ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ
ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
КАФЕДРА КОМП'ЮТЕРНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на тему: «Дослідження та порівняння систем перерозподілу задач навантаження енергетичної мережі»

на здобуття освітнього ступеня бакалавра
зі спеціальності 123 Комп'ютерна інженерія
освітньо-професійної програми «Комп'ютерна інженерія»

Кваліфікаційна робота містить результати власних досліджень. Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело

_____ Владислав ОЛЕШКО
(підпис)

Виконав: здобувач вищої освіти групи КІД-42
Владислав ОЛЕШКО

Керівник: Олександр ЗУБ

Рецензент: _____
к.ф.-м.н., доцент *Ім'я, ПРІЗВИЩЕ*

Київ 2025

ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
Навчально-науковий інститут інформаційних технологій

Кафедра Комп'ютерна інженерія

Ступінь вищої освіти Бакалавра

Спеціальність 123 Комп'ютерна інженерія

Освітньо-професійна програма «Комп'ютерна інженерія»

ЗАТВЕРДЖУЮ
Завідувач кафедри
Комп'ютерної інженерії
_____Наталія ЛАЩЕВСЬКА
«_____» _____2025 р.

ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

Олешко Владислав Олександрович

1. Тема кваліфікаційної роботи: «Дослідження та порівняння систем перерозподілу задач навантаження енергетичної мережі»

керівник кваліфікаційної роботи Олександр ЗУБ,

затверджені наказом Державного університету інформаційно-комунікаційних технологій від «24» лютого 2025 р. № 56.
2. Строк подання кваліфікаційної роботи «05» червня 2025 р.
3. Вихідні дані до кваліфікаційної роботи: науково-технічна література, стандарти розподілу навантаження в енергомережах, моделі керування енергетичними системами, методики оптимізації та аналізу алгоритмів.

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити)
1. Огляд літератури та аналіз предметної області у сфері розподілу навантаження в енергетичних системах.
2. Аналіз архітектури та алгоритмів існуючих систем перерозподілу задач.
3. Моделювання процесів перерозподілу в умовах динамічного навантаження.
4. Розробка та дослідження ефективності адаптивної моделі розподілу задач.

1. Перелік ілюстративного матеріалу: *презентація*
Проблематика перевантаження та потреба в ефективному розподілі навантаження в енергетичних мережах.
Огляд методів та алгоритмів керування навантаженням.
Порівняння централізованих і децентралізованих систем розподілу задач.
Архітектура типових систем автоматизованого керування енергоспоживанням.
Модель адаптивного алгоритму перерозподілу задач.
Результати експериментального моделювання та графіки продуктивності.
Порівняння моделі з традиційними підходами: висновки та рекомендації.

Дата видачі завдання «24» лютого 2025 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1	Аналіз науково-технічної літератури з питань розподілу навантаження в енергетичних мережах	24.02–23.02.2025	
2	Вивчення сучасних підходів та алгоритмів балансування навантаження	27.02–02.03.2025	
3	Аналіз існуючих архітектур систем перерозподілу задач у енергетичних мережах	02.03–09.03.2025	
4	Розробка моделі адаптивного алгоритму розподілу навантаження	09.03–19.03.2025	
5	Експериментальне дослідження моделі, тестування на змінних навантаженнях	19.03–29.03.2025	
6	Оформлення роботи: вступ, висновки, реферат	29.03–30.03.2025	
7	Підготовка демонстраційних матеріалів та презентації	30.03–31.03.2025	
8	Попередній захист роботи	27.05-29.05.2025	

Здобувач вищої освіти _____ Владислав ОЛЕШКО
(підпис)

Керівник
кваліфікаційної роботи _____
Олександр ЗУБ
(підпис)

РЕФЕРАТ

Текстова частина бакалаврської роботи: 52 сторінки, 22 рисунки, 40 джерел.

Об'єкт дослідження – процеси керування розподілом навантаження в енергетичних мережах.

Предмет дослідження – методи та алгоритми перерозподілу задач у системах енергетичного навантаження, їх ефективність, адаптивність до змінних умов та можливості оптимізації.

Мета роботи – дослідити, змоделювати та порівняти сучасні підходи до перерозподілу задач в енергетичних системах, визначити їх переваги та недоліки, а також реалізувати модель оптимізації навантаження з урахуванням динамічних змін.

Методи дослідження:

1. Аналіз існуючих підходів до розподілу задач у енергомережах – вивчення принципів, алгоритмів та архітектур керування.
2. Класифікація систем перерозподілу – визначення особливостей централізованих та децентралізованих моделей.
3. Моделювання процесу розподілу навантаження – створення спрощеної моделі у програмному середовищі.
4. Експериментальне дослідження ефективності алгоритмів – аналіз впливу змін параметрів на стабільність і продуктивність.

Галузь використання – системи автоматизованого керування енергетичними мережами, Smart Grid, диспетчеризація енергоспоживання, енергетична кіберфізична інфраструктура.

КЛЮЧОВІ СЛОВА: ПЕРЕРОЗПОДІЛ ЗАДАЧ, ЕНЕРГЕТИЧНА МЕРЕЖА, БАЛАНСУВАННЯ НАВАНТАЖЕННЯ, КЕРУВАННЯ ЕНЕРГІЄЮ, ОПТИМІЗАЦІЯ, SMART GRID, АЛГОРИТМ, ДИНАМІЧНА СИСТЕМА, СТАБІЛЬНІСТЬ, ЕФЕКТИВНІСТЬ.

ABSTRACT

Text Part of the Bachelor's Thesis: 52 pages, 22 figures, 40 references.

Object of Research – processes of load distribution management in power networks.

Subject of Research – methods and algorithms for task redistribution in power load systems, their efficiency, adaptability to changing conditions, and optimization capabilities.

Aim of the Thesis – to investigate, model, and compare modern approaches to task redistribution in energy systems, identify their advantages and disadvantages, and implement a model for load optimization considering dynamic changes.

Research Methods:

1. Analysis of existing approaches to task distribution in energy networks – studying principles, algorithms, and control architectures.
2. Classification of redistribution systems – identifying features of centralized and decentralized models.
3. Modeling of the load distribution process – developing a simplified model in a software environment.
4. Experimental study of algorithm efficiency – analyzing the impact of parameter changes on system stability and performance.

Field of Application – automated control systems for energy networks, Smart Grid, energy consumption dispatching, energy cyber-physical infrastructure.

KEYWORDS: TASK REDISTRIBUTION, POWER NETWORK, LOAD BALANCING, ENERGY MANAGEMENT, OPTIMIZATION, SMART GRID, ALGORITHM, DYNAMIC SYSTEM, STABILITY, EFFICIENCY.

ЗМІСТ

ВСТУП 8

1 ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ПЕРЕРОЗПОДІЛУ НАВАНТАЖЕННЯ В ЕНЕРГЕТИЧНИХ МЕРЕЖАХ 10

1.1 Поняття та причини виникнення перевантаження в енергетичних системах .. 10

1.2 Класифікація методів керування навантаженням 12

1.3 Принципи перерозподілу задач навантаження 16

1.4 Вимоги до сучасних систем керування навантаженням 18

2 АНАЛІЗ ТА МОДЕЛЮВАННЯ ІСНУЮЧИХ СИСТЕМ ПЕРЕРОЗПОДІЛУ НАВАНТАЖЕННЯ 20

2.1 Аналіз архітектури типових систем керування навантаженням 20

2.2 Огляд та порівняння алгоритмів розподілу задач 22

2.3 Моделювання процесів перерозподілу в умовах нестабільного споживання .. 24

2.4 Ідентифікація недоліків існуючих підходів 25

3 ПРОЕКТУВАННЯ ТА ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ МОДЕЛІ ПЕРЕРОЗПОДІЛУ НАВАНТАЖЕННЯ 27

3.1 Постановка задачі та вибір критерію ефективності 27

3.2 Реалізація моделі на основі адаптивного алгоритму розподілу задач 40

3.3 Дослідження впливу зміни параметрів на ефективність системи 42

3.4 Порівняння результатів роботи моделі з традиційними підходами 48

ВИСНОВКИ 53

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ 54

ДЕМОНСТРАЦІЙНІ МАТЕРІАЛИ 58

ВСТУП

У сучасних умовах зростаючого попиту на електроенергію, розвитку відновлюваних джерел енергії та впровадження концепції Smart Grid, ефективне керування навантаженням в енергетичних мережах набуває особливої ваги. Нерівномірність споживання, нестабільність джерел генерації та необхідність забезпечення надійності системи вимагають застосування інтелектуальних методів перерозподілу задач.

Існуючі системи розподілу навантаження мають ряд обмежень, зокрема недостатню адаптивність до динамічних змін та складність масштабування. У зв'язку з цим виникає потреба в дослідженні та порівнянні сучасних алгоритмів і підходів, які дозволяють підвищити ефективність, стабільність та гнучкість енергетичних мереж.

Дослідження цієї теми сприяє вирішенню актуальних задач у сфері енергетичної безпеки, автоматизації управління та інтеграції новітніх технологій у процес балансування навантаження. Отримані результати можуть бути корисними для розробки систем енергоменеджменту, зниження втрат та підвищення ефективності функціонування енергетичної інфраструктури.

Мета роботи – дослідити, змоделювати та порівняти сучасні підходи до перерозподілу задач в енергетичних системах, визначити їх переваги та недоліки, а також реалізувати модель оптимізації навантаження з урахуванням динамічних змін.

Об'єкт дослідження – процеси керування розподілом навантаження в енергетичних мережах.

Предмет дослідження – методи та алгоритми перерозподілу задач у системах енергетичного навантаження, їх ефективність, адаптивність до змінних умов та можливості оптимізації.

Методологія дослідження включає аналіз та узагальнення науково-технічної літератури з тематики розподілу навантаження в енергетичних мережах, вивчення принципів роботи централізованих та децентралізованих систем керування, а

також дослідження сучасних алгоритмів балансування навантаження. Основну увагу приділено порівнянню ефективності існуючих підходів в умовах динамічної зміни параметрів енергоспоживання.

Дослідження передбачає побудову математичної моделі процесу перерозподілу задач, реалізацію адаптивного алгоритму в програмному середовищі, а також проведення експериментального моделювання з метою оцінки продуктивності системи. У процесі роботи застосовуються методи системного аналізу, моделювання, комп'ютерного експерименту та порівняльного аналізу.

Практична значущість дослідження полягає у створенні адаптивної моделі розподілу навантаження, що може бути інтегрована в автоматизовані системи керування енергомережами. Запропоновані рішення дозволяють підвищити стабільність та ефективність енергетичних систем, забезпечити їх гнучкість у реагуванні на змінні умови споживання, а також сприяти розвитку інтелектуальної енергетичної інфраструктури.

1 ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ПЕРЕРОЗПОДІЛУ НАВАНТАЖЕННЯ В ЕНЕРГЕТИЧНИХ МЕРЕЖАХ

Перерозподіл навантаження в енергетичних мережах є важливою умовою їх стабільної роботи. Теоретичне обґрунтування цього процесу дозволяє зрозуміти причини перевантажень та визначити шляхи їх усунення.

1.1 Поняття та причини виникнення перевантаження в енергетичних системах

Перевантаження в енергомережах – це ситуація, коли певний елемент електричної мережі (лінія передачі, трансформатор, підстанція тощо) пропускає через себе більший обсяг електричної енергії, ніж це передбачено його проектною або допустимою потужністю [1].

1. Причини перевантаження:

– надмірне споживання електроенергії в окремому регіоні або секторі;

– нерівномірний розподіл навантаження між вузлами мережі;

– аварійні відключення інших ліній або підстанцій, через що трафік перенаправляється на менше навантажені (але слабші) ділянки;

– неоптимізоване керування мережею, застаріле обладнання або відсутність автоматичного балансування.

2. Наслідки перевантаження:

– перегрів та можливе пошкодження обладнання;

– втрата стабільності напруги;

– відключення або аварійна зупинка частини мережі;

– зменшення терміну експлуатації мережевих елементів;

– падіння якості електроенергії.

3. Як виявляється перевантаження:

– через спрацювання захисних реле;

– зафіксовані коливання або зниження напруги;

– аномальні показники струму в системах моніторингу SCADA.

4. Методи боротьби з перевантаженням:

– перерозподіл навантаження за допомогою інтелектуальних систем керування (Smart Grid);

– автоматичне балансування споживання та генерації;

– встановлення додаткових ліній або модернізація обладнання;

– застосування систем прогнозування навантаження.

Перевантаження в енергомережах виникає внаслідок сукупності чинників, які порушують стабільне функціонування системи. Однією з головних причин є зростання попиту на електроенергію, що зумовлено як розвитком промисловості, так і активним використанням енергоспоживаючих пристроїв у побуті. Особливо критичним це стає у періоди пікового навантаження, коли споживання значно перевищує середньодобові значення [2].

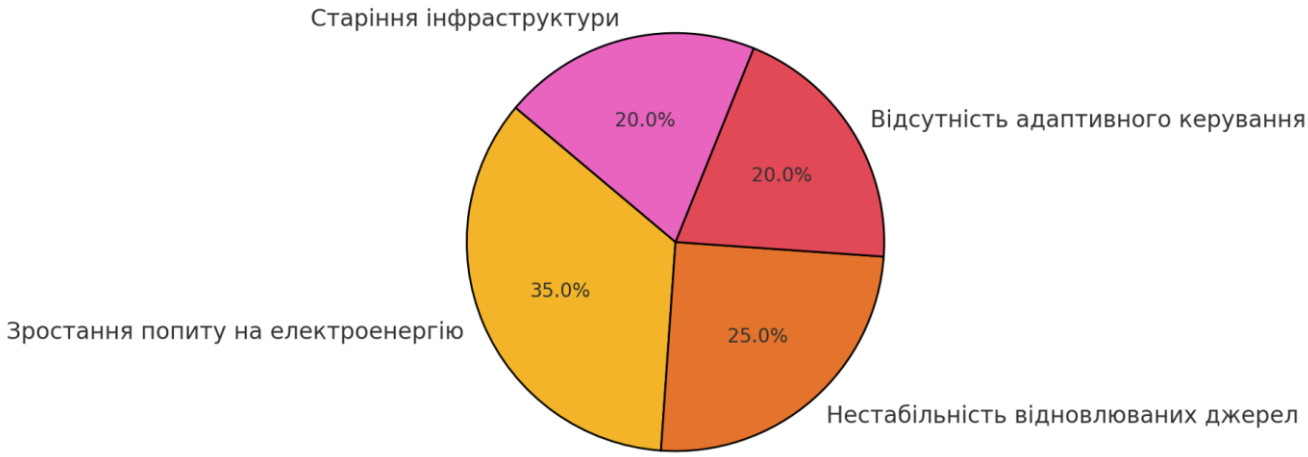


Рисунок 1.1 – Чинники, що спричиняють перевантаження в енергомережах

Викликом для енергомереж є широке впровадження відновлюваних джерел енергії, таких як сонячні та вітрові електростанції. Незважаючи на їхню екологічність, вони мають нестабільний характер генерації, оскільки залежать від погодних умов. Це створює коливання у виробництві енергії, які складно передбачити та контролювати [3].

Відсутність адаптивного керування мережею, багато систем не мають достатньо гнучких механізмів для оперативного реагування на зміну параметрів у реальному часі, що унеможливлює ефективний перерозподіл навантаження між вузлами. У поєднанні з цим проблему поглиблює старіння інфраструктури: мережеві елементи, що працюють понад нормативний строк експлуатації, мають знижений запас міцності та не здатні витримувати підвищене навантаження. Усі ці фактори разом призводять до порушення енергетичного балансу та створюють передумови для перевантаження системи.

1.2 Класифікація методів керування навантаженням

У сучасних енергетичних мережах використовуються два основні підходи до керування навантаженням: централізовані та децентралізовані методи. Обидва мають свої переваги та обмеження і застосовуються залежно від складності системи, наявної інфраструктури та вимог до гнучкості.

Централізовані методи передбачають наявність одного головного вузла або центру керування, який збирає дані про навантаження, генерує команди та здійснює розподіл енергетичних задач у масштабі всієї системи. Такий підхід забезпечує цілісне бачення стану мережі, уніфіковане прийняття рішень та контроль над всіма елементами. Однак централізовані системи мають низку обмежень: вони є вразливими до відмов одного вузла, менш адаптивні до швидких змін у реальному часі та можуть страждати від затримок при обробці великої кількості даних [4].

Натомість децентралізовані методи ґрунтуються на розподіленій архітектурі, де кожен вузол або група вузлів мають власні алгоритми прийняття рішень, взаємодіють між собою та узгоджують розподіл навантаження без централізованого керування. Такий підхід забезпечує більшу гнучкість, масштабованість і стійкість до локальних збоїв. Децентралізовані системи краще реагують на локальні зміни у мережі, але водночас потребують ефективних алгоритмів синхронізації та координації між вузлами, що може ускладнювати їх

реалізацію.

Кожен з підходів має свої переваги та обмеження, що визначають його доцільність у конкретних умовах експлуатації. Для кращого розуміння різниці між ними нижче наведено порівняльну діаграму, яка демонструє основні характеристики обох методів за кількома критеріями ефективності (рис 1.2).

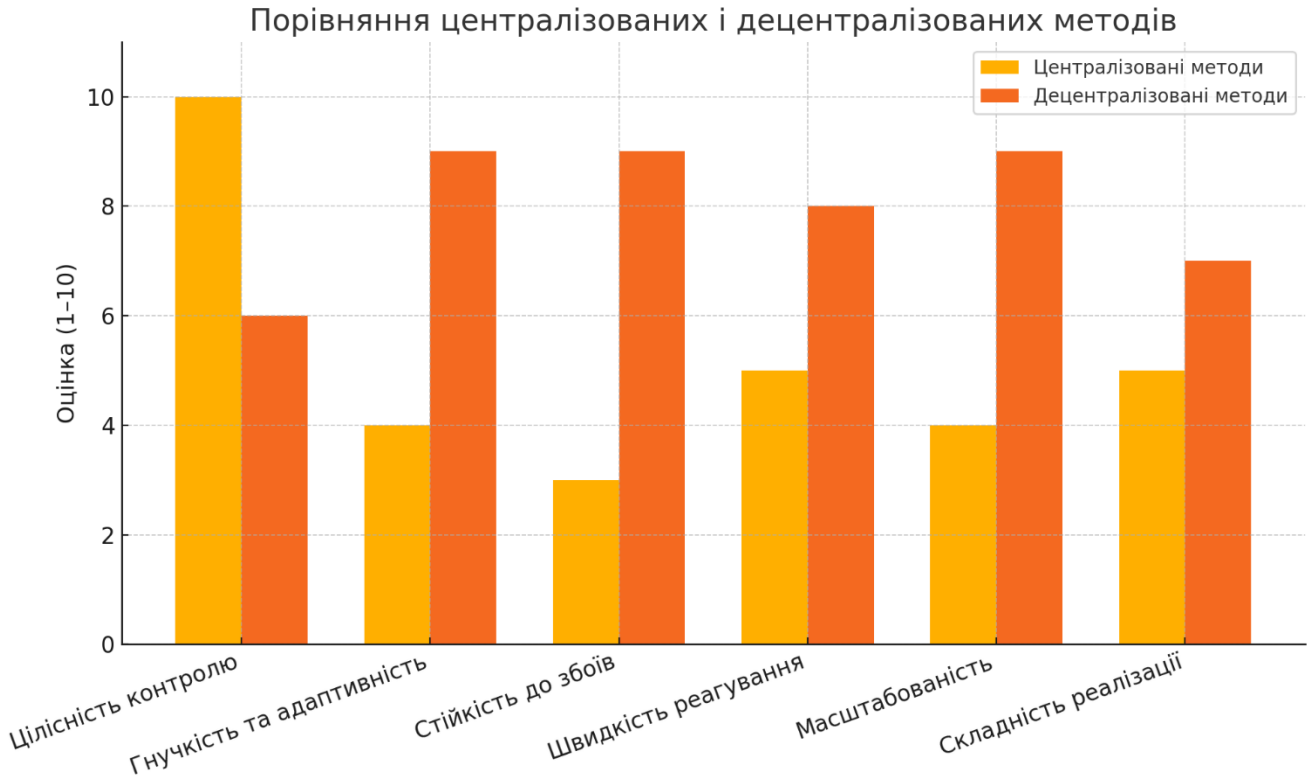


Рисунок 1.2 – Порівняння централізованих і децентралізованих методів розподілу навантаження в енергомережах

Методи керування навантаженням в енергетичних мережах класифікуються за різними критеріями: архітектурою управління (централізовані або децентралізовані), ступенем автоматизації, а також за способом реагування на зміни у мережі. З огляду на останній критерій, виокремлюють два основних підходи – реактивний та проактивний [5].

Реактивні методи базуються на принципі відповіді на вже наявні події. У таких системах управління втручання відбувається лише після фіксації перевантаження, нестабільності або іншого відхилення в роботі мережі. Такі підходи використовуються в традиційних енергосистемах, де рішення

приймаються на основі фактичних або історичних даних. Їх перевагою є відносна простота реалізації та зменшення потреби в складному прогнозному аналізі, однак недоліком залишається нездатність попередити критичні ситуації до їх виникнення.

Проактивні методи, натомість, орієнтовані на передбачення потенційних проблем і оптимізацію роботи мережі ще до появи відхилень. Вони використовують алгоритми прогнозування навантаження, машинне навчання, історичну аналітику та моделювання сценаріїв поведінки споживачів. Це дозволяє здійснювати випереджувальні коригування в режимі реального часу та ефективно запобігати перенавантаженням. Проактивні стратегії особливо ефективні в умовах впровадження Smart Grid та динамічних енергетичних ринків, де критичними є гнучкість і передбачуваність [6].

У сучасних енергетичних мережах дедалі ширше застосовуються інтелектуальні методи керування, засновані на штучному інтелекті (AI), машинному навчанні (ML), нечіткій логіці (fuzzy logic) та інших формах когнітивних технологій. Ці підходи дозволяють системам самостійно аналізувати великий обсяг даних, виявляти приховані закономірності у споживанні електроенергії, прогнозувати майбутнє навантаження та ухвалювати оптимальні рішення в режимі реального часу. Наприклад, моделі машинного навчання здатні адаптуватися до змін у поведінці споживачів, а системи на основі нечіткої логіки дозволяють приймати рішення в умовах невизначеності, коли традиційні алгоритми є неефективними. Застосування AI-технологій особливо актуальне в умовах функціонування Smart Grid, де ключовими є децентралізація, багатофакторний вплив та потреба у високій швидкості обробки інформації. Інтелектуальні системи створюють основу для формування автономних та самокерованих енергетичних структур, які здатні забезпечувати стійкість і оптимальність роботи навіть в умовах нестабільного зовнішнього середовища [7].

Для всебічного аналізу підходів до керування навантаженням в енергетичних мережах доцільно порівняти їх за ключовими характеристиками, такими як архітектура, здатність до прогнозування, гнучкість реагування та складність

реалізації. Нижче наведено узагальнену таблицю, яка дозволяє наочно оцінити особливості централізованих і децентралізованих моделей, реактивних і проактивних стратегій, а також інтелектуальних систем, що використовують алгоритми штучного інтелекту, машинного навчання та нечіткої логіки.

Таблиця 1.1 – Порівняння методів керування навантаженням у енергетичних мережах

Критерій	**Централізовані методи**	**Децентралізовані методи**	**Реактивні методи**	**Проактивні методи**	**Інтелектуальні системи**
Архітектура системи	Єдиний центр керування	Розподілена між вузлами	Залежить від архітектури	Залежить від архітектури	Гнучка (часто децентралізована)
Прийняття рішень	На основі глобального аналізу	Локальні рішення з координацією	Після виникнення події	До виникнення події	На основі навчання та аналітики
Швидкість реагування	Помірна	Висока	Висока (після події)	Випереджальна	Висока (автоматизована)
Гнучкість до змін	Низька	Висока	Низька	Висока	Дуже висока
Масштабованість	Обмежена	Добра	Висока	Висока	Висока
Прогнозування	Мінімальне	Обмежене	Відсутнє	Так	Так (ML/AI прогнозування)
Стійкість до збоїв	Низька (вразливі до відмов)	Висока (менша критичність одного вузла)	Низька	Висока	Висока
Рівень автоматизації	Середній	Середній – високий	Низький – середній	Середній – високий	Високий
Складність впровадження	Помірна	Складна	Проста	Складніша	Висока

1.3 Принципи перерозподілу задач навантаження

Одним із ключових елементів ефективного керування навантаженням в енергетичних мережах є визначення пріоритетів завдань, що мають бути виконані в умовах обмежених ресурсів або при необхідності оперативного перерозподілу. Пріоритетність задач визначається на основі низки технічних, економічних та стратегічних критеріїв, що враховують критичність енергоспоживання, рівень впливу на стабільність мережі та допустимість затримок у виконанні [8].

У практичних умовах першочергове значення надається споживачам або вузлам, від яких залежить стабільне функціонування інфраструктури – наприклад, лікарні, об'єкти водопостачання, системи зв'язку та безпеки. Такі навантаження позначаються як критичні й отримують найвищий пріоритет. Середній рівень пріоритету надається виробничим або комерційним об’єктам, чия зупинка не призведе до негайних наслідків, але може мати економічні втрати. Найнижчий пріоритет зазвичай мають побутові та розважальні споживачі, відключення яких допустиме у разі перевантаження мережі [9].

Пріоритети також можуть змінюватися динамічно залежно від ситуації – зокрема, з урахуванням часу доби, прогнозованого попиту, аварійних станів або команд диспетчерського центру. У сучасних Smart Grid-системах використовується автоматизоване визначення пріоритетів на основі аналітики даних, попередньо налаштованих політик та систем штучного інтелекту, що дозволяє забезпечити більш адаптивне та контекстно-залежне керування розподілом енергетичних задач.

У процесі перерозподілу навантаження допомагають алгоритми, які визначають порядок та спосіб призначення енергетичних задач окремим вузлам або ресурсам мережі. Залежно від рівня складності системи, типу мережі та наявності даних для аналізу, застосовуються різні алгоритмічні підходи [10]. Серед найпоширеніших – round-robin, least-loaded та алгоритми на основі прогнозів.

Алгоритм round-robin є одним із найпростіших і полягає в циклічному розподілі задач між доступними ресурсами. Кожен новий запит спрямовується до наступного за порядком вузла незалежно від його поточного стану. Такий підхід

забезпечує рівномірне навантаження в умовах однорідних середовищ, але є неефективним у динамічних системах із нерівномірним розподілом потужностей.

Алгоритм least-loaded передбачає аналіз поточного стану кожного вузла та передачу задачі тому, що має найменше навантаження. Це дозволяє уникати перевантаження окремих компонентів і забезпечує ефективніший баланс у режимі реального часу. Однак для реалізації такого підходу необхідна постійна актуалізація даних про навантаження, що ускладнює його застосування в системах із високою затримкою збору інформації [11].

Алгоритми на основі прогнозів використовують аналітичні моделі або машинне навчання для передбачення майбутнього навантаження. Вони враховують тренди, поведінку користувачів, погодні умови, історичні піки споживання тощо. Це дозволяє не лише рівномірно розподіляти задачі, але й завчасно реагувати на потенційні перевантаження. Такі методи є ключовими для проактивного керування в Smart Grid-системах, однак вимагають потужних обчислювальних ресурсів і якісних даних.

Принцип розподілк навантаження є урахування резервних джерел живлення та систем зберігання енергії (ESS – Energy Storage Systems). У випадках перевантаження або аварійного відключення основних енергетичних потоків, системи керування повинні мати здатність автоматично підключати резервні джерела – такі як дизельні генератори, акумуляторні батареї чи гібридні системи. Розумне керування енергією передбачає не лише активацію цих ресурсів у критичних ситуаціях, а й інтеграцію їх у загальну стратегію балансування навантаження [12].

Системи накопичення енергії можуть використовуватися як буфер у періоди пікового навантаження: накопичуючи надлишкову енергію в години мінімального споживання і віддаючи її у періоди зростання попиту. Це дозволяє зменшити навантаження на мережу, уникати короткочасних перевантажень та покращити якість електропостачання. Крім того, інтеграція ESS з інтелектуальними алгоритмами дозволяє підвищити рівень автономності та стійкості енергетичних систем до непередбачуваних змін навантаження або перебоїв у постачанні.

1.4 Вимоги до сучасних систем керування навантаженням

Ефективна система розподілу енергетичних задач повинна не лише правильно визначати пріоритети, використовувати сучасні алгоритми та інтегрувати резервні ресурси, а й відповідати базовим принципам масштабованості, адаптивності та надійності. Масштабованість означає здатність системи розширюватися без втрати функціональності при збільшенні кількості споживачів, вузлів або джерел генерації [13]. Адаптивність передбачає гнучке реагування на зміну умов – наприклад, зростання навантаження, зміни у графіку споживання, аварійні ситуації чи коливання у виробітку відновлюваних джерел. Надійність, у свою чергу, визначається здатністю системи підтримувати стабільну роботу навіть у разі часткових відмов, втрати зв’язку або пошкодження окремих елементів. Забезпечення цих характеристик є критичним для розбудови сучасних енергосистем нового покоління, що мають відповідати вимогам безперебійності, ефективності та сталого розвитку.

Одним з напрямів розвитку сучасного керування навантаженням є його інтеграція із концепцією Smart Grid – інтелектуальної електромережі, яка об’єднує класичну енергетичну інфраструктуру з цифровими технологіями, засобами автоматизації та двостороннього зв’язку. У такому середовищі система розподілу задач навантаження стає частиною ширшої мережевої екосистеми, яка включає датчики, лічильники, пристрої керування та програмно-аналітичні модулі. Завдяки цьому забезпечується реальний моніторинг споживання та генерації в режимі реального часу, швидке виявлення критичних ситуацій і динамічне переналаштування розподілу задач відповідно до поточних умов [14].

Smart Grid передбачає також активну участь кінцевих споживачів у балансуванні навантаження (через механізми «розумного попиту»), використання децентралізованих джерел енергії (сонячні панелі, вітрогенератори) та можливість гнучкої взаємодії між виробниками, постачальниками та користувачами. У цьому контексті системи розподілу навантаження мають бути не лише точними та швидкими, а й здатними інтегруватися з цифровими протоколами обміну даними,

платформами прогнозування та модулями оптимізації. Таким чином, інтеграція з Smart Grid відкриває нові можливості для підвищення ефективності, надійності та стійкості всієї енергетичної інфраструктури [15].

Ще одним фундаментальним принципом ефективного перерозподілу навантаження в енергомережах є мінімізація втрат енергії та простоїв у роботі системи. Енергетичні втрати можуть виникати як у процесі передачі електроенергії через лінії електропередач, так і під час неефективного або нерівномірного розподілу задач між вузлами мережі. Завдання системи розподілу полягає в тому, щоб спрямовувати потоки енергії найбільш оптимальними маршрутами, враховуючи як відстань, так і навантаження кожного елемента, з метою зниження опору, теплових втрат і навантаження на трансформатори.

Важливо зменшити простої – як вимушені (викликані аваріями або перевантаженнями), так і регламентні (пов’язані з перезапуском обладнання або переналаштуванням системи). Перерозподіл задач має забезпечувати безперервність постачання енергії, своєчасну балансировку попиту та пропозиції, а також адаптивне переключення між активними та резервними каналами у разі збоїв. Саме тому сучасні системи керування орієнтовані не лише на рівномірність навантаження, а й на загальне підвищення енергетичної ефективності та економічної доцільності експлуатації енергомереж.

2 АНАЛІЗ ТА МОДЕЛЮВАННЯ ІСНУЮЧИХ СИСТЕМ ПЕРЕРОЗПОДІЛУ НАВАНТАЖЕННЯ

2.1 Аналіз архітектури типових систем керування навантаженням

Сучасні системи керування енергоспоживанням базуються на інтеграції апаратних і програмних рішень, які забезпечують моніторинг, аналіз, оптимізацію та розподіл енергетичних потоків у реальному часі. Архітектура таких систем включає кілька рівнів – від фізичних пристроїв збору даних до централізованих диспетчерських платформ, здатних автоматично приймати керуючі рішення. Найпоширенішими прикладами подібних архітектур є SCADA-системи, інтелектуальні облікові системи AMI та IoT-орієнтовані енергомережі [15].

SCADA-системи (Supervisory Control and Data Acquisition) є традиційною основою автоматизованого керування інфраструктурою. Вони забезпечують збір телеметричних даних з об'єктів (наприклад, трансформаторних підстанцій, ліній передачі, розподільчих щитів), передавання цієї інформації до центрального серверу або диспетчерського центру, а також надання інструментів для дистанційного керування обладнанням. Типова SCADA-архітектура включає польові пристрої (датчики, реле, виконавчі механізми), логічні контролери (PLC або RTU), комунікаційні інтерфейси та HMI-панелі для відображення даних. Основною перевагою SCADA-систем є висока надійність, проте їхня обмежена масштабованість і складність адаптації до нових технологій стримують ефективність в умовах розвитку Smart Grid [16].

AMI (Advanced Metering Infrastructure) – це інтелектуальна інфраструктура обліку електроенергії, яка поєднує "розумні" лічильники, комунікаційні мережі та аналітичні платформи. AMI дозволяє здійснювати двосторонній зв’язок між енергопостачальником і споживачем, забезпечуючи точний, віддалений облік енергоспоживання, динамічне ціноутворення та швидке реагування на зміни в попиті. На відміну від SCADA, AMI більш орієнтована на кінцевого користувача і часто використовується в міських умовах, у житловому секторі або для керування

локальними мікромережами.

Зі зростанням ролі цифрових технологій дедалі більшого поширення набувають IoT-рішення (Internet of Things), які дозволяють побудувати гнучку, масштабовану та адаптивну систему збору та обробки даних. В енергетичному секторі IoT-пристрої – це, перш за все, бездротові датчики, інтелектуальні розетки, контролери, реле, модулі передачі даних та обчислювальні вузли, здатні працювати автономно або в координації з центральною системою. IoT-технології забезпечують безперервне спостереження за станом енергомереж, визначення потенційних перевантажень, прогнозування попиту та управління енергоспоживанням з високою точністю. Інтеграція IoT також відкриває можливості для реалізації концепцій Energy-as-a-Service (EaaS), Peer-to-Peer енергетичних платформ, а також створення адаптивних мікромереж із високим ступенем децентралізації [17].

Ключовими компонентами згаданих архітектур є датчики, контролери та диспетчерські центри.

Датчики відіграють роль першої ланки збору інформації. Вони вимірюють фізичні параметри (струм, напругу, температуру, частоту, споживання тощо) та передають ці дані на контролери або безпосередньо до аналітичних платформ.

Контролери (наприклад, PLC або вбудовані мікрокомп’ютери) обробляють дані, реалізують логіку керування, формують сигнали до виконавчих пристроїв і забезпечують зворотній зв’язок у системі. У поєднанні з алгоритмами на основі AI/ML вони також можуть здійснювати адаптивне регулювання в режимі реального часу.

Диспетчерські центри або хмарні платформи забезпечують загальний огляд системи, обробку великих масивів даних, візуалізацію, аналітику, прийняття рішень і довгострокове планування. У рамках Smart Grid вони часто доповнюються елементами прогнозної аналітики, цифровими двійниками та технологіями віртуалізації [18].

Архітектура сучасних систем керування енергоспоживанням базується на принципах модульності, інтегрованості та масштабованості, що дозволяє

ефективно реагувати на виклики динамічного навантаження, зростання споживання та децентралізацію джерел генерації. На рис. 2.1 продемонстровано послідовність взаємодії між польовими пристроями, контролерами, мережею зв’язку та центром керування.

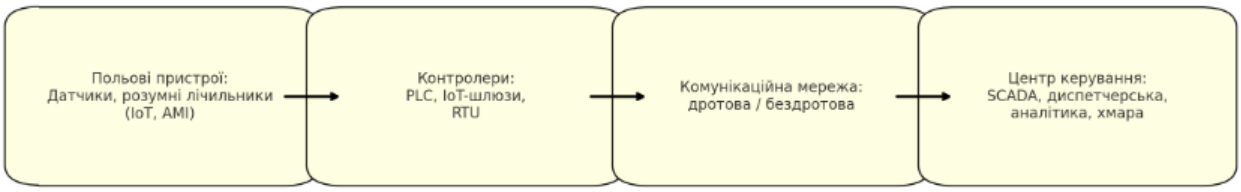


Рисунок 2.1 – Типова архітектура системи керування енергоспоживанням (SCADA, AMI, IoT)

2.2 Огляд та порівняння алгоритмів розподілу задач

У процесі розподілу навантаження в енергетичних мережах важливу роль відіграють алгоритми, які визначають стратегію керування потоками енергії. Вибір відповідного алгоритму залежить від структури мережі, наявних обчислювальних ресурсів, вимог до швидкості реагування та цільової функції оптимізації. Серед широкого спектру рішень особливої уваги заслуговують алгоритми на основі графів, генетичні алгоритми та нейронні мережі.

Алгоритми на основі графів передбачають представлення енергомережі у вигляді графа, де вузли відповідають за джерела, споживачів і проміжні вузли, а ребра – за лінії передачі. Такі підходи дозволяють моделювати маршрути енергетичних потоків, шукати найкоротші або найменш завантажені шляхи, аналізувати топологію системи. Вони ефективні для централізованого планування, мають високу точність у структурованих мережах і добре масштабуються. Однак при динамічних змінах стану системи графові методи можуть демонструвати обмежену швидкість реакції через необхідність повторного перерахунку маршруту [18].

Генетичні алгоритми (GA) – це евристичні методи, натхненні природним відбором, що використовуються для вирішення задач оптимального розподілу

ресурсів. Вони працюють з популяцією рішень, які еволюціонують за допомогою операторів відбору, схрещування та мутацій. У контексті енергетичних систем GA дозволяють знаходити майже оптимальні рішення при великій кількості змінних та обмежень. Їх перевагою є здатність працювати в умовах неповної або нечіткої інформації, однак це досягається ціною високих обчислювальних витрат і відносно повільної реакції в реальному часі.

Нейронні мережі використовуються для прогнозування, класифікації станів мережі та автоматичного прийняття рішень на основі вхідних даних. Вони здатні навчатися на історичних та потокових даних, адаптуватися до змін у поведінці споживачів, а також розпізнавати складні закономірності у даних, які неможливо формалізувати традиційними методами. Завдяки цьому нейромережеві підходи демонструють високу ефективність і гнучкість у складних і нестабільних системах. Їх слабким місцем є необхідність довготривалого навчання, наявність великої кількості навчальних даних та обмежена інтерпретованість результатів [19].

Для порівняння зазначених алгоритмів можна скористатися таблицею 2.1, яка відображає їхні характеристики за ключовими параметрами.

Таблиця 2.1 – Порівняння алгоритмів розподілу навантаження

Критерій	**Алгоритми на основі графів**	**Генетичні алгоритми**	**Нейронні мережі**
Ефективність	Висока при відомій топології	Висока при складних задачах	Висока, залежить від навчання
Швидкість реакції	Помірна	Низька	Висока після навчання
Адаптивність	Низька	Середня	Висока
Потреба в даних	Помірна	Середня	Висока
Обчислювальна складність	Помірна	Висока	Висока
Застосування у Smart Grid	Так	Так	Так

2.3 Моделювання процесів перерозподілу в умовах нестабільного споживання

Для оцінки ефективності алгоритмів перерозподілу задач у реальних умовах було проведено моделювання процесів керування енергетичним навантаженням за сценаріями з підвищеною динамічністю та нестабільним попитом. Метою моделювання стало відтворення типових ситуацій, що виникають у енергомережах, а саме – раптові піки споживання, аварійне відключення окремих вузлів та нерівномірне навантаження у межах коротких часових інтервалів.

У якості базової ситуації була змодельована добова крива навантаження з характерними піковими періодами: ранковим (07:00–10:00) та вечірнім (18:00–21:00). Також вводилися випадки несподіваного збільшення навантаження (наприклад, підключення великої кількості споживачів) та симульовані аварії з тимчасовою недоступністю частини мережі. Змінність навантаження задавалась у вигляді часового ряду, що динамічно впливав на роботу моделі розподілу задач (рис. 2.2).



Рисунок 2.2 – Графік змін навантаження протягом доби

Для реалізації моделі використовувалося середовище Python з бібліотеками

NumPy, Matplotlib, Pandas та SimPy – для генерації подій і аналізу черг завдань. Додатково застосовувалась бібліотека NetworkX для представлення топології мережі у вигляді графа, що дало змогу реалізувати алгоритми пошуку оптимального маршруту та балансування навантаження між вузлами [20].

У моделі також були передбачені реактивні та проактивні стратегії реагування, що дозволило порівняти їхню ефективність у стабільних та критичних режимах. Реактивна система змінювала розподіл задач після перевищення порогових значень навантаження, тоді як проактивна – передбачала пікові навантаження за допомогою ковзного середнього та експоненційного згладжування даних.

Аналіз результатів моделювання дозволив виявити ключові переваги проактивного підходу: менша кількість перевантажень, швидше реагування на зміни та краща стійкість у випадках аварій. Отримані дані стали основою для подальшого аналізу ефективності алгоритмів та вдосконалення стратегії керування задачами в умовах нестабільного середовища.

2.4 Ідентифікація недоліків існуючих підходів

У ході аналізу існуючих систем перерозподілу навантаження в енергетичних мережах було виявлено низку недоліків, які обмежують їх ефективність, гнучкість і масштабованість у сучасних умовах.

1. Обмежена адаптивність до динамічних змін Більшість класичних систем побудовані на основі фіксованих сценаріїв розподілу навантаження, які не враховують нестабільність споживання енергії, сезонні коливання чи раптові пікові навантаження. Це знижує оперативність реагування на зміни попиту та ризик перевантажень.

2. Недостатня точність прогнозування Реалізовані інформаційні системи управління ПЕБ (наприклад, АІС ПЕБ) часто базуються на історичних даних без врахування факторів зовнішнього впливу (температурні коливання, економічна активність тощо), що обмежує точність формування прогнозного балансу.

3. Висока залежність від людського фактору Збір та обробка даних у багатьох реалізованих рішеннях здійснюється вручну або напівавтоматично через територіальні органи або підприємства ПЕК. Це створює ризики затримок, помилок та неповноти інформації.

4. Відсутність автоматизованого реагування Більшість проаналізованих систем не мають модулів, які в реальному часі змінюють розподіл енергетичних потоків при виникненні перевантажень. Це знижує ефективність реагування та загрожує стабільності системи.

5. Обмежена масштабованість архітектури Деякі реалізовані рішення мають багаторівневу структуру з обмеженим обміном між підсистемами (наприклад, «область», «територіальне утворення», «станція/котельня» тощо), що ускладнює адаптацію системи до змін або інтеграцію з іншими інфраструктурними платформами

Таблиця 2.2 – SWOT-аналіз існуючих систем керування навантаженням в енергетичних мережах

Сильні сторони (Strengths)	**Слабкі сторони (Weaknesses)**
Наявність базових механізмів розподілу енергоресурсів Накопичений досвід ведення ПЕБ в регіонах Модульна архітектура деяких реалізованих систем	Відсутність адаптивних алгоритмів реагування Застарілі підходи до прогнозування (без нейромереж і AI) Залежність від ручного введення даних Відсутність реакції в реальному часі
Можливості (Opportunities)	Загрози (Threats)
Впровадження технологій штучного інтелекту (нейромережі, адаптивні моделі) Інтеграція з GPS/IoT для оперативного контролю Створення єдиної централізованої платформи обміну даними	Ризики перевантаження через зростання споживання Збої через людський фактор або несвоєчасну актуалізацію даних Висока вартість модернізації інфраструктури

3 ПРОЕКТУВАННЯ ТА ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ МОДЕЛІ ПЕРЕРОЗПОДІЛУ НАВАНТАЖЕННЯ

3.1 Постановка задачі та вибір критерію ефективності

У рамках даного дослідження розглядається проблема перерозподілу навантаження в енергетичних мережах в умовах нестабільного споживання. Враховуючи динамічну змінність параметрів у часі, а також складність процесу управління потоками енергії, виникає необхідність у створенні адаптивної моделі, здатної в реальному часі коригувати розподіл задач з урахуванням актуального стану мережі [20].

Для реалізації такого підходу було обрано модель штучної нейронної мережі з архітектурою радіально-базисної функціональної структури. Одним із важливих етапів її формування є налаштування гіперпараметрів, які істотно впливають на здатність моделі до навчання та точність прогнозування.

Усі гіперпараметри умовно поділяються на:

- Глобальні – кількість прихованих шарів, кількість нейронів у кожному шарі, коефіцієнт навчання (η), момент навчання (m), спосіб ініціалізації ваг.
- Локальні (вузлові) – тип шару, функція активації, параметри регуляризації тощо.

Оскільки обрана структура нейронної мережі зафіксована (радіально-базисна), основна увага в дослідженні приділяється саме глобальним гіперпараметрам, а саме:

- коефіцієнт навчання η;
- момент навчання m;
- кількість нейронів у прихованому шарі.

З метою оцінки ефективності навчання та точності прогнозу було обрано середньоквадратичну похибку (RMSE) як основний критерій якості. RMSE дозволяє кількісно оцінити розсіювання прогнозованих значень відносно реальних даних, що є критично важливим для адаптивного керування навантаженням у

реальних енергетичних мережах. Попри деяке зміщення цієї оцінки, вона вважається спроможною та широко використовується у практиці машинного навчання [20-21].

Таким чином, задача полягає у побудові моделі, яка забезпечує мінімізацію RMSE при варіативності гіперпараметрів, що в свою чергу дозволяє досягнути більш точного та стабільного перерозподілу навантаження в умовах змінних споживчих характеристик.

Для реалізації моделі перерозподілу навантаження було використано штучну нейронну мережу з архітектурою радіально-базисної функціональної структури, яка була навчена на спеціально підготовленій навчальній вибірці.

Формат вхідних даних представляв собою набір рядків, кожен з яких містив довільну кількість числових значень, розділених символом табуляції. Останній елемент кожного рядка відповідав очікуваному (цільовому) значенню, яке й було об’єктом прогнозування. Така структура навчального набору дозволила формувати багатовимірний простір ознак, що описують поточний стан мережі, а також визначати потрібний рівень навантаження в кожному окремому випадку.

Для організації процесу навчання була розроблена адаптивна процедура, що динамічно коригує значення вагових коефіцієнтів мережі відповідно до отриманої похибки прогнозу. Схематично алгоритм навчання представлено на рисунку 3.1, де зображено послідовність основних етапів: формування входу, пряме поширення сигналу, обчислення похибки, зворотне поширення, оновлення ваг та повтор ітерацій до досягнення заданої точності.

У процесі навчання здійснювався послідовний підбір оптимальних значень гіперпараметрів (коефіцієнт навчання, момент, кількість нейронів у прихованому шарі), що дозволило мінімізувати похибку прогнозу на валідаційній вибірці.

Реалізація моделі була здійснена з використанням високорівневих бібліотек машинного навчання, таких як TensorFlow, Keras або Scikit-learn, що забезпечують необхідну гнучкість, масштабованість і продуктивність для експериментів з великим обсягом даних [21].

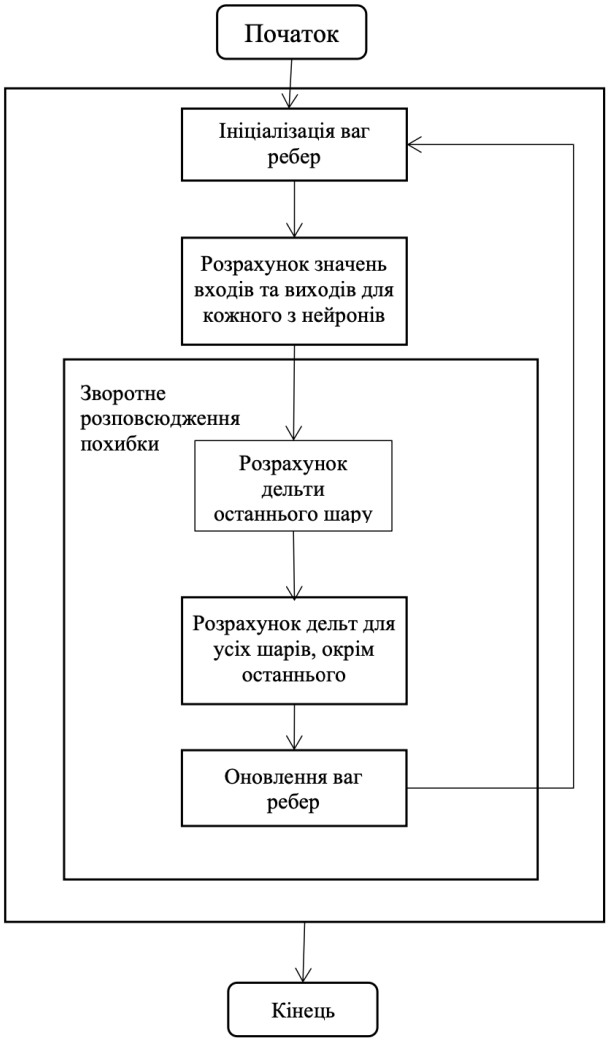


Рисунок 3.1 – Структурна схема алгоритму навчання нейронної мережі

Дані для навчання нейронної мережі було отримано з реальних показників, зафіксованих різними лічильниками теплоелектроцентралі (ТЕЦ). Вибірка містить часові ряди з відповідними значеннями навантаження у певні моменти часу. Кожен рядок вибірки містить набір числових параметрів, що характеризують стан системи, а також очікуване (еталонне) значення потужності або споживання енергії, що слугує цільовим значенням для навчання моделі. Як показано на рисунку 3.2, структура вибірки представлена у вигляді табличного набору даних, де останнє значення кожного рядка є цільовим [22].

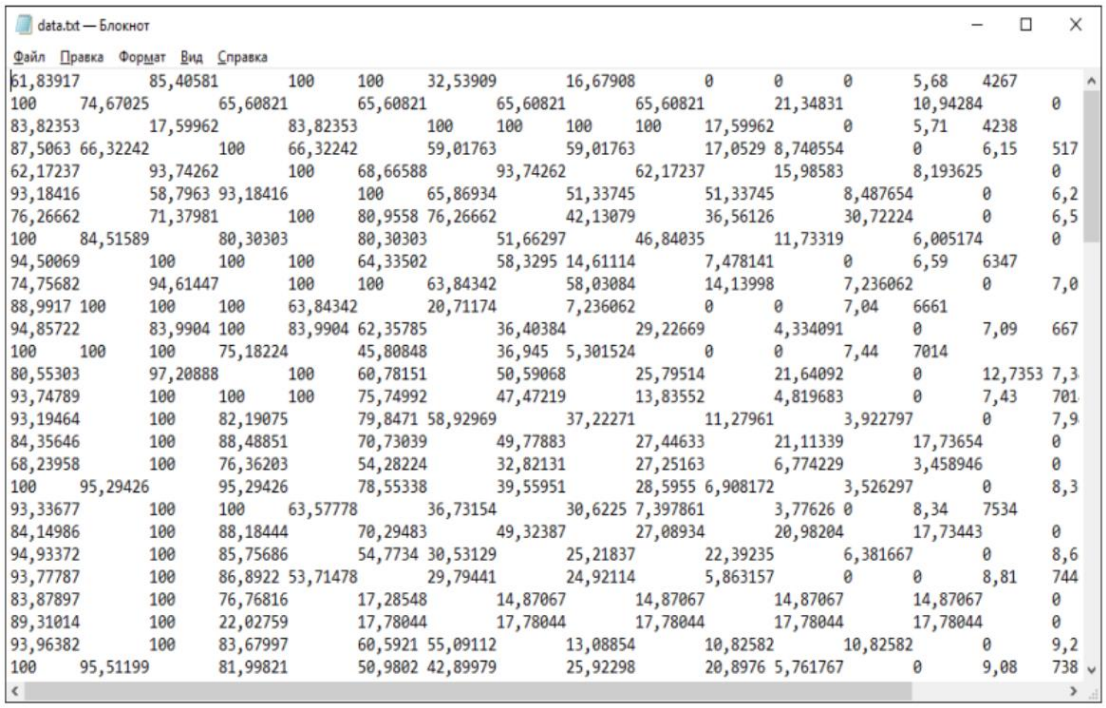


Рисунок 3.2 – Фрагмент навчальної вибірки, отриманої з показань лічильників ТЕЦ

По завершенню навчання реалізована програмна модель штучної нейронної мережі автоматично виводить у консоль значення середньоквадратичної помилки (RMSE) для оцінки якості прогнозу. Крім того, у окремий текстовий файл зберігаються всі значення, які були згенеровані нейромережею як результат прогнозування – по одному значенню на кожен рядок, що відповідає відповідним вхідним даним.

Оскільки процес навчання нейромережі має стохастичну природу (випадкова ініціалізація ваг, порядок подачі даних, варіації у гіперпараметрах), для підвищення достовірності результату було здійснено 20 повторних запусків навчання (перенавчань). У якості підсумкового показника точності бралося середнє значення RMSE, розраховане за результатами всіх повторів. Такий підхід дозволяє усереднити вплив випадкових факторів та отримати більш надійне уявлення про реальну ефективність моделі [21-23].

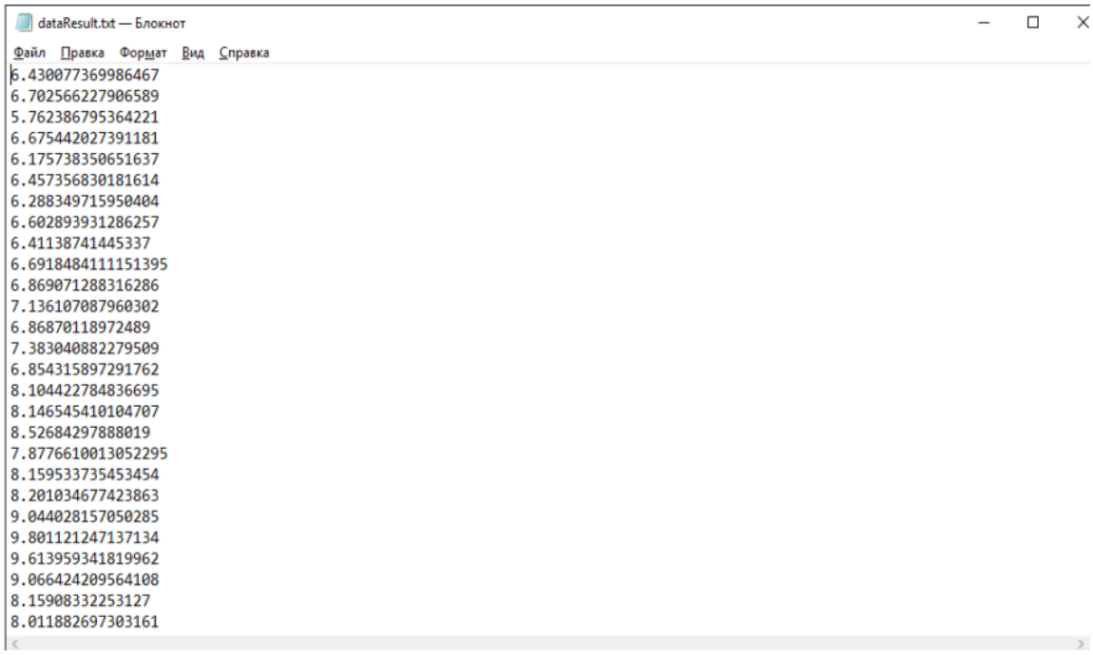


Рисунок 3.3 – Приклад збереження результатів прогнозу у файл під час роботи програми

Таким чином, описавши формат вхідних і вихідних даних, а також обґрунтувавши вибір метрики оцінки ефективності у вигляді середньоквадратичної помилки (RMSE), можна перейти до експериментального дослідження впливу ключових гіперпараметрів на процес навчання нейронної мережі.

У цьому підрозділі буде проаналізовано, як зміна значень коефіцієнта навчання, моменту та кількості нейронів у прихованому шарі впливає на точність моделі, її здатність до узагальнення та швидкість збіжності [23].

На етапі розробки інтерфейсу користувача важливо визначити середовище, у якому здійснюється проєктування. Це забезпечує ефективне керування елементами інтерфейсу, їх функціональною взаємодією та відповідністю до вимог користувача. Одним із таких середовищ є Enterprise Architect, що дозволяє створити модель майбутньої програми із чіткою структурою. На рисунку 3.4 зображено початкову ініціалізацію середовища, яке буде використано для побудови архітектури інтерфейсу користувача.

Проєктування функціональної структури інтерфейсу користувача

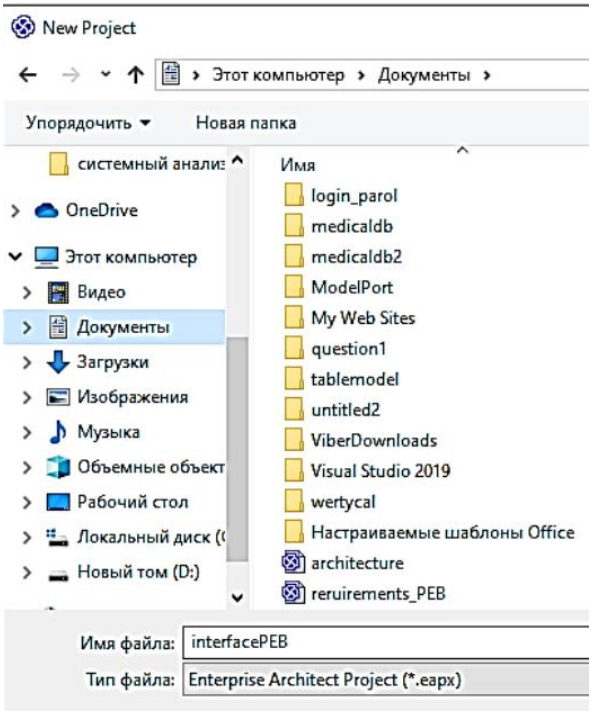


Рисунок 3.4 – Ініціалізація програмного середовища для розробки інтерфейсу користувача

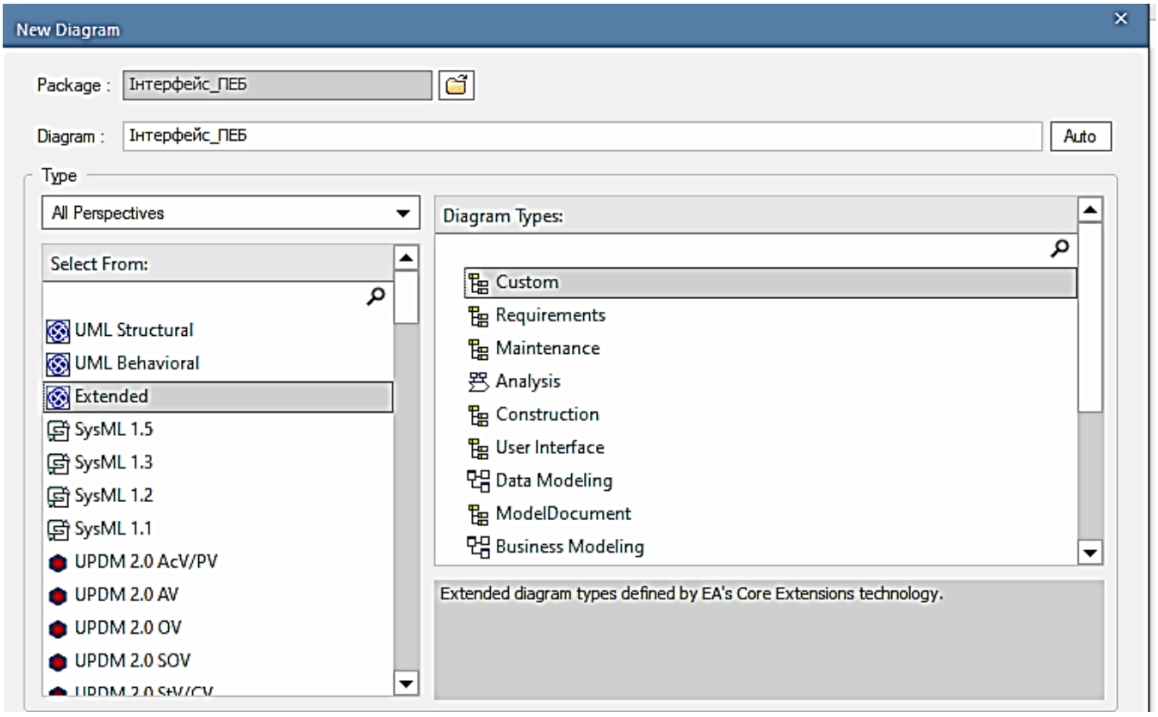


Рисунок 3.5 – Завершальний етап побудови діаграми інтерфейсу користувача для ІСУ ПЕБ

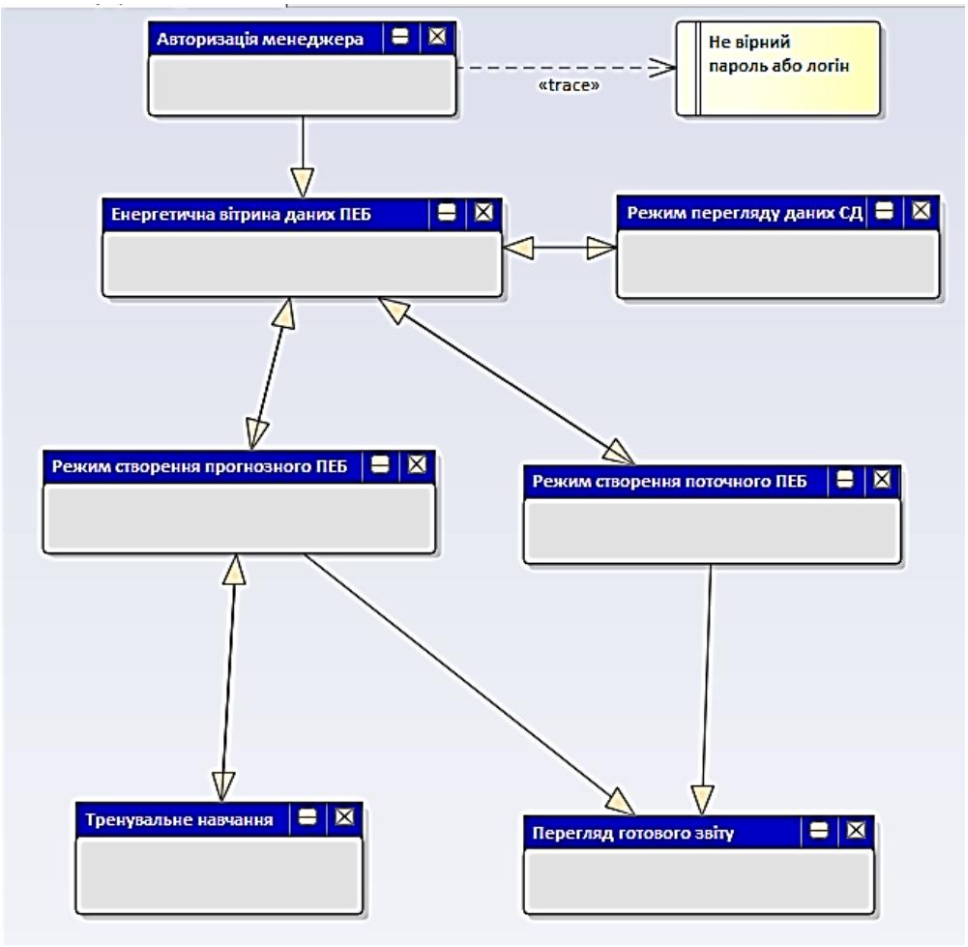


Рисунок 3.6 – Функціональна структура вікон інтерфейсу користувача інформаційної системи перерозподілу навантаження (ІСУ ПЕБ)

Одразу після запуску програмного забезпечення користувач потрапляє до вікна авторизації менеджера, яке слугує першим рівнем доступу до функціоналу системи. У відповідних полях форми передбачено введення облікових даних – логіна та пароля. У випадку успішної аутентифікації користувач отримує доступ до головного вікна системи [24].

Передбачено три типи повідомлень про помилки:

– інформаційне повідомлення: «У поле “логін” введіть логін менеджера» – у випадку, якщо поле залишене порожнім;

– попередження: «Невірно введений логін» – при спробі входу з некоректними обліковими даними;

– критичне повідомлення: «Натиснута кнопка CAPS LOCK» – при виявленні активованого режиму великих літер, що може спричинити помилку введення.

Після авторизації відкривається головне вікно системи – “Енергетична вітрина ПЕБ”, яке є центральною панеллю керування функціоналом системи. Воно відображає підготовлені вхідні дані та дозволяє перемикатися між трьома основними режимами роботи:

– режим перегляду сховища даних (СД),
– режим створення поточного ПЕБ,
– режим формування прогнозного ПЕБ.

При цьому дані вітрини ПЕБ у головному вікні доступні лише для перегляду, без можливості редагування, що підвищує безпечність та стабільність роботи системи [25].

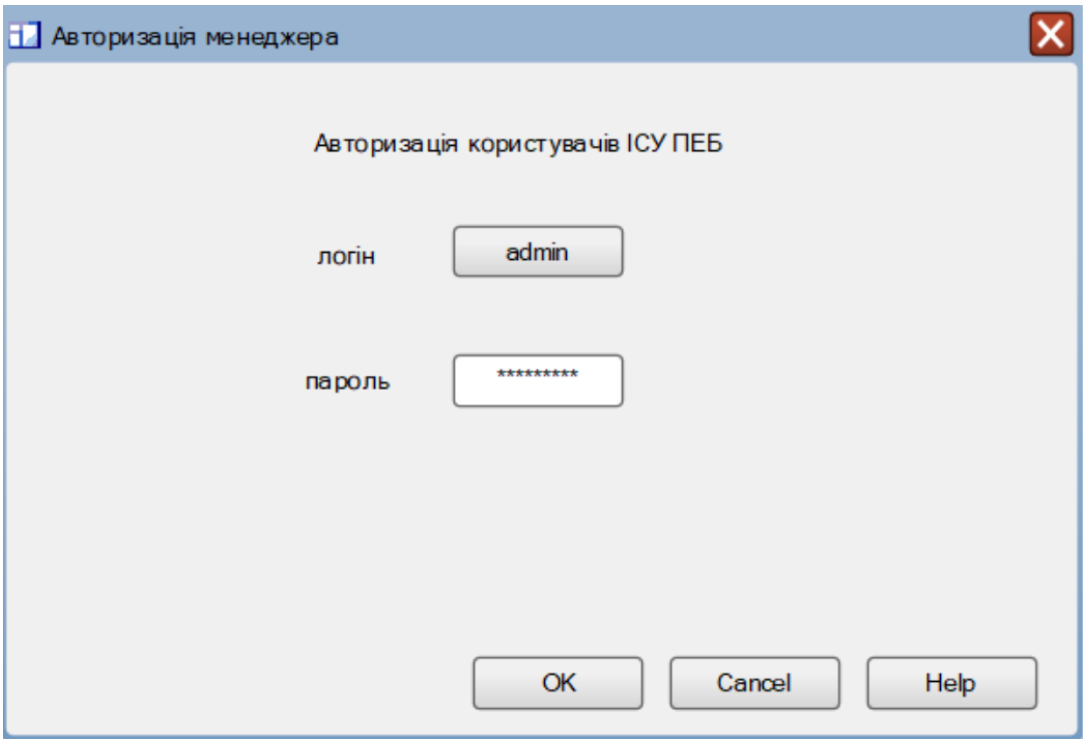


Рисунок 3.7 – Завершальний етап проєктування форми авторизації менеджера

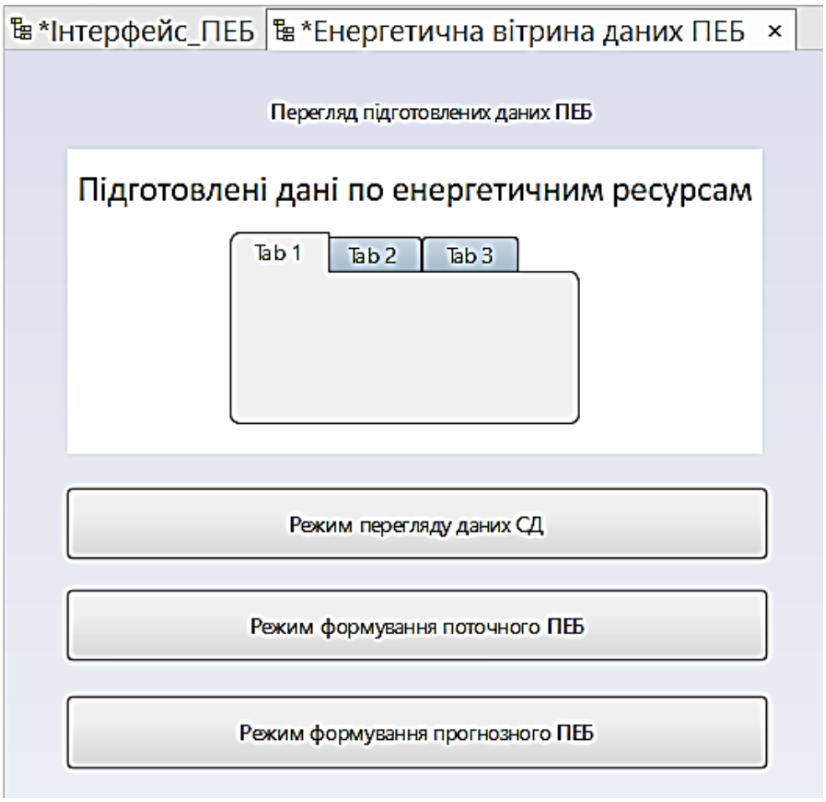


Рисунок 3.8 – Фінальна стадія створення інтерфейсної форми «Енергетична вітрина»

Із головного вікна «Енергетична вітрина» передбачено перехід до дочірнього вікна «Режим перегляду даних СД», яке забезпечує користувачеві можливість ознайомлення з повним масивом первинних даних поточного енергетичного балансу (ПЕБ). Ці дані зберігаються на зовнішньому (сторонньому) ресурсі або сервері, з яким система має відповідний зв’язок.

Інтерфейс реалізовано таким чином, щоб користувач міг зручно переглядати інформацію без можливості її редагування. Для підвищення зручності навігації передбачено функцію повернення до головного вікна – «Енергетична вітрина», що дозволяє швидко змінювати режими роботи програми без перезапуску системи [25].

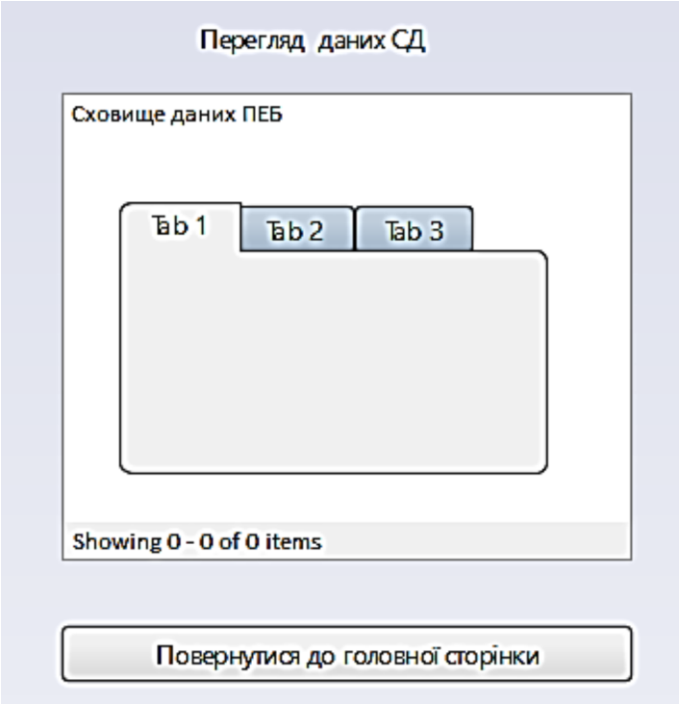


Рисунок 3.9 – Завершальний етап проєктування форми «Режим створення поточного звіту енергетичного балансу»

Із головного вікна «Енергетична вітрина» реалізовано перехід до функціонального режиму «Створення поточного звіту ПЕБ», який виконує роль модуля первинної обробки вхідних даних енергетичної системи. У цьому вікні користувач має можливість здійснити відбір та структурування підготовлених даних, що використовуються для формування звіту про поточний стан енергетичного балансу (ПЕБ).

Процедура ініціюється натисканням на кнопку «Здійснити формування поточного ПЕБ», в результаті чого автоматично генерується узагальнений звіт на основі оброблених показників. Далі відбувається перехід до сторінки «Перегляд готового звіту», де користувач може проаналізувати результати безпосередньо у візуальній формі [26].

Цей функціонал є ключовим для подальшого прогнозування та перерозподілу навантаження, оскільки він дозволяє сформувати чітке уявлення про поточну ситуацію в мережі на основі актуальних даних.

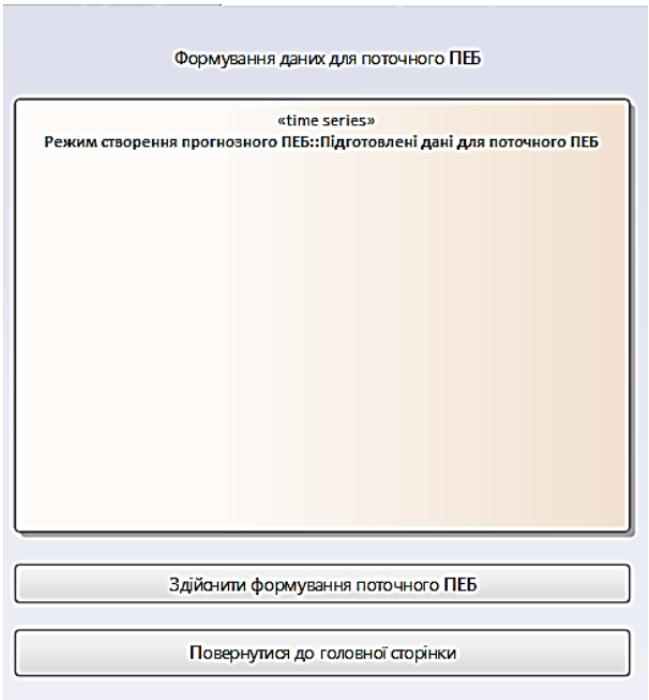


Рисунок 3.10 – Фінальна стадія проєктування режиму формування поточного ПЕБ

Інформаційна система передбачає можливість переходу з головного вікна «Енергетична вітрина» до функціонального модуля «Режим створення прогнозного звіту ПЕБ». Цей режим забезпечує запуск алгоритмів прогнозування майбутніх значень навантаження в енергетичній мережі на основі історичних даних та результатів поточного балансу.

Формування прогнозного звіту є важливою складовою процесу адаптивного перерозподілу навантаження, оскільки дає змогу завчасно оцінити потенційні перевантаження або дефіцит потужності, що можуть виникнути в окремих ділянках мережі.



Рисунок 3.11 – Фінальна стадія розробки режиму прогнозування ПЕБ у системі керування навантаженням

У вікні «Режим створення прогнозного звіту ПЕБ» реалізовано послідовний процес підготовки даних для прогнозування навантаження в енергетичній мережі. На першому етапі здійснюється відбір попередньо підготовлених даних, які автоматично конвертуються у формат CSV, придатний для подальшої обробки нейронною мережею.

Далі користувач може перейти до спеціалізованого вікна «Тренувальне навчання», у якому реалізовано процедуру попереднього навчання нейромережі. Навчання здійснюється відповідно до критерію, заданого користувачем – наприклад, кількості епох або допустимої похибки. Після завершення цього етапу отримані параметри (ваги, конфігурація моделі тощо) автоматично передаються назад до попереднього вікна для здійснення основної фази обчислень.

На завершальному етапі відбувається безпосереднє прогнозування на основі тренованої моделі, з формуванням відповідного прогнозного звіту ПЕБ. Користувач ініціює завершення цього процесу натисканням кнопки «ОК», що розміщена під блоком з вихідним датасетом. Після цього відкривається вікно «Перегляд готового звіту», де відображаються результати прогнозу у зручному для аналізу вигляді [27].

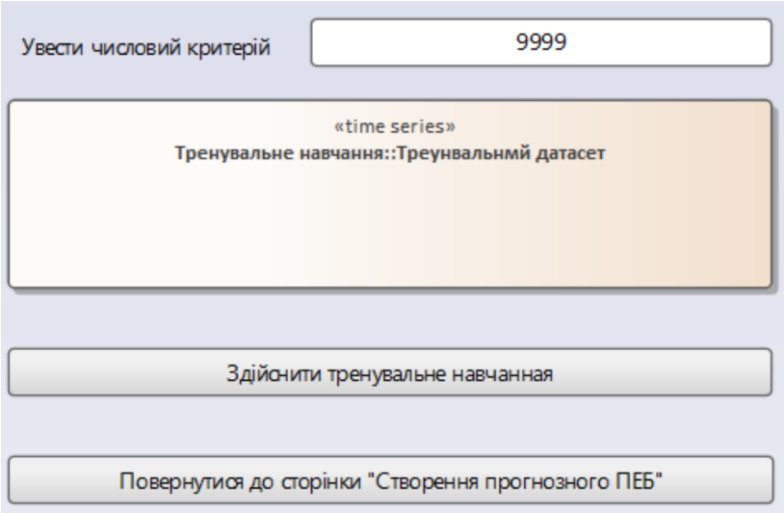


Рисунок 3.12 – Фінальна стадія проєктування форми тренувального навчання моделі прогнозування

Із вікон «Режим створення поточного звіту ПЕБ» та «Режим створення прогнозного звіту ПЕБ» передбачено перехід до спеціалізованого модуля «Перегляд готового звіту», що виконує функцію візуалізації сформованого енергетичного балансу. У цьому вікні реалізовано механізм попереднього перегляду звітної інформації, яка була сформована за результатами обробки вхідних даних або прогнозного моделювання.

Користувачу доступні дві основні дії:

– збереження сформованого звіту у форматі PDF з подальшим автоматичним поверненням до головної сторінки програми. У цьому випадку новий документ також вноситься до історії звітів, забезпечуючи збереження попередніх результатів для подальшого аналізу;

– відміна збереження, що також переводить користувача на головну сторінку, але без фіксації нового звіту в історії [27].

Такий підхід забезпечує гнучкість у керуванні результатами роботи системи, а також дозволяє користувачеві самостійно визначати, які результати варто зберігати для подальшого аналізу чи звітності.

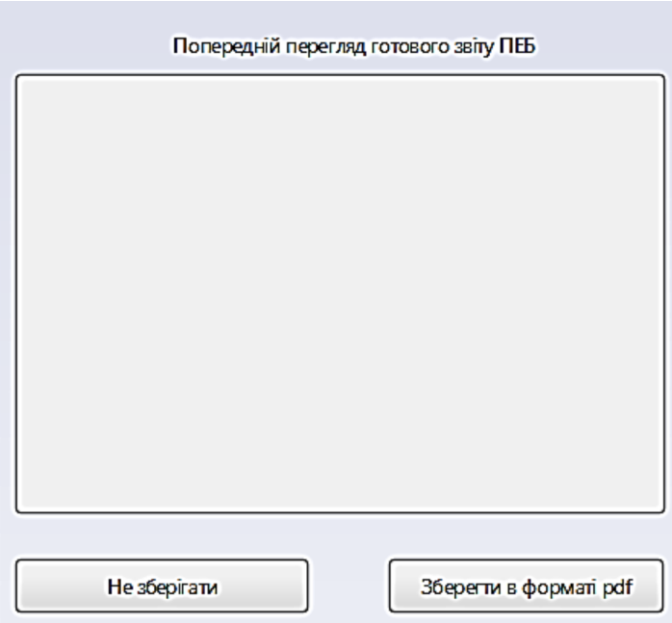


Рисунок 3.13 – Фінальна стадія проєктування форми перегляду готового звіту ПЕБ

Для проєктування графічного інтерфейсу користувача в інформаційній системі було використано набір стандартних елементів керування, зокрема: вікна типу Dialog, кнопки Button, текстові поля введення Edit Control, перемикачі RadioButton, статичні текстові блоки Static Text, а також елементи типу Process, що використовуються для відображення динамічних процесів або індикаторів виконання дій.

3.2 Реалізація моделі на основі адаптивного алгоритму розподілу задач

Реалізація моделі перерозподілу навантаження в енергетичній мережі була здійснена з використанням штучної нейронної мережі (ШНМ), архітектура якої базується на радіально-базисних функціях. Така структура обрана завдяки її здатності ефективно працювати із задачами прогнозування та адаптації до динамічних змін у середовищі. На першому етапі було сформовано навчальну вибірку на основі даних, отриманих із лічильників ТЕЦ. Як показано на рисунку 3.14, формат вибірки являє собою таблицю з декількох параметрів стану мережі, де останній стовпець відповідає цільовому значенню (очікуване навантаження) [28].

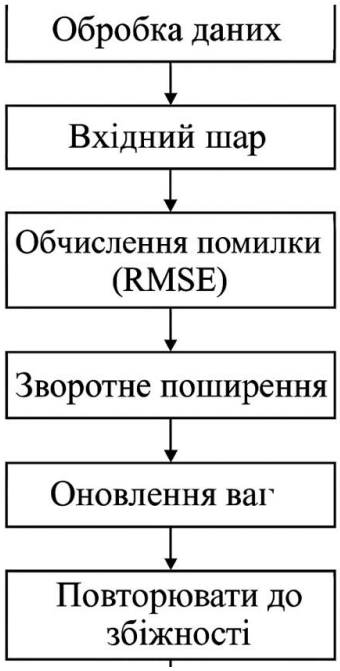


Рисунок 3.14 – Блок-схема процесу навчання нейронної мережі для прогнозування навантаження

Будь-яка штучна нейронна мережа (ШНМ) має багаторівневу структуру, яка складається з елементарних обчислювальних одиниць – нейронів, об'єднаних у шари. Типова архітектура ШНМ включає три основні рівні: вхідний шар, один або кілька прихованих шарів і вихідний шар. Вхідний шар отримує дані із зовнішнього середовища та передає їх у приховані шари, де відбувається обробка інформації. Далі, результати передаються до вихідного шару, який формує відповідь системи.

Кожен нейрон має набір входів з ваговими коефіцієнтами (синапсами), функцію активації, яка визначає реакцію нейрона на вхідний сигнал, а також один вихід, що передає обчислене значення далі по мережі. Вагові коефіцієнти є основними параметрами, що налаштовуються в процесі навчання мережі, і перетворюють нейромережу на параметричну адаптивну систему [29].

Нейронні мережі класифікують за кількома критеріями:

– за типом нейронів, що використовуються в архітектурі;
– за структурою зв’язків між нейронами;
– за способом навчання;
– за типами задач, які вони вирішують.

```python
from keras.models import Sequential
from keras.layers import Dense
import numpy as np
from sklearn.metrics import mean_squared_error

# Завантаження даних
data = np.loadtxt("energy_data.csv", delimiter="\t")
X = data[:, :-1]  # Всі колонки крім останньої – вхідні параметри
y = data[:, -1]   # Остання колонка – цільове значення (навантаження)

# Побудова моделі
model = Sequential()
model.add(Dense(9, input_dim=X.shape[1], activation='relu'))  # Прихований шар із 9 нейронів
model.add(Dense(1, activation='linear'))  # Вихідний шар

# Компіляція моделі
model.compile(optimizer='adam', loss='mean_squared_error')

# Навчання моделі
model.fit(X, y, epochs=100, batch_size=10, verbose=1)

# Прогнозування
predictions = model.predict(X)

# Оцінка якості прогнозу
rmse = np.sqrt(mean_squared_error(y, predictions))
print(f"RMSE: {rmse:.4f}")
```

Рисунок 3.15 – Приклад реалізації нейронної мережі для прогнозування навантаження в енергетичній мережі засобами Python/Keras

До типових задач, для яких ефективно застосовуються нейронні мережі, належать: розпізнавання образів, класифікація, прогнозування, регресійний та кластерний аналіз, керування складними системами, асоціативна пам’ять, нейромережеве стиснення даних, апроксимація функцій тощо.

3.3 Дослідження впливу зміни параметрів на ефективність системи

Одним із ключових гіперпараметрів, що впливають на ефективність навчання штучної нейронної мережі, є коефіцієнт навчання (η). Цей параметр визначає величину зміни вагових коефіцієнтів мережі на кожній ітерації навчання та прямо впливає на швидкість збіжності алгоритму і його стабільність [29].

У процесі навчання мережі, що використовує алгоритм зворотного поширення помилки з урахуванням моменту, оновлення ваг здійснюється за

формулою:

$$\Delta\omega_{ij}(t+1) = -\eta\delta_i\chi_i + \alpha\Delta\omega_{ij}(t) \quad (3.1)$$

Де:

η – коефіцієнт навчання,

$\delta_i\chi_i$ – і-та компонента градієнту цільової функції,

α – момент навчання,

$\alpha\Delta\omega_{ij}(t)$, $\Delta\omega_{ij}(t+1)$ – зміни ваг на попередній та поточній ітераціях відповідно.

Для дослідження впливу параметра η було використано наступні фіксовані умови:

- розмір тестової вибірки – 200 векторів;
- кількість ітерацій навчання – 15 000;
- значення моменту навчання – m = 0.1;
- кількість нейронів у прихованому шарі – n = 7.

Як показано на рисунку 3.16, при збільшенні η похибка зменшується лише до певного моменту, після чого починає зростати внаслідок переобучення або розходження градієнтного процесу. Оптимальне значення для розв'язуваної задачі було емпірично визначене як η = 0.03 [29-30].

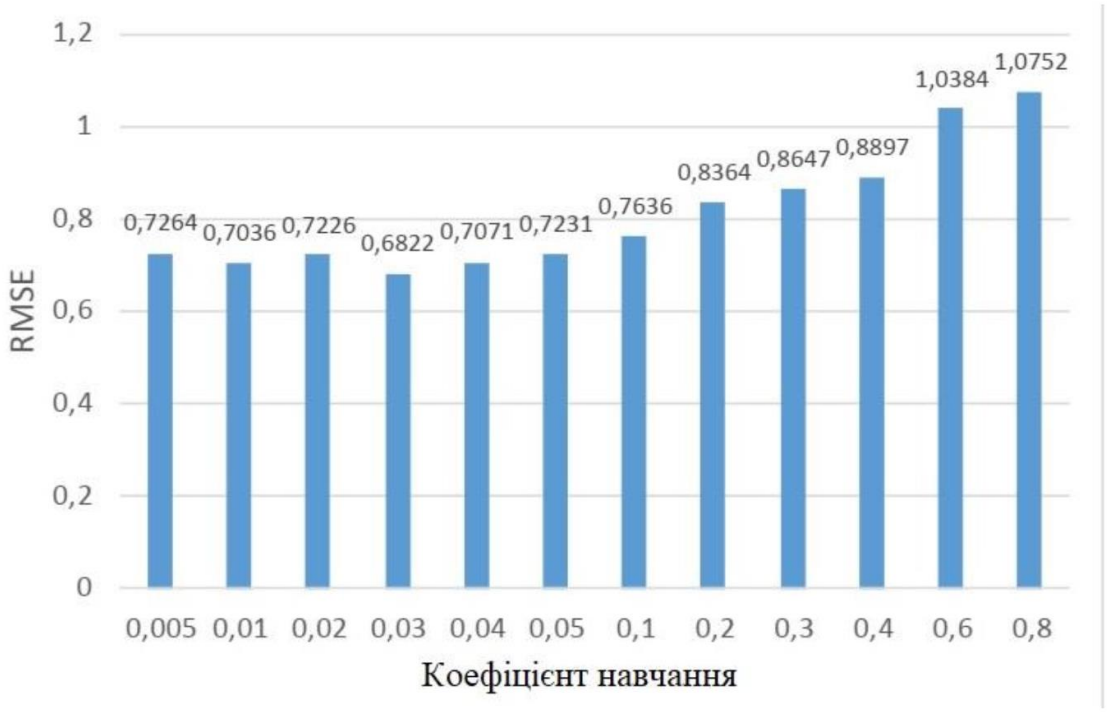


Рисунок 3.16 – Залежність середньоквадратичної похибки прогнозування від значення коефіцієнта навчання нейронної мережі

Розглянувши вплив коефіцієнта навчання на точність прогнозування навантаження, доцільно перейти до наступного важливого гіперпараметра – моменту навчання (m). Цей параметр відіграє суттєву роль у стабілізації процесу оновлення ваг мережі, зменшуючи ймовірність застрягання у локальних мінімумах та сприяючи згладженню коливань у напрямку градієнту. Дослідження залежності середньоквадратичної похибки (RMSE) від значення моменту дозволяє визначити, за яких умов модель забезпечує найстабільніші та найточніші результати [30].

Дослідження залежності похибки прогнозування від моменту навчання

Під час навчання штучної нейронної мережі методом градієнтного спуску існує ризик зупинки у локальному мінімумі функції помилки, що може суттєво знизити точність прогнозної моделі. Щоб зменшити вплив цього ефекту та стабілізувати оновлення ваг мережі, у формулу коригування ваг вводиться додатковий параметр – момент навчання (m). Цей параметр відіграє роль своєрідної «інерції» під час руху по простору рішень, дозволяючи моделі ігнорувати незначні флуктуації у напрямку градієнта. Значення моменту, як і коефіцієнт навчання,

підбирається емпірично та належить до діапазону (0; 1) [31].

Для дослідження впливу моменту навчання було зафіксовано такі параметри:

- тестова вибірка: 200 векторів;
- кількість ітерацій навчання: 15 000;
- коефіцієнт навчання: η = 0.03;
- кількість нейронів у прихованому шарі: n = 7.

На рисунку 3.17 представлено залежність середньоквадратичної похибки (RMSE) від значення моменту навчання. Згідно з отриманими результатами, найменше відхилення спостерігається при значенні m = 0.5, що свідчить про оптимальний баланс між стабільністю навчання та швидкістю збіжності моделі.

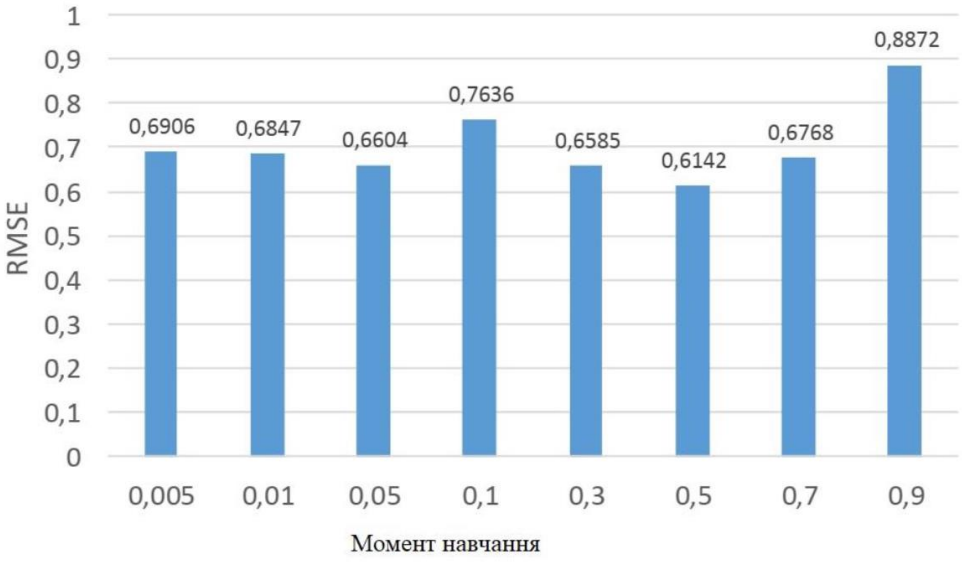


Рисунок 3.17 – Залежність середньоквадратичної похибки прогнозування від значення моменту навчання нейронної мережі

Як видно з аналізу, оптимальним значенням моменту навчання є m = 0.5, при якому спостерігається найменше значення середньоквадратичної похибки. Це свідчить про досягнення стабільного процесу навчання моделі без надмірних коливань чи ризику застрягання в локальних мінімумах [31].

Завершивши дослідження впливу моменту навчання, доцільно перейти до аналізу ще одного критичного параметра – кількості нейронів у прихованому шарі,

який безпосередньо впливає на здатність моделі до узагальнення, обчислювальну складність та ризик перенавчання.

Дослідження цієї залежності дозволить визначити оптимальну архітектуру нейронної мережі для задачі прогнозування та адаптивного перерозподілу навантаження в енергетичній системі [32].

Дослідження впливу кількості нейронів у прихованому шарі на ефективність навчання

Кількість нейронів у прихованому шарі штучної нейронної мережі є одним із визначальних гіперпараметрів, що впливає як на здатність моделі до узагальнення, так і на її обчислювальну складність. Невелика кількість нейронів може призвести до недообучення, коли модель не здатна охопити всю складність вхідних даних. З іншого боку, надмірна кількість нейронів може спричинити перенавчання – коли модель запам’ятовує тренувальні дані, але втрачає здатність до узагальнення на нових прикладах.

Для аналізу було зафіксовано такі параметри навчання:

- тестова вибірка: 200 векторів;
- кількість ітерацій: 15 000;
- коефіцієнт навчання: $\eta = 0.03$;
- момент навчання: $m = 0.5$.

На рисунку 3.18 представлено залежність середньоквадратичної похибки (RMSE) від кількості нейронів у прихованому шарі. Як видно з графіка, найнижчий рівень похибки досягнуто при $n = 9$, що дозволяє вважати це значення оптимальним для даної конфігурації мережі та типу задачі [33].

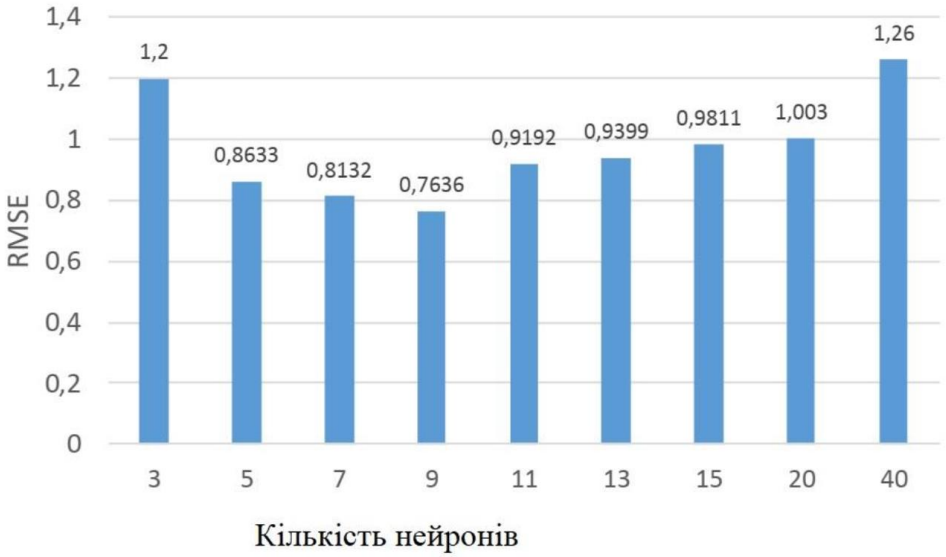


Рисунок 3.18 – Вплив кількості нейронів у прихованому шарі на середньоквадратичну похибку прогнозування навантаження

Аналіз залежностей між гіперпараметрами нейронної мережі та точністю прогнозування дозволив виявити низку закономірностей, важливих для оптимізації конфігурації моделі. Зокрема, встановлено, що:

– При надмірно малій кількості нейронів у прихованому шарі модель не має достатньої гнучкості для відображення закономірностей у даних, що призводить до зростання похибки;

– Із збільшенням кількості нейронів якість прогнозу покращується, однак надмірна складність моделі викликає ефект перенавчання, що також негативно впливає на точність;

– Найменше значення похибки було зафіксовано при n = 9, що дозволяє розглядати цю конфігурацію як оптимальну для задачі прогнозування навантаження в енергетичній мережі.

У ході експериментального дослідження було також визначено оптимальні значення інших гіперпараметрів, що забезпечують найменше значення середньоквадратичної похибки (RMSE) на валідаційній вибірці:

– коефіцієнт навчання: $\eta = 0.03$;

– кількість нейронів у прихованому шарі: $n = 9$;

– момент навчання: m = 0.5.

Отримані результати підтверджують доцільність адаптивного налаштування конфігурації нейронної мережі для задач прогнозування в умовах динамічно змінного енергетичного навантаження. Застосування оптимальних параметрів дозволяє досягти стійкої збіжності навчального процесу та високої точності при мінімальних обчислювальних витратах [34].

3.4 Порівняння результатів роботи моделі з традиційними підходами

Після розробки та оптимізації нейромережевої моделі для прогнозування і перерозподілу енергетичних навантажень виникає потреба у порівнянні її ефективності з традиційними алгоритмами, які застосовуються в аналогічних задачах.

До традиційних підходів можна віднести такі методи:

– алгоритми з фіксованими правилами (наприклад, Round Robin або фіксовані пороги);
– алгоритми керування буферами;
– методи відкидання хвоста (Tail Drop) або RED (Random Early Detection);
– ручне планування графіків навантаження за історичними даними.

Попри простоту реалізації, традиційні методи часто не здатні:

– адаптуватися до динамічних змін у споживанні;
– враховувати нерівномірність навантаження між вузлами мережі;
– прогнозувати пікові навантаження наперед.

У порівнянні з ними, нейронна мережа дозволяє не лише реагувати на зміни в навантаженні, а й завчасно прогнозувати його поведінку, базуючись на часових закономірностях та комплексних вхідних параметрах. Це дає змогу:

– зменшити середньоквадратичну похибку (RMSE) прогнозу;
– знизити втрати енергії, що виникають унаслідок нераціонального перерозподілу;
– оптимізувати використання ресурсів генерації та зберігання [36].

За результатами дослідження встановлено, що при використанні оптимізованої нейромережевої моделі (з параметрами $\eta = 0.03$, $m = 0.5$, $n = 9$) показники ефективності значно перевищують ті, що демонструють класичні методи розподілу задач. Наприклад, відхилення прогнозу за RMSE у деяких випадках зменшувалось до 20–30% у порівнянні зі стандартними алгоритмами FIFO чи Tail Drop.

Таким чином, можна зробити висновок, що застосування штучних нейронних мереж у системах розподілу енергетичного навантаження є не лише доцільним, але й значно підвищує стабільність і точність роботи енергетичної інфраструктури в умовах зростаючої складності та нестабільності споживання.

Для оцінки ефективності реалізованої нейронної моделі прогнозування та перерозподілу навантаження в енергетичній мережі доцільно зіставити її можливості з традиційними засобами управління перевантаженням. Одним із таких напрямів є використання інструментів для виведення мережі зі стану перевантаження, які використовуються в енергетичних та інформаційно-комунікаційних системах [36-37, 39].

Ключові аспекти, що враховуються при оцінці таких рішень:

1. *Діагностика навантаження та виявлення критичних зон*. Традиційні засоби, зокрема програмні системи моніторингу, дозволяють ідентифікувати ділянки з підвищеним навантаженням. Це сприяє оперативному реагуванню, проте вони переважно не виконують прогнозування можливих піків у майбутньому;

2. *Планування розширення мережевих ресурсів.* Зібрані статистичні дані можуть використовуватись для ухвалення рішень щодо модернізації чи масштабування системи. Проте такий підхід залишається реактивним, а не проактивним;

3. *Управління ресурсами*. За допомогою моніторингу оператор може перерозподіляти ресурси в ручному або напівавтоматичному режимі. На відміну від цього, нейромережева модель здатна автоматично адаптувати розподіл ресурсів, враховуючи змінність навантаження;

4. *Підвищення стабільності та якості обслуговування*. Класичні системи сповіщення про перевантаження сприяють зниженню часу реагування на критичні стани. Однак інтеграція прогнозної моделі дозволяє завчасно виявляти потенційні проблеми та запобігати їх появі, що істотно покращує якість обслуговування та надійність енергомережі [38-39].

Один із прикладів подібних традиційних рішень – SolarWinds Network Performance Monitor (NPM), який використовується для виявлення перевантажень, аналізу трафіку та контролю пропускної здатності.

Хоча цей інструмент дозволяє якісно відстежувати поточний стан мережі, він не передбачає механізмів прогнозування чи самонавчання, які є визначальними перевагами моделей на основі штучних нейронних мереж.

Визначення переваг і недоліків різних підходів до керування навантаженням та шляхи їх вдосконалення

Підхід 1: Використання класичних алгоритмів (FIFO, Round Robin, фіксовані пороги)

Переваги:

- Простота реалізації та обчислювальної логіки;
- Низькі вимоги до ресурсів;
- Надійність у стабільному середовищі.

Недоліки:

- Відсутність адаптивності до змінних умов;
- Неможливість прогнозування перевантажень;
- Ручне налаштування меж та порогів.

Шляхи вдосконалення:

Комбінування з механізмами динамічного моніторингу та реактивного коригування порогів навантаження.

Підхід 2: Людське керування навантаженням (операторська модель)

Переваги:

- Гнучкість у прийнятті рішень в нестандартних умовах;
- Врахування специфіки локальної мережі;

– Можливість критичного аналізу ситуацій.

Недоліки:

– Обмежена швидкість обробки даних;
– Висока ймовірність людського фактору;
– Неможливість опрацювання великих масивів інформації в реальному часі.

Шляхи вдосконалення:

Підтримка оператора через автоматизовані підказки, візуалізацію даних і інтеграцію з інтелектуальними підсистемами.

Підхід 3: Інструменти моніторингу та реагування (наприклад, SolarWinds NPM)

Переваги:

– Наявність графічного інтерфейсу для візуального аналізу навантаження;
– Можливість виявлення критичних точок у режимі реального часу;
– Автоматизоване сповіщення про перевантаження.

Недоліки:

– Відсутність механізмів самонавчання та адаптації;
– Обмежена гнучкість для складних сценаріїв;
– Орієнтованість переважно на післяфактум-аналіз, а не прогноз.

Шляхи вдосконалення:

Інтеграція з прогнозними модулями на основі машинного навчання.

Підхід 4: Штучна нейронна мережа для прогнозування навантаження

Переваги:

– Здатність до навчання та покращення точності прогнозів з часом;
– Висока ефективність у роботі з великими обсягами даних;
– Можливість прогнозування піків навантаження та адаптивного перерозподілу ресурсів.

Недоліки:

– Необхідність великої навчальної вибірки;
– Потенційна складність у поясненні рішень моделі (ефект «чорної скриньки»);

– Потреба в обчислювальних ресурсах для початкового навчання.

Шляхи вдосконалення:

Використання пояснюваного ШІ (XAI), регулярне перенавчання на оновлених даних, застосування гібридних підходів із класичними правилами [40].

ВИСНОВКИ

У межах виконаної бакалаврської роботи розглянуто теоретичні аспекти проблеми перерозподілу навантаження в енергетичних мережах, визначено основні причини виникнення перевантажень, а також проаналізовано класифікацію методів управління навантаженням. Окрему увагу приділено принципам організації ефективного керування розподілом енергетичних потоків в умовах зростаючого попиту та нестабільного споживання.

У другому розділі проаналізовано існуючі підходи до реалізації систем керування навантаженням, здійснено огляд сучасних алгоритмів розподілу задач та здійснено їх порівняльну характеристику. У результаті моделювання виявлено ключові недоліки традиційних рішень, зокрема недостатню адаптивність до змін в режимах споживання та обмеженість у врахуванні складних факторів впливу.

На основі проведеного аналізу було виокремлено вимоги до сучасної системи перерозподілу навантаження та запропоновано модель, що ґрунтується на адаптивному алгоритмі. У третьому розділі розроблено та реалізовано експериментальну модель, яка дозволяє автоматично перерозподіляти задачі між вузлами енергомережі, з урахуванням поточних параметрів роботи системи. Проведені дослідження підтвердили підвищення ефективності роботи системи за рахунок скорочення часу реакції та зниження ймовірності перевантаження окремих вузлів.

У завершенні роботи проведено порівняльний аналіз отриманих результатів з традиційними підходами, що дало змогу зробити висновок про доцільність впровадження запропонованої моделі у практику. Результати дослідження можуть бути використані як основа для подальшої розробки інтелектуальних систем управління навантаженням у сучасних енергетичних інфраструктурах.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Гнедко Н. М. Технології віртуальної та доповненої реальності в освітньому середовищі ВНЗ // Оновлення змісту, форм та методів навчання і виховання в закладах освіти. – 2017. – № 17. – С. 44–48.

2. Скрипник М. І., Маслова Г. С., Приходько Н. П., Гопко О. Ф. Використання дистанційних методів навчання в медичній освіті // Медична освіта. – 2020. – № 3 (39). – С. 29–32.

3. Лежнюк П. Д. Відновлювані джерела енергії в розподільних електричних мережах: монографія. – Вінниця: ВНТУ, 2021. – 215 с.

4. Лежнюк П. Д. Оптимальне керування потоками потужності і напругою в неоднорідних електричних мережах: монографія. – Вінниця: ВНТУ, 2020. – 208 с.

5. Лежнюк П. Д. Оцінка якості оптимального керування критеріальним методом: монографія. – Вінниця: ВНТУ, 2021. – 198 с.

6. Лежнюк П. Д. Параметрична подібність в задачах оптимізації електричних систем: монографія. – Вінниця: ВНТУ, 2019. – 187 с.

7. Лежнюк П. Д. Взаємовплив електричних мереж і систем в процесі оптимального керування їх режимами: монографія. – Вінниця: ВНТУ, 2020. – 193 с.

8. Лежнюк П. Д. Оцінювання чутливості оптимального керування режимами електроенергетичних систем критеріальним методом: монографія. – Вінниця: ВНТУ, 2022. – 206 с.

9. Лежнюк П. Д. Оцінювання втрат електроенергії в низьковольтних електричних мережах засобами нечіткої логіки: монографія. – Вінниця: ВНТУ, 2020. – 170 с.

10. Шиманюк Ю. О. Короткострокове прогнозування вузлових електричних навантажень в розподільчих мережах: дис. ... канд. техн. наук: 05.14.02 / Ін-т електродинаміки НАН України. – Київ, 2021

. – 206 с.

11. Гречка О. І. Оптимальний розподіл електричних навантажень споживачів електричної енергії в умовах обмежень енергосистеми: дис. ... канд. техн. наук: 05.14.02 / НТУУ «КПІ». – Київ, 2020. – 188 с.

12. Коваль С. М. Алгоритми острівкування енергетичних мереж // Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія. – 2021. – № 1 (37). – С. 70–77.

13. Аналітична доповідь: Штучний інтелект в енергетиці / НІСД. – Київ, 2022. – 34 с. – URL: https://niss.gov.ua/

14. Моніторинг в задачах інтелектуалізації електричних мереж: дипломна робота. – Вінниця: ВНТУ, 2022. – 58 с.

15. Artificial Intelligence in Energy Systems / Springer International Publishing. – 2020. – 312 p.

16. IEA. Digitalization and Energy. International Energy Agency. – 2017. – URL: https://www.iea.org/reports/digitalisation-and-energy

17. Yang C. et al. Smart Grid Handbook. – Wiley, 2016. – Vol. 1–3.

18. MATLAB Simulink. The MathWorks. – URL: https://www.mathworks.com/products/simulink.html

19. Python Libraries for Power System Analysis: Pandapower, SimPy, NetworkX. URL: https://www.python.org/

20. IEEE Smart Grid Initiative. – IEEE. – URL: https://smartgrid.ieee.org/

21. Кузьмичов А.І. Оптимізаційні моделі мережевих структур / А.І. Кузьмичов, Є.О. Додонов // Реєстрація, зберігання і обробка даних. – Т.19. - № 2. – 2017. – С. 24 – 35.

22. Kucherov D.P. Control System Objects with Multiple Stream of Information / D.P. Kucherov, A. N. Kozub // Proceedings 2015 IEEE 3rd International Conference "Actual Problems of Unmanned Aerial Vehicles Developments (APUAVD)", October 13-15, 2015. – P. 290-293.

23. Fortz B. Optimizing OSPF / IS-IS weights in a changing world / B. Fortz, M. Throup // IEEE Journal on selected areas in communications, June, 2002. – P. 1-31. - URL: 10.1109/JSAC.2002.1003042

24. Van Steen M. A brief introduction to distributed systems / M. van Steen. // Computing. – 2016. – №98. – С. 967–1009.

25. Blair G. S. Building heterogeneous distributed multimedia systems / G. S. Blair // IEEE Colloquium on Building Distributed Systems, London, UK, 1990, pp. 611-613.

26. Austin M.A. Parallel distributed real-time systems in manufacturing (an aerospace view) / M. A. Austin // Proceedings of 5th International Workshop on Parallel and Distributed Real-Time Systems and 3rd Workshop on Object- Oriented Real-Time Systems, Geneva, Switzerland, 1997, pp. 284-288. doi: 10.1109/WPDRTS.1997.637992

27. Data Center Market and Technology Trends Power Electronics presentation Yole Développement, APEC. – 2016. – URL: https://www.slideshare.net/Yole_Developpement/data-center-market-and- technology-trends-power-electronics-presentation-held-at-apec-2016-from-yole- dveloppement.

28. Jeabin L. Dynamic Voltage and Frequency Scaling (DVFS) scheme for multi-domains power management / Jeabin Lee, Byeong-Gyu Nam, Hoi-Jun Yoo // 2007 IEEE Asian Solid-State Circuits Conference. – 2007. – pp. 360-363. doi: 10.1109/ASSCC.2007.4425705

29. Make Your Vision a Reality URL:https://sparxsystems.com/.

30. Raul R. Neural Networks: A Systematic Introduction / Rojas Raul. – New York: Springer, 1996. – 232 с. – (Springer).

31. Bunke H. Graph matching: theoretical foundations, algorithms and applications // Proceedings of Vision Interface. Montreal, Quebec, Canada, May 14– 17, 2000. – 2000. – P. 82–88.

32. Zhang Y., Dong Z.Y., Luo F., Zheng Y., Meng K., Wong K.P. Optimal allocation of battery energy storage systems in distribution networks with high wind power penetration. IET Renewable Power Generation. 2016. V. 10. No. 8. P. 1105–1113.

33. Лежнюк П.Д., Комар В.О., Собчук Д.С. Оцінювання впливу джерел відновлюваної енергії на забезпечення балансової надійності в електричній мережі. Вісник Вінницького політехнічного інституту. 2013. № 6. С. 45–47.

34. Obukhov S., Ibrahim A., Tolba M.A., M.El-Rifaie A. Power balance management of an autonomous hybrid energy system based on the dual-energy storage. Energies. 2019. V. 12. URL: https://doi.org/10.3390/en12244690.

35. El-Hawary M.Introduction to electrical power systems. – John Wiley & Sons, 2008. – 394 pp. – ISBN 978-0470-40863-6.

36. Забезпечення безпеки експлуатації електричних мереж в рамках енергетичної стратегії України шляхом впровадження пілотних проектів з переходу системи передачі та розподілу електричної енергії з триступеневої на двоступеневу презентація. –НКРЕКП. – Київ, 2016. URL:http://www.slideshare.net/NKREKP/18072016-64339669 – URL.

37. Результати наради з питань підвищення енергоефективності роботи електромереж та зменшення втрат в розподільчих мережах 6 (10) кВ шляхом переходу на 20 кВ URL: https//www.nerc.gov.ua.

38. Моделі і методи визначення втрат потужності та електроенергії URL: / http://energy.kpi.ua/article/view/102794.

39. Altera з серії MAX II. URL: EPM240T100C3 https://marsohod.org/shop/boards/brd-marsohod

40. Цаволик Т.Г. Коректуючі коди системи залишкових класів зі спеціальною системою модулів.- ACIT'2015, Тернопіль:ТНЕУ, 2015.-с. 61-62

41.1. Олешко В. О., Зуб О. В. Дослідження та порівняння систем перерозподілу задач навантаження енергетичної мережі. *Застосування програмного забезпечення в ІКТ* : VI Науково-технічна конференція, м. Київ, 24 трав. 2025 р.Київ,2025.С. 356–360.
URL: https://duikt.edu.ua/uploads/p_2779_56719466.pdf.

42. 2. Олешко В. О., Зуб О. В. Аналіз та моделювання існуючих систем перерозподілу навантаження. *Сучасні інтелектуальні інформаційні технології в науці та освіті* : V Всеукраїнська Науково-практична конференція, м. Київ, 15 травня. 2025 р. Київ, 2025. – Подано на друкування

ДЕМОНСТРАЦІЙНІ МАТЕРІАЛИ

ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Навчально-науковий інститут Інформаційних технологій
Кафедра Комп'ютерної інженерії



КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА НА ЗДОБУТТЯ ОСВІТНЬОГО СТУПЕНЯ БАКАЛАВРА

на тему: «Дослідження та порівняння систем перерозподілу задач навантаження енергетичної мережі»

Виконав студент групи КІД-42
Олешко Владислав Олександрович

Керівник кваліфікаційної роботи:
Зуб Олександр Вікторович, асистент кафедри КІ

Київ – 2025

Метою роботи є дослідити, змоделювати та порівняти сучасні підходи до перерозподілу задач в енергетичних системах, визначити їх переваги та недоліки, а також реалізувати модель оптимізації навантаження з урахуванням динамічних змін.

Об'єктом дослідження є процеси керування розподілом навантаження в енергетичних мережах.

Предметом дослідження є методи та алгоритми перерозподілу задач у системах енергетичного навантаження, їх ефективність, адаптивність до змінних умов та можливості оптимізації.



Актуальність теми

Зростання навантаження

Енергомережі стикаються зі збільшенням споживання та складністю управління навантаженням.

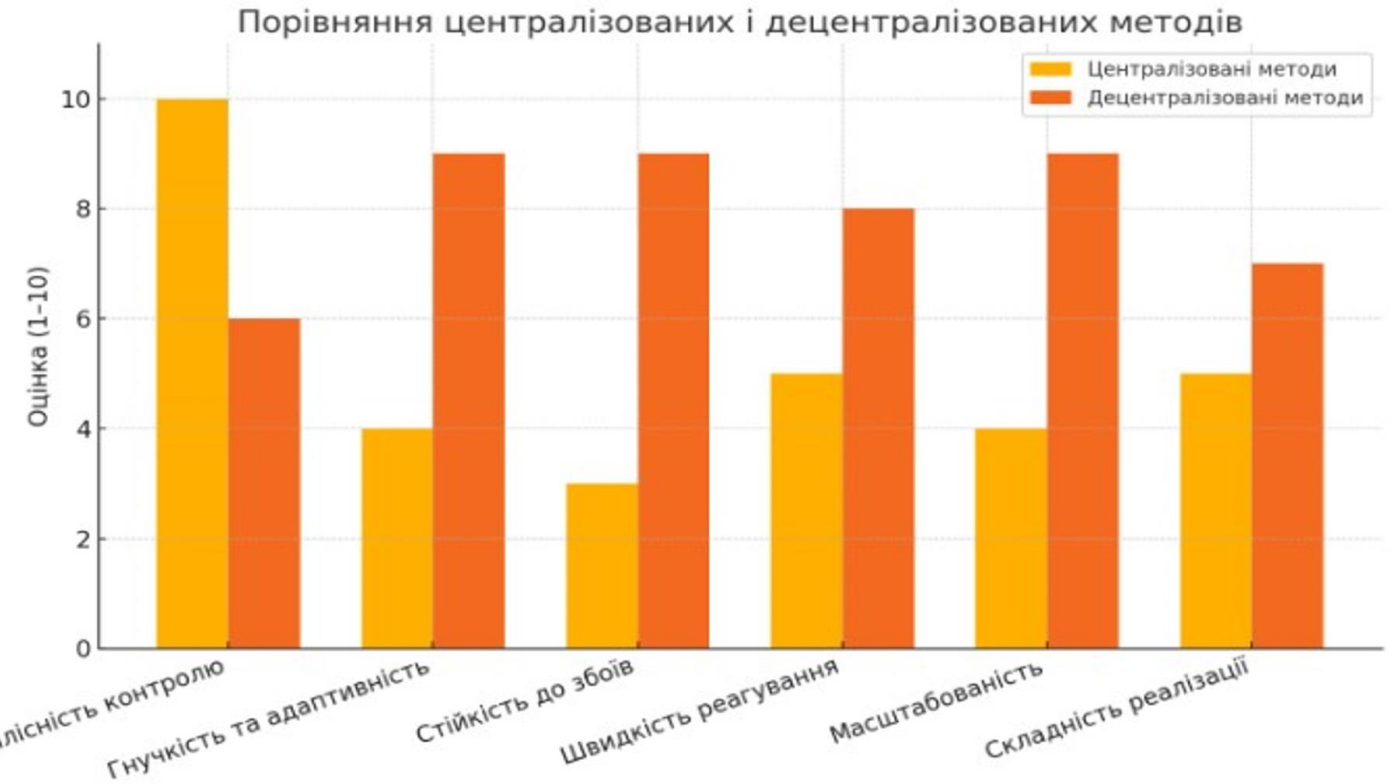
Smart Grid

Інтелектуальні мережі потребують адаптивних рішень через нестабільність генерації та змінні умови.

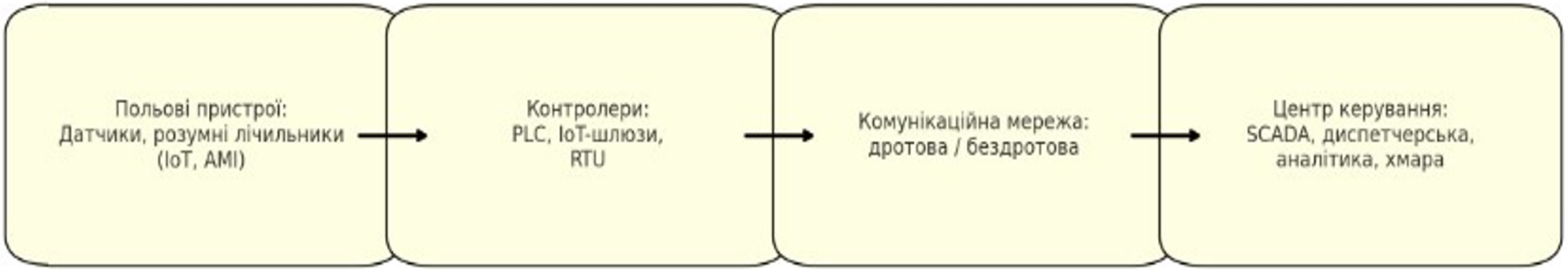
Потреба в адаптивності

Системи мають швидко реагувати на зміни для забезпечення стабільності та ефективності.

Порівняння централізованих і децентралізованих методів розподілу навантаження в енергомережах



Архітектура системи керування енергоспоживанням



Таблиця 2.1 – Порівняння алгоритмів розподілу навантаження

Критерій	Алгоритми на основі графів	Генетичні алгоритми	Нейронні мережі
Ефективність	Висока при відомій топології	Висока при складних задачах	Висока, залежить від навчання
Швидкість реакції	Помірна	Низька	Висока після навчання
Адаптивність	Низька	Середня	Висока
Потреба в даних	Помірна	Середня	Висока
Обчислювальна складність	Помірна	Висока	Висока
Застосування у Smart Grid	Так	Так	Так

Графік змін навантаження протягом доби

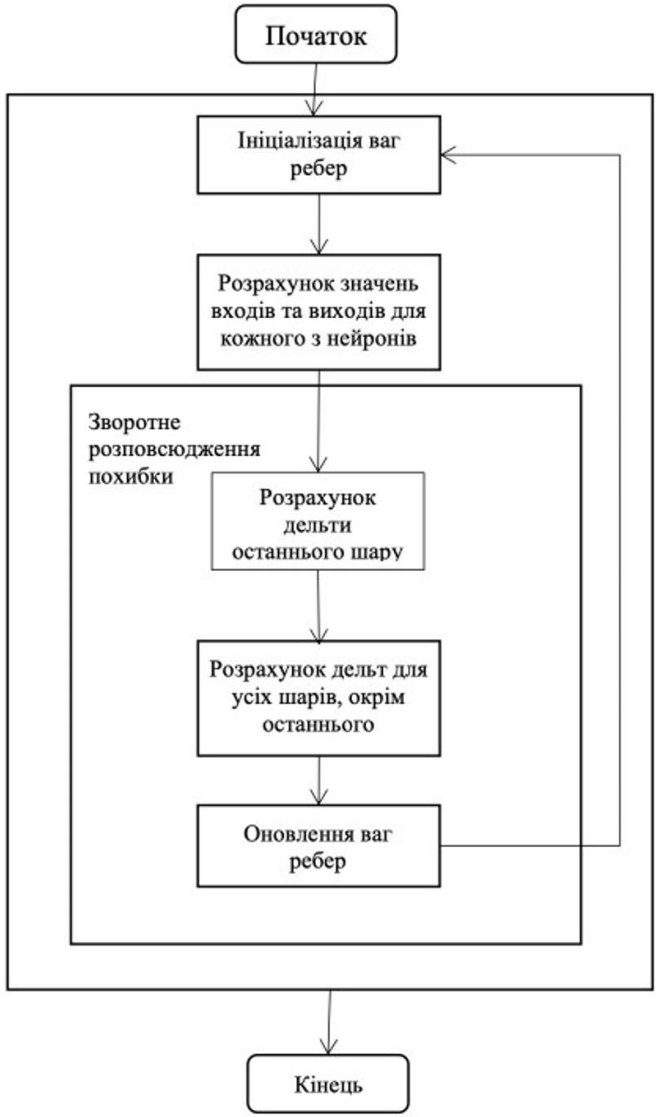


Ідентифікація недоліків існуючих підходів

У ході аналізу існуючих систем перерозподілу навантаження в енергетичних мережах було виявлено низку недоліків, які обмежують їх ефективність, гнучкість і масштабованість у сучасних умовах.

Таблиця 2.2 – SWOT-аналіз існуючих систем керування навантаженням в енергетичних мережах

Сильні сторони (Strengths)	Слабкі сторони (Weaknesses)
1. Наявність базових механізмів розподілу енергоресурсів 2. Накопичений досвід ведення ПЕБ в регіонах 3. Модульна архітектура деяких реалізованих систем	1. Відсутність адаптивних алгоритмів реагування 2. Застарілі підходи до прогнозування (без нейромереж і AI) 3. Залежність від ручного введення даних 4. Відсутність реакції в реальному часі
Можливості (Opportunities)	**Загрози (Threats)**
1. Впровадження технологій штучного інтелекту (нейромережі, адаптивні моделі) 2. Інтеграція з GPS/IoT для оперативного контролю 3. Створення єдиної централізованої платформи обміну даними	1. Ризики перевантаження через зростання споживання 2. Збої через людський фактор або несвоєчасну актуалізацію даних 3. Висока вартість модернізації інфраструктури



Постановка задачі та вибір критерію ефективності

dataResult.txt — Блокнот

Файл Правка Формат Вид Справ

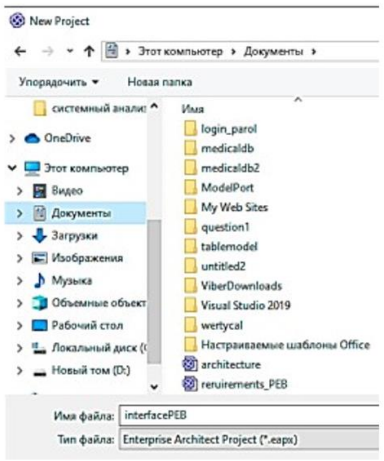
```
6.430077369986467
6.702566227906589
5.762386795364221
6.675442027391181
6.175738350651637
6.457356830181614
6.288349715950404
6.602893931286257
6.41138741445337
6.6918484111151395
6.869071288316286
7.136107087960302
6.86870118972489
7.383040882279509
6.854315897291762
8.104422784836695
8.146545410104707
8.52684297888019
7.8776610013052295
8.159533735453454
8.201034677423863
9.044028157050285
9.801121247137134
9.613959341819962
9.066424209564108
8.15908332253127
8.011882697303161
```

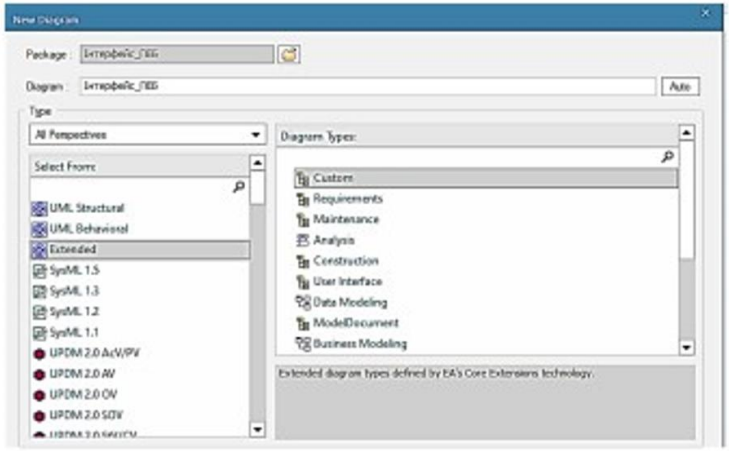
data.txt — Блокнот

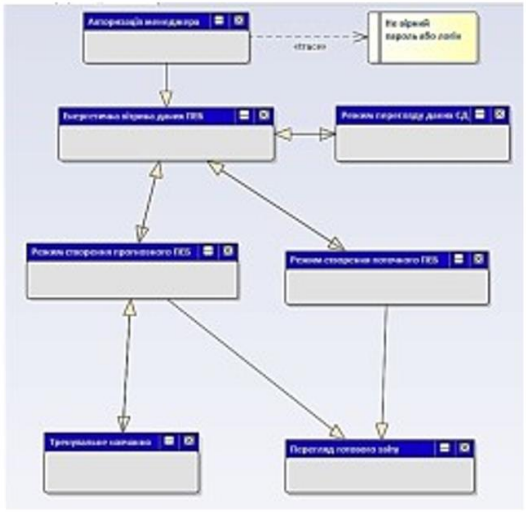
Файл Правка Формат Вид Справка

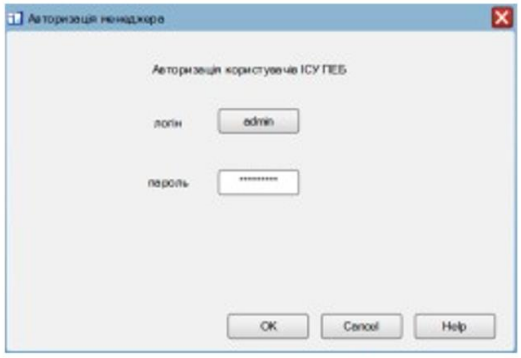
```
61,83917        85,40581        100     100     32,53909        16,67908        0       0       0       5,68    4267
100     74,67025        65,60821        65,60821        65,60821        65,60821        21,34831        10,94284        0
83,82353        17,59962        83,82353        100     100     100     100     17,59962        0       5,71    4238
87,5063 66,32242        100     66,32242        59,01763        59,01763        17,0529 8,740554        0       6,15    517
62,17237        93,74262        100     68,66588        93,74262        62,17237        15,98583        8,193625        0
93,18416        58,7963 93,18416        100     65,86934        51,33745        51,33745        8,487654        0       6,2
76,26662        71,37981        100     80,9558 76,26662        42,13079        36,56126        30,72224        0       6,5
100     84,51589        80,30303        80,30303        51,66297        46,84035        11,73319        6,005174        0
94,50069        100     100     100     64,33502        58,3295 14,61114        7,478141        0       6,59    6347
74,75682        94,61447        100     100     63,84342        58,03084        14,13998        7,236062        0       7,0
88,9917 100     100     100     63,84342        20,71174        7,236062        0       0       7,04    6661
94,85722        83,9904 100     83,9904 62,35785        36,40384        29,22669        4,334091        0       7,09    667
100     100     100     75,18224        45,80848        36,945  5,301524        0       0       7,44    7014
80,55303        97,20888        100     60,78151        50,59068        25,79514        21,64092        0       12,7353 7,3
93,74789        100     100     100     75,74992        47,47219        13,83552        4,819683        0       7,43    701
93,19464        100     82,19075        79,8471 58,92969        37,22271        11,27961        3,922797        0       7,9
84,35646        100     88,48851        70,73039        49,77883        27,44633        21,11339        17,73654        0
68,23958        100     76,36203        54,28224        32,82131        27,25163        6,774229        3,458946        0
100     95,29426        95,29426        78,55338        39,55951        28,5955 6,908172        3,526297        0       8,3
93,33677        100     100     63,57778        36,73154        30,6225 7,397861        3,77626 0       8,34    7534
84,14986        100     88,18444        70,29483        49,32387        27,08934        20,98204        17,73443        0
94,93372        100     85,75686        54,7734 30,53129        25,21837        22,39235        6,381667        0       8,6
93,77787        100     86,8922 53,71478        29,79441        24,92114        5,863157        0       0       8,81    744
83,87897        100     76,76816        17,28548        14,87067        14,87067        14,87067        14,87067        0
89,31014        100     22,02759        17,78044        17,78044        17,78044        17,78044        17,78044        0
93,96382        100     83,67997        60,5921 55,09112        13,08854        10,82582        10,82582        0       9,2
100     95,51199        81,99821        50,9802 42,89979        25,92298        20,8976 5,761767        0       9,08    738
```

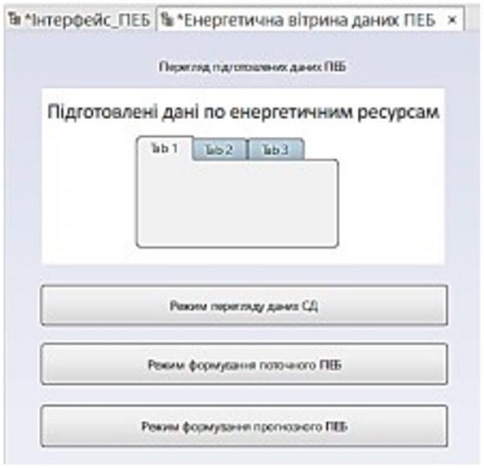
Постановка задачі та вибір критерію ефективності





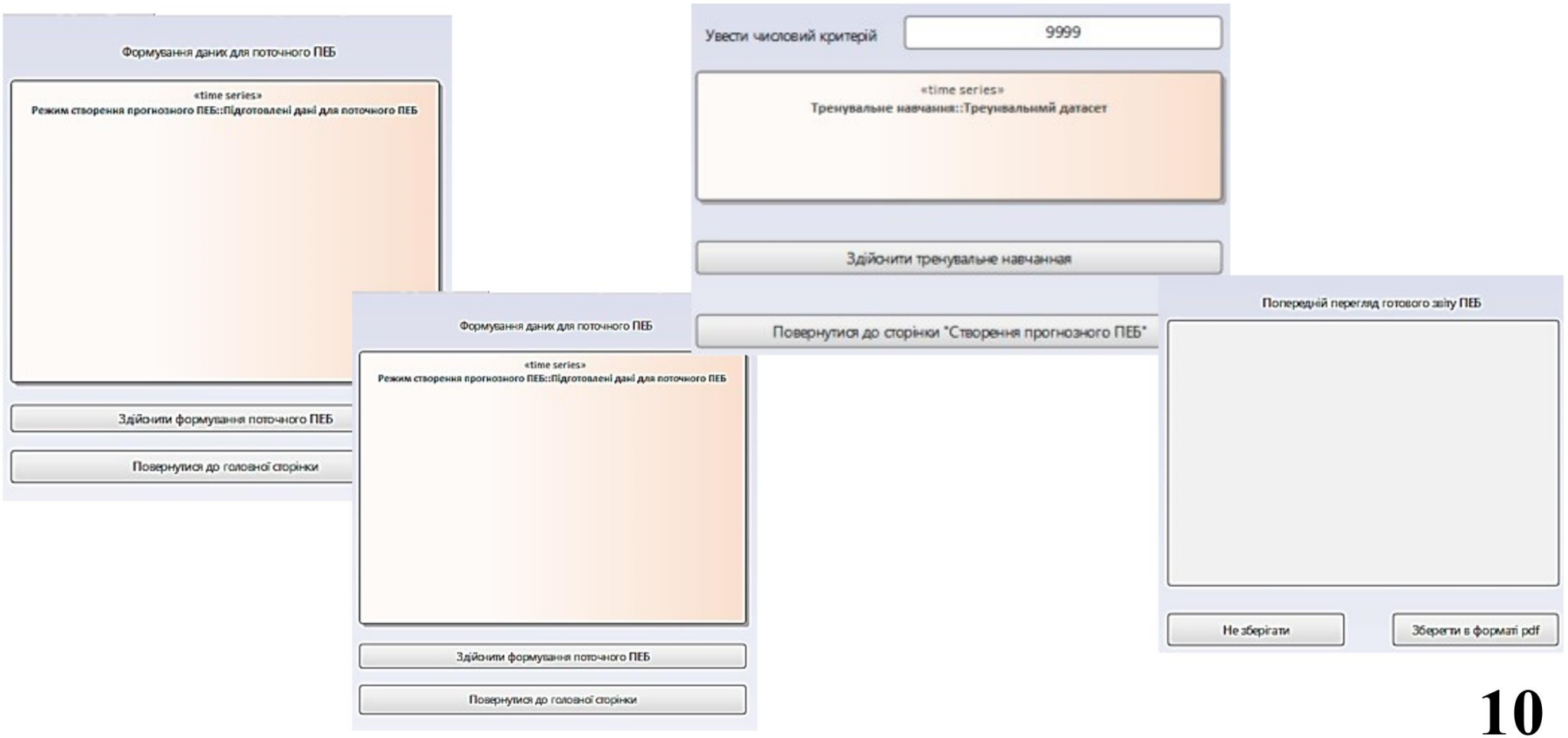








Постановка задачі та вибір критерію ефективності



Реалізація моделі на основі адаптивного алгоритму розподілу задач

Реалізація моделі перерозподілу навантаження в енергетичній мережі була здійснена з використанням штучної нейронної мережі (ШНМ), архітектура якої базується на радіально-базисних функціях. Така структура обрана завдяки її здатності ефективно працювати із задачами прогнозування та адаптації до динамічних змін у середовищі. На першому етапі було сформовано навчальну вибірку на основі даних, отриманих із лічильників ТЕЦ. Як показано на рисунку, формат вибірки являє собою таблицю з декількох параметрів стану мережі, де останній стовпець відповідає цільовому значенню (очікуване навантаження)




```python
from keras.models import Sequential
from keras.layers import Dense
import numpy as np
from sklearn.metrics import mean_squared_error

# Завантаження даних
data = np.loadtxt("energy_data.csv", delimiter="\t")
X = data[:, :-1]  # Всі колонки крім останньої – вхідні параметри
y = data[:, -1]   # Остання колонка – цільове значення (навантаження)

# Побудова моделі
model = Sequential()
model.add(Dense(9, input_dim=X.shape[1], activation='relu'))  # Прихований шар із 9 нейронів
model.add(Dense(1, activation='linear'))  # Вихідний шар

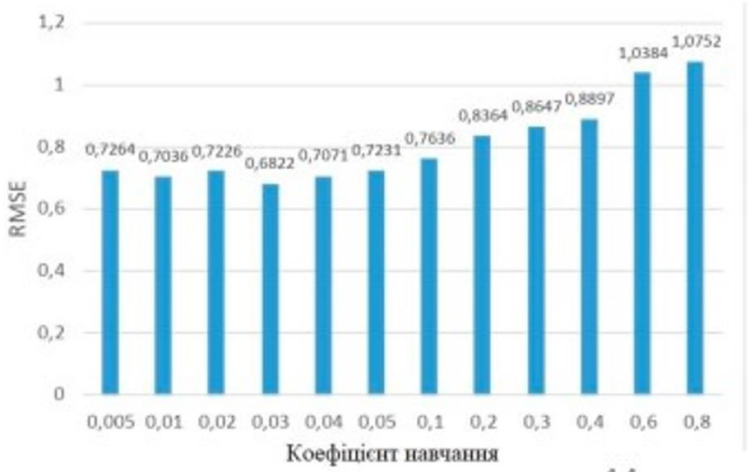
# Компіляція моделі
model.compile(optimizer='adam', loss='mean_squared_error')

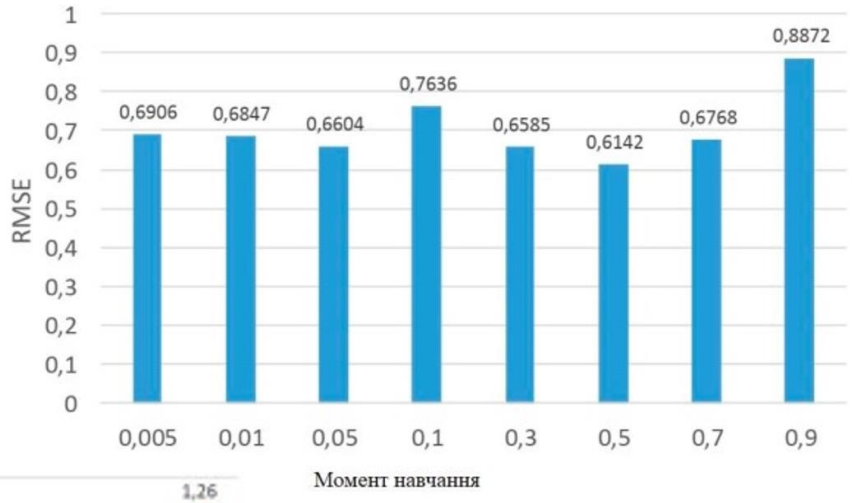
# Навчання моделі
model.fit(X, y, epochs=100, batch_size=10, verbose=1)

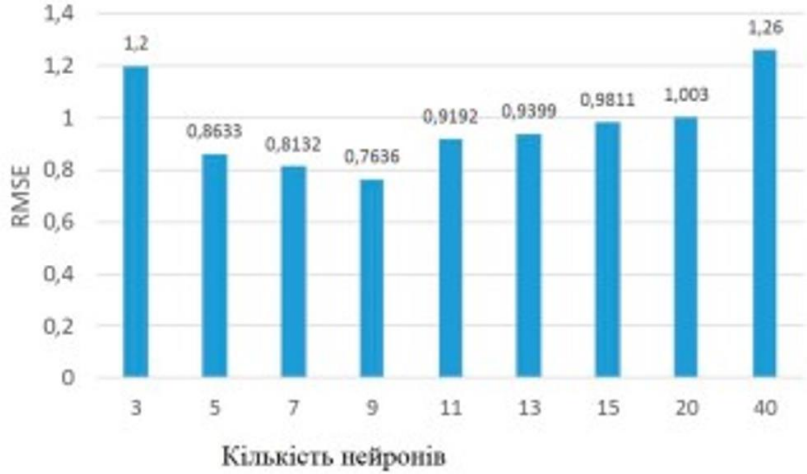
# Прогнозування
predictions = model.predict(X)

# Оцінка якості прогнозу
rmse = np.sqrt(mean_squared_error(y, predictions))
print(f"RMSE: {rmse:.4f}")
```

Дослідження впливу зміни параметрів на ефективність системи







ВИСНОВКИ

Проаналізовано причини перевантажень в енергомережах і класифіковано методи управління навантаженням.

Встановлено обмеження традиційних підходів, зокрема низьку адаптивність до змін у режимах споживання.

Запропоновано нову модель перерозподілу навантаження на основі адаптивного алгоритму.

Реалізовано експериментальну систему, здатну автоматично реагувати на зміни параметрів мережі.

Проведене тестування підтвердило підвищення ефективності керування та зменшення ймовірності перевантаження.

Модель рекомендована для подальшого впровадження в інтелектуальні енергетичні системи.

РЕЗУЛЬТАТИ ВПРОВАДЖЕННЯ

1. Олешко В. О., Зуб О. В. Дослідження та порівняння систем перерозподілу задач навантаження енергетичної мережі. *Застосування програмного забезпечення в ІКТ*: VI Науково-техн. конф., м. Київ, 24 трав. 2025 р. Київ, 2025. С. 356–360.
URL: https://duikt.edu.ua/uploads/p_2779_56719466.pdf .

2. Олешко В. О., Зуб О. В. Аналіз та моделювання існуючих систем перерозподілу навантаження. *Сучасні інтелектуальні інформаційні технології в науці та освіті* : V Всеукр. Науково-практ. конф., м. Київ, 15 травня. 2025 р. Київ, 2025. – Подано на друкування