють оптимізувати електроспоживання генеруючими споживачами для різних умов використання альтернативних джерел енергії з урахуванням їхньої взаємодії. Програмна реалізація цих алгоритмів дозволила отримати свідоцтво про державну реєстрацію програм для ЕОМ.

РОЗДІЛ 3. УПРАВЛІННЯ ГЕНЕРУЮЧИМ СПОЖИВАЧЕМ ЯК ЗАВДАННЯ НАВЧАННЯ З ПІДКРІПЛЕННЯМ

Даний розділ присвячений застосуванню нового методу вирішення завдання управління в умовах невизначеності – Q-навчання, яке відноситься до навчання з підкріпленням. Методи, що використовуються в попередніх розділах, такі як алгоритми роевого інтелекту, градієнтного спуску, нечітка логіка відносно добре відомі як якості інструментів вирішення різних завдань в галузі енергетики. Метод, про який йтиметься в цьому розділі, вимагає більш докладного викладу, оскільки в україномовній літературі він на даний момент висвітлений недостатньо добре, щоб можна було просто дати читачеві посилання на певні джерела і перейти безпосередньо до його застосування в інтелектуальних електроенергетичних системах. Тому цей розділ поступово підводить до застосування Q-навчання. Потрібно розуміння завдання оптимального управління та основ машинного навчання. Однак сучасні дослідження з Q-навчання у завданнях управління складними системами частіше використовують саме нейронні мережі [11–13], оскільки вони дозволяють апроксимувати залежності між обраними управлінськими діями та їх підсумковою ефективністю, взяти на себе побудову дуже складних моделей таких систем.

3.1 Поняття оптимального управління

Завдання оптимального управління полягає у створенні керуючої системи, яка реалізовувала б послідовність впливів на керований об'єкт таким чином, щоб досягти найкращої можливої якості, заданої одним або декількома критеріями. Під керованим об'єктом (об'єктом управління) розуміється деяка частина навколишнього світу, яку суб'єкт управління може цілеспрямовано впливати [14], рис. 3.1.



Рисунок 3.1 – Схема взаємодії об'єкта, суб'єкта та середовища

Управління завжди відбувається протягом деякого періоду часу, при цьому керований об'єкт переходить зі стану до стану. Стан об'єкта управління характеризується набором параметрів, які можуть бути змінені з часом: $S(t) = \{s_1(t), s_2(t), \dots, s_n(t)\}$. Таким чином, є вектор функцій, кожна з яких показує зміну параметра об'єкта з часом. Ці функції у явному вигляді, як правило, невідомі. Крім того, є керуюча система, яка здійснює керування. Управління може бути також задано як вектор функцій $A(t) = \{a_1(t), a_2(t), \dots, a_m(t)\}$. Тут використані позначення S і A , тому що далі будуть введені терміни з теорії Q-навчання «state» і «action», хоча в літературі, присвяченій оптимальному управлінню, стан зазвичай позначається через Y , а управління через U [15]. І, звичайно, S і A в цьому розділі не пов'язані з використовуваними для опису розв'язаних алгоритмів позначення в третьому розділі.

Завдання оптимального управління може бути в загальному вигляді записано у такому вигляді:

$$A(t)^{opt} = \operatorname{argmax}_{A(t) \in A_{don.}} \int_{t_0}^{t_T} f(t, S(t), A(t)) dt, \quad (3.1)$$

де $A(t)^{opt}$ – знайдене оптимальне керування, тобто вказівки, які значення в який момент часу повинні приймати параметри управління (коли скільки кому продавати або купувати, запасати в акумулятор або навпаки);

$A_{don.}$ – область допустимих значень параметрів керування;

$f(t, S(t), A(t))$ – функція $n + m + 1$ змінних, що задає певним чином вигоду залежно від параметрів об'єкта управління, від параметрів управління, а також стану навколишнього середовища (наприклад, для ГП це тариф на електроенергію в поточний час доби);

t_0 та t_T – заданий діапазон часу, на якому розглядається керування.

Як було зазначено у третій главі, моделі електроенергетичних систем дуже складні, тому в явному аналітичному вигляді функцію $f(t, S(t), A(t))$ отримати зазвичай не можна, тим більше її інтеграл. Але можна задати її алгоритмічно. У прикладі для ГП дана функція є шматково-безперервною, оскільки крок часу дорівнює 1 годині. Проте завдання (5.1) можна записати без інтеграла, у вигляді суми, а функція $f(t, S(t), A(t))$ є чимось іншим як різницею між доходами від продажу електроенергії споживача, що генерує, і витратами на її купівлю, генерацію та акумулювання за одну певну годину. Однак, навіть у цьому випадку аналітичний вираз для $f(t, S(t), A(t))$ записати важко, так як ціна на електроенергію є кусковопостійною функцією, обмін електроенергією з сусіднім споживачем, що генерує, залежить від його стану і управління ним. Таким чином, розрахунок значення $f(t, S(t), A(t))$ необхідно виконувати алгоритмічно.

Як показано у виразі (3.1), завдання оптимального управління полягає у визначенні найкращих параметрів керування для максимізації критерію. У розділі 3 на вирішення цього завдання застосовувалися алгоритми роевого інтелекту на формування бази правил, які здійснювали оптимальні управління.

Можна сміливо сказати, що алгоритм роевого інтелекту застосовувався **навчання** керуючої системи, точніше машинного навчання. Наступний пункт розкриває види машинного навчання (ML) і вказує особливості **навчання з підкріпленням**.

3.2 Види машинного навчання. Навчання з підкріпленням

Можна виділити три види машинного навчання:

1. Навчання з вчителем (supervised learning). Є навчальний набір даних (training data set), який є безліччю об'єктів виду $\{X_i, Y_i\} i = 1, \dots, n$, де n - кількість об'єктів у навчальній вибірці; X_i - вхідні дані, що надходять на вхід моделі, що навчається; Y_i - вихідні дані, які потрібно отримати на виході моделі під час подачі на вхід X_i . Тобто потрібно навчити модель апроксимувати залежність $Y(X)$.

Приклад: за показниками якості трансформаторного масла, що вимірюються, визначити наявність несправності. При цьому має бути статистика багатьох спостережень за багатьма трансформаторами. Нехай m - число трансформаторів, k - число зняти показань із кожного їх. У цьому випадку розмір вибірки дорівнюватиме $n = mk$. Результати одного i -го виміру показників трансформаторної олії - вектор дійсних чисел $X_i = \{\text{електрична міцність; кислотне число; вміст водорозчинних кислот; температура спалаху в закритому тиглі; наявність механічних домішок; колір; тангенс кута діелектричних втрат олії; загальний газозміст; наявність розчиненого шламу}\}$ [16]. Для кожного набору значень показників олії має бути зазначення наявності виявлених при цьому несправностей вектор бінарних чисел $Y_i = \{\text{міжлистові замикання статора; перегрів контактів струмопровідних шин; перегріви контактних з'єднань; ...}\}$.

Потрібно навчити модель, яка за значеннями вектора X_i давала оцінку наявності несправностей Y_i . При цьому під час навчання для кожного X_i навчальної вибірки відомо необхідне вихідне значення моделі Y_i . Тому навчання і називається навчанням з учителем, адже для кожного навчального прикладу відома правильна відповідь і якщо модель видала неправильний результат для прикладу X_i , то можна обчислити помилку та скоригувати модель.

Навчена модель у разі успішного проходження після процедур тестування може застосовуватись у житті для діагностики несправностей.

2. Навчання без вчителя (unsupervised learning). Є навчальний набір даних (training data set), який є безліч об'єктів виду $\{X_i\}$, тобто на відміну навчання з учителем, немає правильних значень виходу моделі, тому навчання називається «без вчителя». Вихід моделі не можна однозначно визначити як правильний чи неправильний, немає зразка порівняння. Але і саме завдання полягає не в побудові моделі будь-якої залежності, а в пошуку певних структур даних, наприклад, груп (кластерів) об'єктів.

Як приклад можна розглянути те саме завдання виявлення несправностей трансформаторного устаткування, але у разі, коли немає статистики – які ознаки, яку несправністю означали. Є лише безліч наборів вимірювань показників трансформаторної олії та апіорі відомості про те, що переважна більшість трансформаторів під час вимірювань не мали несправностей. За допомогою навчання без вчителя можна знайти групу або групи вимірювань, які значно відрізняються від усіх інших, таким чином отримати модель, яка могла б потім за вимірюваннями показників трансформаторної олії визначати, що вони для цього трансформатора аномально відрізняються від нормальних значень і потрібно провести діагностику саме цього трансформатора.

3. Навчання з підкріпленням (reinforcement learning). Модель, що називається в даному виді навчання агентом, взаємодіє з навколишнім середовищем і по реакції середовища на свої дії формує деяку поведінку з метою максимізувати вигоду від взаємодії з середовищем або мінімізувати втрати. Теоретичні основи навчання з підкріпленням були розроблені в [17] і полягають у наступному. Розглядається агент, поміщений у зовнішнє середовище, і має кінцевий набір дій, кожна з яких призводить до зміни зовнішнього середовища та отримання від нього зворотного зв'язку. Причому зворотний зв'язок може бути позитивним (заохочення) або негативним (покарання). У процесі взаємодії із зовнішнім середовищем агент змінює

свою поведінку, щоб максимізувати заохочення та мінімізувати покарання, тобто навчається.

На погляд можна вирішити, що навчання з вчителем повністю відповідає цьому принципу. Але в навчанні з вчителем завжди в процесі навчання є правильне, бажане значення виходу моделі для кожного зразка вхідних даних. А в навчанні з підкріпленням такої інформації немає, оскільки при взаємодії агенту та середовища кожна дія агенту (вихід моделі) розглядається не сама по собі, а з урахуванням його впливу на наступні події. Іншими словами, дія агенту може принести велику вигоду в момент вчинення, але призвести до поганого результату надалі. На відміну від таких завдань, як класифікація або виявлення несправностей, коли кожна дія (пророцтво) на етапі навчання можна відразу ж оцінити величиною помилки, у розглянутих задачах оптимального управління результат кожної дії залежить ще й від майбутніх, невідомих заздалегідь реакцій зовнішнього середовища та подальших дій агенту.

3.3 Поняття та принципи Q-навчання

Головне поняття Q-навчання – функція корисності Q . Введемо додаткові позначення:

- i – дискретний номер відліку часу, оскільки у Q-навченні вважається що ці дії відбуваються крок за кроком, у прикладі з ДП i – номер години;
- $s(i)$ – вектор конкретних значень всіх параметрів стану $S(t)$ у i -й відлік часу, наприклад для прикладу з Таблиці 5.1 у першу годину $s(1) = \{26; 16,4; 2,0\}$;
- $a(i)$ – вектор конкретних значень всіх параметрів управління $A(t)$ у i -й відлік часу, наприклад для прикладу з Таблиці 5.1 у першу годину $a(1) = \{0; 11,6; 2,0\}$;

- мета – те, чого, зрештою прагнуть агент, наприклад для ГП метою є забезпечення потреб в електроенергії при найбільшому доході від обміну електроенергією з глобальної ЕЕС і сусідніми ГП;
- $r(i)$ – вигода (reward), яку отримує агент, виконавши у стані $s(i)$ дію $a(i)$; для прикладу з таблиці 5.1 ДП витратив на покупку у сусіднього ДП 11600 кВт · год · 1,4 грн. / кВт · год (1,4 - тариф для даної години), таким чином, $r(1) = 16240$ руб;
- α – фактор швидкості навчання, що він вище, тим сильніше на агента впливає знову отриманий досвід;
- γ – фактор дисконтування, чим він вищий, тим більший пріоритет агент віддаватиме довгостроковій вигоді порівняно з короткостроковою (фактори виділені напівжирним, щоб виділялися щодо змінних);
- $Q(s(i), a(i))$ – функція корисності, яка за поточним станом $s(i)$ та вибраною дією $a(i)$ дає оцінку вигоди дії $a(i)$ у стані $s(i)$ в цілому, тобто і в короткостроковій, і у довгостроковій перспективі.

Тут слід зазначити, що Q -функція не є аналогом f -функції з виразу (3.1), оскільки f -функція в класичній теорії оптимального управління дає, по-перше, не оцінку, а точне значення вигоди, по-друге, без урахування майбутньої вигідні тільки результат дії в даний момент. У процесі Q -навчання відбувається зміна Q -функції (власне «навчається» саме вона) у загальному вигляді за такою формулою:

$$Q(s(i), a(i)) \leftarrow Q(s(i), a(i)) + \alpha \left(r(i) + \gamma \max_{a^*(i) \in A_{don.}(i)} Q(s(i+1), a^*(i)) - Q(s(i), a(i)) \right), \quad (3.2)$$

Виникає питання, як можна довіряти оцінці вигоди на багато кроків уперед в умовах невизначеності, тобто коли майбутні реакції системи та майбутні обрані дії невідомі. Дійсно, Q -функція дає лише оцінку вигоди, а Q -

навчання не гарантує отримання оптимального управління, як і у всіх складних завданнях оптимізації електроенергетичних систем, знаходження точного глобального оптимального рішення не є метою, потрібно за прийнятний час знайти рішення, що задовольняє суб'єкт управління та відповідає всім обмеженням. Тому Q-навчання вирішує поставлене завдання оптимального управління приблизно, але ефективно з точки зору практичного застосування в управлінні складними системами.

Зрештою, останнє та найцікавіше питання – як у Q-навчанні, власне, відбувається вибір дії (управління)? Для цього є так звана «політика» у значенні «лінія поведінки», від англійської policy. Найпростішою політикою є така: у даному стані $s(i)$ вибрати дію $a(i)$ для якого оцінка вигоди максимальна:

$$a(i) = \operatorname{argmax}_{a^*(i) \in A_{don.}(i)} Q(s(i), a^*(i)), \quad (3.3)$$

Недоліком такої політики є те, що поки в агента мало даних, Q-функція дає дуже низьку точність оцінок вигоди і використовувати її не можна. Тому часто застосовується ϵ -жадібна політика, на кожному кроці з ймовірністю $(1 - \epsilon)$ вибирається дія відповідно до виразу (3.2), а з ймовірністю ϵ – випадкова дія шляхом розіграшу за жеребом з однаковими ймовірностями вибору для кожної допустимої дії. Величину ϵ з кожною ітерацією навчання можна зменшувати, щоб доки агент має мало досвіду, він більше «експериментував», шукав нові варіанти дій, а накопичивши досвід, більше довіряв йому, і навчання зосереджувалося на поліпшенні вже сформованого управління.

3.4 Основи штучних нейронних мереж

Штучні нейронні мережі є дуже продуктивним доповненням до існуючих методів обробки тих чи інших статистичних даних і формування на

цій основі деяких існуючих або майбутніх образів. Важливою перевагою штучних нейронних мереж є здатність аналізу складних залежностей і відносин і до того ж у режимі автономного (автоматичного) навчання або навіть самонавчання [18].

Нейронні мережі знайшли значне практичне застосування для вирішення завдань класифікації, прогнозування та управління, і є виключно ефективним методом моделювання. Особливо їх застосування ефективно, коли між вхідними незалежними змінними та вихідними параметрами (часто це прогнозовані параметри) існує складний взаємозв'язок, який важко описати відомими статистичними термінами, наприклад, кореляцією.

У загальному випадку багато технічних завдань засновані на складних багатовимірних перетвореннях вхідних та вихідних змінних. Зокрема, в електроенергетиці це вхідні збурення, зумовлені поведінкою електроприймачів та електроспоживачів, а вихідні параметри визначаються реакцією системи як режимних параметрів. ІНС широко використовуються в електроенергетиці для прогнозування графіків навантаження, побудови регуляторів, моніторингу безпеки, оперативного управління, аналізу режимів роботи та багатьох інших завдань.

Це відображення можна здійснити, використовуючи теорему А.М. Колмогорова та В.І. Арнольда, яка свідчить, що побудувати багатовимірне відображення $X \rightarrow Y$ можна шляхом представлення функції багатьох змінних як суперпозиції функцій меншого числа змінних. Ними доведені такі теореми: теорема про можливість представлення безперервних функцій кількох змінних суперпозиціями безперервних функцій меншого числа змінних та теорема про представлення будь-якої безперервної функції трьох змінних у вигляді суми функцій не більше двох змінних.

Далі, на основі цих теорем, було запропоновано теорему Хехт Нільсена для нейронних мереж. З теореми Хехт-Нільсена випливає, що будь-яка багатовимірна функція декількох змінних за допомогою нейронної мережі заданої розмірності може бути представлена через мережу з

нейронами прихованого шару і функціями активації нейронів. Про функції активації нейронів вихідного шару з цієї теореми відомо лише те, що вони є нелінійними функціями, які мають бути монотонно зростаючими.

Функціональним елементом ІНС є нейрон, який можна подати як функцію наступного виду:

$$y = f(\sum_{i=1}^n w_i x_i + b), \quad (3.4)$$

де x_i – значення на i -му вході нейрона;

n – кількість входів нейрона;

w_1 – вага i -го входу (weight);

b – Зміщення (bias);

f – нелінійна функція активації;

y – вихід нейрона.

Існує безліч різних функцій активації. Найчастіше використовуються функції

- гіперболічний тангенс $f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$;
- сигмоїдальна функція $f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$;
- ReLU (rectified linear unit) $f(x) = \begin{cases} x, & x > 0 \\ 0, & x \leq 0 \end{cases}$.

При графічному зображенні нейрон зазвичай зображується наступним чином (рис. 3.2)

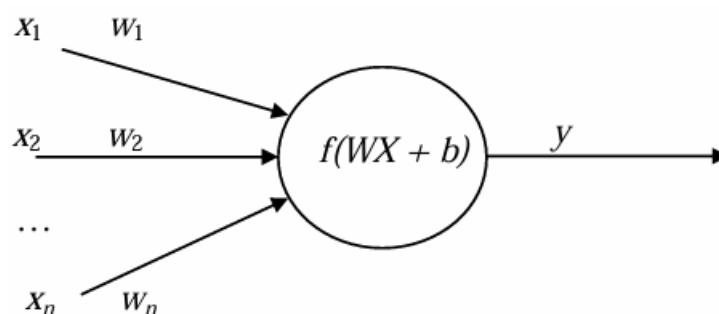


Рисунок 3.2 – Нейрон

З'єднання нейронів у мережу може бути виконано різними способами, існує велика кількість архітектури нейронних мереж. В даний час для розглянутих завдань побудови моделей складних залежностей можна виділити дві архітектури: багатошаровий перцептон і мережа згортки.

Багатошаровий перцептрон може бути представлений як ряд послідовних шарів, кожен шар є набором нейронів, що не мають зв'язків один з одним. Приклад показано на рис. 3.3. Згорткова нейронна мережа має складнішу структуру. Була вперше запропонована в роботі [19], в даний час завдяки розвитку продуктивності графічних процесорів, набула дуже широкого поширення і є основною архітектурою в завданнях обробки зображень та відео. При цьому основні принципи обох зазначених архітектур однакові.

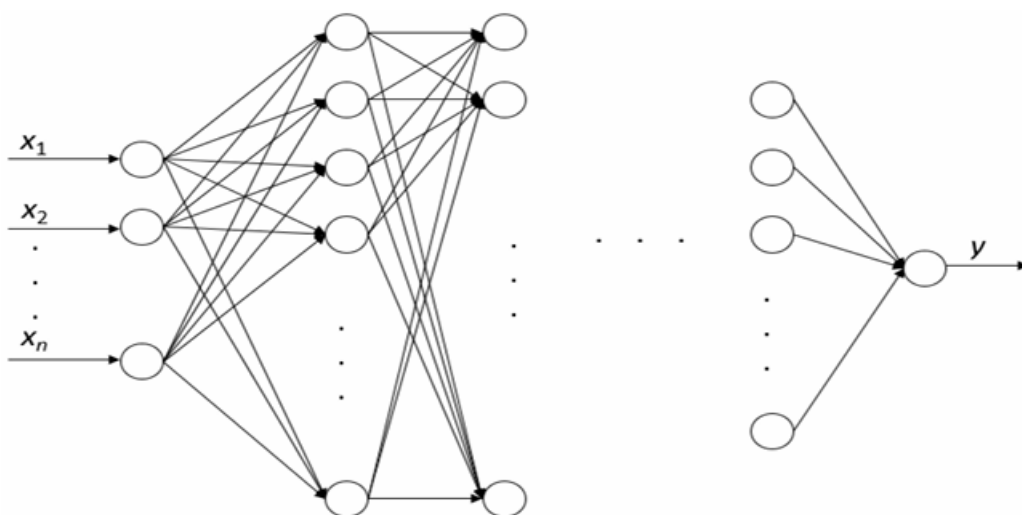


Рисунок 3.3 – Багатошаровий перцептрон

На рис. 3.3, лівий шар – вхідні нейрони, вони не мають функції активації та ваги, використовуються просто, щоб наочніше показати входи ІНС. Інші нейрони, крім вихідного правого, називають нейронами прихованих шарів, тому що до безпосередньо не підключені ні входи, ні виходи мережі. Вихідних нейронів може бути кілька.

Архітектура задає структуру мережі, а її параметри – ваги та зміщення нейронів, w та b у виразі (5.4) – задаються у процесі навчання. Серед безлічі

методів навчання ІНС слід виділити метод зворотного поширення помилки (Backpropagation), саме він найчастіше використовується у Q-навчанні.

Основна ідея методу зворотного поширення помилки полягає у визначенні відхилення (помилки або втрати – loss) вихідного значення ІНС для поточного навчального прикладу від бажаного значення та передачі цього значення від виходу ІНС через всі її шари до входу з корекцією параметрів ІНС для зниження величини цього відхилення. Коригування параметрів ІНС виконується за алгоритмом градієнтного спуску. Якщо позначити величину відхилення як E , вага зв'язку між i -м та j -м нейроном як w_{ij} , а коефіцієнт, що регулює швидкість навчання як η , можна записати:

$$w_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}, \quad (3.5)$$

При цьому для нейронів вихідного шару приватна похідна у виразі (3.5) обчислюється очевидним чином, використовуючи вираз (3.4), а для інших нейронів необхідно рекурсивно розкривати вираз:

$$w_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial y_i} \frac{\partial y_i}{\partial s_i} \frac{\partial s_i}{\partial w_{ij}}, \quad (3.6)$$

де y_i – вихід i -го нейрона; s_i – сума зважених входів та усунення i -го нейрона, тобто аргумент його функції активації.

При цьому зміни зсувів нейронів (b) виконуються аналогічно, можна використовувати абсолютно ті ж вирази (5.4), (5.5), розглядаючи зміщення нейрона як ще одну вагу при завжди одиничному вході, тоді вираз (5.4) можна представити як $y = f(\sum_{i=1}^n w_1 x_i + w_{n+1})$.

Детальний опис методу зворотного поширення помилки можна знайти у [17]. Варто зазначити, що розроблено велику кількість прийомів та методики підвищення ефективності навчання ІНС, але для застосування апарату ІНС у вирішенні прикладних завдань не обов'язково володіти всією

існуючою теоретичною базою, оскільки найбільш ефективні методи вже закладені в програмні інструменти для застосування ІНС, достатньо розуміти основні принципи. Тим більше, як показує практика, навіть вузькі фахівці з ІНС змушені проводити експерименти для визначення архітектури, методу навчання і т.д.

3.5 Нейромережеве Q-навчання

Як було показано вище, при Q-навчанні для оптимального управління складними системами необхідний облік складних взаємозв'язків, тому часто використовуються ІНС. Роль ІНС у Q-навчанні полягає в тому, що Q-функція представляється у вигляді ІНС, а процес Q-навчання полягає в цьому випадку в навчанні даної ІНС.

Вихідний нейрон також може мати функцію активації ReLU, яке ваги потрібно отримати вже у процесі навчання. Для навчання представленої ІНС потрібно використовувати вираз (3.2), а саме його наступну частину:

$$r(i) + \gamma \max_{a^*(i) \in A_{don}(i)} Q(s(i), a^*(i)) - Q(s(i), a(i)) \quad (3.7)$$

Вираз (3.7) є нічим іншим, як відхилення наявного виходу ІНС $Q(s(i), a(i))$ від бажаного – суми короткострокової вигоди та оцінки довгострокової вигоди, отже можна записати:

$$E = \left(r(i) + \gamma \max_{a^*(i) \in A_{don}(i)} Q(s(i), a^*(i)) - Q(s(i), a(i)) \right)^2 \quad (3.8)$$

У результаті квадрат відхилення різниці (3.7) є мірою помилки ІНС, яку можна навчати методом зворотного поширення помилки. У Q-навчанні на відміну від навчання з учителем, відхилення визначаються не як різниця вихідного значення мережі та заданого заздалегідь у навчальній вибірці

правильного або бажаного виходу. У Q-навченні як бажаний вихід використовується оцінка $r(i) + \gamma \max_{a^*(i) \in A_{don.}(i)} Q(s(i), a^*(i))$.

Це створює феноменальну особливість Q-навчання – вихід ІНС використовується і безпосередньо (як зазвичай у нейромережевому навчанні), і для отримання бажаного значення виходу. Від довкілля навчання отримує лише значення короткострокової вигоди $r(i)$. Проте цього виявляється достатньо для побудови ефективних систем управління складними системами. Загалом алгоритм Q-навчання з використанням ІНС відрізняється від алгоритму Q-навчання з матричною формою Q-функції лише кроком 2.3.3 – на ньому відбувається не розрахунок та оновлення значення відповідного елемента матриці, а оновлення ваги та зміщення ІНС шляхом зворотного поширення помилки.

Розглянута в цій главі як приклад завдання оптимального управління електроспоживання генеруючого споживача може бути наступним чином вирішена за допомогою Q-навчання та моделі Q-функції на основі нейронної мережі.

1. Необхідно визначити, як задавати стан ДП. На відміну від прикладу з кімнатами, стан ГП не є певним елементом кінцевої множини дискретних станів. Стан ГП характеризується трьома параметрами: власні потреби ГП в електроенергії (s_1), вироблення електроенергії енергії ВЕУ ГП (s_2) запас енергії в акумуляторі (s_3). Крім того, слід додати поточний час доби як номер години (s_4). Тому на вхід ІНС стан подаватиметься як вектор із чотирьох дійсних чисел (очевидно, що дискретний номер години можна також розглядати як речове число).

2. Необхідно визначити, як задавати дію ДП. Це під завдання дещо складніше, оскільки у виразі (5.2) є вибір оптимальної дії з точки зору оцінки за Q-функцією. Якщо кількість дій невелика, можна просто перебрати кожну, як робилося у прикладі з кімнатами. Але у випадку з ГП у вихідній постановці задачі дія задається вектором із трьох дійсних чисел: кількість електроенергії, якої в ДП обмінюється із зовнішньою системою (a_1);

кількість електроенергії, якою ДП обмінюється із сусіднім ДП (купівля чи продаж) (a_2); кількість електроенергії, яку ДП акумулює або витрачає з акумулятора (a_3). У випадку можна розглядати завдання вибору оптимального дії як завдання оптимізації і вирішувати її однією з розглянутих у розділі 3 алгоритмів оптимізації. Але для спрощення, по-перше, вибору оптимальної дії, по-друге, архітектури ІНС можна використовувати такі припущення:

- оскільки обмін електроенергією із сусіднім ДП як мінімум не менш вигідний, ніж із зовнішньої ЕЕС, то для завдання управління можна розглядати, ніби обмін завжди відбувається із зовнішньою ЕЕС, а при його реалізації на практиці, якщо є можливість частину обміну здійснити із сусіднім ДП, Завжди виконувати такий обмін – в результаті можна прибрати з постановки завдання оптимального управління дію a_2 , воно включається до складу дії a_1 ;
- можна використовувати як варіанти дій, запропоновані в третьому розділі: накопичити і продати (a'_1); купити та накопичити (a'_2); продати та використовувати накопичене (a'_3); купити та використовувати накопичене (a'_4).

В результаті є чотири можливі дії (a'_1 – a'_4), а конкретні значення параметрів управління (a_1 , a_2 , a_3) можуть бути визначені, як описано у третій главі.

3. Необхідно визначити архітектуру ІНС. Дане завдання, як правило, вирішується шляхом проведення експериментів, початкову архітектуру можна визначити, задавши вісім входів (s_1 – s_4 , a'_1 – a'_4), два приховані шари, число нейронів у яких визначити за правилом геометричної піраміди [110]: якщо число входів ІНС c_{in} , а число виходів c_{out} , число нейронів першого прихованого шару слід взяти рівним $c_{in} (c_{out} / c_{in})^{2/3}$, а другого – $c_{in} (c_{out} / c_{in})^{1/3}$. У цьому випадку число нейронів першого прихованого шару

виявиться рівним чотирьом, другого – двом. Як функції активації пропонується спочатку використовувати ReLU.

Архітектура отриманої ІНС показана на рис. 3.4.

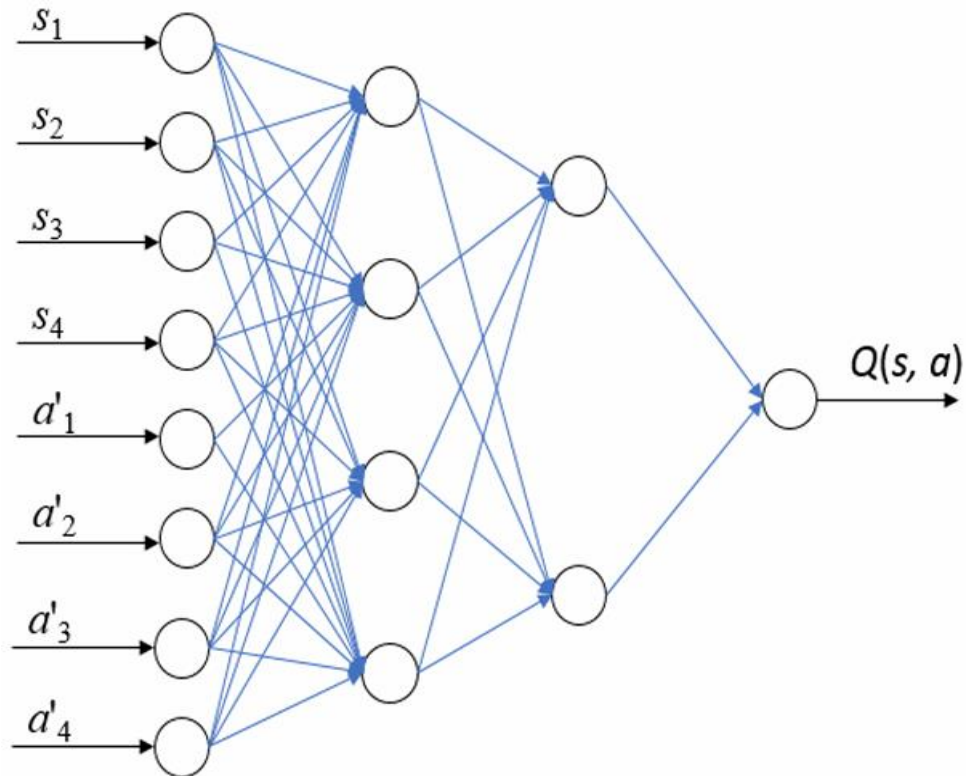


Рисунок 3.4 – ІНС Q-навчання ДП

3.6 Застосування принципів Q-навчання для управління генеруючим споживачем

Для генеруючого споживача параметрами стану будуть три величини ($n = 3$):

- власні потреби ДП в електроенергії в даний момент (s_1);
- вироблення електроенергії енергії ВЕУ ДП на даний момент (s_2);
- запас енергії в акумуляторі (s_3).

Параметрами управління будуть також 3 величини ($m = 3$, але в загальному випадку $n \neq m$):

- кількість електроенергії, якою на даний момент ДП обмінюється із зовнішньою системою (купівля або продаж) (a_1);

- кількість електроенергії, якою на даний момент ДП обмінюється із сусіднім ДП (купівля або продаж) (a_2);
- кількість електроенергії, яку ГП акумулює або витрачає з акумулятора (a_3).

У цій задачі крок часу покладено рівним одній годині. Так що за добу є 24 значення за кожним із трьох параметрів стану ГП і 24 значення за кожним із трьох параметрів управління. Приклад наведено в Таблицях 5.1 та 5.2 для обох островів Російська та Попова.

При цьому керування не впливає на параметри стану, пов'язані з власними потребами ДП та виробленням ВЕУ, але безпосередньо впливають на кількість енергії в акумуляторі.

Таблиця 3.1 – Приклад значень параметрів стану та управління генеруючого споживача (ГП1)

Час доби, години	s_1	s_2	s_3	a_1	a_2	a_3
0	27,4	16,4	0	0	13	2
1	26	16,4	2	0	11,6	2
2	26,2	16,4	4	0	11,8	2
3	25,6	9,4	6	7,76	8,44	0
4	25,2	9,4	6	7,31	8,49	0
5	25,2	9,4	6	7,31	8,49	0
6	25	12,52	6	0,08	12,4	0
7	26,8	12,52	6	0	8,28	-6
8	28,8	12,52	0	4,37	11,91	0

9	30	12,52	0	4,37	11,75	0
10	28,8	12,52	0	4,37	11,91	0
11	28,8	12,52	0	4,37	11,91	0
12	29,4	16,4	0	0	13	0
13	29,4	16,4	0	0	13	0
14	28,6	16,4	0	0	12,2	0
15	28,4	16,4	0	0	12	0
16	28,4	16,4	0	0	12	0
17	28,4	16,4	0	0	12	0
18	28,2	16,4	0	0	11,8	0
19	30,8	16,4	0	0	14,4	0
20	30,2	16,4	0	0	13,8	0
21	30,4	16,4	0	0	14	0
22	29,8	16,4	0	0	13,4	0
23	29,4	16,4	0	0	15	0

Таблиця 3.2 – Приклад значень параметрів стану та управління генеруючого споживача (ГП2)

Час доби, годинни	s_1	s_2	s_3	a_1	a_2	a_3
0	3,56	20,5	0	-1,94	13	2
1	3,38	20,5	2	-5,52	-11,6	0
2	3,4	20,5	2	-5,3	-11,8	0
3	3,32	11,76	2	0	-8,44	0
4	3,27	11,76	2	0	-8,49	0
5	3,27	11,76	2	0	-8,49	0
6	3,25	15,65	2	0	-12,4	0
7	3,48	15,65	2	-3,89	-8,28	0
8	3,74	15,65	2	0	-11,91	0
9	3,9	15,65	2	0	-11,75	0
10	3,74	15,65	2	0	-11,91	0
11	3,74	15,65	2	0	-11,91	0
12	3,82	20,5	2	-3,68	-13	0
13	3,82	20,5	2	-3,68	-13	0
14	3,71	20,5	2	-4,59	-12,2	0
15	3,69	20,5	2	-4,81	-12	0
16	3,69	20,5	2	-4,81	-12	0

17	3,69	20,5	2	-4,81	-12	0
18	3,66	20,5	2	-5,04	-11,8	0
19	4	20,5	2	-2,1	-14,4	0
20	3,92	20,5	2	-2,78	-13,8	0
21	3,95	20,5	2	-2,55	-14	0
22	3,87	20,5	2	-3,23	-13,4	0
23	3,82	20,5	2	-1,68	-15	0

Оптимізацію електроспоживання споживачів, що генерують, можна розглянути в термінах навчання з підкріпленням. Якщо на даний момент споживач має надлишок електроенергії, що виробляється, він може продати її у зовнішню систему або накопичити в акумуляторі. При цьому миттєве заохочення вище продажу електроенергії, але в майбутньому споживач може зіткнутися з дефіцитом електроенергії і змушений буде купувати її у зовнішньої системи. Якщо ж накопичити електроенергію, то за дефіциту купувати її не доведеться.

У поставленій задачі агентом слід розглядати не генеруючий споживач повністю, а тільки систему управління потоками споживаної, генерованої та накопичуваної електроенергії. При цьому зовнішнє середовище можна розділити на дві частини: підсистеми ГП та електроенергетичні системи, з якими споживач, що генерує, може взаємодіяти:

1. Підсистеми ДП:

- власні джерела електроенергії ДП, такі як;
- власні споживачі ДП;
- підсистема акумуляування.

2. Електроенергетичні системи поза ДП:

- глобальна ЕЕС країни чи регіону;
- локальні сусідні ЕЕС (інші ДП, з якими є прямі канали обміну електроенергією).

Вказана структура показана на рис. 3.5. Стрілки показують потоки електроенергії та їх можливі напрямки.

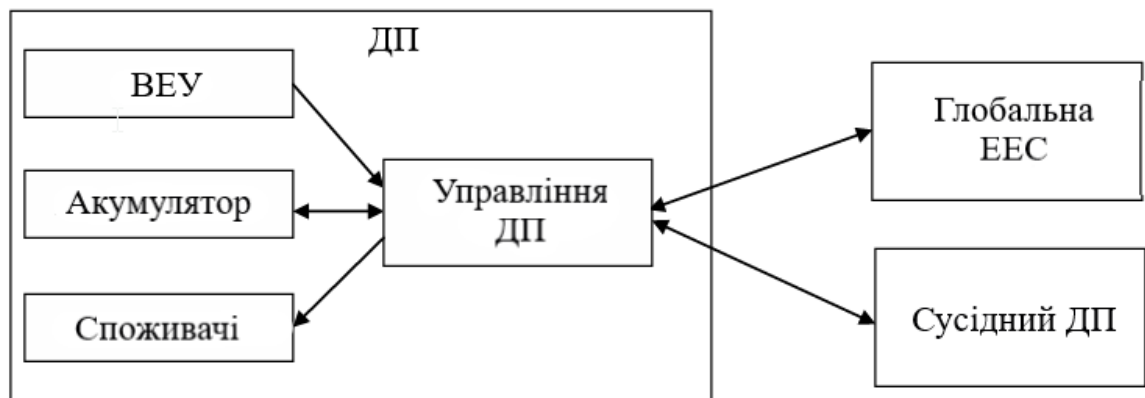


Рисунок 3.5 – Потоки електроенергії всередині споживача, що генерує, і зовнішнім середовищем

З точки зору процесу навчання з підкріпленням, взаєморозташування блоків дещо інше (рис. 3.6).

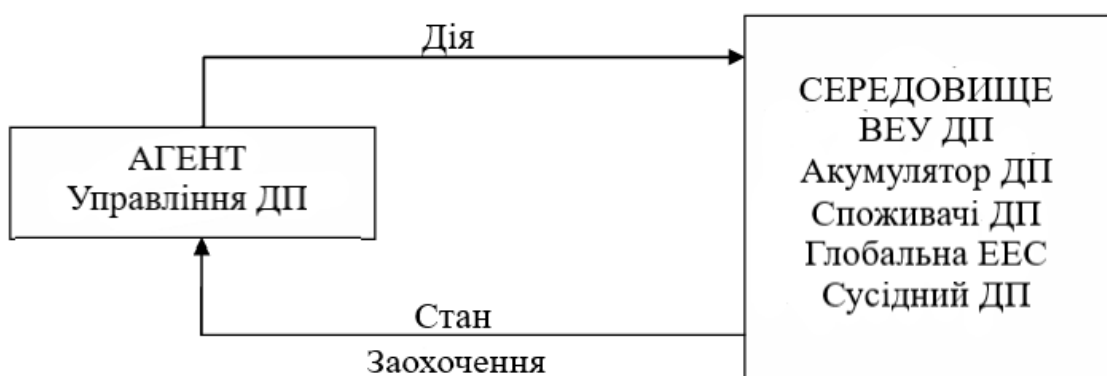


Рисунок 3.6 – Управління генеруючий споживач як навчання з підкріпленням

У разі передбачається, що тимчасовий крок управління становить одну годину. Агенту доступні такі дії:

1. З ВЕУ:

- взяти задану кількість електроенергії від ВЕУ (від нуля до повного вироблення потужності ВЕУ в даний час).

2. З акумулятором:

- взяти задану кількість електроенергії від акумулятора (від нуля до його поточного заряду);
- накопичити в акумулятор задану кількість електроенергії (від нуля до максимальної можливої з урахуванням ємності).

3. З сусіднім ГП та глобальною ЕЕС:

- продати задану кількість електроенергії;
- купити задану кількість електроенергії.

Зі споживачем альтернатив немає, щогодини необхідно забезпечити його потреби в повному обсязі.

Обмін із сусіднім генеруючим споживачем або глобальною ЕЕС з точки зору альтернатив досить простий, що вигідніше як при купівлі, так і при продажу електроенергії. Тому, якщо ДП вирішує продати електроенергію, то продає сусідньому споживачеві, що генерує, в даний час стільки, скільки він готовий купити. Або ж купує у сусіднього споживача, що генерує, в даний час стільки, скільки він готовий продати. Надлишок (дефіцит), що залишився, продається (купується) у глобальній ЕЕС.

Агент приймає поточний стан середовища через спостереження. У цьому випадку до спостережень відносяться:

- поточна кількість заряду акумулятора;
- час доби (номер години);
- потреби ДП на електроенергію в даний час;
- вироблення ВЕУ в даний час.

У процесі навчання з підкріпленням необхідно сформувати оптимальну модель управління споживача, що генерує, багаторазово виконуючи моделювання ГП у зовнішньому середовищі і коригуючи дану модель управління. Що повністю відповідає наведеному вище завданню

оптимального управління (5.1). У розділі 3 для цього були застосовані алгоритми роєвого інтелекту, але для їх застосування потрібно спочатку вручну написати набір правил управління генеруючого споживача у вигляді конструкцій *ЯКЩО Умова, ТО Дія*, а за допомогою роєвого інтелекту тільки визначити чисельні пороги, що використовуються в правилах та пріоритети вибори правил. Для завдання управління ГП створення правил не викликає великих труднощів, проте в складніших системах створення правил може бути занадто трудомістким і складним завданням для людини, так як потрібно врахувати безліч факторів і взаємозв'язків. Саме в таких випадках на допомогу приходять методи навчання з підкріпленням, які дозволяють людині задати лише набір доступних дій *A* та набір ознак, що характеризують стан агента та середовища *S*.

ВИСНОВКИ ДО РОЗДІЛУ 3:

1. Оптимальне управління електроспоживанням для генеруючих споживачів в умовах невизначеності вимагає використання методів штучного інтелекту, які здатні за рахунок самоорганізації та самонавчання, по-перше, будувати моделі взаємодії об'єкта управління із зовнішнім середовищем, по-друге, враховувати отримуваний досвід для формування прогнозів про майбутню ефективність тієї чи іншої керованої дії.

2. Теорія навчання з підкріпленням розроблена для вирішення саме таких завдань управління та перебуває на стику досліджень у галузях теорії штучних нейронних мереж, методів оптимізації, теорії підтримки та прийняття рішень на основі широкого використання методів штучного інтелекту.

3. Розглянуто можливість застосування теорії штучних нейронних мереж з урахуванням підвищення продуктивності обчислювальної техніки та вдосконалення методів навчання ІНС для вирішення завдання навчання з підкріпленням, зокрема, за рахунок їх застосування в Q-навчанні. Воно дозволяє за спостереженнями втрат і придбань на кожному кроці приблизно побудувати функцію, яка давала б оцінку загальної, довгострокової вигоди тієї чи іншої дії в залежності від параметрів поточного стану об'єкта управління.

Показано, що управління споживачами, що генерують, в інтелектуальній електричній мережі з двостороннім потоком енергії, поєднанні з теорією оптимального управління на основі методу та модифікації Q-навчання з використанням штучних нейронних мереж.

ВИСНОВКИ

Показано, що основний тренд розвитку електроенергетики нині лежить на шляху інтелектуалізації процесів генерації, передачі та розподілу електричної енергії. При цьому використовується термін Smart Grid, який, незважаючи на деякі різночитання, трактується як інтелектуальні мережі. Основні атрибути концепції Smart Grid у роботі визначаються таким чином: доступність, надійність, гнучкість, ефективність, забезпечення безпеки, здатність до акумулювання енергії, стимулювання активності споживача, економічність та зниження екологічного тиску на навколишнє середовище. Зазначено, що інтелектуальні мережі зазвичай мають двосторонні потоки енергії та інформації. Ці процеси підлягають глибшому дослідженню.

Показано, що скоординоване керування деякою районною інтелектуальною електричною мережею дозволяє здійснити суттєву гнучкість у формуванні загального графіка електроспоживання, знижуючи його нерівномірність на добовому інтервалі часу. Одночасно з цим, наявність власної генерації та накопичувача енергії у кожного генеруючого споживача дозволяє їм брати активну участь і відстежувати свої інтереси, як у галузі фінансових витрат, так і щодо якості електричної енергії.

Географічні та кліматичні умови прибережної зони Далекого Сходу повною мірою дозволяють використовувати альтернативні джерела енергії, зокрема вітрові ресурси цього регіону такі, що можуть забезпечити витіснення значної частки вуглеводневих джерел енергії. Запропоновано математичну модель оптимального розподілу енергетичних ресурсів для двох генеруючих споживачів, а саме: островів Російський та Попова, з урахуванням можливої генерації від двох вітроелектростанцій та накопичувачів енергії для кожного із споживачів. Виконані розрахунки при інтеграції альтернативних джерел енергії в систему, що доцільно оптимальне управління електроспоживання за кожну годину на добовому інтервалі часу.

Розроблено ефективні алгоритми оптимізація режимів як окремих генеруючих споживачів, так і їх сукупності разом з енергосистемою. Програмна реалізація цих алгоритмів дозволила отримати свідоцтво про державну реєстрацію програм для ЕОМ. Розглянуто мінімізацію негативного впливу на довкілля значного використання енергії вітрових потоків від двох вітропарків, включаючи їх шумовий вплив на мешканців найближчих населених пунктів.

Виконано системний огляд найбільш відомих роєвих алгоритмів, як одних із методів штучного інтелекту. Ці алгоритми представлені окремою групою популяційних алгоритмів, в основі яких лежать деякі базові принципи колективного переміщення групи частинок та одночасного обміну інформацією між ними, що дозволяє здійснювати відбір оптимальних рішень. Окремо представлені модифікації алгоритмів роєвого інтелекту, а саме: рою частинок, рою бджіл та рою світлячків, із зазначенням їх відмінних особливостей та можливості практичної реалізації.

Вперше, проведено принципове порівняння різних модифікованих алгоритмів роєвого інтелекту та градієнтного спуску, за різних початкових умов. Доведено, що три алгоритми роєвого інтелекту дали однакові результати, що свідчить про знаходження ними глобального екстремуму, тоді як градієнтний спуск застряє у різних локальних екстремумах. Розроблено алгоритм та його програмну реалізацію, які дозволяють оптимізувати електроспоживання генеруючими споживачами для різних умов використання альтернативних джерел енергії з урахуванням їхньої взаємодії. Програмна реалізація цих алгоритмів дозволила отримати свідоцтво про державну реєстрацію програм для ЕОМ.

Визначено сімейство нечітких функцій приналежності лінгвістичних змінних швидкості вітру за шкалою Бофорта у вигляді трикутних L-R – функцій та виведено аналітичні вирази характерних функцій приналежності для тих лінгвістичних змінних швидкостей вітру, при яких можлива робота вітроустановок. Показано, що прогнозування швидкості вітру та його кута на

основі нечіткої регресії може бути виконане з прийнятною точністю на три години вперед. Це дозволяє планувати вироблення електроенергії за рахунок вітрового потоку на добовому інтервалі та мінімізувати витрати генеруючого споживача. Вперше прогноз швидкості вітру доповнений прогнозуванням кута його напрямку, що дозволяє на другому етапі вироблення потужності ВЕУ здійснювати управління гондолою, тоді як кут атаки лопат може бути вторинним елементом управління вітроустановкою.

Запропоновано нову математичну модель для оцінки максимального вироблення потужності вітроустановки з урахуванням ймовірнісних відхилень швидкості вітрового потоку від його математичного очікування. Показано, що неперіодичні коливання швидкості вітру дозволяють на 6-7% збільшити потужність вітроустановки на величину $(\bar{V} \cdot \sigma_V^2)$. Запропонована модель подана як заявка на корисну модель. Реалізація нової математичної моделі з урахуванням ймовірнісного характеру вітрового потоку дозволяє спроектувати додаткові закрилки на лопатях ВЕУ (флепси), за допомогою яких можливе знімання додаткової потужності вітрового потоку.

Оптимальне управління електроспоживанням для генеруючих споживачів в умовах невизначеності вимагає використання методів штучного інтелекту, які здатні за рахунок самоорганізації та самонавчання, по-перше, будувати моделі взаємодії об'єкта управління із зовнішнім середовищем, по-друге, враховувати отримуваний досвід для формування прогнозів про майбутнє ефективності тієї чи іншої керованої дії. Теорія навчання з підкріпленням розроблена для вирішення саме таких завдань управління та перебуває на стику досліджень у галузях теорії штучних нейронних мереж, методів оптимізації, теорії підтримки та прийняття рішень на основі широкого використання методів штучного інтелекту.

ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Tuballa, M.L. A review of the development of Smart Grid technologies / M.L. Tuballa, M.L. Abundo // Renewable and Sustainable Energy Reviews. – 2016. – Vol. 3. – P. 710–725.
2. Amin, S.M. Toward a Smart Grid. / S.M. Amin, B.F. Wollenberg // IEEE P&E Magazine. – 2005. – Vol. 3. – no. 5. – P. 34–41.
3. Brown, R.E. Impact of Smart Grid on Distribution System Design / R.E. Brown // In Proc. IEEE PES General Meeting. – 2008. – P. 1–4.
4. Negeri, E. Smart integration of electric vehicles in an energy community / E. Negeri, N. Baken // In Proceedings of the 1st International Conference on Smart Grids and Green IT Systems. – 2012. – P. 25–32.
5. Gellings, C. Estimating the Costs and Benefits of the Smart Grid / C. Gellings, G. Horst, M. McGranaghan, P. Myrda, B. Seal, O. Siddiqui, & B. Neenan. – EPRI Technical report, 2011. – 162 p.
6. Tsoukalas, L. From smart grids to an energy internet: Assumptions, architectures and requirements / L. Tsoukalas, R. Gao // 3rd International Conference on Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies. – 2008. – P. 94–98.
7. Huang, A. The future renewable electric energy delivery and management (FREEDM) system: The energy internet / A. Huang, M. Crow, G. Heydt, J. Zheng, S. Dale // Proceedings of the IEEE. – 2011. – Vol. 91. – P. 133–148.
8. Giret, A. Holons and agents / A. Giret and V. Botti // Journal of Intelligent Manufacturing. – 2004. – Vol. 15. – no. 5. – P. 645–659.
9. Ipakchi, A. Grid of the future / A. Ipakchi, F. Albuyeh // IEEE Power and Energy Magazine. – 2009. – P. 52–62.
10. Mulder, G. Electricity storage for grid-connected household dwellings with PV panels / G. Mulder, F. D. Ridder, D. Six // Solar Energy. – 2010. – Vol. 84. – P. 1284–1293.

11. Денисюк, С. П. (2014). Технологічні орієнтири реалізації концепції Smart Grid в електроенергетичних системах. Енергетика, (1), 7-21.
12. Іванець, С. А., Красножон, О. В. (2013). Розвиток електроенергетики на основі концепції інтелектуальних електричних мереж SMART GRID. Вісник Чернігівського державного технологічного університету. Серія: Технічні науки, (1), 167-178
13. Ткачук, С. М. (2014). ПС як системи підтримки прийняття рішень в електроенергетиці. Проблеми безперервної географічної освіти і картографії, (19), 102-105.
14. Кіншаков, В. Ю., & Рухлов, А. В. (2024). упровадження технологій smart grid при модернізації електроенергетичних систем в Україні. Науковий Журнал Метінвест Політехніки. Серія: Технічні науки, (2), 71-76.
15. Годунко, М. С., Поталіцин, С. Ю. (2018). Проблеми управління та безпеки інтелектуальних мереж в електроенергетиці. Збірник тез доповідей VII Міжнародної науково-технічної конференції молодих учених та студентів „Актуальні задачі сучасних технологій“, 3, 21-21.
16. Єлісеєва, О. К., Гільorme, Т. В., Водоп'ян, М. В. (2016). Аналіз і перспективи розвитку енергетичної платформи на засадах концепції Smart Grid. Вісник Хмельницького національного університету. Економічні науки, (5 (1)), 70-73.
17. Мислович, М. В., Сисак, Р. М. (2015). Про деякі особливості побудови інтелектуальних багаторівневих систем технічної діагностики електроенергетичних об'єктів. Технічна електродинаміка, (1), 78-85.
18. Плюгін, В. Є., Тетєрєв, В. О. (2021). Застосування технологій інтелектуальних мереж (smart grid) для контролю і управління енергозабезпеченням. Організаційний комітет, 178.
19. Малогулко, Ю. В., Затхей, М. В. (2021, February). Дослідження архітектури інформаційно-комунікаційної мережі електроенергетики для комплексу SMART GRID. In The II-d International Science Conference «The combination of theory and practice, experience and perspectives», February 12–13,

2021, Amsterdam, Netherlands. 47p. (p. 44).

20. Черемісін, М. М., Черкашина, В. В., Попадченко, С. А. (2015). Особливості впровадження технологій Smart Grid в електроенергетичну галузь України. ScienceRise, 4(2 (9)), 27-31.