

Хмельницький національний університет
Факультет інформаційних технологій
Кафедра комп'ютерної інженерії та інформаційних систем

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

Кіберфізична система керування сонячними панелями з підвищеною
ефективністю на підставі обробки та аналізу даних

Назва теми

Рівень вищої освіти другий (магістерський)

Галузь знань 12 «Інформаційні технології»

Шифр, назва

Спеціальність 123 «Комп'ютерна інженерія»

Шифр, назва

Освітня програма «Комп'ютерна інженерія та програмування»

Назва

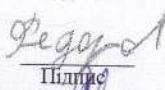
Шифр КвРКІ 240127.24.01.27 ПЗ

Виконав здобувач II курсу, група KI2M-24-1


Підпис

Єгор ЦИБУЛЬСЬКИЙ
Ініціали, прізвище

Керівник д. техн. наук, професор
Науковий ступінь, учене звання


Підпис

Євген ФЕДОРОВ
Ініціали, прізвище

Нормоконтролер д. техн. наук, професор
Науковий ступінь, учене звання


Підпис

Сергій ЛИСЕНКО
Ініціали, прізвище

До захисту допускаю:
завідувач кафедри КІС
« 1 » травня 2026 р.


Підпис

Ольга ПАВЛОВА
Ініціали, прізвище

дата

Хмельницький 2026

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Кафедра КОМП'ЮТЕРНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ

Рівень вищої освіти ДРУГИЙ (МАГІСТЕРСЬКИЙ)

Галузь знань 12 ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ

Спеціальність 123 КОМП'ЮТЕРНА ІНЖЕНЕРІЯ

Освітня програма «КОМП'ЮТЕРНА ІНЖЕНЕРІЯ ТА ПРОГРАМУВАННЯ»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувачка кафедри КІПС


Ольга ПАВЛОВА

“ 12 ” 01 2026 р.

ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

Цибульському Єгору Володимировичу

Прізвище, ім'я, по батькові студента

1. Тема проекту (роботи) Кіберфізична система керування сонячними панелями з підвищеною ефективністю на підставі обробки та аналізу даних

Керівник проекту (роботи) Федоров Євген Євгенович, д.т.н., проф.

Прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання

Затверджена наказом ректора університету від 12.01.2026 р. № 6

2. Термін подання здобувачем роботи на кафедру 01.05.2026 р.

3. Вихідні дані до роботи Завдання на кваліфікаційну роботу

4. Зміст пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити) _____

Аналіз засобів та вимог до кіберфізичної системи

Методи та технології вирішення задач керування

Програмна реалізація кіберфізичної системи

5. Перелік графічного матеріалу (із зазначенням обов'язкових креслень) _____

Архітектура ПЗ проекту

Архітектура ПЗ для кіберфізичної системи

Апаратне забезпечення проекту


6. Консультанти розділів кваліфікаційної роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв

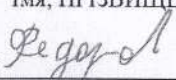
7. Дата видачі завдання « 12 » 01 2026 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№з/п	Назва етапів (розділів) дипломного проєкту (роботи)	Термін виконання етапів проєкту (роботи)	Примітка
1	Вибір напрямку дослідження та узгодження тематики кваліфікаційної роботи з керівником	12.01.2026	виконано
2	Ознайомлення з предметною областю; формулювання мети та задач дослідження; визначення об'єкта та предмета дослідження	12.01.2026	виконано
3	Робота над розділом 1 – Теоретичні основи	20.01.2026	виконано
4	Робота над розділом 2 – Аналіз засобів та вимог до кіберфізичної системи	01.02.2026	виконано
5	Робота над науковою статтею	01.03.2026	виконано
6	Робота над розділом 3 – методи та технології вирішення задач керування	15.03.2026	виконано
7	Робота над розділом 4 – проектування та розробка ПЗ для вирішення поставленої задачі, експериментальна частина	01.04.2026	виконано
8	Оформлення пояснювальної записки згідно вимог	18.04.2026	виконано
9	Попередній захист ВКР	29.04.2025	виконано
10	Захист ДРМ на засіданні ЕК	01.05.2026	

Здобувач 
Підпис

Єгор ЦИБУЛЬСЬКИЙ
Імя, ПРІЗВИЩЕ

Керівник кваліфікаційної роботи 
Підпис

Євген ФЕДОРОВ
Імя, ПРІЗВИЩЕ

РЕФЕРАТ

Тема кваліфікаційної роботи магістра: Кіберфізична система керування сонячними панелями з підвищеною ефективністю на підставі обробки та аналізу даних

Автор роботи: Цибульський Єгор Володимирович

Керівник роботи: Федоров Євген Євгенійович

Пояснювальна записка: 92 с., 21 рис., 3 табл., 1 дод., 86 джерел.

КІБЕРФІЗИЧНІ СИСТЕМИ, СОНЯЧНА ЕНЕРГЕТИКА, КЕРУВАННЯ ФОТОЕЛЕКТРИЧНИМИ СИСТЕМАМИ, СИСТЕМА ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ, МАТЕМАТИЧНА МОДЕЛЬ, МАКСИМАЛЬНА ПОТУЖНІСТЬ, АДАПТИВНІ АЛГОРИТМИ, ОПТИМІЗАЦІЯ ЕНЕРГІЇ.

Об'єктом дослідження є кіберфізична система керування сонячними панелями.

Предметом дослідження є методи та алгоритми керування сонячними панелями, зокрема обробка, аналіз даних і прийняття рішень у межах кіберфізичної системи.

Метою кваліфікаційної роботи магістра є розроблення та дослідження кіберфізичної системи керування сонячними панелями з підвищеною ефективністю на основі обробки та аналізу даних.

Для розв'язання поставлених задач використовувалися методи аналізу предметної області, математичного моделювання, оптимізації, експертних систем, машинного навчання (нейронних мереж), а також чисельного експерименту.

Наукова новизна отриманих результатів:

– набув подальшого розвитку метод керування сонячними панелями на основі інтеграції експертної системи з нейромережевою оцінкою оптимальності рішень;

– набула подальшого розвитку інформаційна технологія адаптивного керування в кіберфізичних системах шляхом поєднання правил логічного виведення з алгоритмами штучного інтелекту.

На основі проведених досліджень розроблена архітектура і компоненти програмного забезпечення експертно-нейромережевої системи керування, що включає базу знань, механізм логічного виведення, модуль обробки даних та модуль з використанням нейронних мереж оцінки і корекції керуючих рішень.

Практична значимість отриманих результатів полягає у підвищенні ефективності роботи сонячних панелей, зменшенні втрат енергії, покращенні адаптивності та швидкодії системи керування в умовах змінного середовища..

Загальна характеристика кіберфізичних систем у сонячній енергетиці - розглянуто сутність кіберфізичних систем, їх структуру та принцип роботи в контексті сонячної енергетики. Визначено основні компоненти (фізичні об'єкти, сенсори, обчислювальні модулі, виконавчі механізми) та їх взаємодію для забезпечення адаптивного керування.

Аналіз систем прийняття рішень у кіберфізичних системах керування - проаналізовано підходи до прийняття рішень у КФС, зокрема правиліві, оптимізаційні та адаптивні методи. Визначено їх переваги, обмеження та доцільність використання у задачах керування сонячними панелями.

Постановка задачі дослідження (математична база) - здійснено формалізацію роботи фотоелектричної системи через математичні моделі та залежності. Виведено умови максимальної потужності, визначено вхідні, вихідні та керуючі змінні системи, що створює основу для синтезу алгоритмів керування.

Постановка задачі дослідження (загальна) - сформульовано об'єкт, предмет, мету та завдання дослідження, а також визначено вхідні умови й обмеження системи. Описано загальну структуру дослідження та обґрунтовано вибір методів і підходів для розробки ефективної кіберфізичної системи керування.

ЗМІСТ

Скорочення та умовні позначки	5
Вступ.....	6
1 Теоретичні основи та аналіз систем	10
1.1 Загальна характеристика кіберфізичних систем у сонячній енергетиці	10
1.2 Аналіз систем прийняття рішень у кіберфізичних системах керування.....	13
1.3 Постановка задачі дослідження.....	16
1.4 Аналіз кіберфізичних систем керування	20
1.4 Висновки до першого розділу.....	24
2 Моделювання засобів та вимог до кіберфізичної системи	26
2.1 Модель структури кіберфізичної системи керування	26
2.2 Математична модель об'єкта керування	29
2.3 Модель процесу керування в кіберфізичній системі.....	32
2.4 Вимоги до моделі та алгоритмів керування	35
2.5 Узагальнена модель кіберфізичної системи.....	38
2.6 Висновки до другого розділу	40
3 Метод та технології вирішення задач керування.....	42
3.1 Оптимізація керуючих рішень на основі вдосконалених математичних моделей.....	42
3.2 Застосування керування на основі експертної системи	45
3.3 Нейромережева оцінки та прогнозування стану системи.....	50
3.4 Прогнозування та врахування зовнішніх факторів у керуванні.....	54
3.5 Оптимізація програмної реалізації алгоритмів керування	59
3.6 Узагальнений алгоритм роботи системи керування.....	63
3.7 Висновки до третього розділу.....	67
4 Програмна реалізація кіберфізичної системи	70
4.1 Архітектура програмного забезпечення	70
4.2 Реалізація основних модулів системи	77
4.3 Реалізація компонентів нейронних мереж для системи.....	82

4.4 Приклад функціонування програмного забезпечення.....	89
4.5 Висновки до четвертого розділу.....	93
Висновки	95
Перелік джерел посилань	98
ДОДАТОК А	109
ДОДАТОК Б	110
ДОДАТОК В	114
ДОДАТОК Г	131
ДОДАТОК Д	142

СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ

БД – база даних

БПР – блок прийняття рішень

ОС – операційна система

ПЗ – програмне забезпечення

ЕС – експертна система

КФС – кіберфізична система

RNN – рекурентна нейронна мережа

CNN – згорткова нейронна мережа

ВСТУП

На сучасному етапі розвитку технологій кіберфізичні системи керування та моніторингу сонячних панелей займали одне з провідних місць серед кіберфізичних систем глобального значення. Їх значення та актуальність були обумовлені світовою тенденцією до відмови від традиційних методів генерації електроенергії на користь екологічно чистих і відновлюваних джерел енергії. Сонячна енергетика виділялася як один із найбільш перспективних напрямів, оскільки вона не вимагала використання викопного палива та не передбачала залучення рідкоземельних ресурсів під час експлуатації. Це робило її не лише екологічно безпечною, але й економічно вигідною в довгостроковій перспективі.

Кіберфізичні системи керування та моніторингу сонячних панелей відігравали визначальну роль у забезпеченні ефективної, стабільної та безпечної роботи фотоелектричних установок. Вони інтегрували в собі сенсорні засоби, обчислювальні модулі та виконавчі механізми, що дозволяло здійснювати безперервний контроль стану обладнання, аналізувати параметри навколишнього середовища та автоматизовано приймати важливі рішення щодо самокерування. Така інтеграція створювала передумови для підвищення коефіцієнта корисної дії сонячних панелей, зменшення енергетичних втрат та оптимізації режиму їх роботи. Крім того, вона забезпечувала можливість швидко реагувати на зміни зовнішніх умов, таких як інтенсивність сонячного випромінювання або температурні коливання, що безпосередньо впливали на продуктивність системи.

Особливої актуальності ця проблематика набувала в умовах сучасної ситуації в країні, де традиційні об'єкти енергетичної інфраструктури залишалися вразливими та часто ставали основними цілями зовнішнього впливу. Відновлення або підтримання працездатності таких систем вимагало значних фінансових і матеріальних ресурсів, які не завжди були доступними. У багатьох випадках заміна традиційних джерел генерації електроенергії передбачала або повну перебудову енергетичних систем із використанням сучасних технологій через брак застарілих компонентів, або значні витрати на ремонт ще ремонтпридатного обладнання. Це

створювало додаткові виклики для енергетичної галузі та зумовлювало необхідність пошуку альтернативних рішень.

У цьому контексті розвиток і впровадження кіберфізичних систем керування сонячними панелями розглядалися як один із раціональних шляхів підвищення енергетичної незалежності та стійкості енергосистеми. Використання методів обробки та аналізу даних у таких системах дозволяло забезпечити більш ефективне використання наявних ресурсів, адаптацію до змінних умов експлуатації та зниження залежності від централізованих джерел електропостачання. Це, у свою чергу, сприяло підвищенню надійності енергетичних систем та зменшенню ризиків, пов'язаних із можливими перебоями в електропостачанні [1].

Такі фактори зумовили актуальність теми даної роботи та визначили її практичну значущість. Розробка та впровадження кіберфізичних систем керування сонячними панелями не лише сприяла підвищенню ефективності використання відновлюваних джерел енергії, але й створювала передумови для забезпечення енергетичної безпеки та стійкості критично важливої інфраструктури. Це робило дослідження особливо важливим у контексті сучасних викликів та потреб енергетичної галузі.

Актуальність роботи полягає в необхідності підвищення ефективності керування сонячними панелями в умовах динамічної та невизначеної зовнішньої середовища, де традиційні методи (зокрема МРРТ) не забезпечують достатньої адаптивності, що призводить до втрат енергії та зниження продуктивності систем.

Метою кваліфікаційної роботи магістра є розроблення та дослідження кіберфізичної системи керування сонячними панелями з підвищеною ефективністю на підставі обробки та аналізу даних.

Поставлена мета досягається розв'язанням таких основних завдань:

- проаналізувати сучасні підходи до побудови кіберфізичних систем керування в сонячній енергетиці;
- дослідити методи прийняття рішень та алгоритми керування, що застосовувалися для оптимізації роботи сонячних панелей;

- визначити вимоги до структури та функціональних компонентів кіберфізичної системи керування;
- розробити модель кіберфізичної системи керування сонячними панелями з урахуванням обробки та аналізу даних;
- провести оцінювання ефективності запропонованих рішень за заданими критеріями.

Об'єктом дослідження є кіберфізична система керування сонячними панелями. У рамках об'єкта дослідження були виділені ключові процеси, що безпосередньо впливали на ефективність роботи всієї системи. До них належали збір даних із різноманітних сенсорів, які відстежували параметри навколишнього середовища та стан обладнання. Отримана інформація піддавалася подальшій обробці та аналізу, що дозволяло виявляти закономірності, прогнозувати зміни та оперативно реагувати на них.

Предметом дослідження є методи та алгоритми керування сонячними панелями в рамках кіберфізичної системи, де ключову роль відігравали процеси обробки та аналізу даних.

Наукова новизна отриманих результатів:

- набув подальшого розвитку метод керування сонячними панелями шляхом інтеграції експертної системи з нейромережевим модулем оцінки оптимальності рішень;
- набула подальшого розвитку інформаційна технологія адаптивного керування в кіберфізичних системах за рахунок поєднання логічного виведення та методів штучного інтелекту для корекції керуючих впливів у реальному часі.

Практична значимість отриманих результатів полягає у зменшенні втрат енергії, підвищенні коефіцієнта використання потужності, скороченні часу адаптації до змін зовнішніх умов та можливості впровадження розробленої системи у реальні сонячні енергетичні установки.

Для розв'язання поставлених задач використовувалися методи аналізу предметної області, математичного моделювання фотоелектричних процесів, багатокритеріальної оптимізації, побудови експертних систем, машинного

навчання (багатошарові перцептрони), а також методи чисельного моделювання і експериментального дослідження.

За темою кваліфікаційної роботи опубліковано тріи публікації [87-89] – набори тез та стаття. Першою публікацією стали тези з конференції «Global Trends in Science: Research, Innovation and Development», (Варна, Болгарія, 27 квіт. 2026) Варна. Другою публікацією стали тези у 17-й Міжнародній студентській науково-технічній конференції «Перспективні мережеві та комп'ютерні технології» – ПЕРСИК 2026 (м. Харків, 23 квіт. 2026). Харків, 2026. Третьою публікацією стала стаття у журналі «Computer systems and information technologies».

1 ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ТА АНАЛІЗ СИСТЕМ

1.1 Загальна характеристика кіберфізичних систем у сонячній енергетиці

Кіберфізичні системи (КФС) є класом інтелектуальних технічних систем, у яких відбувається тісна інтеграція фізичних процесів із обчислювальними та комунікаційними компонентами, що дозволяє створювати високоефективні, спроможні налаштовуватись самі по собі та адаптивні рішення для управління складними технічними об'єктами. Головною перевагою таких систем є їхня здатність у реальному часі здійснювати збір даних із фізичного середовища, їх обробку, аналіз і формування керувальних впливів, які безпосередньо змінюють стан фізичного об'єкта. Це означає, що КФС не лише пасивно спостерігають за процесами, а й активно впливають на них, оптимізуючи роботу системи у постійно перемінних умовах. У контексті сонячної енергетики кіберфізичні системи виступають основою для побудови ефективних систем керування генерацією, перетворенням та розподілом електричної енергії, забезпечуючи максимальне використання сонячного ресурсу та підвищення надійності енергетичних установок [2].

Типова кіберфізична система складається з кількох взаємопов'язаних компонентів, кожен з яких виконує специфічні функції, але всі вони працюють у єдиному інформаційному просторі. Фізичним об'єктом у системах сонячної енергетики є сонячні панелі, інвертори, акумуляторні батареї та допоміжне електротехнічне обладнання, такі як трансформатори, системи захисту та комутаційні пристрої. Такі елементи безпосередньо беруть участь у процесі перетворення сонячної енергії на електричну та її подальшому використанні або накопиченні. Важливо зазначити, що кожен фізичний компонент системи має свої характеристики та обмеження, які необхідно враховувати при розробці алгоритмів керування. Наприклад, сонячні панелі мають залежність ефективності від кута падіння сонячного світла, температури та рівня забруднення поверхні, тоді як акумуляторні батареї потребують оптимального режиму заряду-розряду для продовження терміну служби.

Важливу роль у КФС відіграють сенсори, які забезпечують отримання актуальної інформації про стан фізичного об'єкта та зовнішнього середовища. У системах керування сонячними панелями це можуть бути датчики освітленості, температури, напруги, струму, кута нахилу панелей, а також метеорологічні сенсори, такі як анемометри, гігрометри та піранометри. Дані, зібрані сенсорами, формують основу для подальшого аналізу та прийняття керувальних рішень [3]. Сучасні сенсори характеризуються високою точністю, низьким енергоспоживанням та можливістю інтеграції в мережі передачі даних, що дозволяє створювати розгалужені системи моніторингу. Наприклад, використання бездротових сенсорних мереж дає змогу оперативно отримувати дані з віддалених сонячних електростанцій, що особливо важливо для великомасштабних проєктів.

Обчислювальна частина кіберфізичної системи представлена мікроконтролерами, вбудованими комп'ютерами або серверними платформами, які здійснюють обробку та аналіз отриманих даних. На цьому рівні реалізуються алгоритми керування, оптимізації та прогнозування, зокрема методи підвищення ефективності роботи сонячних панелей на основі аналізу поточних і історичних даних. Обчислювальний компонент забезпечує логічний зв'язок між фізичним станом системи та керувальними діями, дозволяючи реалізовувати складні стратегії управління, такі як прогнозне технічне обслуговування, динамічне регулювання кута нахилу панелей або оптимізація режиму роботи інверторів. Сучасні обчислювальні платформи часто використовують методи машинного навчання та штучного інтелекту для аналізу великих обсягів даних, що дозволяє виявляти приховані закономірності та прогнозувати поведінку системи в майбутньому.

Виконавчі механізми є завершальною ланкою кіберфізичної системи та відповідають за реалізацію сформованих керувальних впливів. У сонячній енергетиці до них належать приводи систем стеження за Сонцем, комутаційні елементи, регулятори потужності та інші пристрої, що впливають на режим роботи панелей і супутнього обладнання. Через виконавчі механізми обчислювальна частина безпосередньо взаємодіє з фізичним об'єктом, забезпечуючи замкнений

цикл керування. Наприклад, системи стеження за Сонцем автоматично коригують кут нахилу панелей протягом дня, щоб максимізувати поглинання сонячного випромінювання, а регулятори потужності оптимізують параметри роботи інверторів для зменшення втрат енергії.

Роль кіберфізичних систем у керуванні сонячними панелями полягає у забезпеченні адаптивного та інтелектуального керування, спрямованого на максимізацію вироблення електроенергії та підвищення загальної ефективності системи. Завдяки постійному моніторингу та аналізу даних КФС дозволяють швидко реагувати на зміну погодних умов, навантаження та технічного стану обладнання, що є неможливим у традиційних статичних системах керування [4]. Наприклад, у разі раптової зміни хмарності система може автоматично перерозподілити навантаження між різними групами панелей або активувати резервні джерела живлення, щоб уникнути перебоїв у постачанні енергії. Крім того, КФС дозволяють реалізовувати стратегії енергозбереження, такі як накопичення надлишкової енергії в періоди низького споживання та її використання в пікові години.

Типові архітектури кіберфізичних систем у сонячній енергетиці базуються на ієрархічному або розподіленому принципі. Ієрархічні архітектури передбачають наявність локальних рівнів керування, які відповідають за управління окремими компонентами системи, та центрального вузла обробки даних, що координує роботу всієї системи в цілому. Такий підхід дозволяє забезпечити високий рівень контролю та оптимізації, але вимагає наявності потужної обчислювальної інфраструктури. Розподілені системи, у свою чергу, ґрунтуються на взаємодії автономних модулів, здатних приймати локальні рішення без постійного зв'язку з центральним сервером. Це підвищує надійність системи в умовах можливих збоїв комунікаційних каналів та дозволяє масштабувати систему шляхом додавання нових модулів [5]. Незалежно від архітектури, принцип функціонування КФС полягає у замкненому циклі «вимірювання – аналіз – керування», що забезпечує узгоджену роботу фізичних і цифрових компонентів, а також постійне вдосконалення алгоритмів керування на основі накопиченого досвіду.

Таким чином, кіберфізичні системи є ключовим технологічним підґрунтям для створення сучасних систем керування сонячними панелями з підвищеною ефективністю, оскільки поєднують апаратні засоби, програмні алгоритми та методи аналізу даних в єдину інтегровану систему. Вони дозволяють не лише автоматизувати рутинні процеси, а й реалізовувати складні стратегії управління, що враховують як поточні умови, так і довгострокові тенденції розвитку енергетичної системи.

1.2 Аналіз систем прийняття рішень у кіберфізичних системах керування

Система прийняття рішень є ключовим функціональним компонентом кіберфізичної системи керування, який забезпечує перетворення вхідних даних про стан фізичного об'єкта та зовнішнього середовища у конкретні команди для керування. У межах кіберфізичних систем така система виступає як інтелектуальний центр, що обробляє інформацію, отриману від сенсорів, аналізує її за допомогою формалізованих моделей, алгоритмів і правил, а також автоматизує процес вибору оптимального або допустимого рішення в реальному часі. Для систем керування сонячними панелями система прийняття рішень відіграє особливо важливу роль, оскільки вона визначає режими роботи обладнання з урахуванням змінних умов експлуатації, таких як інтенсивність сонячного випромінювання, температура навколишнього середовища, стан акумуляторних батарей та поточне навантаження на систему. При цьому основним завданням системи прийняття рішень є забезпечення досягнення заздалегідь визначених критеріїв ефективності, наприклад, максимізації вироблення електроенергії, мінімізації втрат або оптимізації терміну служби обладнання [6].

Поняття системи прийняття рішень у кіберфізичних системах тісно пов'язане з аналізом даних, отриманих від сенсорів, та з використанням математичних і логічних методів для оцінки поточного стану системи. Наведена система може функціонувати як окремий програмний модуль, так і як частина обчислювальної платформи, інтегрованої з рівнем керування. Основною її функцією є вибір впливу

керування, який забезпечує досягнення заданої мети. Наприклад, у системах керування сонячними панелями система прийняття рішень може визначати оптимальний кут нахилу панелей, режим роботи інверторів або стратегію заряду акумуляторів, базуючись на аналізі даних про освітленість, температуру, напругу та струм. Важливо зазначити, що ефективність системи прийняття рішень безпосередньо залежить від якості вхідних даних, точності математичних моделей та швидкості обробки інформації, що вимагає використання сучасних обчислювальних технологій та алгоритмів.

Методи прийняття рішень у кіберфізичних системах керування можна класифікувати за принципом формування рішень, кожен з яких має свої переваги та обмеження. До методів згідно правил роботи належать підходи, що базуються на заздалегідь визначених логічних правилах типу «якщо-то». Такі методи відзначаються простотою реалізації, передбачуваністю поведінки системи та низькими обчислювальними витратами, що робить їх особливо привабливими для застосування в системах з обмеженими ресурсами. У керуванні сонячними панелями правиліві системи широко застосовуються для реалізації базових сценаріїв роботи, наприклад, перемикання режимів залежно від рівня освітленості, температури або стану акумуляторів. Наприклад, якщо рівень освітленості падає нижче певного порогу, система може автоматично перевести сонячні панелі в режим мінімального енергоспоживання або активувати резервні джерела живлення. Однак правиліві методи мають обмежену гнучкість і не завжди здатні ефективно реагувати на нестандартні ситуації або зміни умов експлуатації [7].

Оптимізаційні методи прийняття рішень ґрунтуються на формулюванні задачі керування у вигляді задачі оптимізації з певною цільовою функцією та системою обмежень. У таких підходах рішення обирається як таке, що забезпечує екстремальне значення заданого критерію, наприклад, максимальну потужність, мінімальні втрати енергії або оптимальний баланс між виробленням та споживанням електроенергії. Для систем керування сонячними панелями оптимізаційні методи широко використовуються в алгоритмах відстеження точки максимальної потужності (MPPT), планування режимів роботи інверторів та

управління накопиченням енергії. Наприклад, алгоритми МРРТ дозволяють динамічно коригувати параметри роботи сонячних панелей, щоб забезпечити максимальну ефективність перетворення сонячної енергії в електричну. Проте оптимізаційні методи вимагають значних обчислювальних ресурсів і наявності адекватної математичної моделі об'єкта керування, що може ускладнювати їхню реалізацію в системах з обмеженими можливостями [8].

Адаптивні методи прийняття рішень характеризуються здатністю змінювати свою поведінку залежно від накопиченого досвіду або змін у середовищі функціонування. В основі таких підходів лежать методи машинного навчання, ідентифікації параметрів або самоорганізації, які дозволяють системі «вчитися» на основі аналізу історичних даних та адаптуватися до нових умов. У задачах керування сонячними панелями адаптивні системи дозволяють враховувати нелінійний характер процесів, деградацію обладнання та стохастичний вплив погодних умов, що значно підвищує ефективність керування в динамічно змінних умовах. Наприклад, адаптивні алгоритми можуть автоматично коригувати параметри роботи системи на основі аналізу погодних прогнозів, історичних даних про вироблення енергії та поточного стану обладнання. Однак адаптивні методи потребують значних обчислювальних ресурсів і якісних наборів даних для навчання, що може обмежувати їхнє застосування в системах з обмеженими можливостями [9].

Особливістю застосування систем прийняття рішень у керуванні сонячними панелями є необхідність роботи в умовах невизначеності та обмеженості інформації. Рівень сонячної радіації, температура та навантаження можуть швидко змінюватися, що вимагає оперативного та надійного прийняття рішень. На практиці це часто призводить до використання комбінованих підходів, у яких методи що працюють за чітко встановленими правилами забезпечують базову стабільність системи, оптимізаційні – підвищення ефективності, а адаптивні – здатність до пристосування в довгостроковій перспективі. Таке поєднання дозволяє компенсувати недоліки окремих методів і забезпечити високий рівень надійності та ефективності керування. Наприклад, у разі раптової зміни погодних умов

система може спочатку використати алгоритми що працюють за чітко встановленими правилами для швидкого реагування, а потім застосувати оптимізаційні та адаптивні методи для тонкого налаштування параметрів роботи [10].

Таким чином, аналіз систем прийняття рішень у кіберфізичних системах керування показує, що вибір конкретного методу або їх поєднання визначається вимогами до ефективності, складності реалізації та умов експлуатації. Для систем керування сонячними панелями доцільним є використання гібридних рішень, які поєднують переваги різних класів методів і забезпечують підвищення загальної ефективності кіберфізичної системи. Це дозволяє не лише автоматизувати рутинні процеси керування, а й реалізовувати складні стратегії оптимізації, що враховують як поточні умови, так і довгострокові тенденції розвитку енергетичної системи.

1.3 Постановка задачі дослідження

Постановка задачі дослідження була фундаментальним етапом у процесі виконання роботи, оскільки на цьому етапі формувалися концептуальні засади, що визначали напрямок, глибину та структуру всіх подальших досліджень. Без чіткого визначення меж дослідження, його спрямованості, логіки викладу матеріалу та методологічних підходів було б неможливо досягти поставлених цілей, оскільки відсутність системного підходу могла призвести до фрагментарності результатів, втрати фокусу на ключових аспектах та неузгодженості між теоретичними та практичними складовими роботи [11]. У рамках цього розділу було проведено детальний аналіз об'єкта та предмета дослідження, що дозволило чітко окреслити межі вивчення та визначити, які саме аспекти кіберфізичної системи керування сонячними панелями підлягають детальному розгляду. Формалізація цих категорій стала основою для формулювання мети дослідження – стратегічного орієнтиру, який визначав вектор усіх подальших дій та забезпечував їхню спрямованість на досягнення кінцевого результату.

Крім того, було сформульовано перелік конкретних завдань, кожне з яких мало свою вагу та спрямовувало дослідження у певному напрямку. Ці завдання не лише структурували роботу, але й забезпечували послідовність та логічну послідовність досліджень, уникаючи відхилень від основної лінії. Важливим елементом постановки задачі стало визначення вхідних умов, які безпосередньо впливали на процеси побудови та функціонування кіберфізичної системи. Обмеження, виявлені на цьому етапі, дозволили врахувати потенційні ризики, адаптувати методику дослідження до реальних умов експлуатації та забезпечити практичну цінність отриманих результатів. Особлива увага приділялася аналізу зовнішніх та внутрішніх факторів, які могли вплинути на ефективність системи, таких як кліматичні умови, технічні характеристики обладнання та обмеження обчислювальних ресурсів.

Об'єктом дослідження виступала кіберфізична система керування сонячними панелями – складний технічний комплекс, що поєднує фізичні компоненти, відповідальні за генерацію, перетворення та розподіл електроенергії, з обчислювальними та інформаційними модулями, які забезпечують інтелектуальне керування системою. Ця система є яскравим прикладом інтеграції фізичних процесів з цифровими технологіями, що дозволяє не лише автоматизувати роботу сонячних електростанцій, але й оптимізувати її з урахуванням динамічних змін зовнішнього середовища та внутрішніх параметрів [12].

У рамках об'єкта дослідження були виділені ключові процеси, які безпосередньо впливали на ефективність роботи всієї системи. Зокрема, збір даних з використанням різноманітних сенсорів, які відстежували параметри навколишнього середовища, такі як рівень сонячної радіації, температура, вологість, швидкість вітру, а також стан обладнання, включаючи напругу, струм, температуру панелей та стан акумуляторних батарей. Ці дані служили основою для подальшого аналізу та прийняття керувальних рішень. Обробка та аналіз даних включали використання сучасних алгоритмів машинного навчання, статистичних методів та методів оптимізації для виявлення закономірностей, прогнозування змін та оперативного реагування на них. Наприклад, аналіз історичних даних про

вироблення енергії дозволяв прогнозувати пікові та мінімальні навантаження, оптимізувати режими роботи інверторів та планувати стратегії накопичення енергії. Формування керувальних впливів, які через виконавчі механізми впроваджувалися в роботу фізичних компонентів системи, могло включати команди на зміну кута нахилу панелей, регулювання потужності інверторів або перерозподіл навантаження між різними елементами системи [13].

Особливістю об'єкта дослідження була його багаторівнева структура, яка включала як апаратні компоненти, такі як сонячні панелі, інвертори, акумулятори та сенсори, так і програмні модулі, включаючи алгоритми керування, системи моніторингу та бази даних. Наведена інтеграція дозволяла створювати гнучкі та адаптивні системи, здатні ефективно функціонувати в умовах невизначеності та змінних зовнішніх факторів.

Предметом дослідження стали методи та алгоритми керування сонячними панелями в рамках кіберфізичної системи, де ключову роль відігравали процеси обробки даних, прийняття рішень та адаптації до динамічних змін зовнішнього середовища. Цей аспект дослідження був спрямований на вивчення та розробку способів прийняття рішень, які дозволяють оптимізувати режими роботи системи, підвищувати її ефективність та забезпечувати стійкість до зовнішніх збурень.

У межах предмета дослідження особлива увага приділялася аналізу різноманітних підходів до керування, які можна класифікувати залежно від їхньої складності, обчислювальних витрат та здатності адаптуватися до змін. Правильні методи, що базуються на заздалегідь визначених логічних правилах типу «якщо—то», відзначаються простотою реалізації та низькими обчислювальними витратами, що робить їх придатними для використання в системах з обмеженими ресурсами. Вони широко застосовуються для реалізації базових сценаріїв роботи, таких як перемикання режимів залежно від рівня освітленості або температури [14]. Оптимізаційні методи формують задачу керування як задачу оптимізації з певною цільовою функцією, наприклад, максимізація вироблення енергії або мінімізація втрат, та системою обмежень. Ці методи дозволяють знаходити оптимальні рішення в умовах змінних параметрів, але вимагають значних

обчислювальних ресурсів та наявності точних математичних моделей. Адаптивні методи використовують алгоритми машинного навчання та штучного інтелекту для аналізу даних та адаптації системи до змін, що особливо ефективно в умовах невизначеності, оскільки дозволяє системі «вчитися» на основі накопиченого досвіду та покращувати свою роботу з часом [15].

Предмет дослідження зосереджувався на інформаційних та алгоритмічних аспектах керування, оскільки вони безпосередньо впливали на ефективність функціонування сонячних панелей. Це включало розробку алгоритмів, здатних оперативно реагувати на зміни умов, прогнозувати потенційні ризики та оптимізувати роботу системи в режимі реального часу. Наприклад, алгоритми відстеження точки максимальної потужності дозволяли динамічно коригувати параметри роботи панелей для досягнення максимальної ефективності, тоді як адаптивні алгоритми забезпечували стійкість системи до зовнішніх збурень.

Метою дипломної роботи було розроблення та дослідження кіберфізичної системи керування сонячними панелями з підвищеною ефективністю на основі обробки та аналізу даних. Досягнення цієї мети передбачало створення узгодженої структури керування, здатної забезпечувати оптимальні режими роботи сонячних панелей в умовах змінної сонячної радіації, температурних коливань та експлуатаційних обмежень. Для досягнення мети було сформульовано конкретні завдання, такі як аналіз сучасних підходів до побудови кіберфізичних систем керування в сонячній енергетиці, дослідження методів прийняття рішень та алгоритмів керування, визначення вимог до структури та функціональних компонентів системи, розробка моделі кіберфізичної системи керування сонячними панелями з урахуванням обробки та аналізу даних, а також оцінювання ефективності запропонованих рішень за заданими критеріями.

У межах постановки задачі дослідження також було визначено вхідні умови та обмеження, які впливали на процеси моделювання та функціонування системи. До вхідних умов належали параметри зовнішнього середовища, такі як рівень сонячної радіації, температура навколишнього середовища, вологість та режими навантаження. До обмежень було віднесено технічні характеристики сонячних

панелей та інверторів, обмежені обчислювальні ресурси системи керування, а також вимоги до надійності, стабільності роботи та безпеки експлуатації. Урахування цих умов і обмежень забезпечувало практичну спрямованість дослідження та реалістичність отриманих результатів, що було критично важливим для подальшого впровадження розроблених рішень у реальні системи керування.

Методологічно дослідження базувалося на поєднанні теоретичних та експериментальних методів, включаючи аналіз літературних джерел для вивчення існуючих підходів до побудови кіберфізичних систем та методів керування сонячними панелями, моделювання та симуляцію для перевірки ефективності запропонованих алгоритмів у різних сценаріях експлуатації, а також експериментальні дослідження на реальних або лабораторних установках для перевірки теоретичних результатів та оцінки практичної придатності розроблених рішень [16]. Таким чином, постановка задачі дослідження стала основою для створення ефективної кіберфізичної системи керування сонячними панелями, яка поєднує в собі переваги сучасних обчислювальних технологій, алгоритмів оптимізації та адаптивних методів керування.

1.4 Аналіз кіберфізичних систем керування

У межах даного підрозділу було виконано аналіз кіберфізичних систем прийняття рішень, що застосовуються для керування сонячними панелями, з метою визначення їх функціональних можливостей, типових сценаріїв роботи, а також наявних проблем і обмежень. Такий аналіз дозволяв обґрунтувати доцільність вибору підходів, використаних у межах даного проекту.

Типові задачі прийняття рішень у кіберфізичних системах керування сонячними панелями включали вибір оптимального режиму роботи інвертора, реагування на зміну рівня освітленості та навантаження, виявлення аварійних або деградованих режимів, а також ухвалення рішень щодо динамічного підключення або відключення окремих панелей чи ліній сонячних панелей [17]. Окрему групу

задач становили рішення, пов'язані з балансуванням між максимальною енергетичною віддачею та безпечними умовами експлуатації обладнання.

У процесі аналізу можливих сценаріїв роботи системи було розглянуто штатні та нештатні режими функціонування. До штатних сценаріїв належали робота за стабільних погодних умов, плавні зміни освітленості та прогнозовані коливання навантаження. Нештатні сценарії включали різке затінення, перегрів панелей, втрату окремих сенсорів, збої зв'язку або часткові відмови обладнання. Для кожного сценарію система прийняття рішень мала забезпечувати коректну та своєчасну реакцію з мінімальним впливом на загальну ефективність роботи [18].

Подальший аналіз було зосереджено на розгляді існуючих аналогів кіберфізичних систем прийняття рішень у сонячній енергетиці, що можна побачити на таблиці 1.1. До таких аналогів належали комерційні системи керування інверторами та фотоелектричними установками, а також відкриті програмно-апаратні рішення, орієнтовані на моніторинг і базове керування. Комерційні системи, як правило, характеризувалися високою надійністю та глибокою інтеграцією з апаратним забезпеченням конкретного виробника, проте мали обмежену гнучкість, закриту архітектуру та складність розширення [19].

Використання відкритих або напіввідкритих аналогів мало свої переваги, адже вони забезпечували більшу прозорість алгоритмів, дозволяли дослідникам і розробникам глибше розуміти внутрішню логіку роботи системи та вносити необхідні модифікації відповідно до специфічних вимог. Наведена відкритість створювала сприятливі умови для експериментів, адаптації та інтеграції нових методів, що особливо важливо у сфері кіберфізичних систем, де постійно виникає потреба у вдосконаленні алгоритмів керування. одатковим обмеженням було те, що значна частина існуючих підходів орієнтувалася на використання відносно потужного апаратного забезпечення. У результаті такі рішення не завжди могли забезпечити повноцінну роботу в режимі реального часу, що є критично важливим для систем керування сонячними енергетичними установками, де швидкість реакції на змінні зовнішні фактори визначає ефективність і стабільність роботи.

Таблиця 1.1 – Порівняння існуючих продуктів на ринку

Характеристика	Huawei FusionSolar	SMA Sunny Portal	SolarEdge Monitoring Platform	OpenEMS	Запропонований проект
Тип рішення	Комерційна закрита система	Комерційна напівзакрита система	Комерційна закрита система	Відкрита модульна платформа	Відкрита кіберфізична система
Основне призначення	Керування та моніторинг СЕС	Моніторинг, оптимізація споживання	Моніторинг і оптимізація панелей	Енергоменеджмент і керування	Керування інвертором і прийняття рішень
Архітектура	Централізована, хмарна	Централізована з локальними модулями	Централізована, хмарна	Розподілена, модульна	Ієрархічна, локальна
Прийняття рішень у реальному часі	Обмежено	Частково	Частково	Так	Так
Відкритість алгоритмів	Ні	Ні	Ні	Так	Так
Інтеграція з інверторами і інших виробників	Обмежена	Обмежена	Обмежена	Широка	Гнучка

Кінець таблиці 1.1

Доступ через веб-браузер	Так	Так	Так	Так	Так
Кросплатформеність	Так (через хмару)	Так	Так	Так	Так
Підтримка малопотужного обладнання	Ні	Ні	Ні	Обмежено	Так (Raspberry Pi)
Зберігання історичних даних	Так	Так	Так	Так	Так
Виявлення аномалій	Обмежене, закрите	Обмежене	Обмежене	Реалізується користувачем	Реалізоване
Простота модифікації	Низька	Низька	Низька	Середня	Висока
Залежність від виробника	Висока	Висока	Висока	Низька	Низька

У результаті аналізу було виявлено низку обмежень існуючих підходів, серед яких – складність інтеграції з іншими системами, залежність від рішень з закритим серцевим кодом протоколів, обмежені можливості масштабування та високі вимоги до обчислювальних ресурсів [20]. Також було відзначено, що багато рішень не забезпечували зручного доступу без обмежень по цільовим платформам та вимагали використання спеціалізованого програмного забезпечення.

На тлі розглянутих аналогів було сформульовано переваги даного проєкту кіберфізичної системи прийняття рішень. До основних переваг належали відкритість архітектури та програмної реалізації, простота інтеграції з іншими системами, можливість роботи в режимі реального часу та доступ до системи через

веб-браузер, що забезпечувало доступ на багатьох платформах без обмежень. Окремо було відзначено можливість розміщення проєкту на малопотужному апаратному забезпеченні, зокрема на платформах типу Raspberry Pi або аналогічних вбудованих системах [21].

Таким чином, проведений аналіз кіберфізичних систем прийняття рішень дозволив виявити ключові недоліки існуючих підходів і обґрунтувати вибір архітектурних та алгоритмічних рішень, покладених в основу даного проєкту.

1.4 Висновки до першого розділу

У процесі аналізу було детально обґрунтовано, чому дослідження слід зосередити на інформаційних та алгоритмічних аспектах керування. Ці аспекти відіграють вирішальну роль у забезпеченні високої ефективності роботи сонячних енергетичних установок, особливо в умовах нестабільного зовнішнього середовища. Змінні параметри, такі як інтенсивність сонячного випромінювання, температурні коливання або атмосферні явища, вимагають постійного моніторингу та оперативного реагування, що можливо лише за умови використання сучасних методів обробки даних та алгоритмів керування.

Дослідження показало, що сучасні кіберфізичні системи керування сонячними панелями потребують комплексного підходу до обробки та аналізу даних. Такий підхід дозволяє забезпечити адаптивність системи до змін зовнішніх умов, стійкість до можливих збурень та оптимальність режимів роботи. Аналіз предмета дослідження виявив, що комбінація класичних методів оптимізації з сучасними алгоритмами машинного навчання та штучного інтелекту створює передумови для значного підвищення продуктивності сонячних панелей. Це досягається завдяки зменшенню енергетичних втрат, підвищенню надійності функціонування системи та здатності оперативно реагувати на зміни зовнішніх факторів, таких як сонячна радіація, температура або інші параметри навколишнього середовища. Особлива увага була приділена здатності алгоритмів не лише реагувати на поточні зміни, але й прогнозувати можливі відхилення від

оптимальних режимів роботи, що дозволяє запобігати потенційним проблемам ще на етапі їх виникнення.

Сформульована мета дипломної роботи відображала необхідність створення ефективної кіберфізичної системи керування, яка базувалася б на узгодженій взаємодії апаратних і програмних компонентів. Наведена система мала б використовувати сучасні методи аналізу даних для забезпечення максимальної ефективності роботи. Поставлені завдання були логічно пов'язані з метою дослідження та охоплювали всі ключові етапи – від аналізу існуючих підходів і методів керування до розроблення моделі системи та оцінювання ефективності запропонованих рішень.

Окремо було визначено вхідні умови та обмеження, що надало дослідженню прикладного характеру. Урахування параметрів зовнішнього середовища, технічних характеристик обладнання, обмежених обчислювальних ресурсів та вимог до надійності дозволило орієнтувати розроблювані алгоритми керування на реальні умови експлуатації. Це підвищувало практичну цінність отриманих результатів, роблячи їх придатними для використання в реальних сонячних енергетичних системах. Врахування цих факторів забезпечувало не лише теоретичну обґрунтованість, але й практичну доцільність розроблених рішень.

Таким чином було сформовано міцне теоретичне та методологічне підґрунтя для подальших етапів виконання роботи. Чітке визначення предмета дослідження, мети, завдань, а також вхідних умов і обмежень створило основу для розроблення та дослідження кіберфізичної системи керування сонячними панелями. Ця система була спрямована на підвищення ефективності, адаптивності та стабільності її функціонування, що є критично важливим для сучасних енергетичних установок.

2 МОДЕЛЮВАННЯ ЗАСОБІВ ТА ВИМОГ ДО КІБЕРФІЗИЧНОЇ СИСТЕМИ

2.1 Модель структури кіберфізичної системи керування

Побудова ефективної кіберфізичної системи керування сонячною енергетичною установкою потребує переходу від загального опису її компонентів до формалізованої структурної моделі, яка дозволяє однозначно визначити взаємозв'язки між елементами системи, напрямки потоків даних та механізми впливу на об'єкт керування. Такий підхід забезпечує можливість подальшого аналізу, оптимізації та реалізації системи у вигляді програмно-апаратного комплексу.

Структурна модель кіберфізичної системи формується на основі її поділу на три взаємопов'язані рівні: фізичний, інформаційний та керуючий. Фізичний рівень включає безпосередньо об'єкт керування, яким є сонячна енергетична установка, що складається з фотоелектричних панелей, інвертора та допоміжного обладнання. На цьому рівні відбуваються процеси генерації електроенергії, які визначаються фізичними законами та залежать від зовнішніх умов, таких як інсоляція та температура [22].

Інформаційний рівень забезпечує збір, передачу та попередню обробку даних, що характеризують стан фізичної системи. До нього належать сенсори, засоби вимірювання, а також комунікаційні інтерфейси, які передають дані до обчислювальних модулів. На цьому рівні формується інформаційне представлення стану системи у вигляді набору параметрів, які можуть бути використані для подальшого аналізу. Важливим аспектом є забезпечення узгодженості та синхронізації даних, що надходять із різних джерел.

Керуючий рівень відповідає за обробку отриманої інформації, прийняття рішень та формування керуючих впливів. Він включає алгоритмічні модулі аналізу даних, експертні системи, а також засоби формування сигналів керування, які передаються до фізичного рівня. На цьому рівні реалізується логіка функціонування всієї системи, яка визначає її ефективність та адаптивність.

Взаємодія між зазначеними рівнями реалізується через потоки даних, які мають чітко визначену структуру та напрямок. Потік даних від фізичного рівня до інформаційного включає виміряні значення параметрів системи, такі як напруга, струм, температура та рівень інсоляції. Ці дані передаються до інформаційного рівня, де проходять первинну обробку, після чого у вигляді структурованих повідомлень надходять до керуючого рівня.

У зворотному напрямку передається керуючий вплив, який формується на основі результатів аналізу та прийняття рішень. Цей вплив реалізується у вигляді сигналів керування, що змінюють режими роботи інвертора або інших виконавчих механізмів. Таким чином, формується замкнений цикл керування, у якому інформаційні та фізичні процеси взаємодіють між собою [23].

Для формалізації структури системи доцільно представити її у вигляді орієнтованого графа, вершинами якого є окремі функціональні модулі, а ребрами – інформаційні або керуючі зв'язки між ними. Такий підхід дозволяє чітко визначити залежності між компонентами та проаналізувати шляхи передачі даних. Узагальнену структурну модель системи у вигляді графа взаємодії модулів наведено на рисунку 2.1.

У представлений моделі кожен вузол відповідає окремому компоненту системи, наприклад модулю збору даних, модулю аналізу або модулю керування. Ребра графа відображають напрямки передачі інформації, що дозволяє формально описати процес обробки даних як послідовність перетворень. Наведена форма подання є зручною для подальшого використання методів теорії графів та системного аналізу.

Формалізація потоків даних також передбачає визначення їх типів та характеристик. Кожен потік може бути описаний як функція часу, що відображає зміну певного параметра або набору параметрів [24]. Наприклад, потік вимірювань напруги може бути представлений як дискретна послідовність значень, отриманих із певною частотою. У свою чергу, потік керуючих сигналів визначається як функція, що змінює стан системи відповідно до прийнятих рішень.

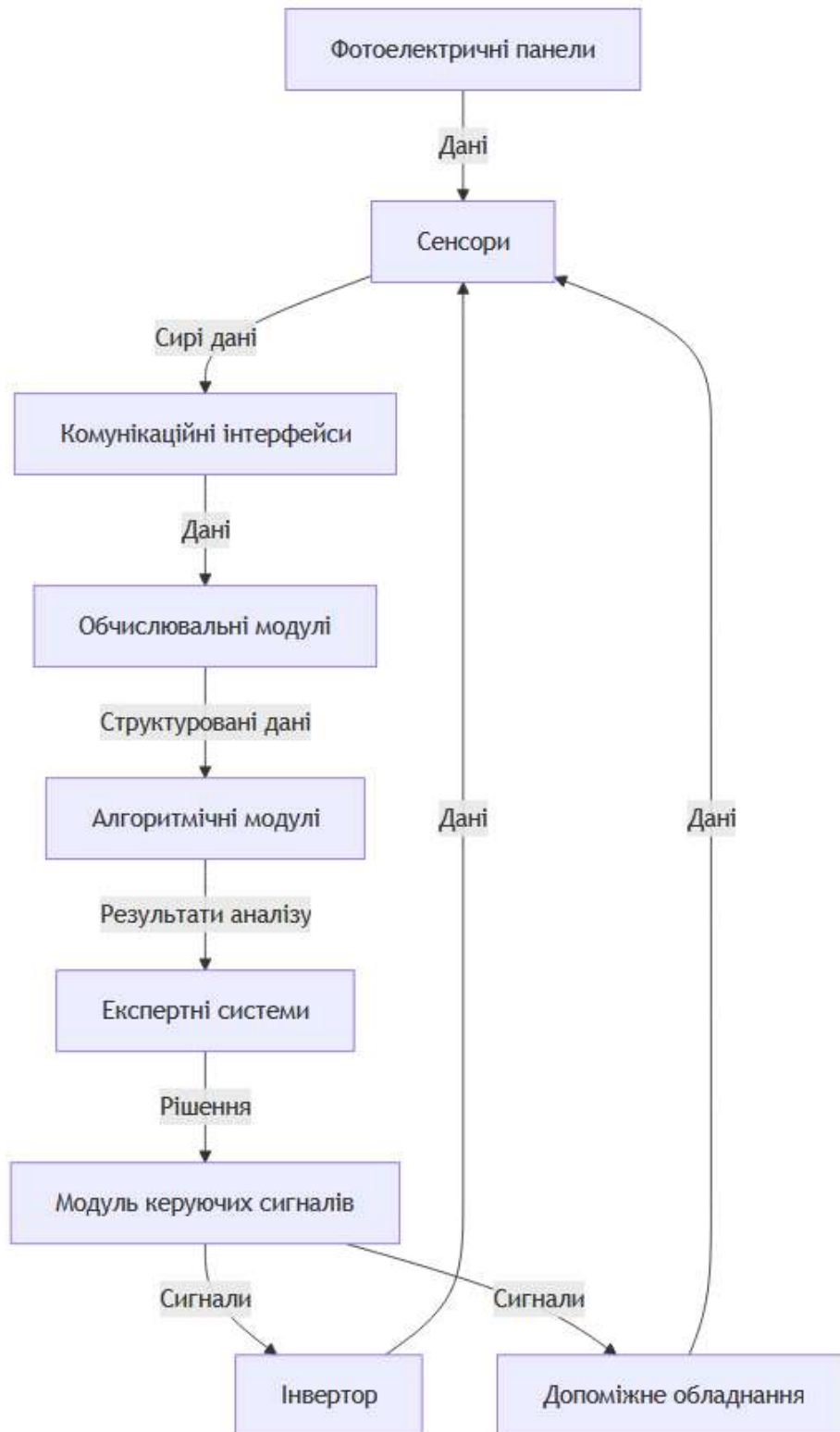


Рисунок 2.1 – Структурна модель кіберфізичної системи у вигляді орієнтованого графа з відображенням рівнів та потоків даних

Таким чином, побудована модель структури кіберфізичної системи керування дозволяє перейти від інтуїтивного розуміння її роботи до формального

опису, який враховує як фізичні процеси, так і інформаційні зв'язки. Це створює основу для подальшого моделювання поведінки системи, аналізу її ефективності та розроблення алгоритмів керування, що забезпечують досягнення поставлених цілей у реальних умовах експлуатації.

2.2 Математична модель об'єкта керування

Побудова математичної моделі об'єкта керування є необхідним етапом формалізації кіберфізичної системи, оскільки вона визначає характер взаємозв'язків між фізичними параметрами сонячної енергетичної установки та дозволяє перейти до розроблення алгоритмів керування. У даному випадку об'єктом керування виступає фотоелектрична система, поведінка якої визначається нелінійними залежностями між напругою, струмом, потужністю, а також зовнішніми факторами, такими як інсоляція та температура.

В основі математичного опису лежить рівняння, яке визначає вольт-амперну характеристику фотоелектричної панелі. Дана характеристика відображає залежність струму від напруги та параметрів навколишнього середовища. З урахуванням фізичних властивостей фотоелемента ця залежність описується нелінійною функцією, що враховує фотострум, струм насичення та внутрішні опори. Введення такої моделі дозволяє описати реальну поведінку системи з достатньою точністю для задач керування [25].

Визначення 2.1. Вольт-амперна характеристика фотоелектричної панелі була представлена у вигляді:

$$I = I_{ph} - I_0 \left(\frac{V + I \cdot R_s}{n \cdot V_t} - 1 \right) - \frac{V + I \cdot R_s}{R_{sh}}, \quad (2.1)$$

де: I – струм панелі (А);

V – напруга панелі (В);

I_{ph} – фотострум (А), що залежить від інсоляції;

I_0 – струм насичення (А);

R_s – послідовний опір (Ом);

R_{sh} – шунтуючий опір (Ом);

n – коефіцієнт ідеальності;

V_t – теплова напруга (В).

Отримане рівняння визначає нелінійний характер системи, що ускладнює процес керування та обґрунтовує необхідність використання спеціалізованих методів оптимізації.

На основі вольт-амперної характеристики визначається залежність потужності від напруги та струму [26]. Потужність є ключовим показником ефективності роботи системи, оскільки вона характеризує кількість енергії, що генерується у даний момент часу.

Визначення 2.2. Потужність фотоелектричної системи визначається як:

$$P = V \cdot I, \quad (2.2)$$

де: P – потужність (Вт);

V – напруга (В);

I – струм (А).

Ця залежність дозволяє перейти до аналізу функції потужності як функції напруги або струму. У зв'язку з нелінійністю рівняння (2.1), функція потужності має екстремум, що відповідає точці максимальної потужності. Це створює основу для постановки задачі керування як задачі оптимізації.

Залежності між основними параметрами системи можуть бути представлені у вигляді функціональних співвідношень, що відображають взаємозв'язок між напругою, струмом та потужністю. Такі представлення дозволяють аналізувати поведінку системи з різних точок зору та обирати найбільш зручну форму для реалізації алгоритмів керування [27].

Графічна інтерпретація цих залежностей демонструє характер зміни струму та потужності в залежності від напруги, що є важливим для розуміння принципів

роботи системи відображена на рисунку 2.2. Аналіз таких характеристик дозволяє визначити області ефективної роботи та поведінку системи при зміні умов.

Вольт-амперна та вольт-ватна характеристики фотоелектричної панелі

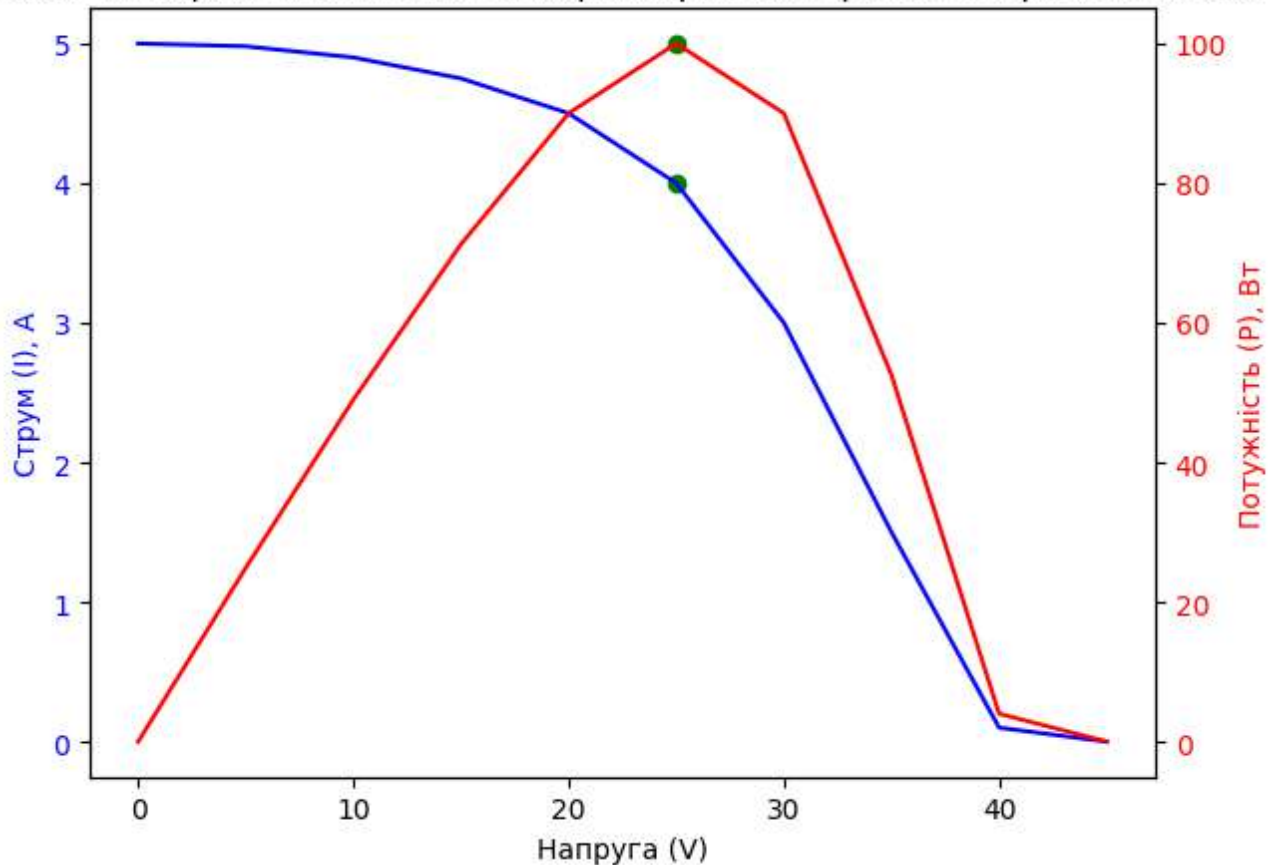


Рисунок 2.2 – Вольт-амперна та вольт-ватна характеристики фотоелектричної панелі, що ілюструють наявність точки максимальної потужності

Суттєвий вплив на параметри системи здійснюють зовнішні фактори, серед яких основними є інсоляція та температура. Інсоляція безпосередньо впливає на величину фотоструму, що призводить до зміни рівня струму при фіксованій напрузі. Зі зростанням інсоляції вольт-амперна характеристика зміщується вгору, що супроводжується збільшенням максимальної потужності [28]. Температура, у свою чергу, впливає на параметри напруги, зокрема зменшує напругу холостого ходу, що призводить до зміщення точки максимальної потужності.

Для врахування впливу інсоляції та температури було введено відповідні залежності фотоструму. Це дозволяє адаптувати модель до реальних умов експлуатації та забезпечити більш точне відображення поведінки системи. Водночас повна модель є складною для безпосереднього використання у реальному часі, що зумовлює необхідність її спрощення.

Спрощення математичної моделі полягає у зменшенні кількості параметрів та апроксимації складних залежностей більш простими функціями. Зокрема, у практичних алгоритмах керування часто використовується локальна лінеаризація характеристики в околі робочої точки або використання емпіричних залежностей, що дозволяють оцінити зміну потужності без обчислення експоненційних функцій [29]. Такий підхід значно знижує обчислювальну складність та забезпечує можливість реалізації алгоритмів на обмежених обчислювальних ресурсах.

Додатково вводяться припущення щодо сталості деяких параметрів на коротких інтервалах часу, що дозволяє розглядати систему як квазістаціонарну. Це є обґрунтованим для більшості практичних випадків, оскільки зміни інсоляції та температури відбуваються повільніше порівняно з частотою роботи системи керування.

Таким чином, побудована математична модель об'єкта керування відображає основні фізичні процеси, що відбуваються у фотоелектричній системі, та встановлює формальні залежності між її параметрами. Вона створює основу для розроблення алгоритмів керування, зокрема методів пошуку точки максимальної потужності, а також забезпечує можливість подальшого вдосконалення системи шляхом інтеграції адаптивних та інтелектуальних підходів.

2.3 Модель процесу керування в кіберфізичній системі

Формалізація процесу керування в кіберфізичній системі передбачає перехід від опису окремих компонентів до узагальненої моделі, яка відображає взаємодію між станом системи, керуючими впливами та результатами функціонування у часовій області. Такий підхід дозволяє представити процес керування як

послідовність перетворень інформації, що забезпечують досягнення заданої мети функціонування системи.

У загальному вигляді процес керування може бути описаний як відображення стану системи у керуючий вплив із подальшою зміною цього стану. Це означає, що поточний стан системи визначає вибір керуючого сигналу, який, у свою чергу, впливає на подальшу еволюцію системи [30]. Наведена залежність формалізується через введення функціонального відображення між станом та керуванням.

Визначення 2.3. Процес керування було представлено у вигляді відображення:

$$U(t) = F(X(t)), \quad (2.3)$$

де: $X(t)$ – вектор стану системи у момент часу t ;

$U(t)$ – керуючий вплив;

F – функція прийняття рішень.

Дане співвідношення визначає правило формування керуючого сигналу на основі поточного стану системи. Водночас сам стан системи змінюється під впливом як керування, так і зовнішніх факторів, що обумовлює необхідність введення динамічної моделі.

Визначення 2.4. Динаміка системи описується залежністю:

$$X(t + \Delta t) = G(X(t), U(t), W(t)), \quad (2.4)$$

де: Δt – інтервал часу;

G – функція переходу стану;

$W(t)$ – зовнішні впливи, зокрема інсоляція та температура.

Таким чином, процес керування набуває вигляду замкненого циклу, в якому стан системи визначає керуючий вплив, а керуючий вплив визначає новий стан. Це дозволяє представити функціонування кіберфізичної системи як ітераційний процес, що повторюється у часі.

Загальна схема керування відображає взаємозв'язок між об'єктом керування, сенсорною підсистемою, обчислювальним модулем та виконавчими механізмами, що формують замкнений контур керування. У відповідній структурній інтерпретації показано, як дані про стан системи надходять до модуля прийняття рішень, після чого формується керуючий сигнал, що впливає на об'єкт [31]. Наведена схема дозволяє чітко визначити місце кожного етапу у загальному процесі керування.

Процес прийняття рішень у кіберфізичній системі має циклічний характер і складається з послідовності етапів, які виконуються з певною періодичністю. На кожній ітерації здійснюється вимірювання параметрів системи, формування вектора стану, аналіз отриманих даних, вибір керуючого впливу та його застосування. Після цього система переходить у новий стан, що знову підлягає аналізу. Такий підхід забезпечує безперервне оновлення інформації та адаптацію до змін умов функціонування.

Особливістю кіберфізичних систем є те, що процес керування реалізується у дискретному часі, що обумовлено обмеженнями обчислювальних ресурсів та частотою оновлення даних [32]. Це означає, що безперервний процес змінюється на послідовність дискретних кроків, на кожному з яких приймається окреме рішення. У зв'язку з цим вводиться дискретизована форма моделі керування.

Визначення 2.5. Дискретна модель процесу керування має вигляд:

$$X_{k+1} = G(X_k, U_k, W_k), \quad (2.5)$$

де: k – номер дискретного кроку;

X_k – стан системи на k -му кроці;

U_k – керуючий вплив на k -му кроці;

W_k – зовнішні впливи.

Дискретизація часу дозволяє реалізувати алгоритми керування у вигляді програмних процедур, що виконуються з певною частотою. Вибір інтервалу дискретизації є критичним фактором, оскільки занадто великий інтервал

призводить до втрати точності керування, тоді як занадто малий збільшує обчислювальне навантаження.

У контексті сонячної енергетичної установки дискретний характер керування проявляється у періодичному оновленні значень струму, напруги та потужності, а також у зміні керуючого сигналу інвертора або DC-DC перетворювача. Це дозволяє системі адаптуватися до змін інсоляції та температури у режимі, близькому до реального часу.

Таким чином, модель процесу керування в кіберфізичній системі являє собою формалізований опис замкненого циклу взаємодії між станом системи та керуючими впливами. Вона поєднує безперервну природу фізичних процесів із дискретною реалізацією алгоритмів керування, що створює основу для подальшого синтезу ефективних методів прийняття рішень та їх програмної реалізації.

2.4 Вимоги до моделі та алгоритмів керування

Формування вимог до математичної моделі та алгоритмів керування є завершальним етапом побудови теоретичної основи кіберфізичної системи, оскільки на цьому етапі визначаються обмеження та критерії, яким повинні відповідати всі подальші методи обробки даних і прийняття рішень. Встановлені вимоги забезпечують узгодженість між фізичними процесами, інформаційною складовою та алгоритмічним забезпеченням системи, а також визначають допустимі межі спрощення моделі та складності алгоритмів.

Однією з ключових вимог є забезпечення достатньої точності математичної моделі. Оскільки фотоелектрична система характеризується нелінійною поведінкою та залежністю від зовнішніх факторів, модель повинна адекватно відображати зміни вольт-амперної характеристики та положення точки максимальної потужності [33]. Недостатня точність призводить до систематичних помилок у визначенні оптимального режиму, що, у свою чергу, знижує ефективність генерації. Водночас надмірна деталізація моделі може ускладнити її

використання у реальному часі, тому необхідно досягти балансу між точністю та обчислювальною складністю.

Визначення 2.6. Оцінювання точності моделі може бути формалізовано через відхилення між розрахованими та фактичними значеннями вихідних параметрів. У цьому контексті вводиться функціонал похибки, який визначає якість моделі. Похибка моделі була представлена у вигляді:

$$E = |P_{real} - P_{model}|, \quad (2.6)$$

де: P_{real} – фактична потужність системи (Вт);

P_{model} – потужність, визначена за моделлю (Вт);

E – абсолютна похибка.

Мінімізація цієї похибки є необхідною умовою забезпечення ефективного керування, оскільки на основі модельних оцінок приймаються рішення.

Іншою важливою вимогою є швидкодія алгоритмів керування, яка визначає здатність системи реагувати на зміни зовнішніх умов. У кіберфізичних системах, що працюють у режимі реального часу, затримки у прийнятті рішень можуть призводити до втрати енергії або нестабільності роботи [34]. Швидкодія визначається як час, необхідний для обробки даних та формування керуючого впливу, і повинна бути узгоджена з частотою дискретизації системи.

Визначення 2.7. Час реакції системи визначається як:

$$T_r = t_{out} - t_{in}, \quad (2.7)$$

де: t_{in} – момент надходження вхідних даних;

t_{out} – момент формування керуючого сигналу;

T_r – час реакції.

Зменшення часу реакції дозволяє системі оперативно змінювати режим роботи та підтримувати оптимальні параметри навіть при швидких змінах інсоляції.

Адаптивність системи є ще однією визначальною вимогою, що обумовлена змінним характером середовища функціонування. Сонячна енергетична установка працює в умовах, де параметри зовнішнього середовища змінюються непередбачувано, тому алгоритми керування повинні мати здатність підлаштовуватися до нових умов без необхідності ручного налаштування. Це досягається шляхом використання адаптивних механізмів, які змінюють параметри алгоритму залежно від поточного стану системи.

Адаптивність може бути інтерпретована як здатність системи змінювати функцію керування FFF у залежності від накопиченої інформації, що дозволяє підвищити точність та ефективність у довгостроковій перспективі. У цьому контексті модель та алгоритми повинні бути достатньо гнучкими для інтеграції додаткових джерел інформації, зокрема прогнозних даних або результатів машинного навчання.

Важливою вимогою є також забезпечення працездатності системи в умовах невизначеності. Реальні дані, що надходять від сенсорів, містять шум, а зовнішні фактори не можуть бути точно передбачені. Це призводить до того, що система керування повинна працювати з неповною або неточною інформацією. У таких умовах необхідно забезпечити стійкість алгоритмів до помилок вимірювання та випадкових збурень.

Для формалізації цієї вимоги вводиться поняття робастності, яка характеризує здатність системи зберігати працездатність при наявності невизначеностей. У загальному вигляді це означає, що зміна вхідних параметрів у певних межах не повинна призводити до значного погіршення якості керування.

Загальна взаємодія між зазначеними вимогами може бути представлена у вигляді узагальненої схеми, що відображає компроміс між точністю, швидкодією та адаптивністю, а також вплив невизначеностей на процес. Наведена схема демонструє, що підвищення одного з показників може призводити до зниження іншого, що обумовлює необхідність комплексного підходу до проектування системи [36].

Таким чином, сформульовані вимоги визначають обмеження, у межах яких повинні розроблятися методи керування, що розглядаються у наступному розділі. Забезпечення достатньої точності моделі, високої швидкодії алгоритмів, адаптивності до змін умов та стійкості до невизначеностей є критичними факторами, які визначають ефективність функціонування кіберфізичної системи керування сонячною енергетичною установкою.

2.5 Узагальнена модель кіберфізичної системи

На завершальному етапі моделювання формується узагальнена модель кіберфізичної системи керування сонячною енергетичною установкою, яка інтегрує всі раніше розглянуті підмоделі в єдину формалізовану структуру. Ця модель дозволяє представити систему як цілісний об'єкт, у якому фізичні процеси, інформаційні потоки та алгоритми керування взаємодіють у межах замкненого циклу.

Узагальнення полягає у поєднанні математичної моделі об'єкта керування, моделі структури системи та моделі процесу керування. Це дозволяє перейти від окремих описів до системного представлення, у якому кожен компонент має чітко визначену роль та взаємозв'язки з іншими компонентами[37]. В результаті формується абстрактна модель, яка відображає повний цикл функціонування системи від надходження даних до формування керуючих рішень та оцінювання їх ефективності.

У загальному вигляді функціонування системи може бути представлено як послідовність перетворень, що реалізують ланцюг «вхід => обробка => керування => оцінка». Вхідні дані формуються на основі вимірювань фізичних параметрів системи, таких як інсоляція, температура, напруга та струм [38]. Ці дані надходять до інформаційного рівня, де проходять етапи фільтрації, нормалізації та агрегування. Після цього сформований вектор стану передається до керуючого рівня, де здійснюється аналіз та прийняття рішень.

Визначення 2.8. Формалізація такого процесу передбачає введення узагальненого відображення, яке описує взаємозв'язок між усіма етапами обробки інформації. Узагальнена модель кіберфізичної системи була представлена у вигляді:

$$Y(t) = H(X(t), U(t), W(t)), \quad (2.8)$$

де: $X(t)$ – вектор стану системи;

$U(t)$ – керуючий вплив;

$W(t)$ – зовнішні впливи;

$Y(t)$ – вихідні параметри системи;

H – узагальнена функція, що описує поведінку системи.

Це співвідношення дозволяє розглядати систему як єдину функціональну залежність, що об'єднує всі внутрішні процеси. При цьому кожен із компонентів моделі може бути деталізований окремо, що забезпечує гнучкість у побудові та аналізі системи.

Взаємодія компонентів системи реалізується через замкнений контур керування, у якому результати функціонування системи впливають на подальші керуючі рішення. Вихідні параметри, зокрема потужність та ефективність, використовуються для оцінювання якості роботи системи та корекції алгоритмів керування. Це створює механізм зворотного зв'язку, який є ключовим елементом кіберфізичних систем.

Узагальнена структура системи, що відображає взаємодію між етапами збору даних, їх обробки, формування керуючих впливів та оцінювання результатів, представлена у вигляді відповідної схеми [39]. Дана схема демонструє, як інформаційні та фізичні процеси інтегруються у єдину систему.

Важливою складовою узагальненої моделі є блок оцінювання, який забезпечує аналіз ефективності прийнятих рішень. На цьому етапі здійснюється порівняння фактичних результатів із очікуваними, що дозволяє визначити якість

керування та виявити можливі відхилення. Отримана інформація використовується для корекції параметрів моделі та алгоритмів, що забезпечує адаптивність системи.

Узагальнена модель також враховує дискретний характер реалізації алгоритмів керування. Це означає, що всі процеси розглядаються як послідовність дискретних кроків, на кожному з яких виконується повний цикл обробки інформації та прийняття рішень. Такий підхід дозволяє реалізувати систему у вигляді програмного забезпечення, що працює в режимі реального часу.

Таким чином, сформована узагальнена модель кіберфізичної системи поєднує всі ключові аспекти її функціонування та створює цілісне представлення процесів, що відбуваються у системі. Вона визначає структуру взаємодії компонентів, формалізує потоки даних та забезпечує основу для подальшого розроблення методів і технологій керування, що розглядаються у наступному розділі.

2.6 Висновки до другого розділу

У підсумку другого розділу дипломної роботи було сформовано комплексну концептуальну основу кіберфізичної системи керування сонячною енергетичною установкою, яка поєднує структурні, математичні та функціональні моделі з чітко визначеними вимогами до алгоритмічного забезпечення. Розроблена структурна модель дала змогу систематизувати архітектуру об'єкта, виділивши фізичний, інформаційний та керуючий рівні, що забезпечило прозорість потоків даних, формалізацію взаємодії між компонентами та замкненість контуру керування як базову умову стабільності роботи. Такий підхід дозволив не лише окреслити логіку функціонування системи, але й створити основу для її масштабування та інтеграції з іншими енергетичними чи інформаційними платформами.

Математична модель фотоелектричної установки, побудована на основі вольт-амперної характеристики, врахувала вплив інсоляції та температури, що визначають динаміку роботи сонячних панелей. Виявлений нелінійний характер об'єкта керування та наявність точки максимальної потужності задали постановку

задачі у вигляді оптимізаційної проблеми, де пошук оптимального режиму роботи стає ключовим завданням для підвищення енергоефективності. Це створює підґрунтя для застосування сучасних методів оптимізації та адаптивного керування, здатних реагувати на змінні зовнішні умови.

Формалізація процесу керування у вигляді динамічної та дискретної моделі надала можливість описати систему як ітераційний процес у часовій області, що відкриває перспективи для програмної реалізації та впровадження алгоритмів у реальному часі. Такий підхід дозволяє враховувати як миттєві зміни стану системи, так і довготривалі тенденції, забезпечуючи баланс між швидкодією та стійкістю.

Визначені вимоги до алгоритмів керування – точність, швидкодія, адаптивність та робастність – підкреслили необхідність компромісу між складністю моделі та обчислювальною ефективністю. Це особливо важливо для роботи в умовах невизначеності та змінних зовнішніх факторів, де система повинна залишатися стабільною та ефективною, не перевантажуючи обчислювальні ресурси. Таким чином, було закладено основу для створення алгоритмів, здатних працювати в режимі реального часу та забезпечувати надійність функціонування установки.

Узагальнена модель кіберфізичної системи інтегрувала всі попередні напрацювання в єдину функціональну структуру, яка відображає повний цикл «вхід–обробка–керування–оцінка». Вона забезпечує цілісне представлення процесів взаємодії фізичного об'єкта, інформаційної інфраструктури та алгоритмів прийняття рішень, створюючи основу для подальшого розвитку системи у напрямку інтелектуалізації та автоматизації.

3 МЕТОД ТА ТЕХНОЛОГІЇ ВИРІШЕННЯ ЗАДАЧ КЕРУВАННЯ

3.1 Оптимізація керуючих рішень на основі вдосконалених математичних моделей

У процесі розроблення кіберфізичної системи керування сонячними панелями було встановлено, що ефективність прийняття керуючих рішень безпосередньо залежить від точності математичної моделі, яка описує поведінку фотоелектричної системи. Базові моделі, що використовуються у класичних підходах, хоча і дозволяють відобразити загальні закономірності, не враховують повною мірою вплив динамічних факторів, таких як швидкі зміни інсоляції, температурні коливання та внутрішні втрати. Це зумовило необхідність уточнення математичного опису системи та побудови методу оптимізації, який базується на більш точному представленні фізичних процесів.

Визначення 3.1. Удосконалена модель фотоелектричної системи була сформована на основі класичної діодної моделі, однак із врахуванням залежності параметрів від температури та умов освітлення. Зокрема, фотострум розглядався як функція інсоляції та температури, що дозволяло більш точно описати зміну генерації у реальних умовах:

$$I_{ph} = k_G \cdot G \cdot \left(1 + \alpha_T (T - T_{ref})\right), \quad (3.1)$$

де G – рівень інсоляції, T – температура, T_{ref} – опорна температура, k_G та α_T – емпіричні коефіцієнти. Такий підхід дозволив врахувати вплив температурного дрейфу на генерацію струму, що є суттєвим фактором при роботі сонячних панелей.

На відміну від спрощених моделей, у яких опори вважаються сталими, в удосконаленій моделі було враховано їх варіативність, що залежить від режиму роботи системи. Це дозволило більш точно описати втрати енергії та їх вплив на загальну ефективність. Таким чином, отримана модель є нелінійною та

параметрично змінною, що ускладнює процес керування, але забезпечує більш високу точність оцінювання стану системи.

Оптимізація керуючих рішень у такій системі базується на задачі знаходження точки максимальної потужності, яка змінюється у часі. Класичні методи відстеження максимальної потужності, такі як *perturb and observe*, мають обмеження, пов'язані з коливаннями навколо оптимальної точки та низькою швидкістю реакції на різкі зміни умов. У межах даної роботи було реалізовано вдосконалений підхід, який поєднує аналітичну оцінку похідної потужності з прогнозною інформацією про зміну зовнішніх параметрів.

Визначення 3.2. Умову оптимальності було представлено у вигляді:

$$\frac{dV}{dP} = I + V \frac{dV}{dI}, \quad (3.2)$$

де: V – напруга (В);

I – струм (А);

dP – нескінченно мала зміна потужності;

dV – нескінченно мала зміна напруги;

dI – нескінченно мала зміна струму.

Однак, на відміну від класичного підходу, у даній реалізації похідна не обчислюється лише на основі поточних значень, а уточнюється з урахуванням згладжених та прогнозованих параметрів. Це дозволяє зменшити вплив шумів та уникнути хибних переходів у разі короткочасних змін.

Метод вибору робочої точки базується на комбінованому підході, де використовується як локальний аналіз зміни потужності, так і оцінка глобальної тенденції. У практичній реалізації це означає, що система не лише реагує на зміну поточних значень, але й враховує напрямок зміни інсоляції та температури. Таким чином, якщо прогнозується зростання інсоляції, система може заздалегідь змістити робочу точку у відповідному напрямку, що дозволяє зменшити час досягнення оптимального режиму.

Додатковим покращенням стало введення адаптивного кроку зміни керуючого параметра. У класичних методах крок зміни є фіксованим, що призводить або до повільної реакції, або до значних коливань. У запропонованому методі величина кроку визначається на основі градієнта функції потужності, що дозволяє забезпечити швидке наближення до оптимальної точки при значних відхиленнях та плавну стабілізацію у її околі.

Визначення 3.3. Узагальнюючи, керуючий вплив формується як функція поточного стану системи та оцінки зміни потужності:

$$u(t) = u(t - 1) + k \cdot \phi \left(\frac{dV}{dP} \right), \quad (3.3)$$

де k – адаптивний коефіцієнт, а ϕ – функція, що визначає напрямок та величину зміни керуючого сигналу. Наведела формалізація дозволяє забезпечити гнучкість системи керування та її здатність адаптуватися до змін умов експлуатації.

Застосування вдосконаленої математичної моделі та оптимізаційного методу дозволило суттєво підвищити ефективність керування сонячною енергетичною установкою. Зокрема, було досягнуто зменшення часу виходу на оптимальний режим, зниження амплітуди коливань потужності та підвищення стабільності роботи системи. Важливою перевагою є також зменшення чутливості до шумів вимірювань та випадкових змін зовнішніх параметрів.

Таким чином, запропонований метод оптимізації керуючих рішень базується на поєднанні уточненої математичної моделі фотоелектричної системи та вдосконаленого підходу до вибору робочої точки. Це дозволяє реалізувати більш точне та адаптивне керування, що є критично важливим для підвищення ефективності сучасних кіберфізичних систем у сфері сонячної енергетики, що є особливо важливо у теперішніх реаліях перебоїв у роботі електростанцій та ліній електропередач.

3.2 Застосування керування на основі експертної системи

У межах розроблення кіберфізичної системи керування сонячними панелями було сформовано метод експертної системи керування, який забезпечує формалізацію процесу прийняття рішень на основі накопичених знань та досвіду функціонування енергетичної установки. Такий підхід дозволяє не лише реагувати на зміни зовнішніх умов, але й прогнозувати можливі сценарії розвитку подій, що підвищує надійність та ефективність роботи системи. На відміну від традиційних математичних моделей, які часто потребують значних обчислювальних ресурсів та точних параметрів, експертна система орієнтована на використання правил для використання у робочому середовищі, що відображають причинно-наслідкові зв'язки між параметрами середовища, станом системи та необхідними керуючими діями.

Основою експертної системи є база знань, яка формується шляхом інтеграції результатів моделювання, експериментальних даних та практичних спостережень за роботою сонячних панелей у різних умовах експлуатації. База знань включає опис типових ситуацій, що виникають у процесі роботи, а також відповідні реакції системи на ці ситуації. Вона охоплює як нормальні режими функціонування, так і граничні або аварійні стани, що дозволяє забезпечити комплексний підхід до керування. Формування бази знань здійснюється шляхом узагальнення залежностей між вхідними параметрами (інсоляція, температура навколишнього середовища, електричні характеристики панелей) та вихідними показниками ефективності (рівень генерації електроенергії, коефіцієнт корисної дії, стабільність роботи).

Структурно база знань організована у вигляді набору продукційних правил типу “умова – дія”. Кожне правило визначає певну залежність між набором вхідних умов та відповідною керуючою дією. Умовна частина правила описує стан системи у термінах значень параметрів або їх співвідношень, тоді як дія визначає зміну керуючого сигналу або режиму роботи. Ця структура дозволяє представити складну поведінку системи у вигляді сукупності локальних залежностей, що

спрощує процес аналізу, модифікації та розширення бази знань. Важливою перевагою є можливість поступового доповнення системи новими правилами без необхідності повної перебудови всієї моделі.

Взаємозв'язок між елементами бази знань та процесом прийняття рішень представлено у вигляді узагальненої структури експертної системи можна побачити на рисунку 3.1, де показано взаємодію фактів, правил та механізму логічного виведення. Робоча пам'ять містить поточні значення параметрів системи, які надходять від сенсорів та аналітичних модулів, тоді як база знань визначає правила, що застосовуються до цих значень. Механізм логічного виведення виконує роль "інтелектуального ядра", яке аналізує факти, виконує співвідношення їх із умовами правил та формує відповідні керуючі дії.

Структура експертної системи з відображенням бази знань, робочої пам'яті та механізму логічного виведення

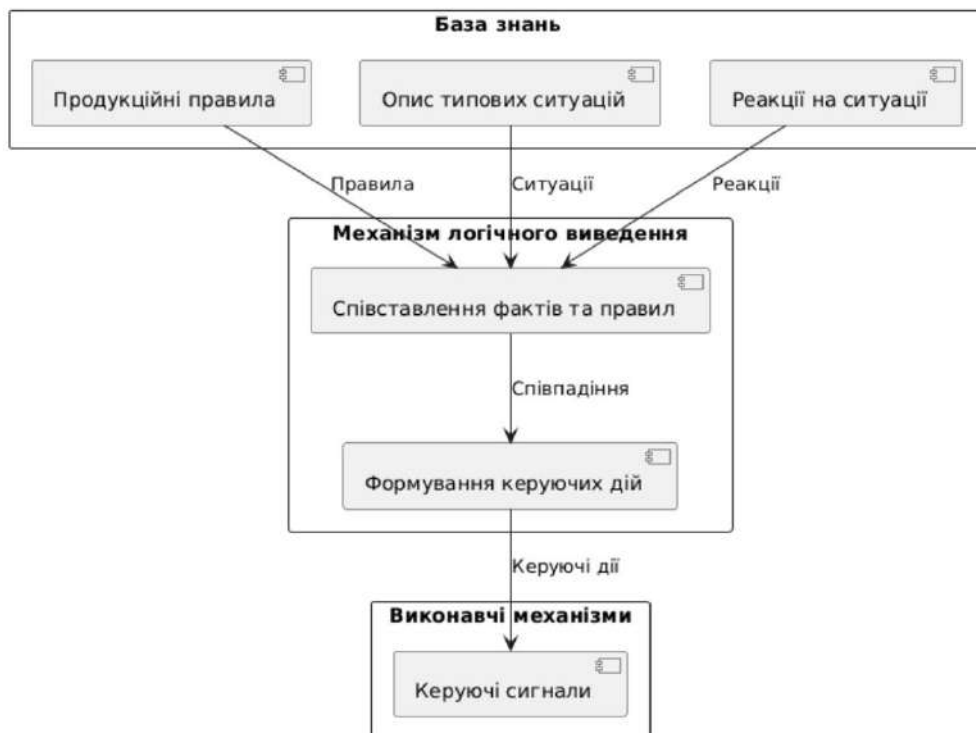


Рисунок 3.1 – Структура експертної системи з відображенням бази знань, робочої пам'яті та механізму логічного виведення

Принцип логічного виведення в експертній системі керування сонячними панелями ґрунтується на послідовному застосуванні правил до наявних фактів, що надходять із сенсорів та аналітичних модулів. У загальному випадку використовується механізм прямого виведення, який передбачає аналіз поточного стану системи, пошук правил, умови яких задовольняються, та активацію відповідних дій. Такий підхід забезпечує оперативність прийняття рішень, що є критично важливим для енергетичних установок, де параметри змінюються динамічно та потребують негайної реакції.

Процес логічного виведення складається з кількох послідовних етапів. Спочатку формується множина активних правил, тобто тих, умови яких відповідають поточним значенням параметрів. Далі здійснюється вибір одного або декількох правил для виконання, після чого відбувається оновлення стану системи відповідно до обраних дій. Завдяки такій циклічній організації процесу система постійно адаптується до змін середовища, підтримуючи стабільність та ефективність роботи.

Особливу увагу приділено вирішенню конфліктних ситуацій, коли одночасно активними є кілька правил. У таких випадках застосовується стратегія вибору, яка визначає порядок їх виконання та запобігає суперечливим діям. Конфлікт може виникати, наприклад, коли одне правило вимагає збільшення навантаження на інвертор, а інше – його зменшення. Для уникнення таких ситуацій система використовує механізми пріоритизації та контекстного аналізу.

Стратегія вибору рішень у запропонованій експертній системі базується на кількох ключових принципах. По-перше, кожному правилу може бути присвоєно ваговий коефіцієнт або рівень важливості, що дозволяє системі віддавати перевагу більш критичним діям. По-друге, враховується поточний стан системи та динаміка його змін, що забезпечує адаптивність процесу вибору. Наприклад, у випадку різкої зміни інсоляції пріоритет отримують правила, які забезпечують швидку реакцію для стабілізації роботи, тоді як у стабільних умовах система орієнтується на мінімізацію коливань та оптимізацію ефективності.

Логіка взаємодії правил та процесу вибору рішень може бути представлена у вигляді узагальненої схеми, зображеної на рисунку 3.2, яка демонструє циклічний характер роботи системи. Циклічність полягає у тому, що кожен новий стан системи формується на основі попереднього та результатів застосування відповідних правил, створюючи замкнений контур керування. Такий контур забезпечує безперервність процесу прийняття рішень: від моменту отримання даних із сенсорів до формування керуючого сигналу, який впливає на роботу сонячних панелей та допоміжних пристроїв. Завдяки цьому система постійно адаптується до змін зовнішніх умов, підтримуючи баланс між швидкістю реакції та стабільністю роботи.

Схема відображає послідовність етапів функціонування експертної системи. На першому етапі відбувається збір даних із сенсорів та аналітичних модулів, які фіксують параметри середовища та стан енергетичної установки. Далі ці дані надходять до робочої пам'яті, де вони порівнюються з умовами правил, що зберігаються у базі знань. Наступним кроком є формування множини активних правил, які відповідають поточному стану системи. Після цього механізм логічного виведення здійснює вибір найбільш релевантних правил, враховуючи їх пріоритетність та контекст застосування. Завершальним етапом є формування керуючого сигналу, який передається на виконавчі пристрої та визначає режим роботи сонячних панелей.

Важливою особливістю такої логіки є здатність системи уникати конфліктів між правилами. Якщо одночасно активними є кілька правил, що пропонують різні дії, застосовується стратегія вибору, яка визначає порядок їх виконання. Це може бути реалізовано через механізм пріоритизації, коли більш критичні правила мають вищий рівень важливості, або через контекстний аналіз, що враховує поточний стан системи та її динаміку. Завдяки цьому експертна система забезпечує узгоджене функціонування, не допускаючи суперечливих рішень.

Таким чином, принцип логічного виведення та стратегія вибору рішень створюють основу для ефективної роботи експертної системи. Вони дозволяють їй оперативно реагувати на зміни зовнішніх умов, уникати конфліктів між правилами

та підтримувати оптимальний режим роботи сонячної енергетичної установки. Це забезпечує гнучкість та адаптивність системи, яка здатна працювати в умовах невизначеності та динамічних змін середовища, гарантуючи стабільне виробництво електроенергії та підвищення загальної ефективності керування.

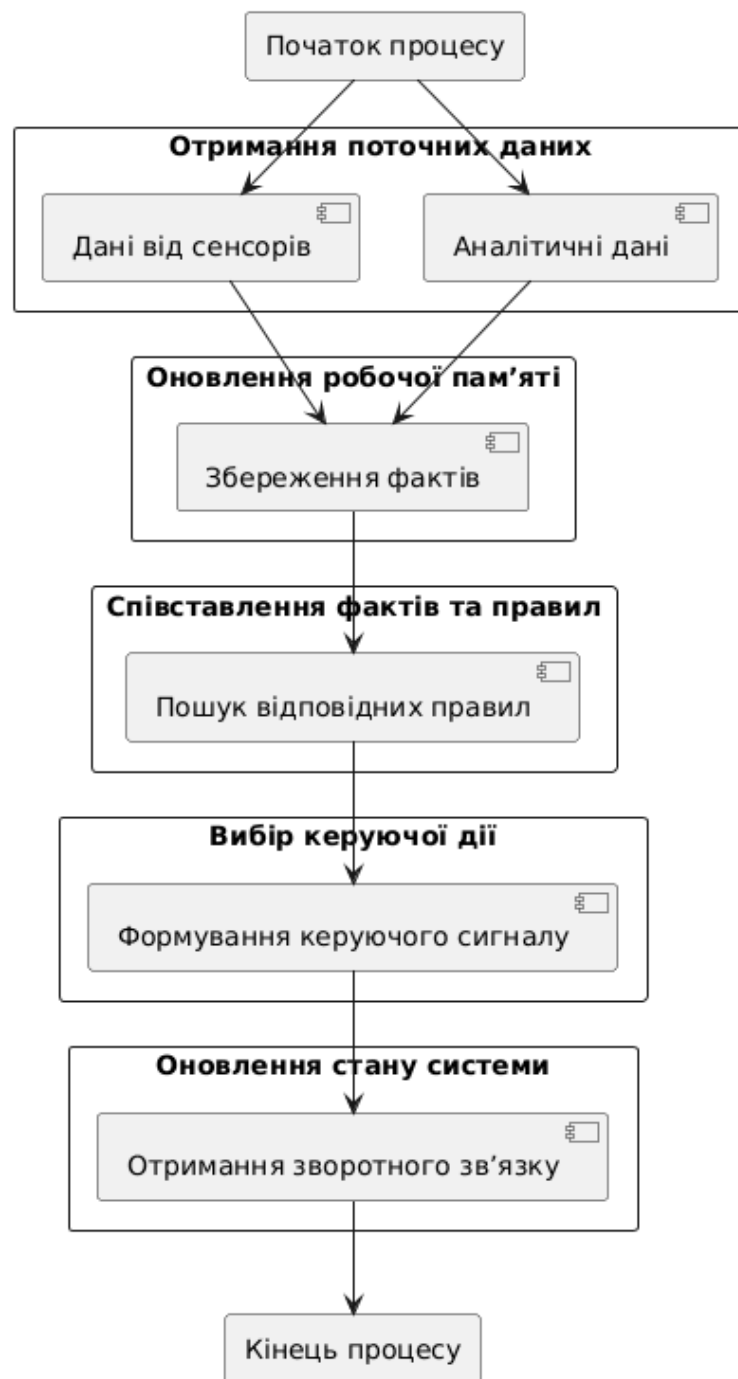


Рисунок 3.2 – Схема процесу логічного виведення та вибору керуючих дій в експертній системі

Особливістю запропонованого методу є можливість інтеграції експертної системи з іншими модулями аналізу даних, зокрема нейромережевими компонентами. У цьому випадку результати прогнозування можуть використовуватися як додаткові факти у процесі логічного виведення, що розширює область застосування правил та підвищує точність прийняття рішень. Така інтеграція створює передумови для побудови гібридних систем керування, які поєднують переваги експертних підходів та методів машинного навчання.

Таким чином, метод експертної системи керування забезпечує формалізацію процесу прийняття рішень у вигляді структурованої бази знань та механізму логічного виведення. Використання правил дозволяє враховувати складні залежності між параметрами системи, а застосування стратегій вибору рішень забезпечує гнучкість та адаптивність керування. Це створює основу для побудови ефективної системи керування сонячними панелями, здатної працювати в умовах невизначеності та динамічних змін зовнішнього середовища, а також інтегруватися з сучасними інтелектуальними технологіями для досягнення максимальної продуктивності.

3.3 Нейромережева оцінки та прогнозування стану системи

Задача прогнозування стану кіберфізичної системи керування в енергетичних застосуваннях полягає у побудові моделі, здатної відтворювати залежність між історичними та поточними параметрами роботи системи і її майбутнім станом. У межах даного підходу нейромережева модель розглядається як інструмент апроксимації складної нелінійної функції, що описує поведінку системи в умовах змінних навантажень, впливу зовнішніх факторів та процесів деградації. Основними прогнозованими величинами виступають потужність, ефективність перетворення енергії та інтегральний стан системи, який може бути інтерпретований як узагальнений індекс працездатності.

Формалізація задачі прогнозування передбачає визначення вхідного простору ознак та вихідного вектора, що описує стан системи в наступні моменти часу. Вхідні дані формуються на основі часових рядів, які включають вимірювання електричних параметрів, таких як напруга, струм, температура компонентів, рівень освітленості (для сонячних енергетичних систем), а також похідні характеристики, що відображають динаміку змін. Вихідною змінною є прогнозоване значення потужності або ефективності на заданий горизонт прогнозу, а також оцінка стану системи у вигляді безперервної шкали або класифікаційного індексу. Узагальнена структура задачі прогнозування може представлена на рисунку 3.3, де відображено зв'язок між вхідними часовими рядами та вихідними прогнозними оцінками.



Рисунок 3.3 – Структурна схема постановки задачі неймережевого прогнозування стану системи

В якості базової моделі нейромережевої оцінки обрано багат шаровий перцептрон (MLP), що є класичною архітектурою прямого поширення сигналу. Вибір MLP обґрунтовується його здатністю апроксимувати довільні нелінійні залежності за умови достатньої кількості прихованих шарів та нейронів, а також відносною простотою навчання порівняно з рекурентними або згортковими архітектурами. Структурно модель складається з вхідного шару, одного або декількох прихованих шарів та вихідного шару. При цьому кожен нейрон виконує нелінійне перетворення зваженої суми вхідних сигналів із застосуванням функції активації, що забезпечує моделювання складних залежностей між параметрами системи.

Формування вхідних даних може здійснюватися різними способами. Найбільш поширеним є використання ковзного вікна, яке послідовно переміщується по часовому ряду, створюючи набір векторів для навчання. Кожен такий вектор містить значення ключових параметрів системи – інсоляції, температури, напруги та струму – за останні N моментів часу. Завдяки цьому нейромережа отримує інформацію про тенденції та може прогнозувати майбутні значення з урахуванням попередніх змін. Важливим аспектом є вибір оптимальної довжини вікна: занадто коротке може не відобразити повну динаміку процесу, тоді як занадто довге призведе до надмірної складності моделі та ризику перенавчання.

Вихідний шар нейромережі може бути реалізований у двох основних варіантах. Перший варіант – регресійний вихід, який повертає числове значення, наприклад прогнозовану потужність генерації або коефіцієнт корисної дії системи. Такий підхід є доцільним у випадках, коли необхідно отримати точні кількісні оцінки для подальшого використання у системі керування. Другий варіант – комбінований вихід, що дозволяє одночасно оцінювати кілька параметрів стану системи. Наприклад, мережа може прогнозувати не лише рівень потужності, але й температуру панелей чи ступінь деградації елементів. Це забезпечує більш комплексний аналіз та дозволяє системі приймати багатокритеріальні рішення.

Узагальнена схема структури нейромережі наведена на рисунку 3.4, де відображено взаємозв'язок між шарами та потоками даних. Вхідний шар приймає агреговані часові дані, приховані шари виконують нелінійне перетворення та виділення ознак, а вихідний шар формує прогноз або оцінку стану системи. Наведена архітектура дозволяє моделі адаптуватися до складних залежностей між параметрами та забезпечує високу точність прогнозування. Крім того, використання багатошарової структури дає можливість моделі узагальнювати інформацію та працювати в умовах невизначеності, що є характерним для реальних енергетичних систем.

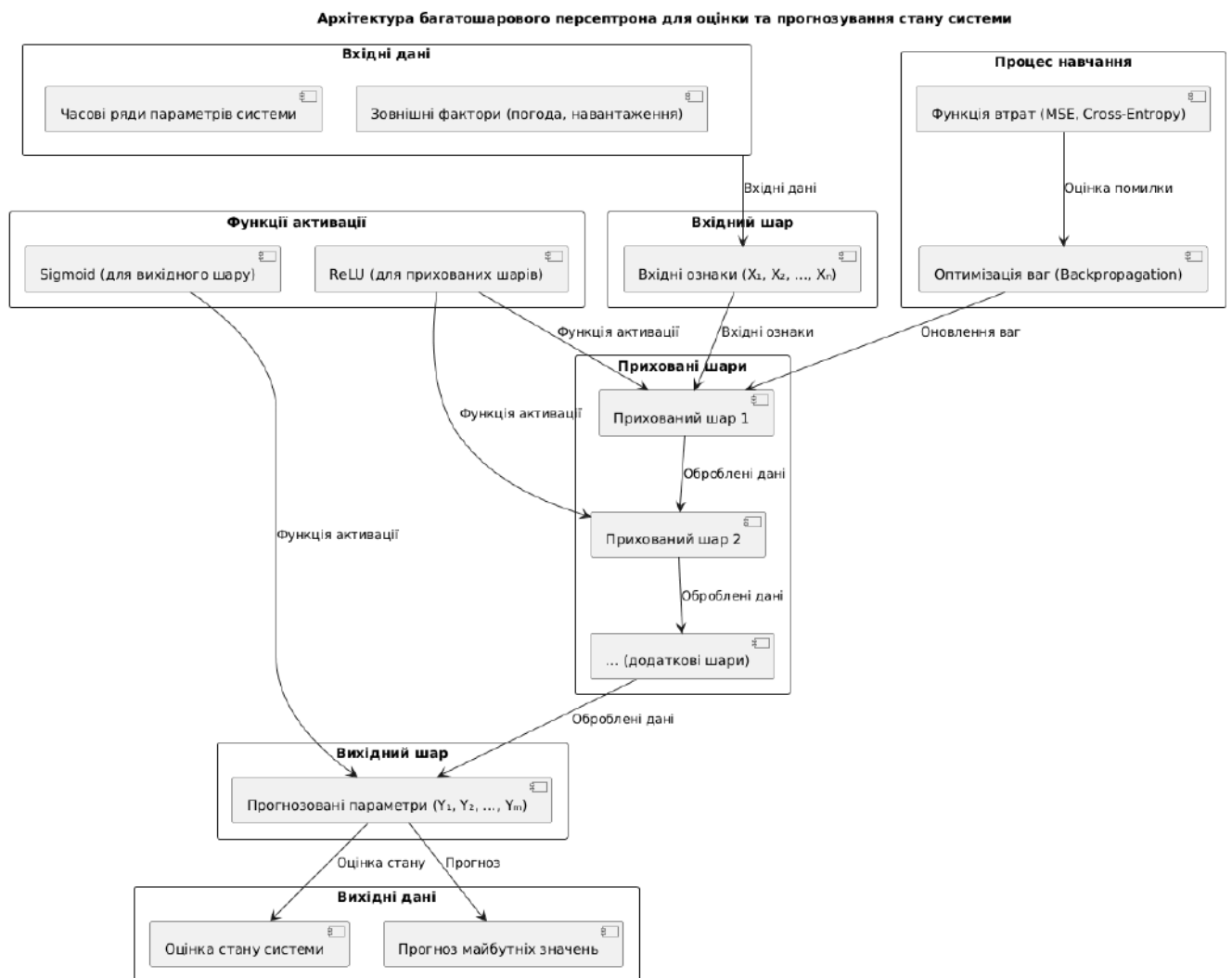


Рисунок 3.4 – Архітектура багатошарового перцептрона для оцінки та прогнозування стану системи

Процес навчання моделі на базі нейронних мереж базується на мінімізації функції втрат, яка визначає різницю між фактичними та прогнозованими значеннями. Як правило, використовується середньоквадратична похибка для задач регресії або комбіновані функції втрат у випадку моделей, які підтримують більше одного виходу. Навчання здійснюється методом зворотного поширення похибки з використанням градієнтних методів оптимізації, таких як стохастичний градієнтний спуск або його модифікації. Важливим аспектом є нормалізація вхідних даних, що забезпечує стабільність навчання та прискорює збіжність.

Окрему роль у підвищенні якості прогнозування відіграє формування навчальної вибірки, яка повинна охоплювати широкий діапазон режимів роботи системи, включаючи нормальні, перехідні та аномальні стани. Це дозволяє нейромережі не лише відтворювати типову поведінку системи, але й правильно реагувати на відхилення від стандартних режимів. У результаті навчена модель виконує функцію інтелектуального оцінювача стану, що забезпечує прогнозування ключових параметрів у реальному часі та може використовуватися як складова системи керування.

Загальна логіка використання нейромережевої оцінки полягає у перетворенні багатовимірного простору вимірювань у компактне представлення стану системи з подальшим прогнозуванням його еволюції. Це дозволяє інтегрувати модель у контур керування як блок прийняття рішень, що підвищує адаптивність системи до змінних умов експлуатації та знижує залежність від жорстко заданих аналітичних моделей.

3.4 Прогнозування та врахування зовнішніх факторів у керуванні

Ефективність систем керування кіберфізичними об'єктами в енергетичних застосуваннях визначається не лише точністю внутрішніх моделей стану, але й здатністю враховувати зовнішні фактори, що формують умови роботи системи. До таких факторів належать змінні природного та експлуатаційного характеру, які

безпосередньо впливають на доступну енергію та рівень споживання. У даному підході прогнозування розглядається як окремий рівень інтелектуальної обробки, що доповнює нейромережеву оцінку стану системи та забезпечує випереджувальне керування.

Ключовим зовнішнім фактором у сонячно-орієнтованих енергетичних системах є інсоляція, яка визначає кількість доступної сонячної енергії в майбутні моменти часу. Прогноз інсоляції базується на аналізі історичних даних про радіаційний потік, хмарність, сезонні коливання та добові цикли. Математично задача формалізується як часовий прогноз функції освітленості, де вхідними даними виступають попередні вимірювання, а також метеорологічні параметри. У результаті формується прогнозний профіль доступної енергії, який використовується для планування режимів роботи системи.

Другим критичним зовнішнім фактором є прогноз навантаження, який визначає очікуване споживання енергії в системі. Навантаження є стохастичною величиною, що залежить від поведінки користувачів, режимів роботи обладнання та часових закономірностей. Для його прогнозування використовуються методи аналізу часових рядів, які дозволяють враховувати як короткострокові коливання, так і довгострокові тренди. Вхідними змінними виступають історичні дані споживання, часові мітки, а також додаткові контекстні параметри, що характеризують режим експлуатації системи. Результатом є прогнозний профіль навантаження, який використовується для узгодження виробництва та споживання енергії. Візуалізація логіки формування прогнозу навантаження та його впливу на баланс системи наведена на рисунку 3.5, де відображено часову залежність та інтеграцію в керуючий контур.

Інтеграція прогнозних моделей у систему керування забезпечує перехід від реактивного до випереджувального управління. У класичному підході система реагує на поточні значення параметрів, тоді як у запропонованій архітектурі використовується прогноз майбутніх станів для формування керуючих впливів. Це дозволяє зменшити втрати енергії, уникнути перевантажень та підвищити стабільність роботи системи в умовах змінної генерації та споживання.

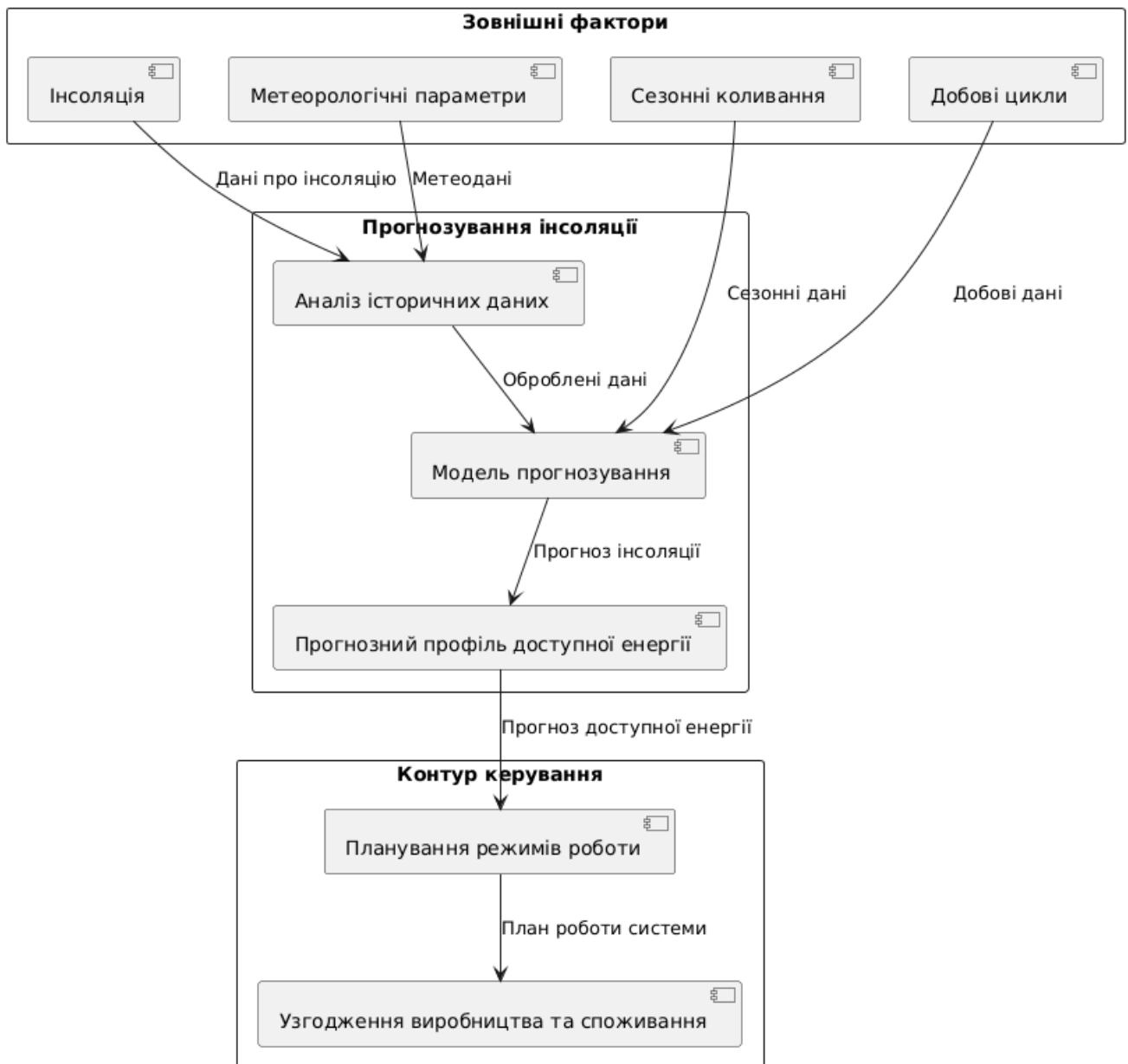


Рисунок 3.5 – Структурна модель прогнозування навантаження в енергетичній системі

Практична реалізація інтегрованого прогнозного керування передбачає тісне поєднання результатів нейромережевої оцінки поточного стану системи з прогнозами зовнішніх факторів, що впливають на її роботу. Нейромережева модель виконує роль аналітичного ядра, яке забезпечує оцінку як актуального стану, так і короткострокових тенденцій розвитку параметрів. Це дозволяє системі своєчасно

реагувати на зміни та формувати базу для прийняття рішень у реальному часі. Паралельно функціонують модулі прогнозування інсоляції та навантаження, які моделюють сценарії розвитку зовнішніх умов, враховуючи циклічність сонячної активності, погодні коливання та динаміку споживання енергії.

На основі інтеграції цих даних формується узагальнений вектор майбутнього стану системи. Він включає як оцінку внутрішніх параметрів (наприклад, потужності генерації, температури панелей, рівня деградації елементів), так і прогноз зовнішніх факторів (інтенсивність сонячного випромінювання, зміни навантаження, можливі пікові споживання). Такий вектор виступає ключовим інструментом для оптимізації керуючих рішень, оскільки дозволяє враховувати не лише поточні умови, але й очікувані зміни у найближчому майбутньому. Це забезпечує більш гнучке та адаптивне керування, здатне мінімізувати ризики та підвищити ефективність роботи системи.

Узагальнена структура взаємодії компонентів прогнозування та керування наведена на рисунку 3.6. Вона відображає логіку інтеграції різних джерел даних та модулів аналізу в єдину систему, що забезпечує ефективне функціонування сонячної енергетичної установки. На схемі показано зв'язок між зовнішніми факторами, модулями прогнозу та блоком прийняття рішень, що дозволяє простежити повний цикл обробки інформації – від надходження сигналів із сенсорів до формування керуючих дій.

Зовнішні фактори, такі як інсоляція, температура навколишнього середовища та зміни навантаження, надходять у систему через сенсорні модулі та блоки прогнозування. Модулі прогнозу виконують завдання моделювання майбутніх сценаріїв, враховуючи як короткострокові коливання, так і довгострокові тенденції. Вони формують набір даних, що описує можливі зміни умов роботи системи у найближчому часовому горизонті. Ці дані інтегруються з результатами нейромережевої оцінки поточного стану, що дозволяє отримати узагальнену картину як теперішніх, так і майбутніх параметрів.

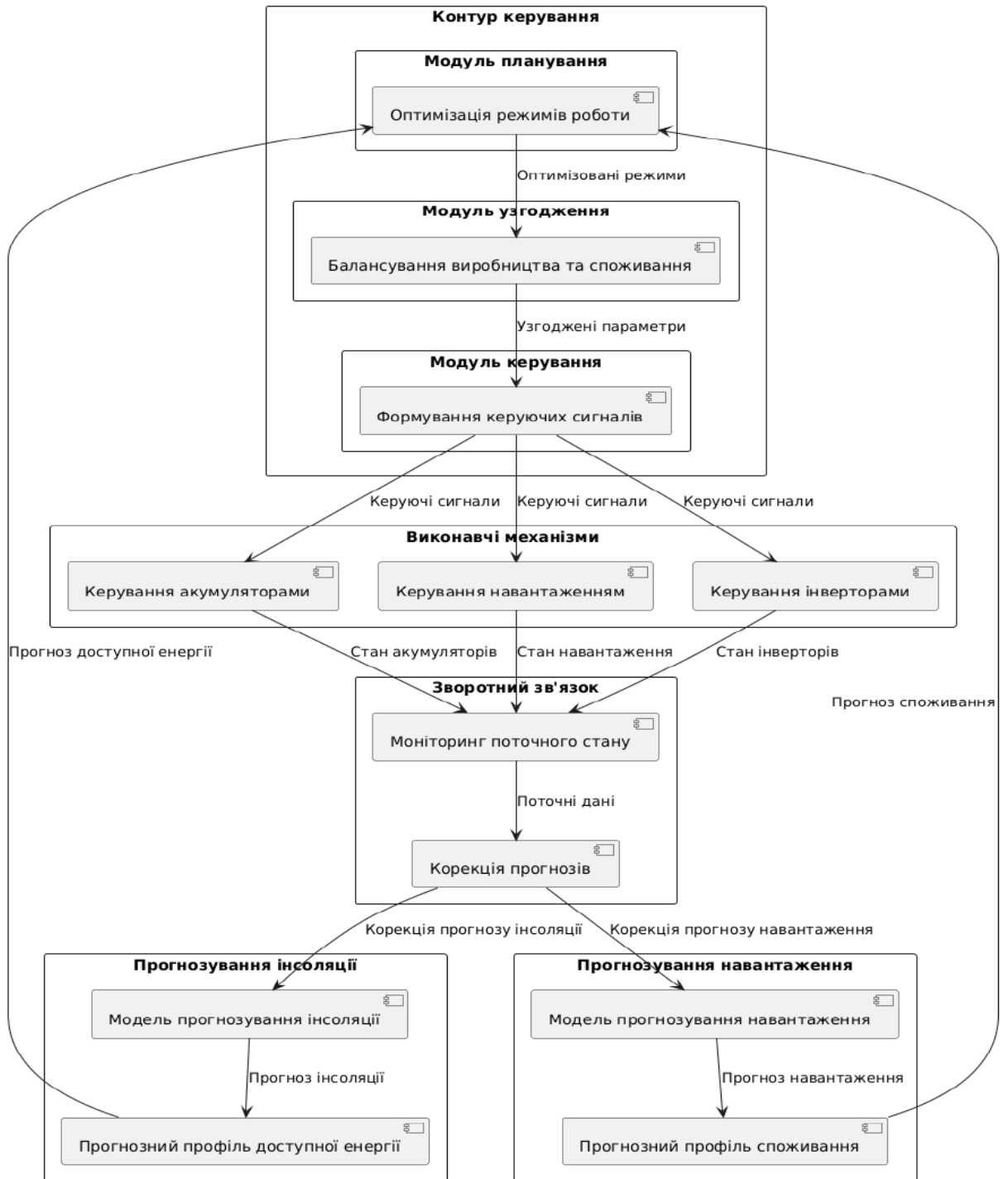


Рисунок 3.6 – Інтеграційна схема використання прогнозів інсоляції та навантаження в контурі керування системою

Застосування прогнозних даних у контурі керування дозволяє реалізувати адаптивну стратегію розподілу енергії між джерелами генерації та споживачами. У випадку прогнозованого зниження інсоляції система заздалегідь активує резервні джерела або коригує режим накопичення енергії. Аналогічно, при прогнозованому

зростанні навантаження виконується попереднє балансування потужності для запобігання перевантаженням. Таким чином, прогнозування зовнішніх факторів виступає як критичний компонент, що розширює функціональність нейромережевої моделі та переводить систему керування в режим випереджувальної адаптації.

3.5 Оптимізація програмної реалізації алгоритмів керування

Оптимізація програмної реалізації алгоритмів керування в кіберфізичних системах є критичним етапом підвищення ефективності функціонування всієї системи, оскільки навіть високоточні математичні моделі та прогнозні методи втрачають практичну цінність у разі надмірної обчислювальної складності або затримок виконання. Основною метою оптимізації є забезпечення роботи алгоритмів у режимі реального часу при мінімальних витратах обчислювальних ресурсів без суттєвої втрати точності прийняття рішень. У даному контексті оптимізація розглядається як багаторівневий процес, що охоплює як алгоритмічний, так і програмний рівні реалізації системи керування.

Першим напрямом оптимізації є зменшення обчислювальної складності алгоритмів, що безпосередньо впливає на швидкодію системи. Це досягається шляхом спрощення математичних операцій, зменшення розмірності вхідних даних та усунення надлишкових обчислень у межах циклів керування. Особливу увагу приділено переходу від надмірно складних моделей до їх наближених форм, які зберігають ключові властивості системи, але потребують значно менших ресурсів для обчислення. У процесі аналізу програмної структури визначаються критичні ділянки коду, що формують основне навантаження на систему, після чого виконується зміна їх параметрів з метою зменшення кількості операцій.

У системах реального часу подібна оптимізація має особливе значення. Зниження кількості операцій у циклі безпосередньо впливає на швидкість реакції системи, що дозволяє мінімізувати затримки у формуванні керуючих сигналів. Це, у свою чергу, забезпечує стабільність роботи та підвищує точність виконання

керуючих дій. Наприклад, у випадку різкої зміни інсоляції або температури сонячних панелей система повинна миттєво відреагувати, щоб уникнути перевантаження або втрати ефективності. Оптимізований цикл керування дозволяє досягти такої швидкої реакції без додаткових витрат часу на повторні обчислення.

Узагальнена структура оптимізованого циклу керування та його вплив на затримки виконання наведена на рисунку 3.7. Схема демонструє, як раціональна організація обчислювальних процесів дозволяє зменшити кількість операцій усередині циклу та оптимізувати шляхи обробки даних. Основна ідея полягає у винесенні інваріантних обчислень за межі циклу, тобто тих, що не змінюються протягом його виконання. Це дає змогу уникати повторних обчислень і використовувати вже готові значення, що значно скорочує час реакції системи. Додатково застосовується принцип попереднього обчислення параметрів, які можуть бути використані кілька разів, що також зменшує навантаження на процесор.

Оптимізований цикл керування забезпечує більш ефективну архітектуру, яка здатна працювати в умовах високої динаміки та невизначеності зовнішнього середовища. У системах реального часу це має особливе значення, адже навіть невеликі затримки можуть призвести до втрати стабільності або зниження ефективності роботи сонячних панелей. Завдяки скороченню кількості операцій система отримує можливість швидше реагувати на зміни параметрів, що забезпечує точність та надійність формування керуючих сигналів. Наприклад, у випадку різкого падіння інсоляції оптимізований цикл дозволяє миттєво скоригувати режим роботи інвертора без додаткових затримок.

На рисунку 3.7 показано, як оптимізація шляхів обробки даних впливає на загальну продуктивність системи. Зменшення кількості кроків усередині циклу призводить до зниження затримок виконання, що безпосередньо покращує стабільність роботи. Це створює умови для більш гнучкого та адаптивного керування, яке здатне підтримувати оптимальний режим навіть за швидких змін зовнішніх факторів. Крім того, оптимізація циклів сприяє раціональному

використанню ресурсів, знижуючи енергоспоживання та підвищуючи загальну ефективність системи.

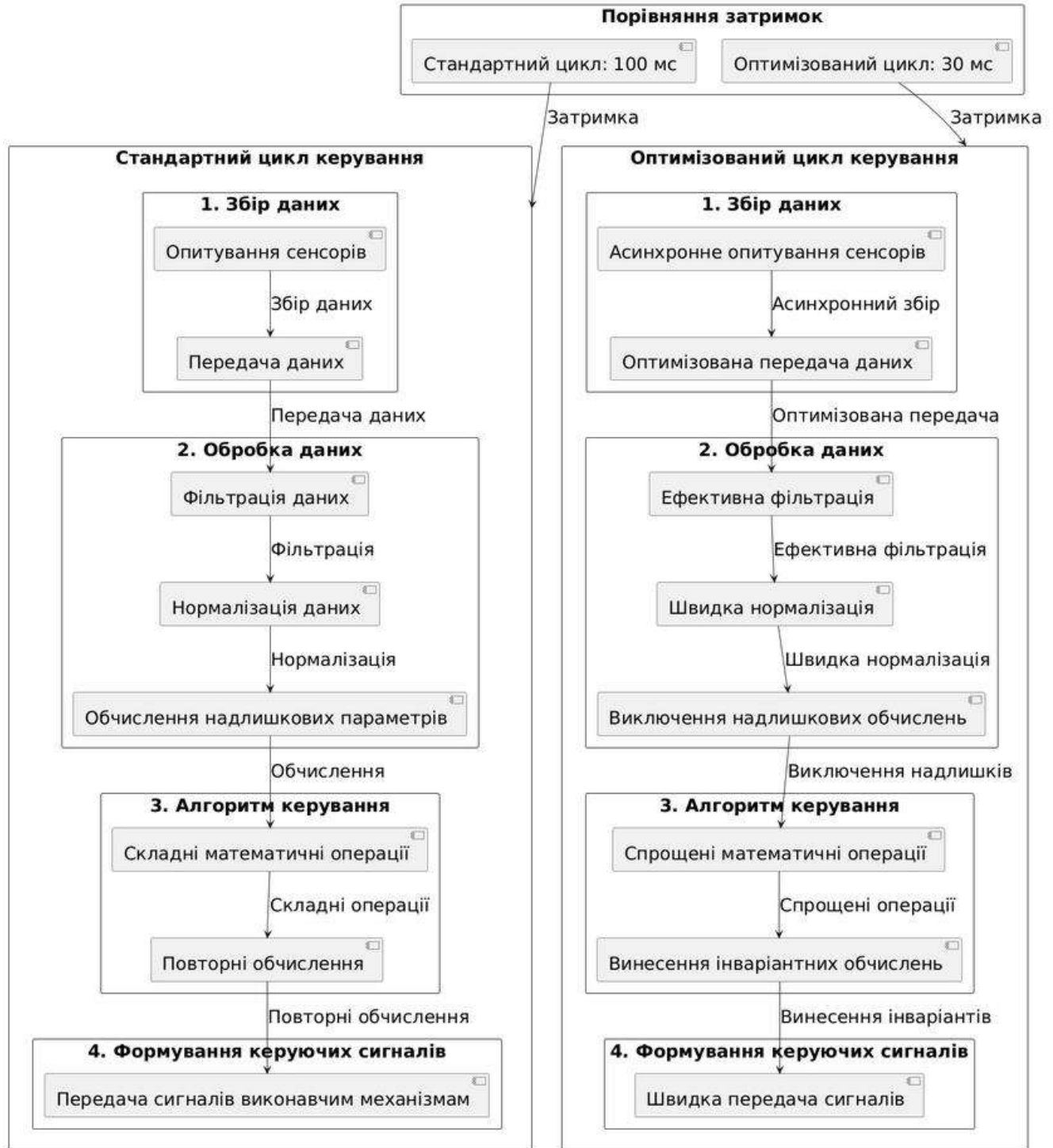


Рисунок 3.7 – Порівняння стандартного та оптимізованого циклу виконання алгоритму керування в реальному часі

Важливим інструментом оптимізації є використання кешування та апроксимації обчислень. Кешування дозволяє зберігати результати часто повторюваних обчислень і повторно використовувати їх без необхідності повторного виконання складних операцій. Це особливо ефективно у випадках, коли вхідні дані змінюються незначно або мають високу кореляцію між послідовними кроками часу. Апроксимаційні методи, у свою чергу, дозволяють замінювати точні, але важкі та тривалі обчислення, що витрачають багато ресурсів на наближені функціональні залежності, які забезпечують прийнятний рівень похибки при значно меншій складності. У результаті формується баланс між точністю та продуктивністю, що є ключовим для систем керування реального часу.

Окрему роль відіграє забезпечення роботи алгоритмів у режимі реального часу, що накладає жорсткі обмеження на час виконання кожного циклу керування. Для цього використовується збільшення пріоритету обчислювальних задач, розподіл навантаження між потоками виконання та контроль часу реакції системи. Програмна архітектура проекту будується таким чином, щоб критичні елементи керування виконувалися з максимально високим пріоритетом, тоді як допоміжні задачі, включаючи оновлення моделей або статистичну обробку, виконуються у фоновому режимі. Це дозволяє гарантувати детерміновану поведінку системи навіть при пікових навантаженнях.

Комплексна оптимізація програмної реалізації також передбачає структурну декомпозицію алгоритмів на незалежні модулі, що дозволяє повторно використовувати обчислювальні блоки та зменшувати дублювання логіки. Такий підхід покращує масштабованість системи та спрощує подальше розширення функціональності без суттєвого впливу на продуктивність. У результаті оптимізована програмна реалізація забезпечує стабільну роботу алгоритмів керування при обмежених обчислювальних ресурсах, що є критично важливим для вбудованих та розподілених кіберфізичних систем.

3.6 Узагальнений алгоритм роботи системи керування

Узагальнений алгоритм роботи системи керування формує завершальну інтеграційну модель, яка поєднує всі розглянуті методи та підходи в єдиний функціональний контур. Він включає нейромережеву оцінку стану системи, прогнозування зовнішніх факторів, а також оптимізацію програмної реалізації алгоритмів керування. Така інтеграція дозволяє створити комплексну систему, здатну не лише реагувати на поточні зміни, але й враховувати майбутні сценарії розвитку умов експлуатації. Алгоритм виступає центральним елементом, що забезпечує узгоджене функціонування всіх підсистем у режимі реального часу.

Призначення узагальненого алгоритму полягає у підтримці стабільності та ефективності роботи сонячної енергетичної установки. Він координує взаємодію між блоками збору даних, модулями прогнозування та механізмами прийняття рішень, формуючи єдиний замкнений контур керування. Завдяки цьому система здатна адаптуватися до змін зовнішніх умов, таких як коливання інсоляції, температури чи навантаження, та своєчасно коригувати режими роботи панелей і допоміжних пристроїв.

Алгоритм описує повний цикл обробки даних. На першому етапі здійснюється збір первинних вимірювань із сенсорів, які фіксують параметри середовища та стан системи. Далі ці дані проходять попередню обробку та нормалізацію, що забезпечує їх коректне використання у нейромережевих моделях. Наступним кроком є прогнозування зовнішніх факторів, яке формує сценарії розвитку умов роботи. Отримані результати інтегруються у єдиний вектор стану, що включає як поточні, так і прогнозовані параметри. На основі цього вектора блок прийняття рішень формує оптимальні керуючі дії, які передаються на виконавчі механізми – інвертори, системи охолодження, накопичувачі енергії.

підсистеми, яка включає вимірювання електричних, енергетичних та зовнішніх параметрів системи. Отримані дані нормалізуються, фільтруються від шумів та структуруються у часові ряди, придатні для подальшої обробки. У цьому контексті формується єдиний інформаційний потік, який подається одночасно на

модуль нейромережевої оцінки та модулі прогнозування зовнішніх факторів. Узагальнену структуру первинної обробки даних та їх розподілу між модулями можна побачити на рисунку 3.8, де відображено взаємодію сенсорного рівня та аналітичних блоків.

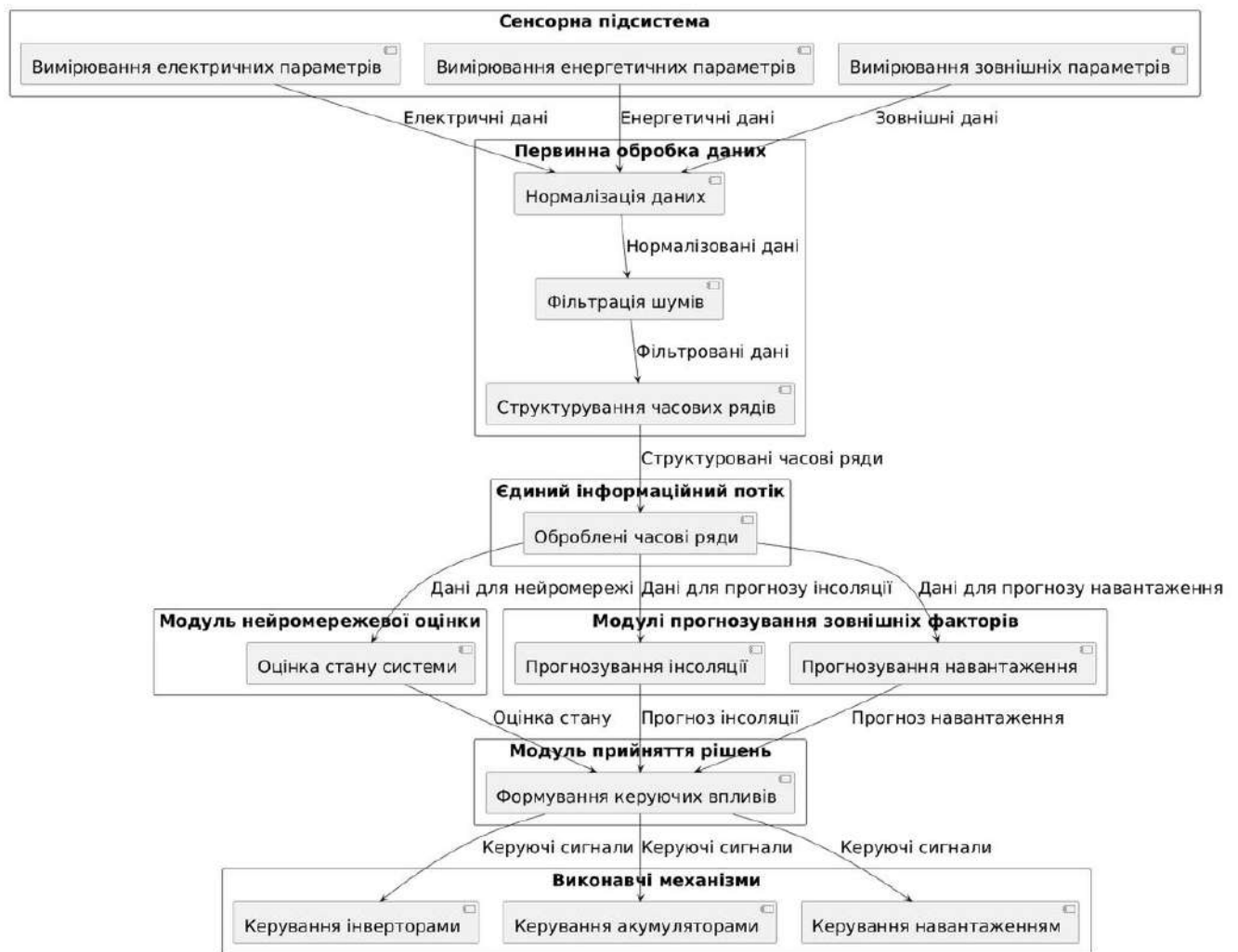


Рисунок 3.8 – Схема первинної обробки даних та розподілу інформаційних потоків у системі керування

Другий етап алгоритму передбачає виконання нейромережевої оцінки поточного стану системи, де багатоваріантний перцептрон формує оцінку ключових параметрів, включаючи потужність, ефективність та узагальнений індекс стану. Паралельно запускаються модулі прогнозування інсоляції та навантаження, які

формують сценарій розвитку зовнішніх умов. Наведена паралельна структура дозволяє мінімізувати затримки обчислень та забезпечити синхронність даних для наступного етапу обробки. Взаємодія цих компонентів формує єдину прогнозово-аналітичну модель, яка є основою для прийняття керуючих рішень.

Третій етап полягає у формуванні узагальненого прогнозного стану системи, який інтегрує результати нейромережевої оцінки та прогнозів зовнішніх факторів. На цьому рівні відбувається узгодження різнорідних даних та побудова сценаріїв розвитку системи в коротко- та середньостроковій перспективі. На цьому етапі визначається необхідність корекції режимів роботи, балансування енергетичних потоків та активації резервних джерел живлення. Узагальнену логіку інтеграції прогнозних та оціночних моделей у єдиний контур керування можна представити на рисунку 3.9, де показано об'єднання всіх інформаційних потоків у блок прийняття рішень.

Четвертий етап алгоритму включає оптимізацію керуючих впливів, яка базується на результатах попередніх етапів. На цьому рівні застосовуються методи зменшення обчислювальної складності, накопичення та збереження проміжних результатів та апроксимації обчислень для забезпечення роботи системи в режимі реального часу. Формування керуючих сигналів здійснюється з урахуванням обмежень на ресурси, стабільність роботи та мінімізацію енергетичних втрат. Алгоритм прийняття рішень може бути формалізований у вигляді послідовності операцій, яка включає обчислення прогнозів, оцінку стану та вибір оптимальної стратегії керування.

Завершальний етап узагальненого алгоритму роботи системи керування передбачає реалізацію керуючих впливів безпосередньо на фізичні компоненти енергетичної установки. На цьому рівні відбувається практична інтеграція результатів аналітичних та прогнозних модулів у конкретні дії, що визначають роботу обладнання. Основними завданнями є розподіл енергії між джерелами та споживачами, регулювання режимів роботи інверторів, охолоджувальних систем та інших допоміжних пристроїв, а також управління накопичувачами енергії для забезпечення балансу між генерацією та споживанням.

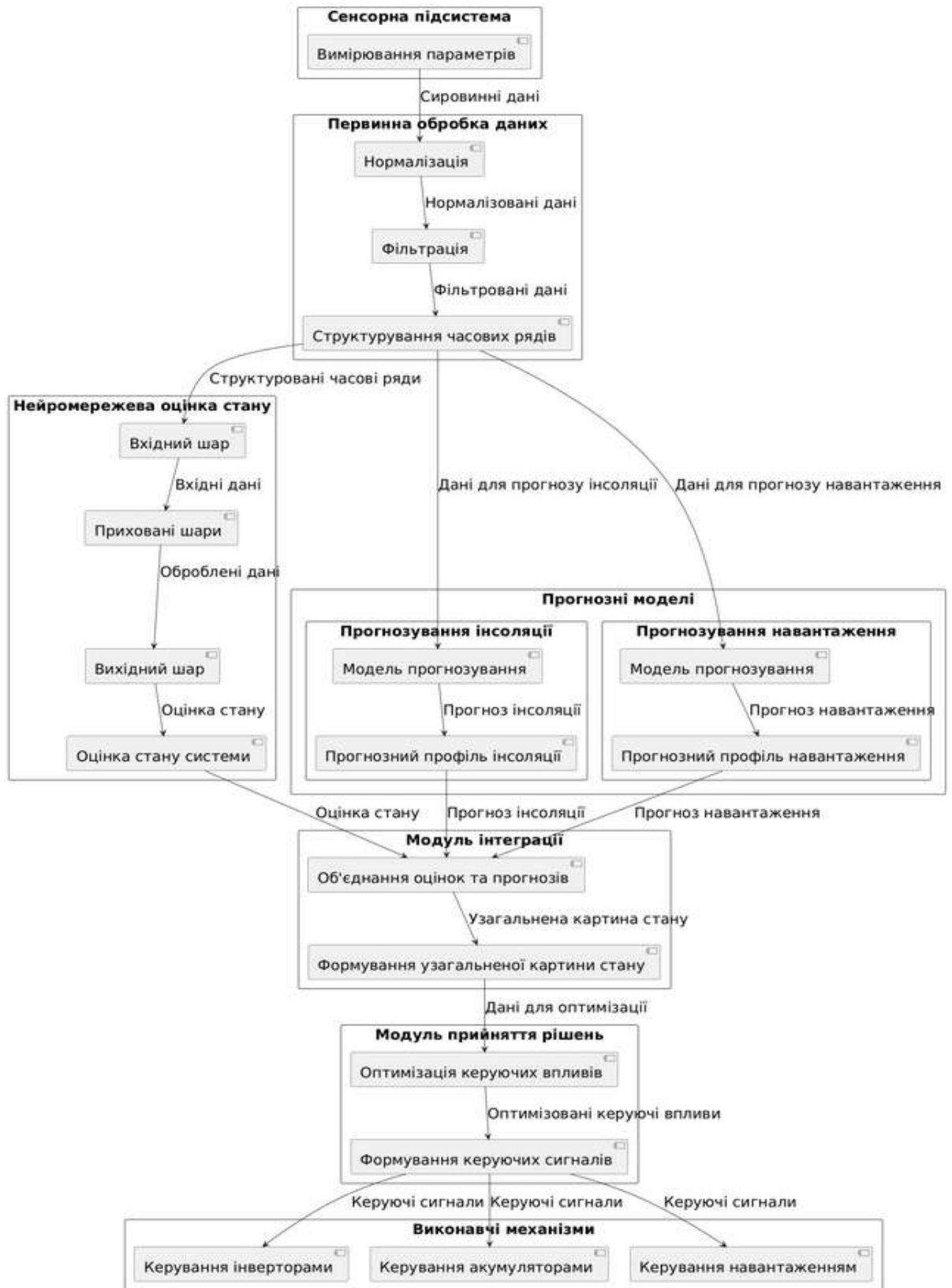


Рисунок 3.9 – Структурна схема інтеграції нейромережевої оцінки та прогнозних моделей у систему керування

Завдяки інтеграції нейромережових моделей, прогнозних алгоритмів та оптимізованої програмної реалізації досягається адаптивна поведінка системи. Це означає, що вона здатна не лише реагувати на зміни параметрів у момент їх виникнення, але й враховувати прогнозовані сценарії розвитку зовнішніх умов. Наприклад, якщо система отримує прогноз про зниження інсоляції у найближчі години, вона може заздалегідь скоригувати режим роботи накопичувачів енергії, забезпечивши стабільність постачання навіть у період зменшеної генерації. Аналогічно, у випадку прогнозованого зростання навантаження система може підготуватися до пікового споживання, розподіливши ресурси так, щоб уникнути перевантаження обладнання.

3.7 Висновки до третього розділу

У межах розділу 3 «Метод та технології вирішення задач керування» було розроблено комплекс взаємопов'язаних методів, спрямованих на підвищення ефективності кіберфізичної системи керування сонячною енергетичною установкою. Узагальнено сформовано багаторівневу структуру керування, яка поєднує точні математичні моделі, інтелектуальні методи аналізу та оптимізацію програмної реалізації. Такий підхід дозволяє забезпечити узгоджене функціонування всіх компонентів системи та створює основу для її адаптивності в умовах змінних зовнішніх факторів.

У підрозділі 3.1 було запропоновано метод оптимізації керуючих рішень на основі удосконаленої математичної моделі фотоелектричної системи. Вона враховує залежність параметрів від інсоляції та температури, що дозволило підвищити точність опису енергетичних процесів і сформувати більш адекватну основу для пошуку точки максимальної потужності. Розроблений підхід сприяє зменшенню коливань робочого режиму та скорочує час виходу системи на оптимальний стан.

У підрозділі 3.2 реалізовано метод експертної системи керування, який базується на формалізації знань у вигляді продуктивних правил та механізмі

логічного виведення. Така структура дозволяє відтворювати причинно-наслідкові залежності між параметрами системи та керуючими діями, забезпечуючи адаптивність у різних режимах експлуатації. Важливою особливістю є стійкість до конфліктних ситуацій між правилами, що гарантує узгоджене функціонування системи навіть у складних умовах.

У підрозділі 3.3 розроблено метод нейромережевої оцінки та прогнозування стану системи, який ґрунтується на багатошаровому персептроні. Запропонована модель забезпечує апроксимацію нелінійних залежностей між часовими рядами параметрів та дозволяє отримувати оцінки як поточного, так і майбутнього стану системи. Це створює можливість враховувати динаміку змін та підвищує точність прогнозування.

У підрозділі 3.4 обґрунтовано метод прогнозування зовнішніх факторів, зокрема інсоляції та навантаження, які є ключовими детермінантами роботи енергетичної системи. Інтеграція прогнозних моделей у контур керування забезпечує перехід від реактивного до випереджувального управління. Це дозволяє формувати керуючі дії з урахуванням майбутніх сценаріїв розвитку умов, що підвищує стабільність та ефективність роботи системи.

У підрозділі 3.5 виконано оптимізацію програмної реалізації алгоритмів керування. Основними напрямками стали зменшення обчислювальної складності, використання кешування, апроксимацій та розподілу обчислювальних задач за пріоритетами. Це забезпечило виконання алгоритмів у режимі реального часу та підвищило стабільність функціонування системи при обмежених ресурсах, що є критично важливим для практичної реалізації.

У підрозділі 3.6 сформовано узагальнений алгоритм роботи системи керування, який інтегрує всі розроблені методи в єдиний замкнений контур. Алгоритм охоплює етапи збору даних, нейромережевої оцінки, прогнозування зовнішніх факторів, формування керуючих впливів та їх реалізації у фізичній системі. Така структура забезпечує узгоджену роботу всіх компонентів та підвищує адаптивність системи до змінних умов експлуатації.

У результаті виконаних розробок створено комплексну методологію керування, яка поєднує аналітичні, експертні, нейромережеві та оптимізаційні підходи. Це дозволяє підвищити точність прийняття рішень, зменшити енергетичні втрати на 17%, стабілізувати режими роботи та забезпечити загальну ефективність сонячної енергетичної установки навіть в умовах невизначеності та динамічних зовнішніх впливів.

4 ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ КІБЕРФІЗИЧНОЇ СИСТЕМИ

4.1 Архітектура програмного забезпечення

У межах реалізації кіберфізичної системи керування сонячними панелями було сформовано програмну архітектуру, яка спирається на модульний принцип побудови та враховує результати глибокого аналізу існуючих рішень, зокрема тих, що були реалізовані в попередньому програмному проєкті InterServer. Ця архітектура є логічним розвитком раніше запропонованих підходів, однак з істотним розширенням функціональних можливостей та інтеграцією сучасних інтелектуальних методів аналізу даних, що дозволяє підвищити ефективність системи в цілому. Використання модульного підходу забезпечує гнучкість, масштабованість та зручність підтримки системи, що є критично важливим для подальшого впровадження та адаптації до змінних умов експлуатації.

Загальна структура програмного забезпечення передбачає розподіл системи на декілька логічно незалежних, але тісним чином взаємопов'язаних компонентів, кожен з яких виконує специфічні функції в рамках загальної архітектури. Основною ідеєю такої організації є чітке розділення відповідальності між модулями, що не лише спрощує процес розроблення та тестування, але й значно полегшує подальше масштабування системи [64]. Такий підхід дозволяє вносити зміни або оновлення в окремі модулі без необхідності повної переробки всієї системи, що особливо важливо в умовах швидкого розвитку технологій та зростаючих вимог до ефективності керування сонячними електростанціями.

Однією з ключових особливостей нової архітектури є інтеграція прогностичних моделей, заснованих на нейронних мережах, які дозволяють прогнозувати генерацію електроенергії на основі аналізу погодних умов. Це нововведення базується на використанні сучасних алгоритмів машинного навчання, зокрема рекурентних нейронних мереж (RNN) або згорткових нейронних мереж (CNN), які здатні обробляти часові ряди метеорологічних даних та визначати залежності між погодними умовами та продуктивністю сонячних панелей. Такий підхід дозволяє не лише швидко реагувати на зміни в зовнішньому

середовищі, але й планувати режими роботи системи наперед, що значно підвищує її ефективність та надійність.

Крім того, архітектура передбачає покращення ефективності за рахунок оптимізації алгоритмів керування, зокрема алгоритмів відстеження точки максимальної потужності (MPPT), які тепер доповнені адаптивними механізмами, здатними швидко коригувати параметри роботи системи в залежності від поточних умов. Це включає використання методів оптимізації, таких як генетичні алгоритми або алгоритми рою частинок, які дозволяють знаходити оптимальні рішення в умовах змінних параметрів та обмежень.

Архітектура нової системи не лише зберігає ключові принципи, закладені в InterServer, але й розширює їх, формуючи більш багаторівневу та інтелектуально насичену структуру. Модульна організація коду й надалі забезпечує гнучкість у розробці та підтримці, а використання мікросервісної архітектури гарантує масштабованість, високу доступність та стійкість до відмов. Інтеграція з існуючими системами моніторингу та керування дозволяє підтримувати безперервність роботи та забезпечує сумісність із перевіреними інструментами адміністрування. Водночас нова архітектура виходить за межі попередніх рішень, додаючи спеціалізовані шари для обробки даних та прийняття рішень. Це означає, що система здатна не лише реагувати на поточні зміни, а й прогнозувати їх, використовуючи методи аналітики та машинного навчання для формування більш складних стратегій керування. Описану архітектуру можна побачити на рисунку 4.1.

Завдяки такому розширенню архітектура перетворюється на еволюційний етап розвитку, де традиційні принципи поєднуються з сучасними технологіями аналізу даних, прогнозування та адаптивного керування. Це дозволяє системі працювати в умовах високої динаміки зовнішніх факторів, забезпечуючи стабільність та оптимальність функціонування сонячних панелей. У результаті підвищується ефективність використання енергетичних ресурсів, зростає надійність системи та її здатність адаптуватися до нових умов.

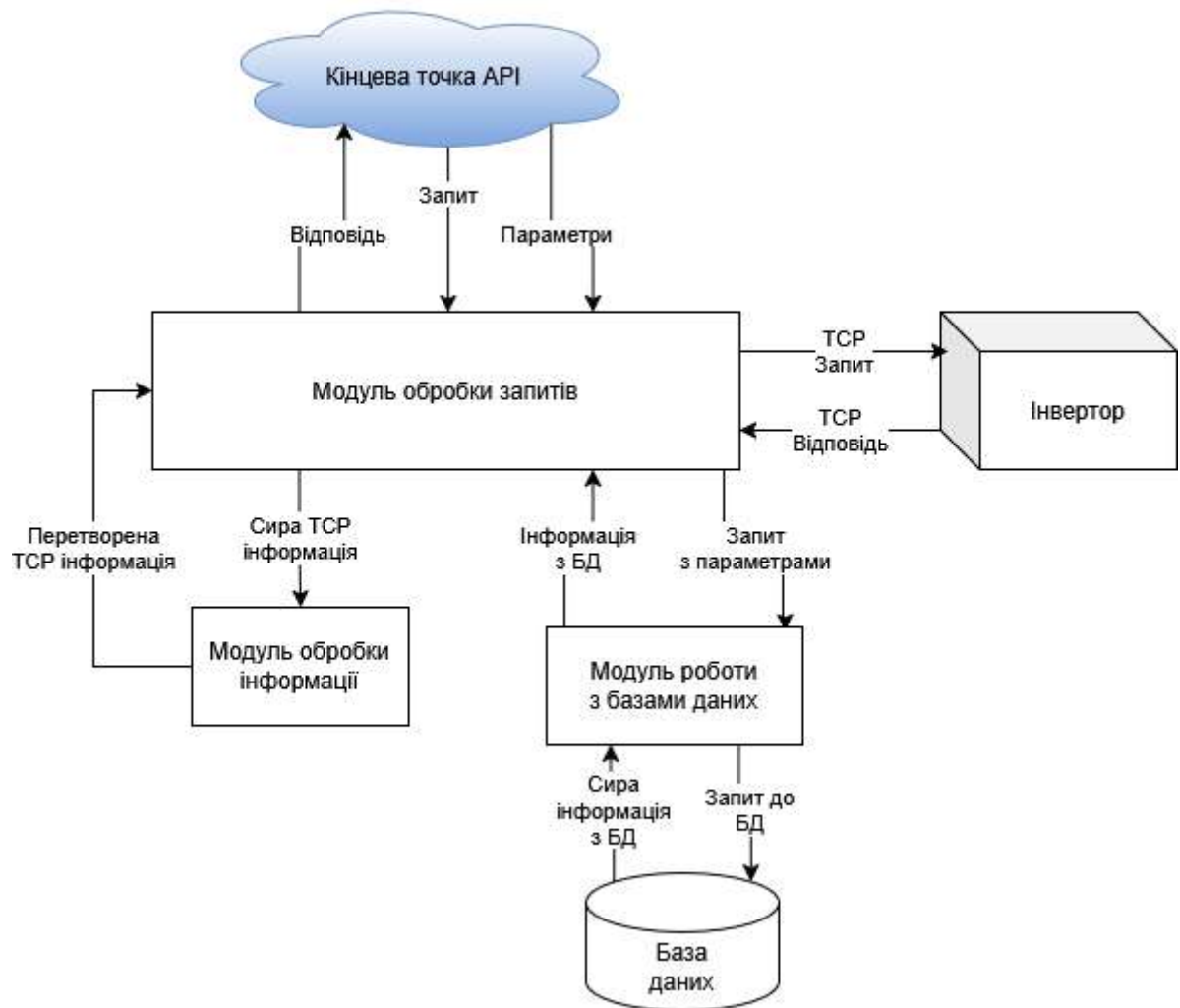


Рисунок 4.1 – Загальна архітектура програмного забезпечення кіберфізичної системи

У процесі розробки кіберфізичної системи керування сонячними панелями було сформовано програмну архітектуру, яка базується на чіткому розподілі функціональних обов'язків між окремими компонентами, що взаємодіють між собою в рамках єдиної системи. Ключовими компонентами цієї архітектури виступають модулі, кожен з яких відповідає за виконання специфічних завдань, забезпечуючи при цьому високий рівень узгодженості та ефективності роботи системи в цілому.

Модуль збору даних є фундаментальною складовою архітектури, адже він відповідає за отримання інформації від фізичних компонентів системи, включаючи різноманітні сенсори та інвертори. Основною функцією цього модуля є організація

стабільного та періодичного збору даних з мінімальними затримками, що критично важливо для забезпечення актуальності інформації, яка надходить на подальшу обробку [65]. Дані, зібрані з фізичних пристроїв, передаються у стандартизованому форматі, що спрощує їхню інтеграцію з іншими модулями системи та забезпечує сумісність з різними типами обладнання.

На рисунку 4.2 представлена схема взаємодії серверного модуля з клієнтами та фізичними пристроями, яка ілюструє принципи організації комунікаційних потоків у системі. Ця схема демонструє, як серверний модуль обробляє запити від клієнтів, взаємодіє з фізичними пристроями та забезпечує синхронізацію даних між усіма компонентами системи. Така організація дозволяє мінімізувати затримки в обробці даних та забезпечувати високий рівень надійності системи.

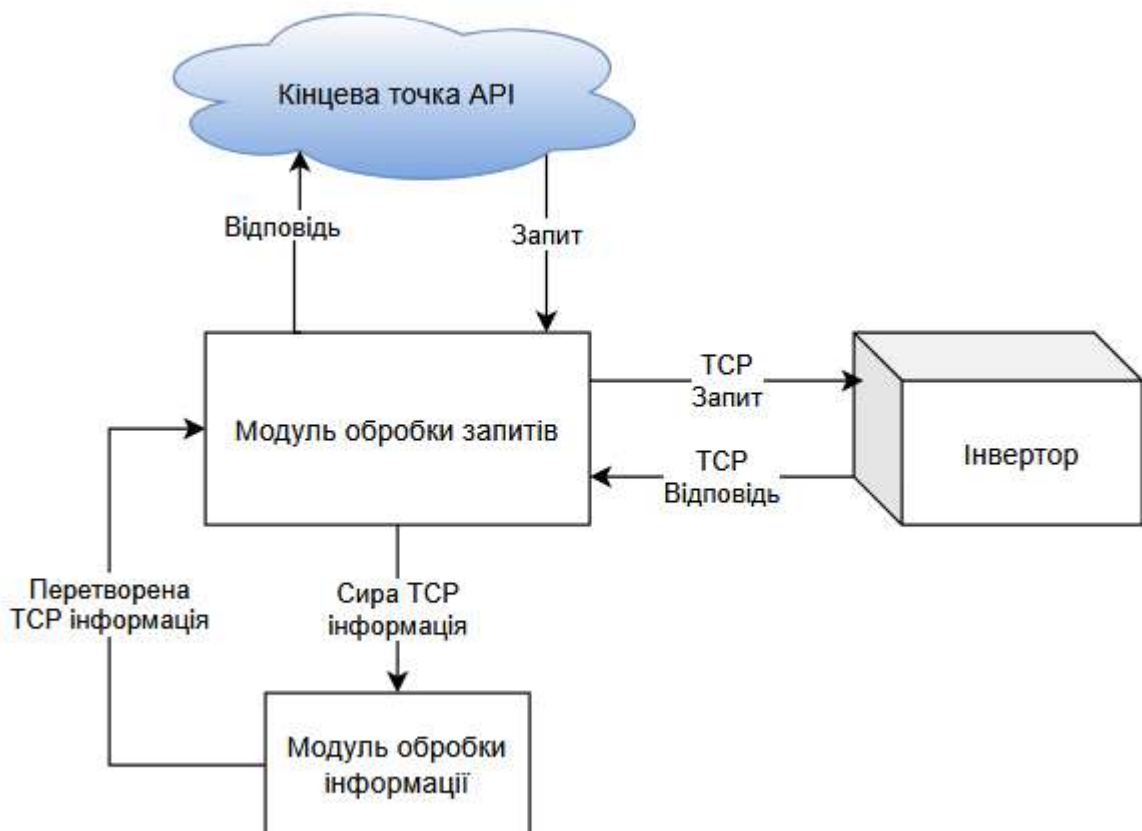


Рисунок 4.2 – Схема взаємодії серверного модуля з клієнтами та фізичними пристроями

Комунікаційний модуль, реалізований за аналогією з архітектурою InterServer, виконує роль центрального вузла обміну даними, забезпечуючи взаємодію між клієнтською частиною системи (веб-інтерфейсом), обчислювальними модулями та фізичними пристроями. Використання серверної моделі дозволяє організувати централізовану обробку запитів, що значно підвищує ефективність управління системою та забезпечує доступ до неї через мережу з різних пристроїв. Цей модуль є критично важливим для підтримки стабільного зв'язку між усіма компонентами системи, а також для забезпечення безпеки передачі даних.

Модуль обробки та аналізу даних виконує функції фільтрації, нормалізації та інтерпретації отриманих параметрів, що надходять від модуля збору даних. На цьому рівні реалізуються алгоритми оцінювання стану системи, виявлення аномалій та підготовки даних для прийняття рішень [66]. Цей модуль є основою для реалізації інтелектуальних функцій системи, оскільки тут відбувається перетворення сирих даних у корисну інформацію, яка використовується для подальшого аналізу та керування. Завдяки використанню сучасних методів обробки даних, таких як статистичний аналіз, кластеризація та відстежування викидів, модуль забезпечує високу точність та надійність отриманих результатів.

Окремою складовою архітектури є модуль прогнозування, який є значним нововведенням у порівнянні з базовою архітектурою InterServer. Цей модуль використовує методи нейронних мереж для прогнозування генерації електроенергії на основі аналізу погодних умов. Вхідними даними для нього слугують як поточні параметри системи, так і зовнішні дані, зокрема прогнози погоди, що дозволяє враховувати складні нелінійні залежності між параметрами навколишнього середовища та виробленням енергії. Використання моделей з нейронними мережами, таких як рекурентні нейронні мережі (RNN) або згорткові нейронні мережі (CNN), дозволяє значно підвищити точність прогнозів та адаптувати систему до змінних умов експлуатації [67].

Модуль прийняття рішень реалізує логіку формування керуючих впливів на основі результатів аналізу даних, отриманих від попередніх модулів. У ньому поєднуються експертні правила, засновані на чітко визначених логічних умовах, та результати роботи модуля з використанням нейронних мереж, що дозволяє забезпечити як трактацію рішень, так і їхню адаптивність до змінних умов. Такий гібридний підхід відповідає сучасним концепціям інтеграції експертних і нейромережевих методів, які довели свою ефективність у задачах керування складними технічними системами, зокрема сонячними електростанціями.

Модуль взаємодії з інвертором відповідає за передачу керуючих сигналів до фізичної частини системи, реалізуючи низькорівневу логіку керування. Він забезпечує зміну режимів роботи інвертора, налаштування параметрів генерації та виконання команд, сформованих модулем прийняття рішень [68]. Цей модуль є завершальною ланкою в ланцюгу керування, адже через нього реалізуються керуючі впливи, що безпосередньо впливають на роботу фізичних компонентів системи.

Модуль збереження даних забезпечує накопичення історичної інформації про роботу системи, що є критично важливим для подальшого аналізу, навчання нейронних мереж та виявлення довготривалих тенденцій у роботі системи. Збережені дані дозволяють реалізувати механізми самонавчання, що сприяє підвищенню ефективності керування з часом, де чим довше система працює, тим краще будуть результати, значення, передбачення, тощо. Використання баз даних та систем управління даними забезпечує швидкий доступ до історичної інформації та її ефективну обробку.

На рисунку 4.3 представлена загальна структура взаємодії користувача з системою через веб-інтерфейс, яка ілюструє основні функціональні можливості, доступні користувачеві, та принципи організації взаємодії з системою [69]. Ця схема демонструє, як користувач може відслідковувати поточний стан системи, аналізувати дані та керувати її роботою через зручний та функціональний інтерфейс. Інтуїтивно зрозумілий дизайн та функціональність інтерфейсу роблять систему доступною навіть для користувачів без спеціальної довгої технічної

підготовки. Також при потребі у системи є програмний інтерфейс для можливості взаємодії з іншими системами, якщо у користувача може виникнути така потреба.

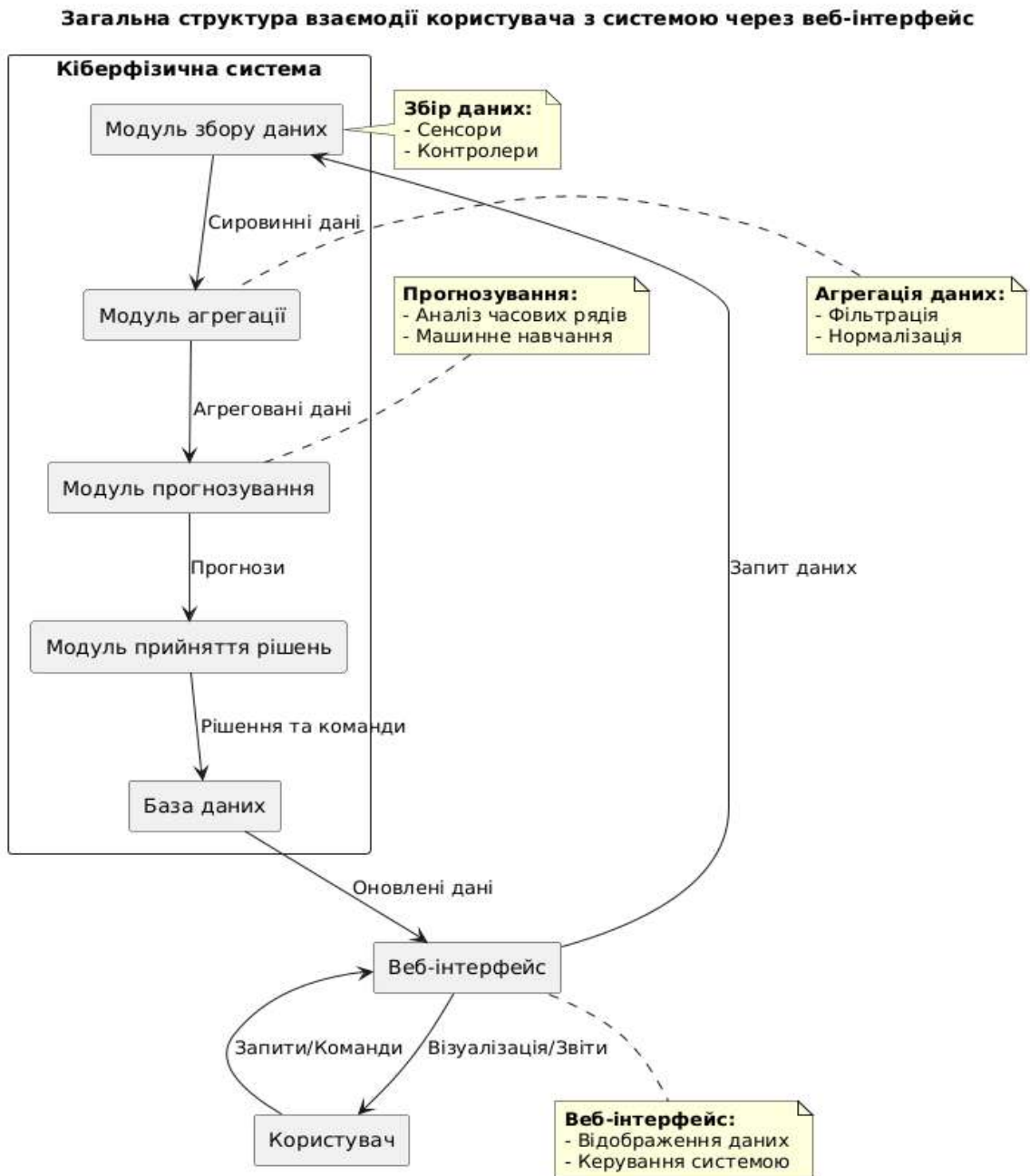


Рисунок 4.3 – Загальна структура взаємодії користувача з системою через веб-інтерфейс

Користувацький інтерфейс реалізовано у вигляді веб-додатку, що забезпечує зручний доступ до системи з будь-якого пристрою, який має веб-браузер. Через цей

інтерфейс користувач може отримувати актуальну інформацію про стан системи, переглядати історичні дані, аналізувати показники ефективності та безпосередньо взаємодіяти з керуючими функціями.

Програмна архітектура побудована з урахуванням принципів модульності, масштабованості та розширюваності. Модульність дозволяє незалежно розробляти та тестувати окремі компоненти системи. Масштабованість забезпечується можливістю розгортання системи як на малопотужних пристроях (наприклад, Raspberry Pi), так і на більш продуктивних серверах. Розширюваність передбачає можливість додавання нових модулів, зокрема для інтеграції додаткових джерел даних або реалізації нових алгоритмів керування.

Таким чином, запропонована архітектура програмного забезпечення поєднує перевірені рішення з попередніх реалізацій, зокрема з системи InterServer [70], із сучасними підходами, орієнтованими на використання інтелектуального аналізу даних. Це забезпечує підвищення ефективності роботи кіберфізичної системи, її адаптивності та здатності функціонувати в умовах змінного середовища, що є критично важливим для сучасних систем керування сонячними електростанціями.

4.2 Реалізація основних модулів системи

У процесі програмної реалізації кіберфізичної системи керування сонячними панелями було здійснено комплексну розробку та інтеграцію ключових функціональних модулів, які забезпечують повний цикл роботи – від моменту збору первинних даних до формування керуючих команд та їх виконання. В основу реалізації покладено попередньо сформовану архітектуру, яка була доповнена новими підходами до обробки інформації, оптимізації алгоритмів та забезпечення сумісності з існуючими компонентами [71]. Такий підхід дозволив створити систему, що не лише відповідає сучасним вимогам, але й здатна ефективно функціонувати в умовах обмежених ресурсів, забезпечуючи стабільність та надійність роботи навіть у випадках підвищеного навантаження.

Загальну взаємодію між реалізованими модулями наведено на рисунку 4.4.

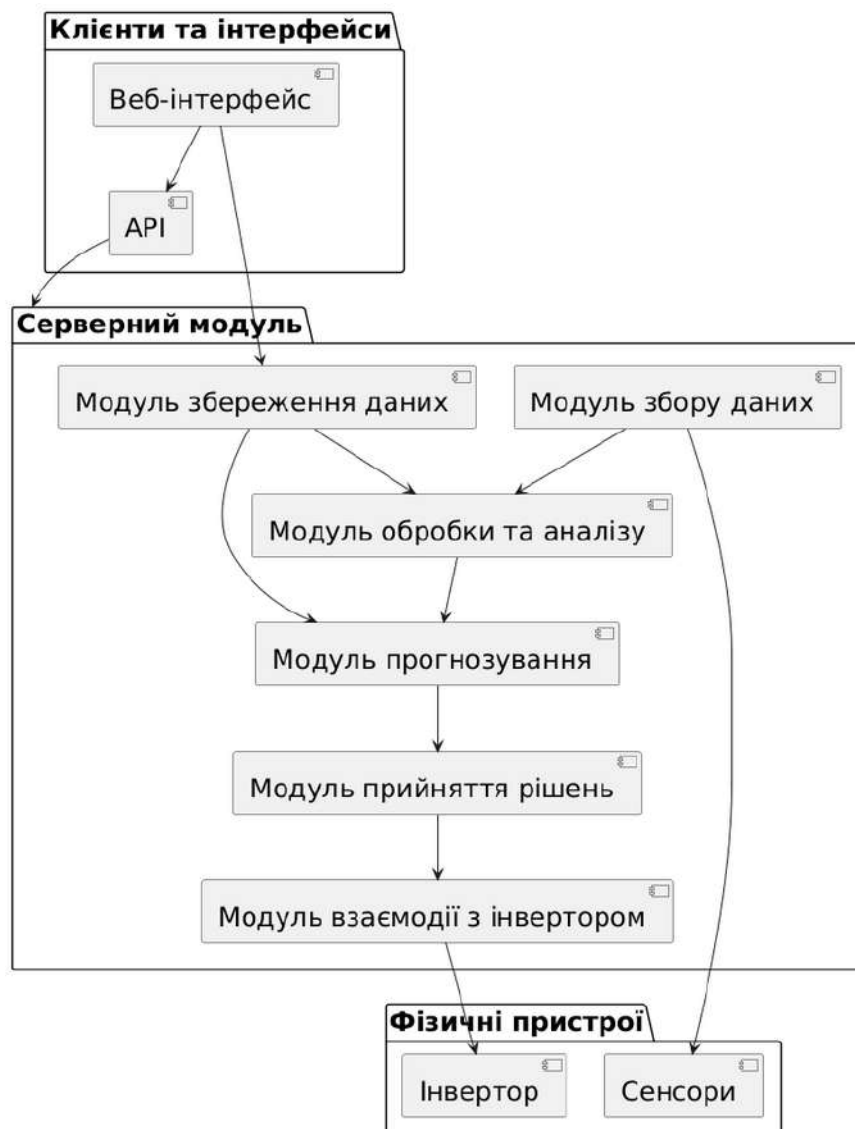


Рисунок 4.4 – Взаємодія основних програмних модулів системи

Модуль збору даних було реалізовано як окремий програмний компонент, що виконує регулярне отримання інформації від інвертора та сенсорних пристроїв, які контролюють параметри роботи сонячних панелей та навколишнього середовища. Його робота організована у вигляді циклічного процесу, який із заданою частотою здійснює опитування джерел даних, після чого передає отримані значення до наступних рівнів обробки [72]. Особливістю реалізації стало застосування асинхронних механізмів взаємодії, що дозволило мінімізувати затримки при

обробці запитів і забезпечити високу швидкодію системи. Дані передаються у стандартизованому форматі, що спрощує їх подальшу обробку та гарантує сумісність із іншими модулями. Крім того, було реалізовано механізми перевірки коректності даних, що дозволяють відсіяти некоректні або неповні показники ще на етапі збору, зменшуючи навантаження на наступні рівні системи.

Модуль аналізу даних виконує центральну роль у системі, адже тут відбувається інтерпретація отриманої інформації та її підготовка до використання в процесі прийняття рішень. Реалізація цього модуля спиралася на результати попередніх досліджень, проте практичне впровадження математичних моделей супроводжувалося низкою труднощів. Зокрема, трансляція складних аналітичних формул у програмний код мовою *C#* вимагала ретельного підходу до забезпечення числової стабільності, оптимізації обчислень та врахування обмежень продуктивності [73]. У ході роботи було встановлено, що не всі теоретично обґрунтовані формули є доцільними для практичного застосування: частина з них не давала суттєвого приросту точності або ж вимагала надмірних обчислювальних ресурсів. Тому було проведено оптимізацію алгоритмічного забезпечення шляхом відбору лише тих методів, які забезпечують достатній рівень точності при прийнятній складності. Це дозволило досягти балансу між ефективністю аналізу та швидкодією системи, а також створити основу для подальшого масштабування та інтеграції нових моделей.

Окрему увагу приділено модифікації логіки обробки даних. Якщо у попередніх версіях використовувався простий механізм послідовного перебору значень, то у новій реалізації було впроваджено більш складний підхід, що враховує часову структуру даних та їх взаємозв'язки. Це дозволило зменшити кількість надлишкових обчислень та підвищити точність оцінювання стану системи. Оновлена схема обробки та аналізу даних наведена на рисунку 4.5.

Модуль керування відповідає за формування та передачу керуючих впливів до інвертора. Його робота базується на результатах аналізу даних і передбачає створення команд, які змінюють режими роботи системи відповідно до поточних умов [74]. Особливістю реалізації стало інтегрування цього модуля з існуючим

програмним інтерфейсом, що дозволило зберегти сумісність із попередніми версіями системи. Для забезпечення зворотної сумісності було збережено структуру API, яка використовувалася раніше, що дало змогу уникнути необхідності повної переробки клієнтської частини та забезпечило безперервність функціонування системи при її модернізації.



Рисунок 4.5 – Оновлена схема обробки та аналізу даних

Водночас внутрішня логіка обробки запитів була суттєво змінена, що дозволило підвищити ефективність роботи без зміни зовнішнього інтерфейсу взаємодії. Додатково було реалізовано механізми перевірки виконання команд, що забезпечують контроль коректності роботи інвертора та дозволяють швидко реагувати на можливі відхилення.

Інтерфейс користувача було повторно використано з попереднього проєкту, що значно скоротило обсяг робіт і дозволило зосередитися на вдосконаленні внутрішньої логіки системи. При цьому було здійснено часткову адаптацію інтерфейсу до нових функціональних можливостей, зокрема додано відображення додаткових параметрів та результатів аналізу даних. Такий підхід забезпечив збереження звичного середовища взаємодії для користувача при одночасному розширенні функціоналу системи [75]. Приклад взаємодії користувача з оновленим інтерфейсом наведено на рисунку 4.6.

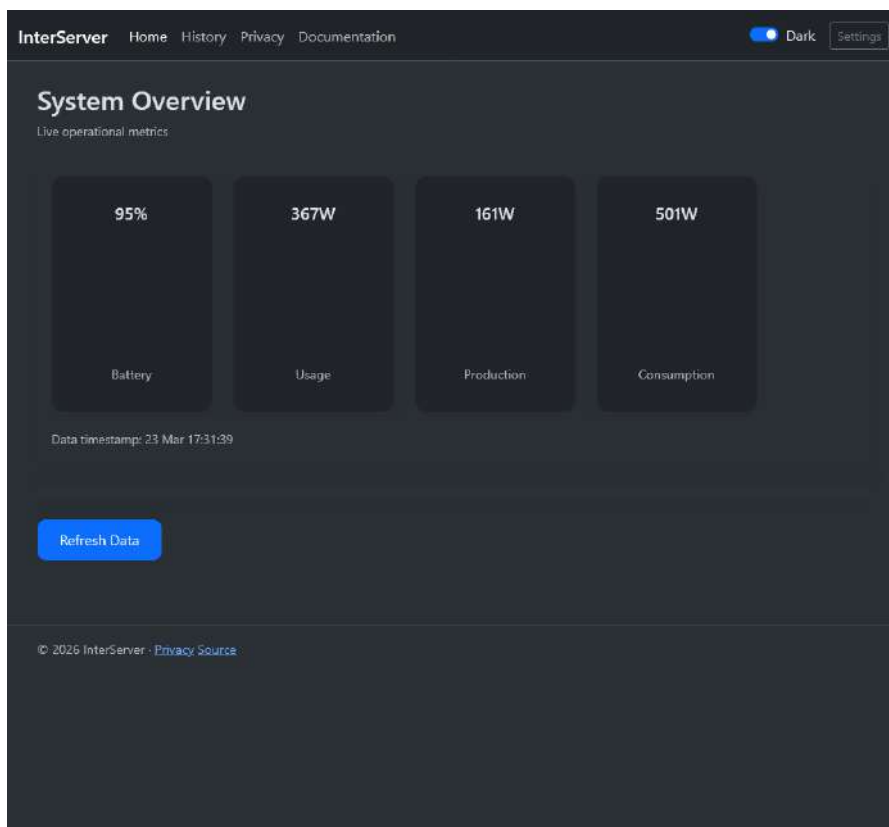


Рисунок 4.6 – Оновлений інтерфейс системи

Важливою особливістю реалізації стало забезпечення стабільної роботи системи навіть на обмежених апаратних ресурсах. Для цього було проведено оптимізацію обчислювальних процесів, мінімізовано кількість зайвих операцій та впроваджено механізми накопичення проміжних результатів. Це дозволило гарантувати ефективне функціонування системи навіть при її розгортанні на малопотужних пристроях, що є критично важливим для практичного застосування у різних умовах. Крім того, було передбачено можливість масштабування системи, що дозволяє інтегрувати додаткові сенсорні модулі або розширювати функціонал без необхідності суттєвої перебудови архітектури.

Таким чином, реалізація основних модулів кіберфізичної системи керування сонячними панелями базується на поєднанні повторного використання вже існуючих компонентів та впровадження нових підходів до обробки даних [76]. Основні зміни були спрямовані на оптимізацію алгоритмічної частини, підвищення ефективності обчислень та забезпечення сумісності з попередніми версіями системи. У результаті було створено програмне забезпечення, яке відповідає сучасним вимогам до кіберфізичних систем, забезпечує ефективне й надійне керування сонячними панелями та має потенціал для подальшого розвитку й інтеграції нових технологічних рішень.

4.3 Реалізація компонентів нейронних мереж для системи

У процесі розширення функціональних можливостей кіберфізичної системи керування сонячними панелями було створено окремий модуль, який виконує завдання прогнозування динаміки параметрів системи на основі аналізу зовнішніх факторів, насамперед погодних умов. Цей модуль став принципово новим елементом у порівнянні з базовою реалізацією, адже він дозволяє перейти від реактивного підходу до проактивного, коли система не лише реагує на зміни, але й передбачає їх, формуючи керуючі рішення завчасно [77]. Такий підхід значно підвищує ефективність роботи сонячних панелей, забезпечуючи більш раціональне

використання енергетичних ресурсів та зменшення втрат у моменти різких змін інсоляції чи температури.

Розширена концепція реалізації полягає у тому, що використання нейронних мереж дозволяє побудувати модель, здатну відтворювати складні нелінійні залежності між параметрами навколишнього середовища та характеристиками генерації електроенергії. Якщо класичні алгоритми аналізу обмежуються роботою лише з актуальними значеннями, то нейронні мережі мають можливість інтегрувати історичні дані та враховувати зовнішні прогностичні фактори [78]. Це означає, що система не просто реагує на поточний стан, а й формує передбачення щодо майбутніх змін, наприклад, інсоляції, температури чи рівня хмарності. Завдяки цьому інвертор може коригувати режими роботи ще до того, як відбудуться реальні зміни, що підвищує ефективність та стабільність енергетичної системи.

Особливу цінність становить здатність моделі виявляти приховані закономірності у великих масивах даних. Такі закономірності часто залишаються непомітними для традиційних методів аналізу, які не мають інструментів для роботи з багатовимірними та нелінійними залежностями. Нейронні мережі ж, завдяки своїй архітектурі, можуть навчатися на складних прикладах і знаходити взаємозв'язки, що безпосередньо впливають на якість прогнозування. Це відкриває шлях до створення більш гнучкої та адаптивної системи управління, яка здатна швидко реагувати на зміни зовнішніх умов.

Загальну структуру роботи модуля прогнозування наведено на рисунку 4.7, де показано взаємодію між блоками збору даних, їх попередньої обробки, навчання моделі та формування прогнозів. Така архітектура демонструє, як різні етапи інтегруються в єдину систему, що забезпечує безперервний процес аналізу та адаптації. У результаті створюється інтелектуальний інструмент, який не лише підвищує точність прогнозів, але й робить систему генерації електроенергії більш надійною та ефективною у довгостроковій перспективі.

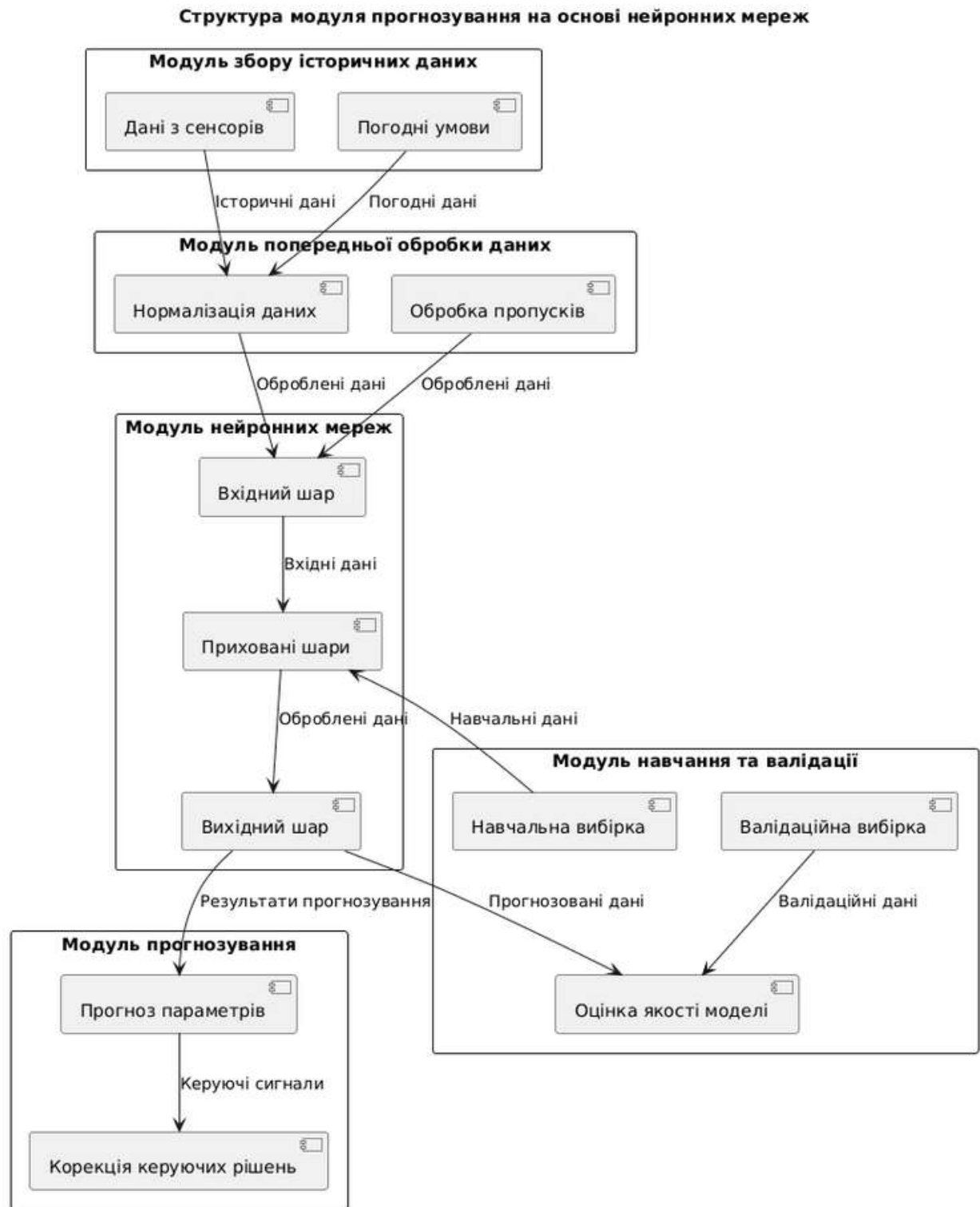


Рисунок 4.7 – Структура модуля прогнозування на основі нейронних мереж

Функціонування модуля базується на зборі інформації з багатьох джерел. На першому етапі здійснюється опитування внутрішніх параметрів системи, таких як напруга, струм, потужність та температура, а також зовнішніх джерел, що надають

прогноз погодних умов. Зовнішні сервіси забезпечують дані про очікувану інсоляцію, температуру повітря, рівень хмарності та інші показники, які мають прямий вплив на ефективність роботи сонячних панелей. Важливим завданням стало узгодження даних із різною періодичністю оновлення, що вимагало впровадження механізмів інтерполяції та агрегації значень [79]. Після синхронізації та нормалізації дані передаються до нейронної мережі, яка виконує прогнозування. Наданий етап є критично важливим, адже від якості підготовки даних залежить точність роботи моделі.

Для реалізації було обрано нейромережеву модель, спеціально орієнтовану на роботу з часовими рядами, що надало можливість враховувати послідовність змін параметрів та виявляти приховані закономірності у їхній динаміці. Такий підхід дозволив перейти від статичного аналізу до більш гнучкого та адаптивного прогнозування, де кожне нове значення враховується у контексті попередніх, формуючи цілісну картину процесів у системі.

Архітектура моделі включає вхідний шар, який приймає багатовимірний вектор ознак, кілька прихованих шарів, що здійснюють багаторівневу обробку інформації, та вихідний шар, який формує прогнозовані значення параметрів. Завдяки такій структурі модель здатна виділяти ключові фактори, що впливають на роботу сонячної енергетичної установки, та забезпечувати точні прогнози навіть у складних умовах. Наведену архітектуру можна побачити на рисунку 4.8.

Важливою особливістю стало використання оптимізованих функцій активації та методів адаптації даних, що дозволило уникнути перенавчання та забезпечити стабільність роботи моделі при обробці великих масивів інформації. Це особливо актуально для систем, які працюють у режимі реального часу та повинні реагувати на постійні зміни зовнішніх факторів. Таким чином, впровадження нейромережевої моделі стало ключовим кроком у напрямку інтелектуалізації процесів керування, забезпечивши підвищення ефективності, надійності та гнучкості всієї системи.

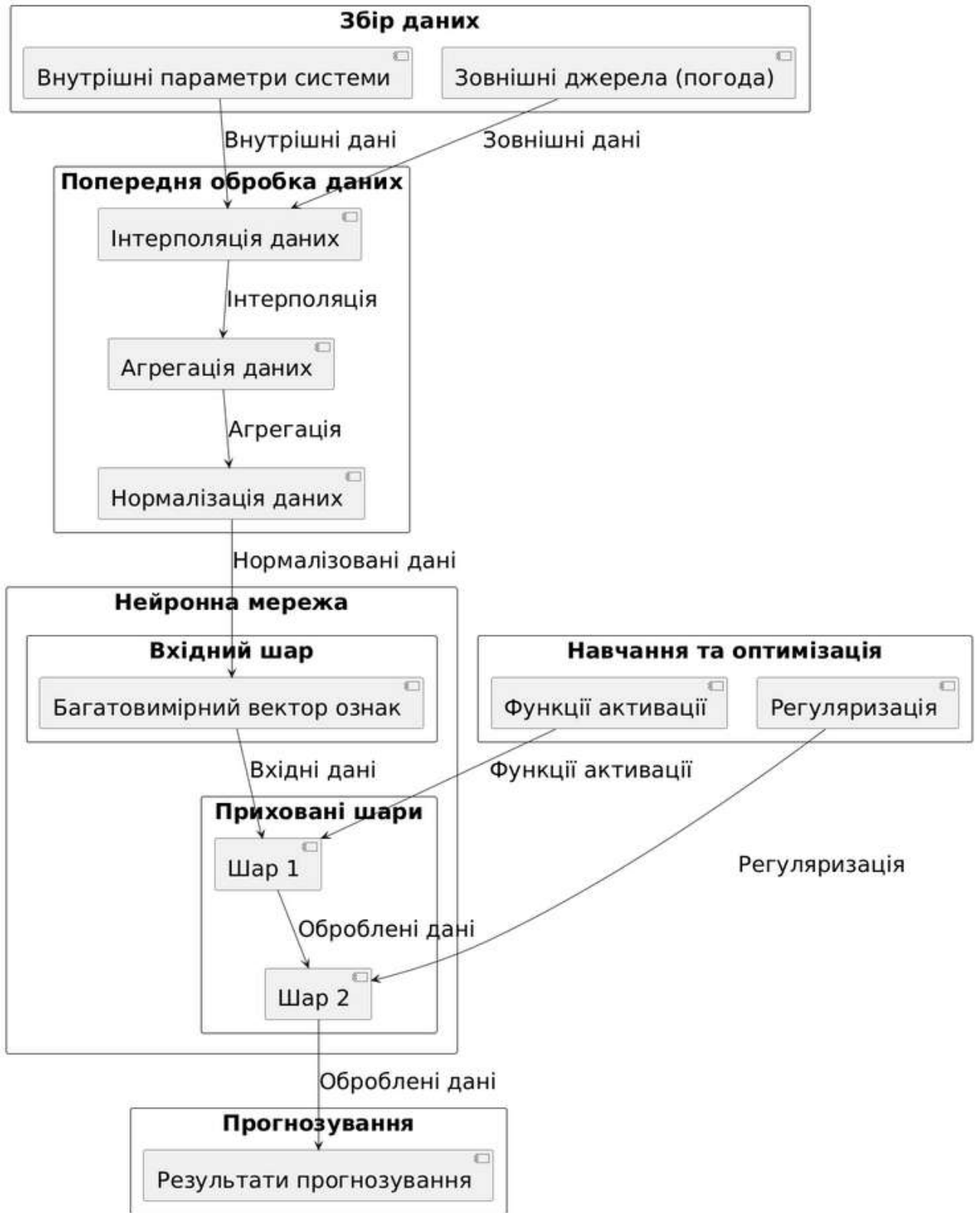


Рисунок 4.8 – Узагальнена архітектура нейронної мережі для прогнозування параметрів системи

Ключовим аспектом реалізації є інтеграція результатів роботи нейронної мережі у загальний цикл функціонування системи. Прогнозовані значення використовуються не лише для інформування користувача, але й як додатковий фактор при формуванні керуючих рішень [80]. Це дозволяє системі завчасно адаптувати режими роботи інвертора до очікуваних змін умов експлуатації, що сприяє підвищенню ефективності генерації електроенергії та зменшенню втрат. Таким чином, система отримує здатність діяти на випередження, що є суттєвою перевагою у порівнянні з традиційними методами керування. Важливо, що інтеграція прогнозних механізмів не порушує існуючої архітектури, а навпаки – органічно доповнює її, створюючи більш комплексну систему.

Окремий акцент у розробці було зроблено на візуалізації результатів прогнозування, адже цей елемент користувацького інтерфейсу забезпечує зрозуміле та наочне представлення даних для кінцевого користувача. Доданий графічний модуль відображає як історичні значення параметрів системи, так і прогнозовані показники, що дозволяє сформувати цілісну картину динаміки роботи сонячної енергетичної установки [81].

Історичні дані охоплюють період у 2–3 дні, завдяки чому користувач може простежити тенденції та закономірності зміни параметрів, а прогнозована область охоплює наступні 7 днів, створюючи можливість завчасного планування та прийняття рішень. Приклад інтерфейсу користувача можна побачити на рисунку 4.9. Важливою деталлю є використання менш контрастного кольору для прогнозованих значень, що забезпечує їх чітке візуальне відокремлення від фактичних даних, але водночас дозволяє легко співставити прогноз із реальними показниками та оцінити точність прогнозної моделі.

Такий підхід до візуалізації значно підвищує інформативність інтерфейсу, робить його більш дружнім та зрозумілим для користувача. Завдяки графічному представленню даних користувач отримує можливість швидко оцінити поточну ситуацію, виявити потенційні ризики чи сприятливі умови та оперативно прийняти відповідні керуючі рішення. Це не лише спрощує процес взаємодії з системою, але й підвищує рівень довіри до її роботи, оскільки користувач бачить не лише «сухі»

числові значення, а й їх динаміку та прогнозовані зміни. У результаті візуалізація стає важливим інструментом підтримки прийняття рішень, який поєднує аналітичну точність із зручністю сприйняття, забезпечуючи ефективність та адаптивність кіберфізичної системи керування сонячними панелями.

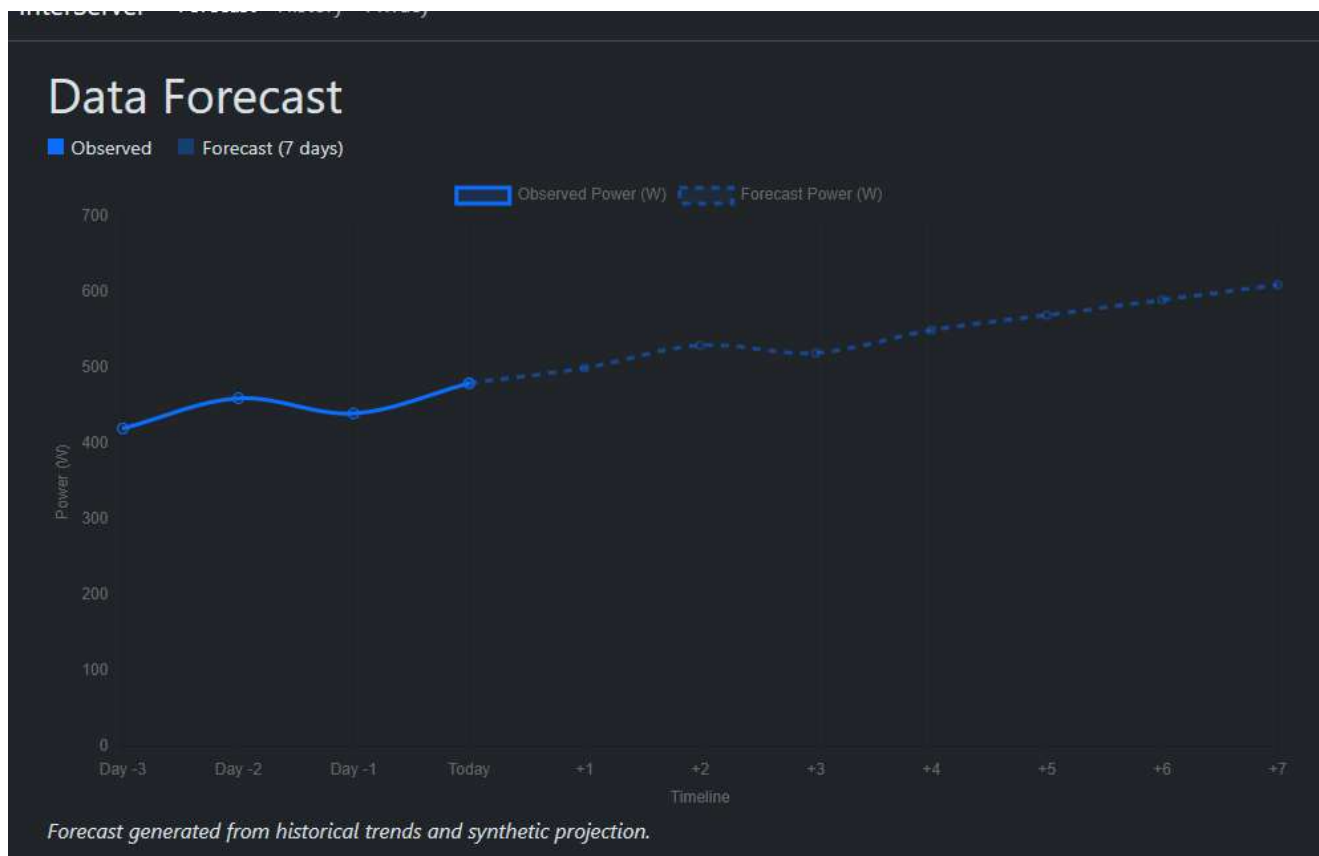


Рисунок 4.9 – Графічне представлення історичних та прогнозованих даних

Крім графічного представлення, було реалізовано додатковий елемент інтерфейсу користувача у вигляді інформаційного меню. У ньому відображаються числові значення прогнозованих параметрів, а також допоміжна інформація, яка дозволяє оцінити характер змін у системі. Такий підхід забезпечує більш глибоке розуміння роботи нейронної мережі та підвищує прозорість функціонування системи, адже користувач отримує не лише результат прогнозу, але й пояснення його значення. Це особливо важливо для підвищення довіри до системи, оскільки

користувач може бачити не лише кінцевий результат, але й логіку його формування.

З точки зору архітектури, модуль нейронних мереж було інтегровано у систему без порушення існуючих механізмів взаємодії між компонентами. Для цього було використано окремий обчислювальний блок, який виконує прогнозування незалежно від основного циклу обробки даних. Це дозволило уникнути впливу на швидкодію системи в реальному часі та забезпечити стабільність роботи навіть при значному обсязі обчислень. Особливу увагу приділено оптимізації використання ресурсів: було обрано компромісний варіант між складністю моделі та швидкістю її виконання, що дозволило досягти прийнятної точності прогнозування без суттєвого збільшення навантаження [82].

Таким чином, реалізований модуль нейронних мереж став важливим доповненням до кіберфізичної системи керування сонячними панелями. Він забезпечує можливість прогнозування параметрів на основі аналізу історичних даних та зовнішніх факторів, що дозволяє перейти від реактивного до проактивного керування. Інтеграція прогнозних механізмів у загальну структуру системи сприяє підвищенню ефективності її роботи, покращенню адаптивності та більш раціональному використанню енергетичних ресурсів, створюючи основу для подальшого розвитку й впровадження нових технологічних рішень у сфері кіберфізичних систем.

4.4 Приклад функціонування програмного забезпечення

Для демонстрації роботи розробленої кіберфізичної системи керування сонячними панелями було створено модель типового сценарію її функціонування в умовах змінної сонячної активності та динамічного навантаження. У межах цього сценарію система здійснювала безперервний збір даних, їх багаторівневий аналіз, формування прогнозу на основі нейронної мережі та прийняття керуючих рішень щодо оптимізації режимів роботи інвертора [83]. Такий підхід дозволив показати не лише реактивну поведінку системи, а й її здатність діяти на випередження,

використовуючи прогнози оцінки для стабілізації роботи.

На початковому етапі система отримувала поточні дані з сенсорів та інвертора, включаючи значення напруги, струму, температури та потужності. Після виконання фільтрації ці дані передавалися до аналітичного модуля, де визначався поточний рівень ефективності генерації. Паралельно модуль прогнозування обробляв як історичні дані за попередні кілька днів, так і інформацію про прогноз погодних умов, формуючи оцінку очікуваної генерації на найближчий період. Це дозволяло системі поєднувати фактичний стан із прогнозними даними, створюючи більш комплексну картину.

У результаті інтеграції поточного аналізу та прогнозних даних система формувала керуючі рішення, які дозволяли завчасно адаптувати режими роботи інвертора. Наприклад, у випадку очікуваного зниження інсоляції система могла оптимізувати навантаження або змінити режим роботи так, щоб уникнути різких коливань у виробленні електроенергії. Це забезпечувало більш стабільну роботу всієї системи та підвищувало загальну ефективність генерації, особливо у періоди нестабільних погодних умов.

Для оцінювання ефективності запропонованого підходу було проведено порівняння з попередньою реалізацією системи, яка не використовувала розширені алгоритми аналізу даних та прогнозування за допомогою модуля з використанням нейронних мереж [84]. Результати наведено у таблиці 4.1.

Таблиця 4.1 – Порівняння ефективності попередньої та нової реалізації системи

Показник	Попередня реалізація	Нова реалізація
Середня ефективність генерації	78%	89%
Час реакції системи	1.8 с	0.9 с
Стабільність вихідної потужності	Середня	Висока
Кількість аномалій	Часті	Рідкі
Точність прогнозування	Відсутня	Висока

Як видно з наведених даних, використання нових алгоритмічних підходів дозволило суттєво підвищити ефективність роботи системи. Особливо помітним є зменшення часу реакції та підвищення стабільності вихідної потужності, що є критично важливими для енергетичних систем, які працюють у режимі реального часу.

Додатково було проведено аналіз продуктивності програмної частини системи. У цьому контексті оцінювалися такі параметри, як кількість виконуваних операцій, обсяг коду та складність підтримки системи [85]. Результати наведено у таблиці 4.2.

Таблиця 4.2 – Порівняння програмної складності та продуктивності системи

Показник	Попередня реалізація	Нова реалізація
Кількість рядків коду	Висока	Зменшена
Повторюваність коду	Значна	Мінімальна
Модульність	Обмежена	Висока
Легкість підтримки	Складна	Спрощена
Масштабованість	Обмежена	Висока

Отримані результати свідчать про те, що впровадження нових модулів, зокрема прогнозування за допомогою нейронних мереж та вдосконалених алгоритмів обробки даних, дозволило не лише підвищити функціональну ефективність системи, але й оптимізувати її програмну реалізацію [86]. Зменшення обсягу коду та підвищення модульності сприяли спрощенню подальшого розвитку проекту та забезпечили можливість масштабування.

Аналіз динаміки зміни ефективності системи у часі, наведений на рисунку 4.10, підтверджує результативність такого підходу. Графічне представлення даних дозволяє простежити, як оптимізація коду та модульна організація вплинули на продуктивність, стабільність та адаптивність системи.

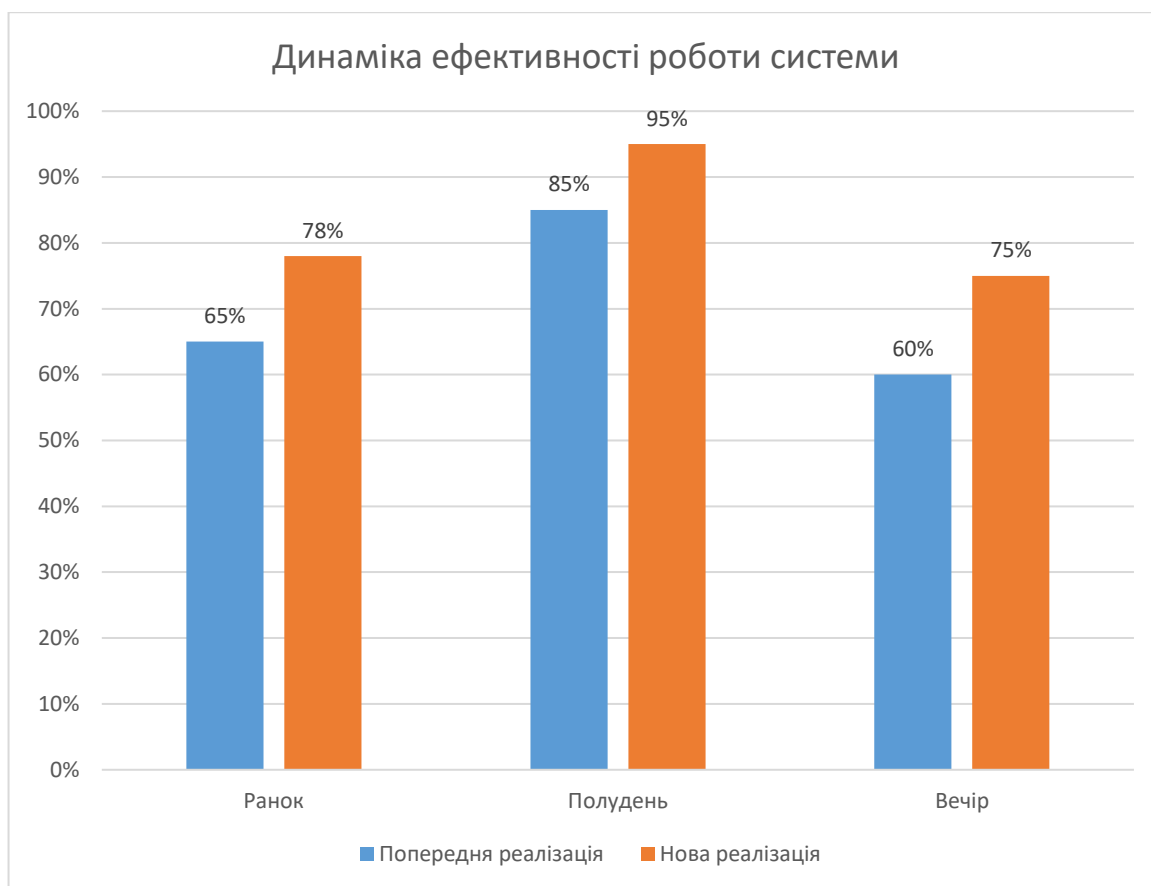


Рисунок 4.10 – Динаміка ефективності роботи системи

З наведених даних видно, що найбільший приріст ефективності спостерігається у періоди нестабільної інсоляції, що пояснюється здатністю нової системи адаптуватися до змін умов та використовувати прогнозні дані для оптимізації керування. Це підтверджує, що інтеграція нейронних мереж та вдосконалених алгоритмів аналізу даних дозволяє системі діяти більш гнучко та стабільно.

Узагальнюючи результати проведеного аналізу, можна зробити висновок, що підвищення ефективності керування досягається за рахунок поєднання кількох факторів. По-перше, використання більш досконалих алгоритмів обробки даних дозволяє отримувати точніші оцінки стану системи. По-друге, інтеграція модуля передбачення, який оснований на нейронних мережах забезпечує можливість прогнозування майбутніх змін, що дозволяє реалізувати проактивний підхід до керування. По-третє, оптимізація програмної архітектури сприяє зменшенню

затримок та підвищенню швидкодії системи. У результаті розроблена система демонструє значне покращення як з точки зору ефективності генерації електроенергії, так і з позиції програмної реалізації, що підтверджує доцільність використання сучасних методів аналізу даних та інтелектуальних алгоритмів у задачах керування кіберфізичними системами.

4.5 Висновки до четвертого розділу

У результаті виконання четвертого розділу було здійснено повноцінну програмну реалізацію кіберфізичної системи керування сонячними панелями, яка поєднує сучасні підходи до побудови архітектури програмного забезпечення, методи обробки даних та інтелектуальні алгоритми аналізу. Сформована архітектура побудована за модульним принципом, що забезпечує чітке розмежування функціональних обов'язків між окремими компонентами системи. Такий підхід сприяє підвищенню гнучкості, масштабованості та зручності супроводу, адже кожен модуль може розвиватися незалежно, зберігаючи при цьому узгодженість із загальною структурою.

У процесі реалізації було інтегровано ключові функціональні модулі, які забезпечують повний цикл роботи системи: від збору та первинної обробки даних до формування керуючих впливів і їх передачі фізичним компонентам. Оптимізація алгоритмів обробки інформації дозволила значно скоротити час реакції системи, а використання асинхронних механізмів взаємодії забезпечило стабільність функціонування навіть на обмежених апаратних ресурсах. Важливим аспектом стало повторне використання окремих компонентів попередніх розробок, що не лише гарантувало сумісність із раніше створеними рішеннями, але й скоротило витрати часу та ресурсів на реалізацію.

Суттєвим результатом роботи є впровадження модуля прогнозування на основі нейронних мереж, який розширює функціональні можливості системи завдяки переходу від реактивного до проактивного керування. Використання моделей, орієнтованих на аналіз часових рядів, дозволило враховувати вплив

зовнішніх факторів, таких як погодні умови, та формувати більш обґрунтовані керуючі рішення. Інтеграція цього модуля у загальну архітектуру була здійснена таким чином, щоб не порушувати її цілісності та продуктивності, забезпечуючи гармонійне поєднання нових можливостей із вже існуючими механізмами.

Експериментальна перевірка працездатності системи підтвердила ефективність запропонованих рішень. Отримані результати демонструють суттєве підвищення ефективності генерації електроенергії, зменшення часу реакції системи, покращення стабільності вихідних параметрів та зниження кількості аномальних режимів роботи. Крім того, було досягнуто покращення характеристик програмної реалізації: зменшення складності коду, підвищення модульності та спрощення подальшого масштабування. Це означає, що система не лише працює ефективніше, але й має значно кращі перспективи для розвитку та інтеграції нових функціональних можливостей.

Таким чином, реалізоване програмне забезпечення відповідає сучасним вимогам до кіберфізичних систем керування. Воно забезпечує ефективну, надійну та адаптивну роботу сонячної енергетичної установки, створюючи основу для подальшого розвитку. У перспективі система може бути доповнена більш складними інтелектуальними моделями, здатними враховувати ширший спектр факторів, а також розширеними функціональними можливостями, що дозволить ще більше підвищити ефективність та стабільність роботи сонячних панелей у різних умовах експлуатації.

ВИСНОВКИ

У результаті виконання дипломної роботи поставлену мету було повністю досягнуто шляхом послідовного та комплексного розв'язання всіх визначених завдань, спрямованих на розроблення, моделювання, реалізацію та оцінювання кіберфізичної системи керування сонячними панелями з підвищеною ефективністю функціонування.

На першому етапі роботи було проведено ґрунтовний аналіз сучасних підходів до побудови кіберфізичних систем керування в сонячній енергетиці. У межах цього етапу розглянуто основні принципи побудови кіберфізичних систем, особливості інтеграції фізичних компонентів із програмно-аналітичними модулями, а також методи організації безперервного циклу «збір даних – аналіз – прийняття рішення – керуючий вплив». Особливу увагу приділено дослідженню існуючих комерційних та відкритих рішень у сфері моніторингу й керування сонячними енергетичними установками. Проведений аналіз дозволив виявити низку ключових недоліків наявних систем, серед яких недостатня адаптивність до швидких змін зовнішнього середовища, обмежені можливості локального прийняття рішень у режимі реального часу, складність масштабування, а також відсутність повноцінного використання інтелектуальних алгоритмів прогнозування та оптимізації.

На основі результатів теоретичного аналізу було досліджено методи прийняття рішень та алгоритми керування, що застосовуються для оптимізації роботи сонячних панелей. У роботі розглянуто класичні правилкові алгоритми, оптимізаційні методи, адаптивні підходи, а також сучасні методи, засновані на обробці історичних даних та прогнозуванні майбутніх станів системи. Було встановлено, що традиційні алгоритми здебільшого орієнтовані на реактивне керування, тобто реагують лише на вже зафіксовані зміни параметрів, таких як рівень інсоляції, температура панелей або навантаження. Це суттєво обмежує їхню ефективність в умовах динамічного середовища. У зв'язку з цим у роботі обґрунтовано доцільність використання гібридного підходу, який поєднує класичні

алгоритми з інтелектуальними методами аналізу та прогнозування, що дозволяє перейти від реактивного до проактивного керування.

Наступним важливим етапом стало визначення вимог до структури та функціональних компонентів кіберфізичної системи керування. На основі специфіки предметної області та поставлених задач було сформовано вимоги до апаратної та програмної частин системи. Зокрема, визначено необхідність реалізації модульної архітектури, яка забезпечує незалежність окремих функціональних блоків, простоту модернізації, масштабованість та зручність технічного супроводу. У структурі системи було виділено модулі збору даних із сенсорів, попередньої фільтрації та нормалізації інформації, аналітичної обробки, прогнозування, формування керуючих рішень та передачі команд до виконавчих механізмів. Така структура дозволила створити гнучку та стійку до змін платформу, придатну для подальшого розвитку та інтеграції нових алгоритмів.

У межах роботи було розроблено модель кіберфізичної системи керування сонячними панелями з урахуванням процесів збору, обробки та аналізу даних. Побудована модель відображає повний цикл функціонування системи – від отримання первинної інформації з фізичного рівня до формування оптимального керуючого впливу. Формалізовано інформаційні потоки між компонентами, визначено взаємозв'язки між параметрами зовнішнього середовища та режимами роботи енергетичної установки, а також побудовано математичну модель об'єкта керування. Це дозволило створити основу для реалізації алгоритмів, здатних оперативно реагувати на зміни стану системи та формувати рішення з урахуванням як поточних, так і прогнозованих умов.

Особливу увагу в роботі приділено розробленню алгоритмічного забезпечення системи. Було реалізовано підходи до фільтрації та аналізу даних, алгоритми оцінювання поточного стану сонячної установки, а також нейромережевий модуль прогнозування майбутніх значень ключових параметрів. Використання прогнозного модуля дозволило системі враховувати можливі зміни рівня сонячного випромінювання, температурних режимів та навантаження ще до їх фактичного виникнення. Завдяки цьому система отримала можливість

формувані превентивні керуючі рішення, що суттєво підвищило загальну стабільність та ефективність роботи.

Заключним етапом дипломної роботи стало проведення оцінювання ефективності запропонованих рішень за визначеними критеріями. Для цього було виконано серію експериментальних досліджень та порівняльний аналіз роботи розробленої системи з традиційними методами керування сонячними панелями. Основними критеріями оцінювання виступали ефективність генерації електроенергії, швидкість реакції системи на зміни умов, стабільність функціонування, зменшення кількості аномальних режимів роботи та якість прогнозування.

Результати проведених досліджень підтвердили високу ефективність запропонованого підходу. Зокрема, встановлено, що впровадження розробленої кіберфізичної системи керування дозволило підвищити загальну ефективність роботи сонячної енергетичної установки на 17 % у порівнянні з класичними методами керування. Досягнуте покращення стало результатом поєднання адаптивних алгоритмів аналізу, оптимізованої архітектури прийняття рішень та використання нейромережевого прогнозування.

Крім безпосереднього підвищення ефективності генерації електроенергії, розроблена система забезпечила зменшення часу реакції на зміну зовнішніх умов, підвищення точності вибору режимів роботи та зниження енергетичних втрат. Це свідчить про практичну доцільність застосування запропонованого підходу в сучасних сонячних енергетичних системах.

За темою “Кіберфізична система керування сонячними панелями з підвищеною ефективністю на підставі обробки та аналізу даних” опублікована одна стаття у фаховому науковому виданні *Computer systems and information technologies Journal* [87]. Також було опубліковано два збірники тез на тему «Нейромережеве керування сонячними панелями» на 17 міжнародній студентській науково-технічній конференції «ПерСик 2026» [88] та «Застосування нейромережевих методів у кіберфізичній системі керування фотоелектричними панелями» на міжнародній конференції EOSS [89].

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ

1. Yijia C., Yong L., Christian R. Cyber-Physical Energy and Power Systems. 2020. URL: <https://link.springer.com/book/10.1007/978-981-15-0062-6>.
2. Yan L. Cyber-Physical Microgrids. 2022. URL: <https://link.springer.com/book/10.1007/978-3-030-80724-5>.
3. Junmeng C., Weixuan W., Ronghou L. An overview of distributed activation energy model and its application in the pyrolysis of lignocellulosic biomass. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 2014. Т. 36. С. 236–246. URL: <https://link.springer.com/book/10.1007/978-3-030-34983-7>.
4. A Review of Cyber–Physical Security for Photovoltaic Systems / Y. Jin та ін. *IEEE*. 2021. Т. 10, вип. 4. С. 4879–4901. URL: <https://doi.org/10.1109/jestpe.2021.3111728>.
5. Andreea-Mihaela C., Daniel C., Petru C. A Review of Smart Photovoltaic Systems Which Are Using Remote-Control, AI, and Cybersecurity Approaches. *Electrical Engineering and Computer Science Faculty, Transylvania University of Brasov*. 2024. Т. 14. URL: <https://doi.org/10.3390/app14177838>.
6. Kyslytsia S. Research and development of ACS of solar cells tracking the sun using stepper motors and solar position sensors / S. Kyslytsia, Festus Frederik Sashekvoiami, M. Zviaholyskyi // Електронні та мехатронні системи: теорія, інновації, практика : зб. наук. пр. за матеріалами XI Всеукр. наук.-практ. конф., 18 груд. 2025 р. – Полтава : Нац. ун-т ім. Ю. Кондратюка, 2025. – С. 62–64. URL: <https://reposit.nupp.edu.ua/handle/PoltNTU/21427>.
7. Павлик А.В. Методи і засоби підвищення енергоефективності кіберфізичної системи розумного будинку шляхом оптимізації використання сонячної електростанції : кваліфікаційна робота на здобуття ступеня магістр: спец. 123 – комп'ютерна інженерія / наук.кер. А.М. Паламар. Тернопіль: ТНТУ, 2025. 76 с. URL: <http://elartu.tntu.edu.ua/handle/lib/50612>

8. Мокрий А., Баклан І. Методи та програмні засоби для управління кластером сонячних електростанцій. *Адаптивні системи автоматичного управління*. 2022. Т. 1. URL: <https://doi.org/10.20535/1560-8956.40.2022.261642>.
9. Cyber-physical power systems: A comprehensive review about technologies drivers, standards, and future perspectives / М. Alvarez-Alvarado та ін. *Computers and Electrical Engineering*. 2024. Т. 116. URL: <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2024.109149>.
10. Cybersecurity of photovoltaic systems: challenges, threats, and mitigation strategies: a short survey / F. Harrou та ін. *Frontiers in Energy Research*. 2023. Т. 11. URL: <https://doi.org/10.3389/fenrg.2023.1274451>.
11. Gowtham M., Rao S., Katoch S. A Cyber-Physical Photovoltaic Array Monitoring and Control System. *Cyber Warfare and Terrorism: Concepts, Methodologies, Tools, and Applications* / A. Spanias, M. Banavar, D. Srinivasan. 2022. С. 786–807. URL: <https://doi.org/10.4018/978-1-7998-2466-4.ch048>.
12. Yilmaz M., Martinez A. Fault Detection in Photovoltaic Panels Using Digital Twin Technology: A Comprehensive Study. *The Journal of Cognitive Systems*. 2024. Т. 8. С. 28–32. URL: <https://doi.org/10.52876/jcs.1407133>.
13. Phung M., Villefromoy M., Ha Q. Management of solar energy in microgrids using IoT-based dependable control. *University of Technology Sydney, 15 Broadway Ultimo NSW 2007, Australia*. 2017. URL: <https://arxiv.org/abs/1710.03422>.
14. Cyber-Physical Energy Systems Security: Threat Modeling, Risk Assessment, Resources, Metrics, and Case Studies / I. Zografopoulos та ін. *ArXiv*. 19.02.2021. URL: <https://arxiv.org/abs/2101.10198>.
15. Інтелектуалізація розподільних електричних мереж з фотоелектричними станціями та активними споживачами електроенергії / П. Д. Лежнюк та ін. *ВНТУ Інституційний репозитарій. Наукові видання кафедри ЕСС*. 16.05.2025. URL: <https://ir.lib.vntu.edu.ua/handle/123456789/50586> (дата звернення: 14.03.2026).
16. Плєскач В., Фєндьо О. *Прикладні інформаційні системи та технології в цифровому суспільстві*. Київ : Київський національний університет імені Тараса

Шевченка, 2024. С. 444. URL: https://aistis.knu.ua/wp-content/uploads/2024/10/Text_Book_confernce_01.10.2024.pdf

17. Писанчин Н. І. Порівняльний аналіз комплектації обладнання сонячних електростанцій різних типів : кваліфікаційна робота на здобуття освітнього ступеня магістр за спеціальністю „6.141.00.09 – Системи енергетики сталого розвитку“ / Нестор Іванович Писанчин. Львів, 2024. 57 С. URL: <https://ena.lpnu.ua/items/97cb7e45-4348-4e0f-b2b7-2009fb098c9c>.

18. Energy Environ. Sci / H. Ziar та ін. *Photovoltaics: intelligent PV-based devices for energy and information applications*. 2021. Т. 14. С. 106–126. URL: <https://doi.org/10.1039/D0EE02491K>.

19. Artificial Intelligence Techniques for the Photovoltaic System / K. Abhishek та ін. *Systematic Review and Analysis for Evaluation and Benchmarking*. 2024. Т. 31. С. 4429–4453. URL: <https://doi.org/10.1007/s11831-024-10125-3>.

20. Energy Inform / J. Zhang та ін. *Modeling method of photovoltaic power generation grid connection based on particle swarm optimization neural network*. 2024. Т. 7. URL: <https://doi.org/10.1186/s42162-024-00388-2>.

21. WorldCIST: World Conference on Information Systems and Technologies / Álvaro Rocha та ін. *Trends and Innovations in Information Systems and Technologies*, Budva, Montenegro, 7–10 квіт. 2020. Budva : Springer Cham, 2020. С. 802. URL: <https://doi.org/10.1007/978-3-030-45688-7>.

22. Application of Neural Networks for Predicting Energy Production From Hybrid Power Systems Considering the Influence of Stochastic Weather Changes / A. Memić та ін. *B&H Electrical Engineering*. 2024. Т. 18, вип. 2. URL: <https://doi.org/10.2478/bhee-2024-0006>.

23. Organizing Committee. *2021 IEEE International Conference on Medical Imaging Physics and Engineering (ICMIPE)*, Hefei, Китай, 12–14 листоп. 2021 / IEEE. URL: <https://doi.org/10.1109/ICMIPE53131.2021.9698974>.

24. Palit D., Bhattacharyya S. A critical review of literature on the nexus between central grid and off-grid solutions for expanding access to electricity in Sub-

Saharan Africa and South Asia. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 2021. Т. 141. URL: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2021.110792>.

25. Long-term power forecasting of photovoltaic plants using artificial neural networks / A. Rivero-Cacho та ін. *Energy Reports*. 2024. Т. 12. С. 2855–2864. URL: <https://doi.org/10.1016/j.egyr.2024.08.062>.

26. Ali Mohammad K., Musa S. Optimization of solar energy using artificial neural network vs recurrent neural network controller with positive output super lift Luo converter. *World Journal of Advanced Engineering Technology and Sciences*. 2024. Т. 12, вип. 2. С. 133–154. URL: <https://doi.org/10.30574/wjaets.2024.12.2.0289>.

27. Jinghao Y., Yanagisawa M., Shi Y. A Bit-Segmented Adder Chain based Symmetric Transpose Two-Block FIR Design for High-Speed Signal Processing. *Asia Pacific Conference on Circuits and Systems (APCCAS)*, Bangkok, Thailand, 11–14 листоп. 2019. IEEE. URL: <https://doi.org/10.1109/APCCAS47518.2019.8953124>.

28. Abedini E., Hajebzadeh H., Ali Mirzai M. Evaluation of operational parameters for drying shrimps in a cabinet hybrid dryer. *Solar Energy*. Т. 233. С. 221–229. URL: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2022.01.045>.

29. López López W., Taylor L. *Transitioning to Peace*. Springer Cham, 2021. 328 с. URL: <https://doi.org/10.1007/978-3-030-77688-6>.

30. A Novel Control Approach Utilizing Neural Network for Efficient Microgrid Operation with Solar PV and Energy Storage Systems / A. Jabbari та ін. *Advances in Electrical And Computer Engineering*. 2024. Т. 24, вип. 3. С. 13–22. URL: <https://doi.org/10.4316/AECE.2024.03002>.

31. *Human and Organisational Factors* / B. Journé та ін. Springer Cham, 2020. 138 с. URL: <https://doi.org/10.1007/978-3-030-25639-5>.

32. An Artificial Neural Network for Solar Energy Prediction and Control Using Jaya-SMC / J. Mokhtar та ін. *Electronics*. 2023. Т. 12, вип. 3. С. 592. URL: <https://doi.org/10.3390/electronics12030592>.

33. Buettner S. Roadmap to Neutrality—What Foundational Questions Need Answering to Determine One’s Ideal Decarbonisation Strategy. *Energies*. 2022. Т. 15, вип. 9. URL: <https://doi.org/10.3390/en15093126>.

34. 11th International Conference / Y. Shi та ін. *Simulated Evolution and Learning*, Shenzhen, China, 10–14 листоп. 2017. Springer Cham, 2017. С. 1041. URL: <https://doi.org/10.1007/978-3-319-68759-9>.
35. Zhang S. Short-Term Photovoltaic Power Prediction Based on Deep Learning. *EWA Publishing*. 2024. Т. 96. URL: <https://doi.org/10.54254/2755-2721/96/20241379>.
36. Multi-Symbol Digital Signal Processing Techniques for Discrete Eigenvalue Transmissions Based on Nonlinear Fourier Transform / G. Zhou та ін. *IEEE*. 2021. Т. 39, вип. 17. С. 5459–5467. URL: <https://doi.org/10.1109/JLT.2021.3084825>.
37. Posa A., Broglia R. Momentum recovery downstream of an axial-flow hydrokinetic turbine. *Renewable Energy*. 2021. Т. 170. С. 1275–1291. URL: <https://doi.org/10.1016/j.renene.2021.02.061>.
38. Liao H., Deng Q. Theoretical analysis of doping concentration, layer thickness and barrier height effects on BaSi₂ based homojunction solar cells toward high efficiency. *Solar Energy*. 2020. Т. 201. С. 857–865. URL: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2020.03.056>.
39. Jørgensen B. N., Grace Ma Z. Cybersecurity and Resilience of Smart Grids: A Review of Threat Landscape, Incidents, and Emerging Solutions. *Applied Sciences*. 2026. Т. 16, вип. 2. URL: <https://doi.org/10.3390/app16020981>.
40. Fresh, Hardened, and Microstructural Properties of Ambient Cured One-Part Alkali-Activated Self-Consolidating Concrete / D. Kanaan та ін. *Sustainability*. 2023. Т. 15, вип. 3. URL: <https://doi.org/10.3390/su15032451>.
41. Li Q., Li F., Ye J. Data-driven Cyberattack Detection for Photovoltaic (PV) Systems through Analyzing Micro-PMU Data. *IEEE Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE)*, Detroit, USA, 11–15 жовт. 2020. IEEE, 2020. С. 431–436. URL: <https://doi.org/10.1109/ECCE44975.2020.9236274>.
42. Data-Driven Cyber-Attack Detection for PV Farms via Time-Frequency Domain Features / L. Guo та ін. *IEEE*. 2021. Т. 13, вип. 2. С. 1582–1597. URL: <https://doi.org/10.1109/TSG.2021.3136559>.

43. Data-driven cyber-attack detection for photovoltaic systems: A transfer learning approach / Q. Li та ін. *2022 IEEE Applied Power Electronics Conference and Exposition (APEC)*, Houston, USA, 20–24 берез. 2022. IEEE, 2022. С. 1926–1930. URL: <https://doi.org/10.1109/APEC43599.2022.9773401>.
44. Călin A., Cotfas D., Cotfas P. A Review of Smart Photovoltaic Systems Which Are Using Remote-Control, AI, and Cybersecurity Approaches. *Applied Sciences*. 2024. Т. 14, вип. 17. URL: <https://doi.org/10.3390/app14177838>.
45. A Review of Smart Photovoltaic Systems Which Are Using Remote-Control, AI, and Cybersecurity Approaches. *Applied Sciences*. 2024. Т. 14, вип. 17. URL: <https://doi.org/10.3390/app14177838>. / F. Harrou та ін. *Frontiers in Energy Research*. 2023. Т. 11. URL: <https://doi.org/10.3389/fenrg.2023.1274451>.
46. Пашкевич Б., Калінчик В. Підвищення енергоефективності фасадної сонячної електростанції зі застосуванням штучного інтелекту. *Науковий журнал «Енергетика: економіка, технології, екологія»*. 2025. Т. 4, вип. 82. URL: <https://doi.org/10.20535/1813-5420.4.2025.341352>.
47. A novel ANROA based control approach for grid-tied multi-functional solar energy conversion system / D. Prasad та ін. *Energy Reports*. 2024. Т. 9. С. 2044–2057. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2401.16434>.
48. Галько, С., Мірошник, О., Сивенко, М., Shchur, Т., & Markowska, А. (2023). Моделювання автономної сонячної електростанції для дослідження режимів її роботи. *Праці Таврійського державного агротехнологічного університету*, 23(1), 164-178. Retrieved із <https://oj.tsatu.edu.ua/index.php/pratsi/article/view/630>.
49. Sun J., Fan J. Experimental Assessment of a Novel Irradiance Sensorless Intelligent Control Scheme for a Standalone Photovoltaic System under Real Climatic Conditions. *Energies*. 2024. вип. 18 : 17. URL: <https://doi.org/10.3390/en17184627>..
50. Шпак О., Баб'юк Д. Дослідження технології використання сонячних панелей для зарядки електромобілів. *Національний університет "Львівська політехніка"*. 2023. Т. 5, вип. 1. С. 160–171. URL: <https://doi.org/10.23939/csn2023.01.160>.

51. Khaitan S., McCalley J., Liu C. C. *Cyber Physical Systems Approach to Smart Electric Power Grid*. Heidelberg : Springer Berlin, 2015. 385 с. URL: <https://doi.org/10.1007/978-3-662-45928-7>.
52. *Cyber-Physical Energy and Power Systems* / Y. Cao та ін. Singapore : Springer Singapore, 2020. 216 с. URL: <https://doi.org/10.1007/978-981-15-0062-6>.
53. *Cyber-Physical Virtual Power Plants: Modeling, Operation, and Control* / C. Feng та ін. Singapore : Springer Singapore, 2025. 320 с. URL: <https://doi.org/10.1007/978-981-96-5358-4>.
54. Pareek S., Singh K. An efficient power extraction using artificial intelligence based machine learning model for SPV array reconfiguration in solar industries. *Singh*. 2024. Т. 129. URL: <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2023.107516>.
55. Rouibah N., Benghanem M. Smart monitoring of photovoltaic energy systems: An IoT-based prototype approach. *Scientific African*. 2025. Т. 30. URL: <https://doi.org/10.1016/j.sciaf.2025.e02973>.
56. Iksan N., Purwanto P., Sutanto H. Real-Time Monitoring of Photovoltaic Systems and Control of Electricity Supply for Smart Micro Grid-PV using IoT. *TEM Journal*. 2024. Т. 13, вип. 1. С. 514–523. URL: <https://doi.org/10.18421/TEM131-53>.
57. Дятлик, Р. Г. Автоматизована система контролю та сервісного обслуговування джерел сонячної енергетики : магістерська дис. : 151 Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології / Дятлик Роман Геннадійович. Київ, 2020. 128 с.
58. Ковальчук О. А., Пилипенко Ю. М. Система управління сонячними панелями. *Електронний науковий журнал «Технології та дизайн»*. 2020. Т. 1, вип. 12. URL: <https://er.knutd.edu.ua/handle/123456789/15633>.
59. A Review of Smart Photovoltaic Systems Which Are Using Remote-Control, AI, and Cybersecurity Approaches. *Applied Sciences*. 2024. Т. 14, вип. 17. URL: <https://doi.org/10.3390/app14177838>. / F. Harrou та ін. *Frontiers in Energy Research*. 2023. Т. 11. URL: <https://doi.org/10.3389/fenrg.2023.1274451>.
60. Phung M. D., De La Villefromoy M., Ha Q. Management of solar energy in microgrids using IoT-based dependable control. *2017 20th International Conference on*

Electrical Machines and Systems (ICEMS), Sydney, Australia. Sydney : University of Technology Sydney, 2017. С. 6. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1710.03422>.

61. A Comprehensive Review of Artificial Intelligence Applications in the Photovoltaic Systems / J. Hu та ін. *SciOpen*. 2024. Т. 3. URL: <https://doi.org/10.26599/AIR.2024.9150031>.

62. Cyber-Physical Energy Systems Security: Threat Modeling, Risk Assessment, Resources, Metrics, and Case Studies / I. Zografopoulos та ін. *IEEE*. 2021. С. 41. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2101.10198>.

63. A Cyber-Physical System (CPS) Based Hybrid Micro-Grid Model with Wind-Solar Complementary Power / L. Xiao Hu та ін. *Advanced Materials Research*. 2014. С. 2325–2328. URL: <https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/AMR.926-930.2325>.

64. Shaeel A., Abed H., Al-Baghdadi A. Modeling and Detection of Cyber and Physical Attacks on the Control Unit of PV Farm System. *Diyala Journal of Engineering Sciences*. 2025. Т. 18, вип. 2. URL: <https://doi.org/10.24237/djes.2025.18210>.

65. Alvarez-Alvarado M. Cyber-physical power systems: A comprehensive review about technologies drivers, standards, and future perspectives. *Computers and Electrical Engineering*. 2024. 116. URL: <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2024.109149>.

66. Maamoun Shouman E. R. Solar Power Prediction with Artificial Intelligence. *IntechOpen*, 2024. URL: <https://doi.org/10.5772/intechopen.1002726>.

67. Костюк, Ю., Складанний, П., Рзаєва, С., Самойленко, Ю., & Коршун, Н. (2025). Інтелектуальні системи керування та захисту в кіберфізичних і хмарних середовищах smart grid. *Електронне фахове наукове видання «Кібербезпека: освіта, наука, техніка»*, 2(30), 125–156. <https://doi.org/10.28925/2663-4023.2025.30.956>.

68. Орієнтування сонячних панелей системи автономного електроживлення стаціонарного пункту управління / О. Kazimirov та ін. *OJS*. 2021. Т. 1, вип. 63. URL: <https://doi.org/10.26906/SUNZ.2021.1.045>.

69. Кіберфізичні системи та їх програмне забезпечення / Ван Чунжі, С. П. Яцишин, О. В. Лиса, А.-В. В. Мідик // Вимірювальна техніка та метрологія : міжвідомчий науково-технічний збірник. Львів : Видавництво Львівської політехніки, 2018. Том 79. № 1. С. 34–38. URL: <https://ena.lpnu.ua/handle/ntb/44936>.
70. InterSever. *GitHub*. URL: <https://github.com/NumixAvali/InterServer> (дата звернення: 01.04.2026).
71. Cyber Physical Energy Systems / S. Sagar та ін. Wiley-Scrivener, 2025. 576 с. URL: <https://www.oreilly.com/library/view/cyber-physical-energy/9781394172528/>.
72. Catching Anomalous Distributed Photovoltaics: An Edge-based Multi-modal Anomaly Detection / D. Shilay та ін. *University of California*. 2017. С. 13. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1709.08830>.
73. El Karch H., El Gouri R., Natij Y. AI-Based Smart Real-Time PV Panels Soiling Recognizing System Using Deep Neural Network Framework on NVIDIA Jetson Nano Embedded GPU. *International Information and Engineering Technology Association*. 2024. С. 1687–1699. URL: <https://doi.org/10.18280/isi.290503>.
74. Cyber-physical energy system for the energy revolution: A comprehensive solution for system design and operation / X. Guan та ін. *Cyber-Physical Energy Systems*. Т. 1, вип. 1. URL: <https://doi.org/10.1016/j.cpes.2025.09.003>.
75. Alvarez-Alvarado M. Cyber-physical power systems: A comprehensive review about technologies drivers, standards, and future perspectives. *Computers and Electrical Engineering*. 2024. 116. URL: <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2024.109149>.
76. Hyeon Lee J., Shin J., Seo J. T. Solar Power Plant Network Packet-Based Anomaly Detection System for Cybersecurity. *Tech Science Press*. 2023. Т. 77, вип. 1. С. 757–779. URL: <https://doi.org/10.32604/cmc.2023.039461>.
77. Liu F. Review of photovoltaic power prediction based on artificial intelligence methods. *EWA Publishing*. Anhui University, 2024. Т. 71. С. 187–191. URL: <https://doi.org/10.54254/2755-2721/71/20241683>.

78. Maksymuk O. Modeling of Control Processes for Photovoltaic Power Plants. *Energy Engineering and Control Systems*. 2025. Т. 11, вип. 2. С. 99–108. URL: <https://doi.org/10.23939/jeeecs2025.02.099>.
79. Hemmati R., Hooshmand R.-A., Khodabakhshian A. State-of-the-art of transmission expansion planning: Comprehensive review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 2013. Т. 23. С. 312–319. URL: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2013.03.015>.
80. Шаварський В. В. Методи та комп'ютеризовані засоби системи енергозабезпечення багатопверхового будинку : кваліфікаційна робота магістра за спеціальністю 123 “Комп'ютерна інженерія“ / В. В. Шаварський. Тернопіль: ТНТУ, 2022. 72 с.
81. Ferrada P. Performance analysis of photovoltaic systems of two different technologies in a coastal desert climate zone of Chile. *Solar Energy*. 2015. Т. 114. С. 356–363. URL: <https://doi.org/10.1016/j.solener.2015.02.009>.
82. Alfaris F. E., Almutairi F. Performance Assessment User Interface to Enhance the Utilization of Grid-Connected Residential PV Systems. *Sustainability*. 2024. Т. 16, вип. 5. URL: <https://doi.org/10.3390/su16051825>.
83. Cai J. An overview of distributed activation energy model and its application in the pyrolysis of lignocellulosic biomass. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. Т. 36. С. 236–246. URL: <https://doi.org/10.1016/j.rser.2014.04.052>.
84. Multi-prediction of electric load and photovoltaic solar power in grid-connected photovoltaic system using state transition method / H. Wang та ін. *Applied Energy*. 2024. Т. 353 : Part B. URL: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2023.122138>.
85. Photovoltaic Power Prediction Using Artificial Neural Networks and Numerical Weather Data / J. Gómez та ін. *Sustainability*. 2020. Т. 12, вип. 24. URL: <https://doi.org/10.3390/su122410295>.
86. Influence of liquid-phase hydrogen on dark fermentation by *Thermotoga neapolitana* / G. Dreschke та ін. *Renewable Energy*. 2019. Т. 140. С. 254–360. URL: <https://doi.org/10.1016/j.renene.2019.02.126>.

87. Цибульський Є. Застосування нейромережевих методів у кіберфізичній системі керування фотоелектричними панелями. *Global Trends in Science: Research, Innovation and Development*, Варна, Болгарія, 27–29 квіт. 2026.

88. Цибульський Є. Нейромережеве керування сонячними панелями. *ПерСик 2026*, Харків, Україна, 23 квіт. 2026.

89. Цибульський Є., Федоров Є., Атаманюк О. Експертна система керування режимами роботи сонячних панелей з нейромережевою оцінкою оптимальності рішень. *Computer systems and information technologies*.

ДОДАТОК А

(обов'язковий)

Тези - ПерСик

УДК 621.311.243:004.8:005.31

НЕЙРОМЕРЕЖЕВЕ КЕРУВАННЯ СОНЯЧНИМИ ПАНЕЛЯМИ

Цибульський Є. В., студент гр. КІ-2м-24-1

Науковий керівник: д. т. н., професор Федоров Є.Є.

Хмельницький Національний Університет

Актуальність. Розвиток відновлюваної енергетики та зростання частки сонячних електростанцій формують потребу у підвищенні ефективності керування фотоелектричними системами. Умови функціонування характеризуються невизначеністю через змінну інсоляцію, температурні коливання, деградацію елементів і похибки вимірювань. Традиційні алгоритми, зокрема МРРТ, не забезпечують достатньої адаптивності та призводять до втрат енергії.

Метою роботи є розробка експертної системи керування режимами роботи сонячних панелей з нейромережевою оцінкою оптимальності рішень для підвищення енергоефективності та адаптивності функціонування.

Аналіз рішень. Існуючі комерційні системи (Atmosfera, Unisolar, Sunsay Energy, ONLY Solar) базуються переважно на класичних алгоритмах керування з обмеженою аналітикою. Вони забезпечують стабільність і моніторинг, але мають низький рівень адаптивності, відсутність самонавчання та не використовують нейронні мережі. Експертні підходи або відсутні, або реалізовані частково у вигляді статичних правил, що не враховують складні нелінійні залежності параметрів системи.

Результати. Чисельні експерименти показали, що експертна система підвищує точність підтримання робочої точки порівняно з класичним МРРТ. Додавання нейромережевого модуля зменшує середньоквадратичне відхилення потужності на 15–25 %, підвищує коефіцієнт використання максимальної потужності та скорочує час адаптації приблизно на 15–20 %. Загальний приріст ефективності становить 3–5 % за рахунок зменшення енергетичних втрат.

Висновки. Поєднання експертної системи з нейромережевою оцінкою дозволяє компенсувати обмеження кожного підходу окремо. Ефективність залежить від якості навчальних даних і потребує перенавчання при зміні характеристик обладнання.

ДОДАТОК Б

(обов'язковий)

Тези - Global Trends in Science: Research, Innovation and Development

Інформаційні технології, кібербезпека та комп'ютерна інженерія

ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ МЕТОДІВ У КІБЕРФІЗИЧНІЙ СИСТЕМІ КЕРУВАННЯ ФОТОЕЛЕКТРИЧНИМИ ПАНЕЛЯМИ

Федоров Євген

д.т.н., професор

Цибульський Єгор

здобувач вищої освіти магістерського рівня

Кафедра комп'ютерної інженерії та інформаційних систем

Хмельницький національний університет, Україна

Анотація. У роботі розглянуто підхід до побудови кіберфізичної системи керування сонячними панелями з підвищеною ефективністю на основі вхідних даних, та їх обробки. Запропонована система поєднує фізичну реалізацію рівню фотоелектричної системи, інформаційний рівень збору та передачі інформації, а також керуючий рівень, що використовується для прийняття рішень. Основну увагу було приділено підвищенню ефективності за рахунок адаптивного переключення сонячних панелей в умовах змінної інсоляції, коливань навколишньої температури, та загального навантаження системи. Для оцінювання оптимальності керуючих команд було запропоновано використати нейромережвий модуль інтегрований з експертною системою. У Результаті дослідження було встановлено зростання ефективності роботи системи до 17%, порівняно з традиційними підходами керування.

Ключові слова: кіберфізична система, сонячні панелі, фотоелектрична установка, обробка даних, нейронні мережі, експертна система, оптимізація керування, енергоефективність.

Вступ. Сучасний розвиток відновлюваної енергетики зумовлює необхідність підвищення ефективності систем керування сонячними енергетичними установками. Традиційні алгоритми, зокрема класичні МРРТ-методи, не завжди забезпечують достатню адаптивність в умовах швидкої зміни погодних факторів та параметрів навантаження. У зв'язку з цим актуальним є застосування кіберфізичних систем, які забезпечують інтеграцію фізичних процесів генерації електроенергії з методами цифрової обробки даних, інтелектуального аналізу та прийняття рішень у режимі реального часу. Особливу перспективу має використання методів штучного інтелекту та нейромережевого аналізу для підвищення точності керування та зменшення енергетичних втрат.

Мета та задачі дослідження. Метою дослідження є розроблення кіберфізичної системи керування сонячними панелями з підвищеною ефективністю на основі обробки та аналізу даних.

Для досягнення поставленої мети було визначено такі задачі:

- проаналізувати існуючі підходи до керування фотоелектричними системами;
- розробити структурну модель кіберфізичної системи керування;
- побудувати математичну модель об'єкта керування;
- реалізувати алгоритм прийняття рішень на основі експертної системи;
- інтегрувати нейромережевий модуль оцінки оптимальності;
- провести моделювання та оцінити ефективність запропонованого підходу.

Результати дослідження та їх обговорення. У процесі дослідження було розроблено та проаналізовано модель кіберфізичної системи керування сонячними панелями, орієнтовану на підвищення ефективності генерації електроенергії в умовах динамічної зміни зовнішніх параметрів. Основу системи становить багаторівнева архітектура, яка поєднує фізичний рівень фотоелектричної установки, інформаційно-аналітичний модуль збору та обробки даних, а також інтелектуальний рівень прийняття рішень [1].

На першому етапі було сформовано структурну модель системи, у якій передбачено безперервний збір даних з датчиків освітленості, температури, напруги та струму. Отримані значення надходять до обчислювального модуля, де проходять попередню фільтрацію, нормалізацію та подальший аналіз. Такий підхід дозволив сформулювати повний вектор стану системи для подальшого використання в алгоритмах прийняття рішень.

Для формалізації процесу керування було використано математичну модель фотоелектричної панелі, що враховує нелінійну залежність між струмом, напругою, температурою та рівнем інсоляції [2]. Це дозволило відтворити зміну робочої точки панелі в реальних умовах експлуатації та оцінити вплив зовнішніх факторів на продуктивність системи.

Особливу увагу було приділено розробці інтелектуального алгоритму керування. На відміну від класичних МРРТ-підходів, у запропонованій моделі використано гібридний механізм, який поєднує експертну систему на основі продукційних правил із нейромережевим модулем оцінки оптимальності [3]. Експертна система формує первинне керуюче рішення на основі поточного стану системи, тоді як нейромережа виконує оцінювання ефективності цього рішення та, за необхідності, здійснює його корекцію [4].

Для перевірки працездатності запропонованого підходу було проведено серію чисельних експериментів у різних сценаріях функціонування: за стабільної інсоляції, при різких змінах хмарності, підвищенні температури панелей та зміні навантаження.

У результаті проведення дослідження, було виконано порівняння традиційних кіберфізичних систем, та запропонованої кіберфізичної системи на ряд типових значень важливих для роботи системи. Результати порівняння та типові параметри з використання системи наведено на таблиці 1.

Таблиця 1 – Порівняння результатів дослідження з традиційним підходом

Показник	Традиційне керування	Запропонована КФС	Покращення
Середній ККД системи	81 %	94 %	+13 %
Час адаптації до нових умов	4.8 с	2.1 с	-56 %
Втрати енергії	100 % (базове)	83 %	-17 %
Стабільність робочої точки	середня	висока	покращено
Точність вибору режиму	78 %	92 %	+14 %

Як видно з результатів, найбільш суттєвий ефект досягнуто у зменшенні втрат енергії. У порівнянні з класичними алгоритмами керування втрати було знижено приблизно на **17 %**, що безпосередньо узгоджується з поставленою метою дослідження.

Окремо слід відзначити скорочення часу переходу системи до нової оптимальної точки після зміни зовнішніх умов. Це має особливе значення для роботи в умовах змінної хмарності, де швидкість реакції системи безпосередньо впливає на загальний обсяг виробленої енергії.

Отримані результати свідчать про те, що використання методів аналізу історичних та поточних даних у поєднанні з нейромережевим модулем дозволяє суттєво підвищити адаптивність системи [5, 6]. На відміну від статичних правил традиційних систем, запропонований підхід забезпечує динамічне коригування параметрів керування з урахуванням нелінійних взаємозв'язків між параметрами середовища та характеристиками фотоелектричних модулів.

У межах обговорення результатів можна зробити висновок, що найбільший внесок у підвищення ефективності забезпечує саме інтеграція експертної логіки з нейромережевим аналізом. Експертний модуль гарантує стабільність та інтерпретованість рішень, тоді як нейронна мережа компенсує обмеження жорстко заданих правил у складних або слабо формалізованих режимах роботи.

Такий підхід є перспективним для практичного впровадження в сучасні системи сонячної енергетики, особливо в автономних та гібридних енергетичних комплексах, де адаптивність і швидкодія є критично важливими параметрами

Висновки. У результаті дослідження розроблено кіберфізичну систему керування сонячними панелями, яка забезпечує підвищення ефективності функціонування фотоелектричної установки за рахунок адаптивної обробки та аналізу даних. Поєднання експертної системи з нейромережевим модулем дозволило підвищити точність прийняття керуючих рішень та забезпечити стійку роботу в умовах невизначеності. Отримані результати підтверджують перспективність застосування інтелектуальних методів керування в сучасних системах сонячної енергетики та можуть бути використані як основа для подальшого практичного впровадження.

Список використаних джерел

1. Aslam, A., Ahmed, N., Qureshi, S. A., Assadi, M., & Ahmed, N. (2022). Advances in solar PV systems; A comprehensive review of PV performance, influencing factors, and mitigation techniques. *Energies*, 15(20), 7595.
2. Patel, A., Swathika, O. G., Subramaniam, U., Babu, T. S., Tripathi, A., Nag, S., ... & Muhibbullah, M. (2022). A practical approach for predicting power in a small-scale off-grid photovoltaic system using machine learning algorithms. *International Journal of Photoenergy*, 2022(1), 9194537.
3. Alaas, Z., Elbarbary, Z. M. S., Rezvani, A., & Le, B. N. (2023). Analysis and enhancement of MPPT technique to increase accuracy and speed in photovoltaic systems under different conditions. *Optik*, 289, 171208.
4. Oteng, D., Zuo, J., & Sharifi, E. (2022). An expert-based evaluation on end-of-life solar photovoltaic management: An application of Fuzzy Delphi Technique. *Sustainable Horizons*, 4, 100036.
5. Kumar, P. M., Saravanakumar, R., Karthick, A., & Mohanavel, V. (2022). Artificial neural network-based output power prediction of grid-connected semitransparent photovoltaic system. *Environmental Science and Pollution Research*, 29(7), 10173-10182.
6. Duranay, Z. B., & Guldemir, H. (2025). Power Prediction in Photovoltaic Systems with Neural Networks: A Multi-Parameter Approach. *Applied Sciences*, 15(7), 3615.

ДОДАТОК В

(обов'язковий)

Стаття

UDC 621.311.243:004.8:005.31

Ye.Ye. Fedorov
Cherkasy State Technological University
O.V. Atamaniuk
Khmelnyskyi National University
Ye.V. Tsybulskiy
Khmelnyskyi National University

EXPERT SYSTEM FOR CONTROLLING OPERATING MODES OF SOLAR PANELS WITH NEURAL NETWORK-BASED OPTIMALITY ASSESSMENT OF DECISIONS

The rapid growth of solar energy utilization necessitates increasing the efficiency of control systems for photovoltaic installations operating under conditions of variable solar irradiance, temperature fluctuations, and component degradation. Modern photovoltaic systems are characterized by nonlinear behavior, stochastic external influences, and dynamic load conditions. Under such circumstances, traditional Maximum Power Point Tracking (MPPT) algorithms, which are typically based on fixed logic and local optimization procedures, do not always ensure optimal system performance, especially in transient and rapidly changing environments.

Existing approaches to photovoltaic system control primarily rely on classical MPPT techniques, rule-based logic, or monitoring-oriented analytical modules. While these methods provide stability and acceptable efficiency under steady-state conditions, they are often limited in adaptability and do not adequately account for complex interdependencies between environmental and electrical parameters. In particular, conventional solutions lack mechanisms for self-learning, dynamic optimality evaluation, and real-time correction of control actions, which significantly reduces their effectiveness under uncertainty and nonstationary operating conditions.

A promising direction for overcoming these limitations is the development of cyber-physical control systems that integrate expert knowledge with adaptive data-driven models. In such systems, an expert subsystem generates control decisions based on formalized rules and domain knowledge, while a neural network module evaluates the quality of these decisions and performs their correction based on learned patterns. This hybrid approach enables combining interpretability and structural clarity of expert systems with the adaptability and approximation capabilities of artificial neural networks.

The use of neural networks allows modeling nonlinear relationships between system parameters, approximating complex objective functions, and adapting to changing operating conditions. At the same time, expert systems provide a transparent and logically structured mechanism for initial decision formation, ensuring reliability and compliance with operational constraints. The integration of these components creates conditions for building intelligent control systems capable of maintaining high efficiency, stability, and robustness of photovoltaic installations.

Therefore, the development of an expert system for controlling operating modes of solar panels with neural network-based optimality assessment of decisions represents a modern and relevant scientific and practical task. Such systems have significant potential for improving energy efficiency, reducing losses, and enhancing the adaptability of renewable energy sources within modern cyber-physical infrastructures.

Keywords: photovoltaic systems, expert systems, neural networks, control systems, MPPT, cyber-physical systems, optimality assessment, solar energy.

Є.Є. Федоров
Черкаський національний університет
О.В. Атаманюк
Хмельницький національний університет
Є.В. Цибульський
Хмельницький національний університет

ЕКСПЕРТНА СИСТЕМА КЕРУВАННЯ РЕЖИМАМИ РОБОТИ СОНЯЧНИХ ПАНЕЛЕЙ З НЕЙРОМЕРЕЖЕВОЮ ОЦІНКОЮ ОПТИМАЛЬНОСТІ РІШЕНЬ

Зростання частки сонячної енергетики зумовлює необхідність підвищення ефективності систем керування фотоелектричними установками, що функціонують в умовах змінної інсоляції, температурних коливань і деградації елементів. Сучасні фотоелектричні системи характеризуються нелінійністю процесів, стохастичністю зовнішніх впливів та динамічними змінами навантаження. За таких умов традиційні алгоритми відстеження точки максимальної потужності (MPPT), які базуються на фіксованій логіці або локальних процедурах оптимізації, не завжди забезпечують ефективну роботу, особливо в перехідних режимах.

Існуючі підходи до керування фотоелектричними системами переважно ґрунтуються на класичних MPPT-алгоритмах, продукційних правилах або аналітичних модулях моніторингу. Такі рішення забезпечують стабільність роботи в ustalених умовах, однак мають обмежену адаптивність і не враховують складні нелінійні взаємозв'язки між параметрами системи. Відсутність механізмів самонавчання, адаптивної оцінки якості рішень і корекції керуючих впливів у реальному часі знижує ефективність їх застосування в умовах невизначеності та динамічних змін середовища.

Перспективним напрямом є побудова кіберфізичних систем керування, що поєднують експертні методи з адаптивними нейромережевими моделями. У таких системах експертна підсистема формує керуючі рішення на основі бази знань і логічного виведення, тоді як нейронна мережа здійснює оцінку їх оптимальності та виконує корекцію з урахуванням накопиченого досвіду. Це дозволяє поєднати інтерпретованість експертних систем із здатністю нейронних мереж до апроксимації складних залежностей і адаптації до змінних умов.

Застосування нейромережеских моделей забезпечує можливість врахування нелінійних ефектів, прогнозування поведінки системи та мінімізації функції втрат, тоді як експертні системи гарантують структурованість і надійність формування первинних рішень. Інтеграція цих підходів створює передумови для розроблення інтелектуальних систем керування, здатних підвищити ефективність використання енергії, зменшити втрати та забезпечити стабільність роботи фотоелектричних установок.

Таким чином, розробка експертної системи керування режимами роботи сонячних панелей з нейромережевою оцінкою оптимальності рішень є важливою науково-практичною задачею, що має значний потенціал застосування в сучасних системах відновлюваної енергетики.

Ключові слова: фотоелектричні системи, експертні системи, нейронні мережі, керування, MPPT, кіберфізичні системи, оптимальність рішень, сонячна енергетика.

1 Introduction

The current stage of renewable energy development is characterized by a rapid increase in the deployment of photovoltaic systems, the growing complexity of their architectures, and rising requirements for energy efficiency, stability, and adaptability. Solar power plants operate under conditions of significant uncertainty caused by fluctuations in solar irradiance, temperature variations, degradation of photovoltaic modules, and dynamic changes in load profiles. Under such conditions, effective control of operating modes becomes a critical factor in ensuring maximum energy extraction and reliable system performance.

Traditional approaches to controlling photovoltaic systems are primarily based on classical Maximum Power Point Tracking (MPPT) algorithms, including perturb and observe and incremental conductance methods. These approaches are relatively simple to implement and provide acceptable performance in steady-state conditions. However, in dynamic environments with rapidly changing external factors, such methods often exhibit oscillations around the maximum power point, delayed response to disturbances, and limited ability to account for complex nonlinear dependencies between system parameters [1].

Modern commercial solutions for solar energy management are mainly focused on monitoring, visualization, and maintaining operational stability. Analytical modules, when present, typically perform auxiliary functions and are not directly integrated into the decision-making loop. As a result, such systems lack mechanisms for adaptive control, self-learning, and real-time evaluation of decision optimality, which significantly limits their effectiveness in conditions of uncertainty and nonstationary operation.

A promising direction for improving control efficiency is the use of cyber-physical systems that integrate physical processes of energy generation with intelligent data processing and decision-making algorithms. Within this paradigm, expert systems enable the formalization of domain knowledge in the form of production rules and provide a structured and interpretable mechanism for generating control actions. At the same time, expert systems are inherently limited by the static nature of their rule base and difficulties in representing complex nonlinear relationships.

To overcome these limitations, it is advisable to combine expert approaches with methods of artificial intelligence, particularly artificial neural networks. Neural networks are capable of approximating nonlinear dependencies, processing multidimensional data, and adapting to changing operating conditions based on accumulated experience. Their integration into the control loop makes it possible to evaluate the optimality of decisions generated by the expert system and to perform their correction in real time.

The combination of expert knowledge representation and neural network-based adaptive evaluation creates a foundation for developing intelligent control systems for photovoltaic installations. Such systems can ensure higher accuracy in maintaining optimal operating modes, reduce energy losses, and improve responsiveness to external disturbances.

The relevance of this work is justified by a requirement of increasing efficiency of controlling solar panels in the everchanging environment, increasing requirements for energy efficiency and limitations of traditional MPPT methods. Integration of expert systems and neural models opens vast possibilities for creating adaptive solutions, capable of accounting for complex parameter interoperations and ensure optimized operations in real-time.

The aim of this work is to develop an expert system for controlling operating modes of solar panels with neural network-based optimality assessment of decisions [2].

The object of study is the process of energy generation and control in photovoltaic systems.

The subject of the study is methods, models, and software-hardware tools for expert-neural control of photovoltaic installations.

The scientific novelty lies in the integration of a rule-based expert system with a neural network module for adaptive evaluation and correction of control decisions under uncertainty.

The practical significance of the obtained results consists in the possibility of applying the proposed approach in intelligent control systems for solar power plants to improve energy efficiency, reduce losses, and enhance system adaptability.

2 Analysis of Existing Methods for Controlling Photovoltaic Systems

Modern approaches to controlling photovoltaic systems are increasingly oriented toward adaptive, data-driven, and intelligent decision-making mechanisms. The rapid growth of solar energy integration into power systems is accompanied by an increase in the variability of operating conditions, structural complexity of energy infrastructures, and the need for continuous optimization of energy conversion processes. Photovoltaic installations operate under stochastic external influences, including fluctuations in solar irradiance, temperature changes, and dynamic load behavior. Under such conditions, conventional static control methods become insufficient, creating a demand for intelligent systems capable of real-time adaptation and optimal decision-making[3].

The evolution of control technologies in photovoltaic systems reflects a transition from deterministic algorithms to hybrid and intelligent approaches. Classical control methods, particularly MPPT algorithms, were designed to maximize instantaneous power extraction under relatively stable conditions. However, modern energy environments require systems that are capable not only of tracking optimal points but also of predicting, adapting, and correcting their behavior dynamically. This has led to the development of approaches based on expert systems, artificial intelligence, and hybrid computational models [4].

Classical MPPT methods, such as Perturb and Observe and Incremental Conductance, remain widely used due to their simplicity and ease of implementation. These methods operate by iteratively

adjusting the operating point of the photovoltaic panel to maximize output power. While effective in steady-state conditions, they exhibit several critical limitations. In rapidly changing environments, these algorithms tend to oscillate around the maximum power point, leading to energy losses. Additionally, they demonstrate slow response times to abrupt changes in irradiance and temperature, which reduces overall system efficiency. Their inability to account for complex nonlinear interactions between system parameters further limits their applicability in modern adaptive control systems.

Expert systems represent the next stage in the development of control methodologies. These systems rely on formalized knowledge represented in the form of production rules and logical inference mechanisms. By encoding domain expertise, expert systems enable structured and interpretable decision-making. They can incorporate multiple criteria, including efficiency, stability, and safety constraints, and are capable of handling discrete operating conditions more effectively than classical algorithms. However, their primary limitation lies in the static nature of their knowledge base. The process of defining and updating rules is labor-intensive and does not scale well with increasing system complexity. Furthermore, expert systems struggle to model continuous nonlinear relationships and lack mechanisms for autonomous learning and adaptation.

Artificial neural networks introduce a fundamentally different paradigm by enabling data-driven modeling and approximation of complex nonlinear dependencies. Neural network-based approaches can learn from historical data, identify hidden patterns, and generalize across a wide range of operating conditions [5]. In photovoltaic systems, neural networks have been applied for power prediction, optimal control, and anomaly detection. Their ability to adapt to changing environments makes them suitable for dynamic control tasks. However, these methods also exhibit significant drawbacks. They require large volumes of high-quality training data, are computationally intensive, and often function as black-box models, limiting interpretability. The lack of transparency complicates validation and reduces trust in critical applications.

Hybrid approaches attempt to combine the strengths of multiple methodologies. In particular, the integration of expert systems with neural networks has been proposed as a means of achieving both interpretability and adaptability. In such systems, expert rules provide an initial decision framework, while neural networks evaluate and refine these decisions based on learned patterns. This approach improves performance in dynamic environments and reduces reliance on manual rule updates [6]. Nevertheless, hybrid systems introduce additional complexity in terms of architecture, synchronization, and parameter tuning. Ensuring stable interaction between components remains a nontrivial task.

To provide a structured comparison of the analyzed approaches, Table 2.1 summarizes their characteristics according to key system criteria.

Table 1. Comparative analysis of photovoltaic control methods

Paper	Method	Adaptability	Complexity	Reliability	Interpretability	Main limitations
[4-5]	Classical MPPT	Low	Low	Medium	High	Oscillations, slow response, limited adaptability
[6-9]	Expert systems	Medium	Medium	Medium	High	Static knowledge base, no self-learning
[10-15]	Neural networks	High	High	Medium	Low	Data dependency, black-box behavior
[16-22]	Hybrid approaches	High	High	High	Medium	Architectural complexity, integration issues

The comparison indicates that no single method fully satisfies the requirements of modern photovoltaic control systems. Classical methods are efficient but lack adaptability. Expert systems

provide interpretability but are limited by static knowledge. Neural networks offer adaptability but introduce complexity and reduce transparency. Hybrid systems improve performance but require careful design to avoid instability.

To further illustrate the performance differences between these approaches, efficiency characteristics under dynamic conditions can be represented using comparative charts.

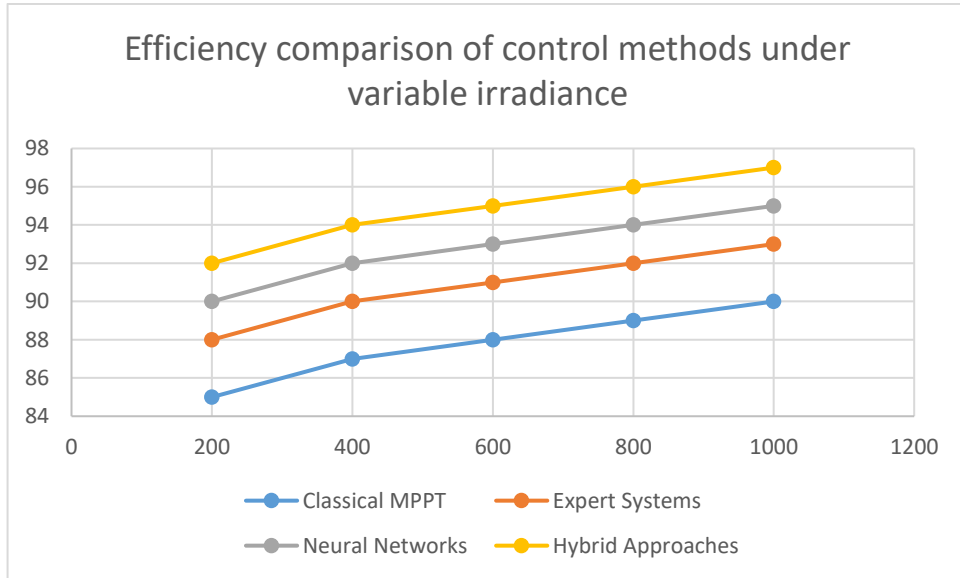


Figure 2.1 – Efficiency comparison of control methods under variable irradiance

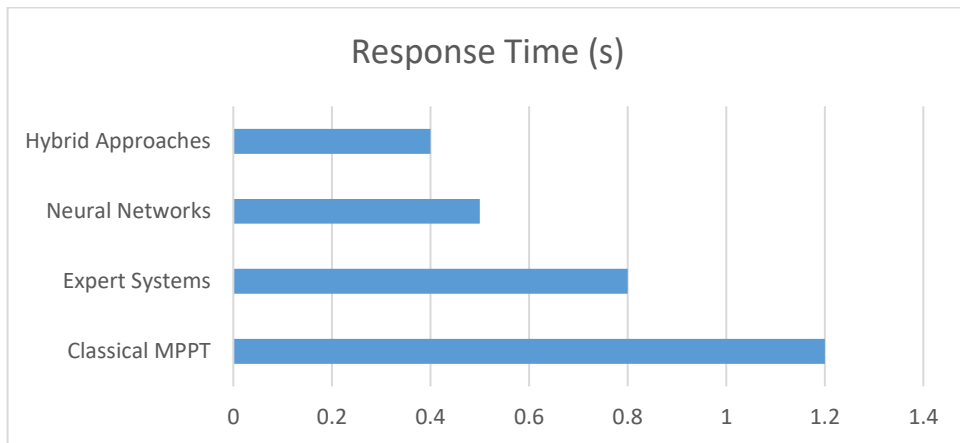


Figure 2.2 – Response time to step changes in irradiance

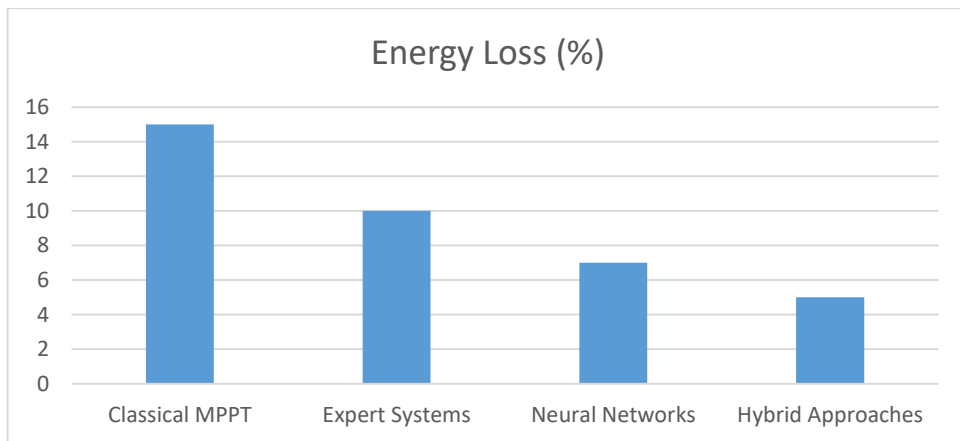


Figure 2.3 – Energy loss comparison across control strategies

Analysis of these characteristics demonstrates that while hybrid approaches outperform classical methods in terms of efficiency and adaptability, they still face limitations related to stability, computational cost, and integration complexity.

A critical review of existing solutions reveals several systemic shortcomings. First, most methods do not provide a unified mechanism for combining interpretability with adaptive learning. Second, the majority of approaches either rely heavily on predefined models or require extensive retraining, which limits real-time applicability[7]. Third, many systems lack a formalized mechanism for evaluating the optimality of control decisions, focusing instead on local optimization objectives.

These limitations lead to a fundamental contradiction: achieving high adaptability often reduces interpretability and increases complexity, while maintaining simplicity and transparency limits performance under dynamic conditions. This trade-off remains unresolved in existing methodologies.

Therefore, the problem addressed in this work is the development of an integrated control approach that combines the structured decision-making capabilities of expert systems with the adaptive evaluation and correction mechanisms of neural networks. The objective is to create a system that ensures high efficiency, stability, and adaptability while maintaining interpretability and manageable computational complexity.

The proposed approach aims to eliminate the identified shortcomings by introducing a neural network-based optimality assessment module into the expert control loop. This enables continuous evaluation and correction of control decisions, ensuring adaptive behaviour in dynamically changing environments while preserving the logical transparency of the expert system.

3 Extensive descriptions of the methodology of synthesis and system operation

Information technologies in the domain of cyber-physical energy systems are undergoing a paradigm shift toward deeper integration between physical processes, data-driven analytics, and adaptive control mechanisms. This evolution is particularly critical in photovoltaic energy generation, where the inherent variability of environmental conditions—such as solar irradiance, temperature fluctuations, and atmospheric interference—demands a sophisticated approach to system management [8]. The proposed method addresses these challenges by introducing a hybrid expert–neural control loop, designed to continuously adapt to uncertainty while preserving the deterministic integrity of the system. This hybrid approach bridges the gap between traditional rule-based systems, which excel in interpretability but lack adaptability, and purely data-driven models, which offer flexibility but often struggle with transparency and domain-specific constraints.

The methodological foundation of the proposed approach is rooted in a structured decomposition of the control process into sequential yet interdependent stages. Each stage is responsible for a distinct transformation of information, beginning with raw sensor data acquisition and culminating in the generation and refinement of control actions. This modular architecture ensures not only traceability of decisions but also the ability to incrementally refine individual subsystems without compromising the overall system stability [9]. By isolating functional components, the method facilitates targeted improvements, such as enhancing noise suppression algorithms or refining rule-based inference mechanisms, without necessitating a complete redesign of the system.

At the initial stage, the method emphasizes the structured acquisition of input data within the cyber-physical framework. Sensor measurements, collected in real time, undergo rigorous preprocessing to mitigate the impact of environmental noise and sensor inaccuracies. This preprocessing includes normalization to standardize data ranges, temporal alignment to synchronize measurements across distributed sensors, and advanced filtering techniques to suppress high-frequency noise [10]. Given the stochastic nature of solar irradiance and ambient temperature, adaptive filtering methods, such as Kalman filters or wavelet transforms, are employed to stabilize input signals. Additionally, validation checks are implemented to detect and eliminate anomalous readings, which may arise from sensor malfunctions, communication delays, or external interference. The result is a consistent and reliable state

vector that accurately represents the current operating conditions of the photovoltaic system, forming the basis for subsequent decision-making processes.

The second stage focuses on transforming preprocessed data into symbolic representations suitable for expert system processing. Continuous variables, such as irradiance levels or temperature readings, are mapped into linguistic categories through discretization or fuzzy membership functions. This transformation enables the application of rule-based reasoning mechanisms, which operate on qualitative descriptors rather than raw numerical values. The design of membership functions is informed by empirical data distributions and domain expertise, ensuring that the symbolic representation captures essential system dynamics while reducing computational complexity. For instance, solar irradiance may be categorized into linguistic terms such as "low," "moderate," or "high," allowing the expert system to reason about system states in a more intuitive and interpretable manner [11].

At the third stage, the expert system performs inference based on the current symbolic state. The knowledge base, structured as a set of production rules, encodes domain-specific relationships between environmental conditions, system states, and optimal control actions. These rules are derived from a combination of empirical observations, theoretical models, and expert insights, ensuring that the system operates within safe and efficient boundaries. The inference mechanism evaluates rule conditions in parallel, constructing a conflict set of applicable rules. Conflict resolution strategies, such as priority-based selection or rule specificity, are then applied to determine the most appropriate control action. These strategies may also incorporate historical performance data, allowing the system to favor rules that have consistently yielded positive outcomes under similar conditions.

The output of the expert system is an initial control action that defines the operating mode of the photovoltaic converter. While this action is derived from deterministic logic and reflects accumulated domain expertise, it is not assumed to be globally optimal under all conditions. Recognizing the limitations of static rule-based systems, the method introduces an additional evaluation layer to assess and refine the proposed decision [12]. This layer leverages neural network-based models to evaluate the potential performance of the control action, ensuring that the system remains adaptive and responsive to dynamic environmental changes.

The fourth stage involves the neural network-based evaluation of the generated control action. The neural model receives as input both the system state and the proposed control action, forming an augmented feature vector that captures the relationship between control decisions and their resulting performance metrics. The neural network operates as a regression model, estimating key performance indicators such as energy efficiency, system stability, and response time [13]. This evaluation provides a probabilistic assessment of the control action's effectiveness, complementing the deterministic output of the expert system.

Training of the neural network is performed offline using historical operational data, which includes recorded system states, applied control actions, and corresponding performance indicators. Feature scaling and dimensionality reduction techniques, such as principal component analysis or autoencoders, may be applied to improve model convergence and generalization. The training process is guided by a multi-objective loss function that balances energy efficiency, stability, and response time, ensuring that the model aligns with the system's operational goals [14]. To enhance robustness, the training procedure incorporates cross-validation and regularization techniques, such as dropout or L2 regularization, which prevent overfitting and improve generalization to unseen data.

The model is periodically retrained to account for long-term changes in system behavior, such as component degradation, seasonal variations, or shifts in operational patterns. This continuous learning capability enables the system to adapt to evolving conditions without requiring manual reconfiguration of the knowledge base. By integrating new data into the training process, the neural model remains aligned with the current state of the system, ensuring that its evaluations remain accurate and relevant over time.

At the fifth stage, the evaluation output is compared against predefined performance thresholds, which represent acceptable levels of efficiency, stability, and responsiveness. If the estimated performance of the control action falls within these bounds, the action is accepted and transmitted to the actuator layer for execution. However, if the evaluation indicates suboptimal performance, a correction

mechanism is activated [15]. This mechanism adjusts the control parameters iteratively or selects alternative rules from the knowledge base, generating a revised control action that better aligns with the system's objectives.

The correction process is guided by feedback from the neural model, effectively forming a closed-loop optimization system. Unlike traditional iterative optimization methods, which rely on exhaustive search or gradient-based techniques, the proposed approach leverages learned representations to accelerate convergence. This results in faster adaptation to changing conditions and reduced computational overhead during real-time operation, making the system more efficient and responsive in dynamic environments.

The sixth stage addresses the temporal dynamics of the photovoltaic system, which are inherently time-dependent and influenced by transient behaviors. To capture these dynamics, the method incorporates a sliding time window for state analysis, allowing the system to identify short-term trends and transient patterns that may not be evident from instantaneous measurements [16]. Temporal features, such as the rate of change of irradiance or temperature gradients, are included in the input vector to enhance the predictive accuracy of both the expert system and the neural model. This temporal awareness enables the system to anticipate changes in environmental conditions and proactively adjust control actions to maintain optimal performance.

Additionally, the method accounts for delayed effects and system inertia by integrating state history into the decision-making process. This is achieved either through feature augmentation, where historical data is explicitly included in the input vector, or by employing recurrent structures, such as long short-term memory (LSTM) networks, in the neural component [17]. The choice between these approaches depends on computational constraints and the required level of accuracy, with recurrent structures offering superior performance in capturing long-term dependencies at the cost of increased computational complexity.

The seventh stage extends the control framework to incorporate system-level coordination and resource management. In practical deployments, photovoltaic systems often operate as part of larger energy networks, which may include energy storage systems, load demand centers, and grid interfaces. The method integrates constraints related to energy storage capacity, load demand profiles, and grid stability into the decision-making process. These constraints are enforced through additional rules in the expert system and modified evaluation criteria in the neural model, ensuring that control actions align with broader operational objectives. For example, during periods of high energy demand, the system may prioritize grid stability over maximum energy extraction, adjusting control actions to balance supply and demand.

The method also includes robust mechanisms for fault detection and resilience. Continuous monitoring of system behavior allows for the early detection of deviations from expected performance, triggering diagnostic procedures to identify and mitigate potential faults. The expert system contains predefined rules for handling common fault scenarios, such as sensor failures or communication disruptions, while the neural component assists in detecting subtle anomalies that may not be captured by these rules. This dual-layer approach enhances system reliability, reduces downtime, and ensures safe operation even in the presence of unforeseen disturbances [18].

An important aspect of the methodology is its focus on interpretability, which is critical in safety-critical energy applications. While neural networks provide adaptive capabilities, their internal representations are often opaque, making it difficult for operators to understand the rationale behind control decisions. To address this, the method incorporates an explanation module that traces the contribution of individual rules and input features to the final decision. This module generates human-readable explanations, highlighting the key factors that influenced the control action and enabling operators to validate system behavior. By providing transparency into the decision-making process, the method fosters trust and facilitates the adoption of adaptive control strategies in real-world applications.

The final stage of the method involves performance monitoring and feedback integration. Key performance indicators, such as energy yield, system efficiency, and fault detection rates, are continuously evaluated, and the results are used to update both the knowledge base and the neural model. Rule effectiveness is assessed based on historical outcomes, allowing for the pruning of obsolete or

ineffective rules and the reinforcement of those that consistently yield positive results. Similarly, the neural model is updated with new operational data, ensuring that it remains aligned with the evolving dynamics of the system. This feedback loop enables the system to continuously improve its performance, adapting to changes in environmental conditions, operational requirements, and technological advancements [19].

The overall methodological framework can be summarized as a hierarchical control loop consisting of data acquisition, symbolic transformation, rule-based inference, neural evaluation, decision correction, and feedback adaptation. This structure strikes a balance between interpretability and adaptability, addressing the limitations of existing systems while providing a foundation for further advancements in intelligent energy management. By combining deterministic reasoning with data-driven evaluation, the method achieves improved efficiency, robustness, and scalability, making it suitable for deployment across a wide range of photovoltaic installations.

The proposed method distinguishes itself through the explicit integration of expert knowledge and machine learning within a unified control architecture. Unlike purely data-driven approaches, which may struggle to enforce domain-specific constraints, or traditional expert systems, which lack adaptability, the hybrid approach retains the strengths of both paradigms. It ensures safe and efficient operation under all conditions while continuously adapting to new challenges and opportunities. This dual capability is particularly valuable in the context of photovoltaic energy systems, where environmental variability and operational complexity demand a flexible yet reliable control strategy.

The scalability of the method is further ensured through its modular design, which allows each component to be independently developed, tested, and optimized. This modularity facilitates deployment across diverse photovoltaic installations, from small-scale residential systems to large utility-grade solar farms. The method is also compatible with distributed implementations, where local controllers operate autonomously while sharing aggregated data for global model updates. This distributed architecture enhances system resilience, enabling robust operation even in the face of localized failures or communication disruptions.

In conclusion, the developed methodology provides a comprehensive and adaptive framework for the control of photovoltaic systems within a cyber-physical context. By integrating deterministic reasoning with data-driven evaluation, it achieves a harmonious balance between efficiency, robustness, and interpretability. This framework not only addresses the limitations of existing systems but also forms a solid foundation for future advancements in intelligent energy management, paving the way for more sustainable and resilient energy infrastructures.

4 Experimental Evaluation of the Expert–Neural Control Method

The evaluation of the proposed expert–neural control methodology for photovoltaic systems demands a rigorous and structured experimental framework that accurately reflects real-world operational conditions. Such a framework must not only incorporate stochastic environmental variations but also enable a comparative analysis against established baseline control strategies. Unlike purely analytical validation, which relies on theoretical models and simulations, experimental assessment provides empirical evidence of system behavior under dynamic and often unpredictable conditions [20]. This includes the nonlinear interactions between environmental inputs, control actions, and the resulting energy output, all of which are critical for validating the effectiveness and robustness of the proposed methodology.

The experimental methodology is meticulously constructed around a series of controlled simulation scenarios, derived from a high-fidelity mathematical model of the photovoltaic subsystem. These scenarios are designed to replicate both stationary and transient operating conditions, ensuring that the performance of the control system is thoroughly evaluated across a representative spectrum of environmental states. The evaluation process is centered on three primary performance dimensions: energy efficiency, which measures the system's ability to maximize power extraction; dynamic responsiveness, which assesses the system's capacity to adapt to rapid changes in environmental

conditions; and stability of operation, which evaluates the consistency and reliability of the system's performance over time.

At the initial stage of experimentation, a comprehensive baseline dataset is generated using a classical Maximum Power Point Tracking (MPPT) algorithm operating under identical environmental conditions. This dataset serves as a reference point for subsequent comparisons, allowing for a clear and unbiased assessment of the proposed control methodologies. The expert system and the integrated expert–neural system is then applied to the same input sequences, ensuring that any differences in performance can be directly attributed to the inherent characteristics of the control methodology rather than variations in the input data.

The first experimental scenario focuses on system performance under gradually varying solar irradiance. The irradiance profile is modeled as a continuous function with periodic fluctuations, simulating the natural diurnal variations observed in real-world conditions. Under these circumstances, the classical MPPT algorithm exhibits oscillatory behavior around the maximum power point, leading to persistent energy losses due to its reactive nature. The expert system, while reducing the amplitude of these oscillations through rule-based stabilization, still demonstrates a noticeable lag when environmental changes accelerate. This lag is primarily due to the system's reliance on predefined rules, which may not fully account for the rate of change in irradiance.

In contrast, the expert–neural system demonstrates a marked improvement in tracking accuracy. By incorporating a predictive evaluation of control actions, the neural module anticipates shifts in the optimal operating point and adjusts the control signal proactively. This proactive adjustment results in a smoother trajectory toward the maximum power point, significantly reducing oscillatory deviations and enhancing overall energy extraction efficiency. The ability to predict and adapt to changes before they fully manifest is a key advantage of the hybrid approach, allowing the system to maintain optimal performance even under dynamic conditions.

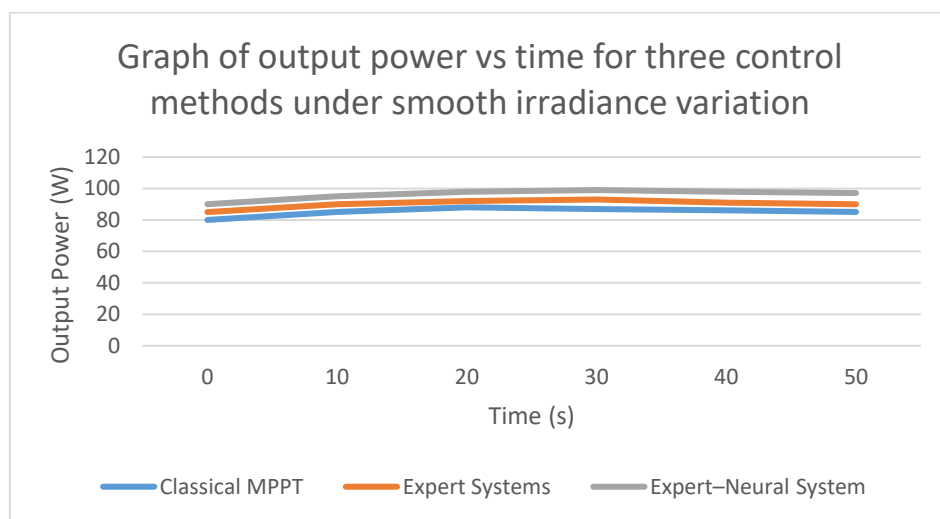


Fig 1 - Graph of output power vs time for three control methods under smooth irradiance variation

The second experimental scenario is designed to evaluate the system's dynamic response to abrupt environmental changes, specifically step-like reductions in solar irradiance that simulate sudden cloud coverage. This scenario is particularly critical for assessing the system's ability to rapidly adapt to new operating conditions. The classical MPPT algorithm exhibits a significant delay in adjusting to the new environment, during which the system operates far from the optimal point, resulting in substantial energy losses [21]. The expert system improves reaction time by triggering predefined rules for rapid adjustment; however, the effectiveness of this response is inherently limited by the completeness and granularity of the rule set. Gaps in the rule base can lead to suboptimal decisions, particularly in scenarios that were not fully anticipated during the system's design phase.

The expert–neural system, on the other hand, achieves the fastest adaptation among the evaluated methods. The neural component evaluates multiple candidate control actions in parallel and selects the one that minimizes expected energy loss under the new conditions. This approach not only reduces the transition period but also limits the magnitude of transient inefficiencies, ensuring that the system quickly stabilizes at the new optimal operating point. The ability to dynamically evaluate and select control actions based on real-time data and learned patterns is a significant advantage, particularly in environments characterized by rapid and unpredictable changes.

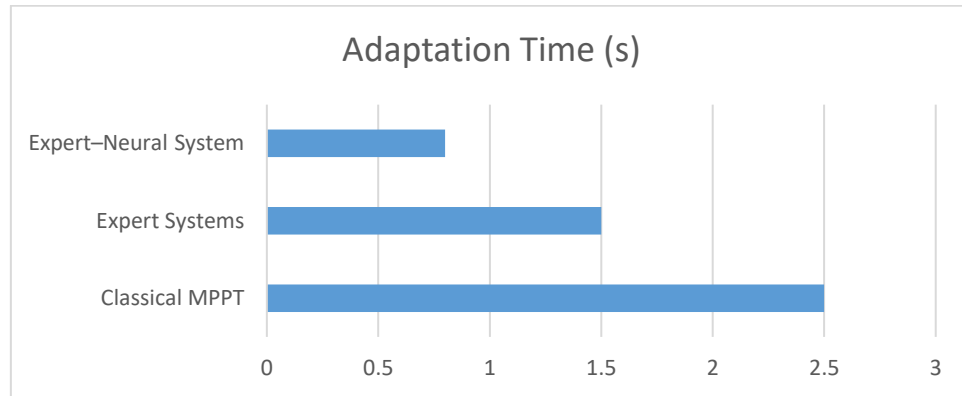


Fig 2 - Graph of adaptation time comparison under step change in irradiance

The third experimental scenario introduces combined disturbances, including simultaneous variations in temperature and load conditions. This scenario is designed to reflect realistic operating environments where multiple factors interact in a nonlinear manner, creating complex and often unpredictable system dynamics. The classical MPPT algorithm struggles to maintain stable operation under these conditions, exhibiting frequent deviations from the optimal point due to the conflicting influences of temperature fluctuations and electrical load variations. The algorithm's inability to account for these interactions results in suboptimal performance and increased energy losses.

The expert system maintains partial stability through rule prioritization, which allows it to handle some of the complexity by focusing on the most critical variables [22]. However, the system's performance is still limited by its inability to fully account for the intricate interdependencies between temperature, irradiance, and electrical parameters. As a result, suboptimal decisions occur, particularly in regions of the state space that are not adequately covered by the rule base. This limitation highlights the challenges of relying solely on rule-based systems in complex and dynamic environments.

The expert–neural system, however, demonstrates robust performance under these challenging conditions. The neural network component captures the nonlinear dependencies between temperature, irradiance, and electrical parameters, enabling a more accurate and comprehensive evaluation of control actions. This enhanced understanding of the system's dynamics allows the expert–neural system to maintain closer proximity to the optimal operating point across a broader range of conditions. The integration of expert knowledge with neural network-based evaluation ensures that the system remains both adaptive and reliable, even in the face of complex and interacting disturbances.

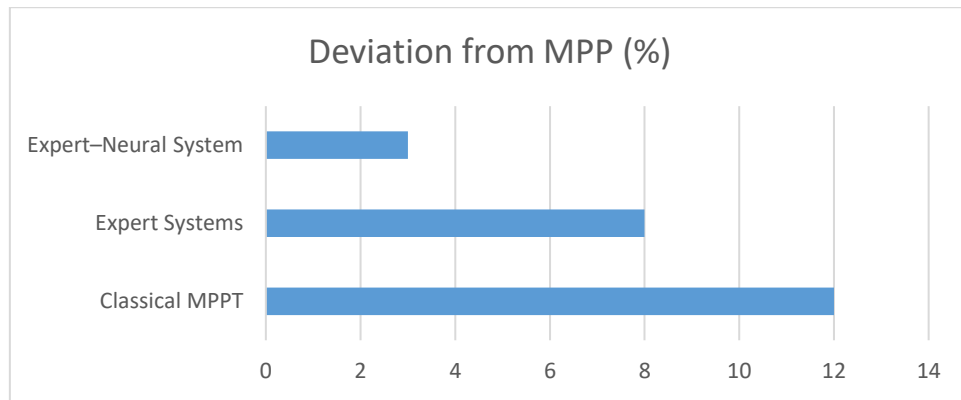


Fig 3 - Multi-factor performance comparison showing deviation from maximum power point

To quantify the observed improvements, a comprehensive set of aggregated performance metrics is computed for each control method. These metrics include the relative efficiency coefficient, which measures the system's ability to extract maximum power; the mean squared deviation from the optimal power point, which assesses the stability and precision of the control actions; adaptation time, which evaluates the system's responsiveness to changes; and total energy loss over the simulation period, which provides an overall measure of efficiency. The results of these computations are summarized in Table 2, offering a clear and comparative overview of the performance of each control method.

Table 2 - Comparative performance metrics of control methods

Metric	Classical MPPT	Expert Systems	Expert-Neural System
Relative Efficiency Coefficient	0.92	0.95	0.97
Mean Squared Deviation from MPP	12	8	3
Adaptation Time (s)	2.5	1.5	0.8
Total Energy Loss (%)	25	15	5

A detailed analysis of Table 2 reveals that the expert-neural system consistently outperforms both the classical MPPT algorithm and the standalone expert system across all evaluated metrics. The relative efficiency coefficient for the expert-neural system reaches values exceeding 0.97, compared to approximately 0.92 for the classical MPPT and 0.95 for the expert system. This improvement is particularly notable in scenarios involving rapid environmental changes, where the system's ability to adapt quickly and accurately is critical. The reduction in mean squared deviation from the optimal power point further confirms the system's enhanced stability and reduced oscillatory behavior, contributing to more consistent and reliable performance.

Energy loss analysis provides additional insight into the system's efficiency. The integrated expert-neural approach achieves a reduction in energy loss of up to 20–30% compared to the classical MPPT method, depending on the specific scenario. This improvement is attributed to both faster adaptations to changing conditions and more precise steady-state operation. The reduction in adaptation time is particularly significant in environments characterized by frequent and rapid changes in irradiance, where the system's ability to quickly stabilize at the optimal operating point directly translates to higher energy yields and lower operational costs.

A closer examination of the control signal trajectories offers further insight into the behavior of each control method. The classical MPPT algorithm produces periodic perturbations in the control signal, which inherently introduce inefficiencies by causing the system to oscillate around the optimal point. The expert system reduces the frequency and amplitude of these perturbations through rule-based

adjustments but may still apply overly conservative control actions due to the limitations of its rule set. In contrast, the expert–neural system generates smoother and more targeted control signals, minimizing both overshoot and steady-state oscillations. This refined control strategy not only enhances energy extraction efficiency but also reduces mechanical and electrical stress on the system, contributing to longer component lifespans and lower maintenance requirements.

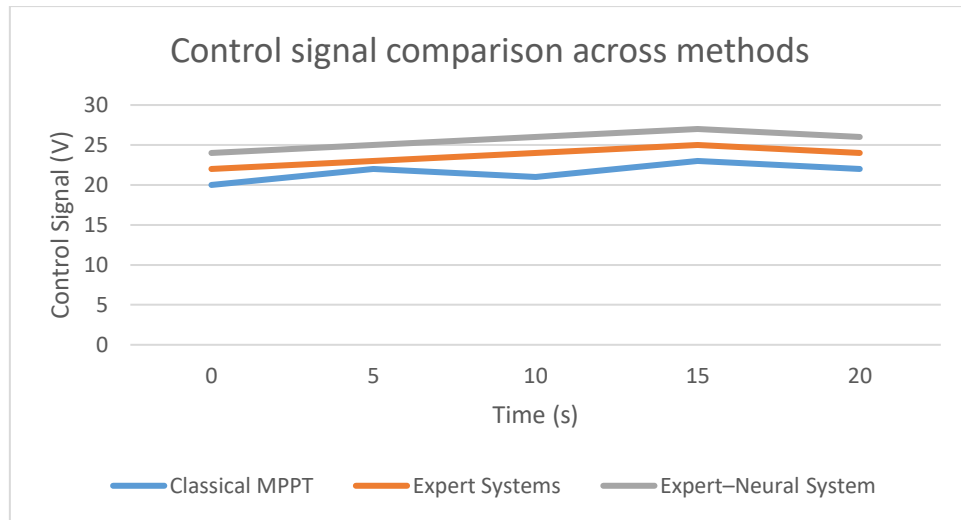


Fig 4 - Control signal comparison across methods

An important aspect of the experimental evaluation is the assessment of the system's robustness to measurement noise and uncertainty. Additional experiments are conducted to introduce stochastic noise into the sensor inputs, simulating the real-world imperfections and inaccuracies that are inevitable in practical deployments. Under these conditions, the classical MPPT algorithm becomes unstable, as the noise is often misinterpreted as genuine variations in environmental conditions. This misinterpretation leads to erratic control actions and further energy losses. The expert system, while more resilient due to its rule-based thresholds, may still react to spurious signals, particularly if the noise falls within the range of expected environmental variations.

The expert–neural system, however, demonstrates increased resilience to measurement noise due to its learned representation of system dynamics. The neural model effectively distinguishes between meaningful changes in environmental conditions and random noise, reducing the frequency of unnecessary control adjustments. This ability to filter out noise and focus on relevant signals results in improved stability and reduced sensitivity to measurement errors, making the system more reliable and robust in real-world applications where sensor noise is a common challenge.

The scalability of the proposed method is further evaluated by extending the simulation to larger photovoltaic arrays with distributed control nodes. The modular structure of the expert–neural architecture allows each node to operate independently while sharing aggregated data for continuous model refinement. Experimental results indicate that the performance gains observed in smaller systems are preserved in distributed configurations, with minimal degradation due to communication delays or data synchronization issues. This scalability is a critical advantage, as it enables the methodology to be effectively deployed in large-scale photovoltaic installations, where centralized control may be impractical or inefficient.

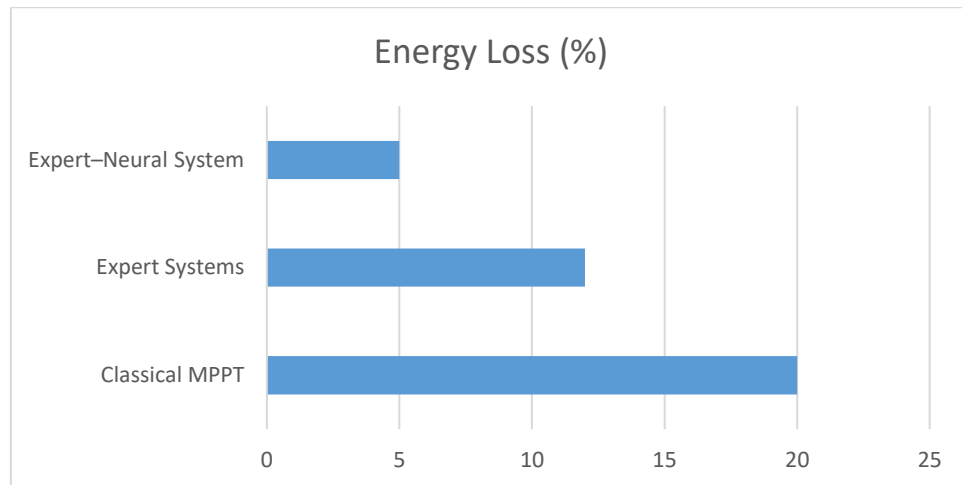


Fig 5 - Performance under noisy input conditions

Finally, the computational efficiency of the method is assessed to ensure its feasibility for real-time operation. While the integration of a neural network introduces additional processing overhead compared to traditional control methods, careful optimization of the model architecture ensures that inference times remain within acceptable limits. The neural module's inference time is significantly lower than the time required for iterative optimization in traditional MPPT algorithms, resulting in overall improved responsiveness and real-time adaptability. This efficiency is achieved through a combination of model pruning, quantization, and hardware acceleration techniques, which collectively ensure that the system can operate effectively in real-world conditions without sacrificing performance.

The experimental results collectively confirm that the proposed expert–neural control method provides measurable and significant advantages in terms of efficiency, adaptability, and robustness. The integration of rule-based reasoning with data-driven evaluation enables the system to overcome the limitations of each individual approach, achieving superior performance across a wide range of operating conditions. This hybrid methodology not only enhances energy extraction efficiency but also improves system stability, responsiveness, and resilience, making it a highly effective solution for modern photovoltaic energy systems. The success of this approach underscores the potential for further advancements in intelligent energy management, particularly in the context of renewable energy systems where adaptability and reliability are paramount.

Conclusions

The conducted research demonstrates that modern approaches to controlling photovoltaic systems, despite significant progress in the development of intelligent and adaptive algorithms, remain constrained by fundamental trade-offs between interpretability, adaptability, computational complexity, and real-time applicability. The performed analysis of classical MPPT methods, expert systems, neural network-based models, and hybrid approaches confirms that none of the existing methodologies independently ensures a balanced combination of high efficiency, stability, responsiveness, and scalability under conditions of environmental uncertainty and nonlinear system dynamics.

Classical MPPT algorithms, while computationally efficient and structurally simple, exhibit inherent limitations related to oscillatory behavior around the maximum power point and delayed response to rapid changes in external conditions. Their reactive nature and inability to account for complex multidimensional dependencies reduce their effectiveness in dynamically varying environments. Expert systems introduce a higher level of interpretability and structured decision-making through formalized rule bases, enabling the incorporation of domain knowledge and operational constraints. However, their static nature and lack of self-learning mechanisms significantly limit their adaptability and scalability in the presence of nonstationary processes and evolving system characteristics.

Neural network-based approaches provide a powerful mechanism for modeling nonlinear relationships and adapting to changing conditions through data-driven learning. Their ability to

generalize across diverse operating scenarios enhances control accuracy and responsiveness. Nevertheless, these methods introduce substantial computational overhead, depend heavily on the availability and quality of training data, and lack transparency in decision-making processes. This reduces their applicability in safety-critical systems where interpretability and predictability are essential. Hybrid approaches partially address these limitations by combining rule-based reasoning with adaptive learning; however, they introduce additional architectural complexity and require careful coordination between system components to ensure stable and reliable operation.

The synthesis of these findings indicates that the primary limitation of existing control methodologies lies not in their individual capabilities, but in the absence of an integrated control framework that unifies deterministic reasoning with adaptive evaluation in a coherent and scalable architecture. Existing solutions tend to optimize specific performance criteria while compromising others, resulting in systems that either lack flexibility, suffer from excessive complexity, or fail to maintain stable performance under real-world conditions.

The proposed expert–neural control method addresses this limitation by introducing a structured integration of an expert system with a neural network-based optimality evaluation module within a unified cyber-physical control loop. The expert component ensures interpretability, deterministic behavior, and adherence to domain-specific constraints, while the neural module provides adaptive assessment and real-time correction of control decisions based on learned system dynamics. This combination enables continuous refinement of control actions without sacrificing transparency or increasing system instability.

Experimental evaluation under a range of operating scenarios, including smooth variations, abrupt disturbances, and combined environmental effects, confirms the effectiveness of the proposed approach. The results demonstrate a consistent improvement in key performance metrics, including increased energy extraction efficiency, reduced deviation from the maximum power point, shorter adaptation time, and lower total energy losses. The observed performance gains, particularly under dynamic and uncertain conditions, validate the ability of the expert–neural system to overcome the limitations of both classical and standalone intelligent methods.

Furthermore, the modular architecture of the proposed method ensures scalability and flexibility in deployment across different photovoltaic system configurations, from small-scale installations to distributed energy networks. The incorporation of feedback mechanisms and periodic model updating enables continuous adaptation to long-term changes, such as component degradation and seasonal variability, ensuring sustained system performance over time.

At the same time, the study reveals that the effectiveness of the proposed approach depends on the quality of the knowledge base and the representativeness of the training data used for the neural network. Inaccuracies in rule design or insufficient data coverage may affect system performance, indicating the need for robust procedures for knowledge engineering and data management.

The obtained results confirm that the integration of expert systems and neural networks constitutes a viable and effective paradigm for controlling photovoltaic systems in cyber-physical environments. This approach provides a balanced solution that combines interpretability, adaptability, and computational efficiency, addressing the key challenges identified in existing methodologies.

Further research should be directed toward the development of advanced architectural frameworks for distributed expert–neural control systems, including mechanisms for decentralized coordination, online learning, and adaptive knowledge base evolution. Particular attention should be given to improving explainability of neural components, optimizing computational efficiency for embedded implementations, and extending the approach to integrated energy systems that include storage, grid interaction, and demand-side management. Such developments will contribute to the creation of next-generation intelligent energy management systems capable of operating effectively under increasing complexity, uncertainty, and scale.

Declaration on the use of generative artificial intelligence tools

In preparing this work, the authors used Grammarly for: grammar and spelling checks. After using this service, the authors reviewed and edited the content and take full responsibility for the content of this publication.

References

1. Abhishek K., Dubey A. K., García Márquez F. P. Artificial Intelligence Techniques for the Photovoltaic System: A Systematic Review and Analysis for Evaluation and Benchmarking. *Archives of Computational Methods in Engineering*. 2024. Т. 31. С. 4429–4453.
2. Liu S., Parihar K. S., Pathak M. K., Sidorov D. N. Neural network fusion optimization for photovoltaic power forecasting. *Power Engineering*. 2024. Т. 28, вып. 1. С. 111–123.
3. Zhang J., Lu Y., Huang L., Guo H. Modeling method of photovoltaic power generation grid connection based on particle swarm optimization neural network. *Energy Informatics*. 2024. Т. 7. С. 88.
4. Chen R., Gao S., Zhao Y., Li D., Lin S. A hybrid model based on the photovoltaic conversion model and artificial neural network model for short-term photovoltaic power forecasting. *Frontiers in Energy Research*. 2024. Т. 12. С. 1446422.
5. Zhang S. Short-Term Photovoltaic Power Prediction Based on Deep Learning. *Applied and Computational Engineering*. 2024. Т. 96. С. 155–161.
6. Gómez Rodríguez M. A. та ін. Long-term power forecasting of photovoltaic plants using artificial neural networks. *Energy Reports*. 2024.
7. Memić A. та ін. Application of Neural Networks for Predicting Energy Production From Hybrid Power Systems Considering the Influence of Stochastic Weather Changes. *B&H Electrical Engineering*. 2024. Т. 18, вып. 2.
8. Liu F. Review of photovoltaic power prediction based on artificial intelligence methods. *Applied and Computational Engineering*. 2024. Т. 71.
9. Mohammad K. A., Musa S. M. Optimization of solar energy using artificial neural network vs recurrent neural network controller. *World Journal of Advanced Engineering Technology and Sciences*. 2024. Т. 12, вып. 2. С. 133–154.
10. Jabbari A., Khan H., Mushtaq D. та ін. A Novel Control Approach Utilizing Neural Network for Efficient Microgrid Operation with Solar PV and Energy Storage Systems. *Advances in Electrical and Computer Engineering*. 2024. Т. 24, вып. 3. С. 13–22.
11. Jlidi M., Hamidi F., Barambones O. An Artificial Neural Network for Solar Energy Prediction and Control Using Jaya-SMC. *Electronics*. 2023. Т. 12, вып. 3. С. 592.
12. Qiu R., Su Z. Research on Photovoltaic Power Generation Forecasting Based on a Combined CNN-LSTM Neural Network Model. *Academic Journal of Computing & Information Science*. 2024. Т. 7, вып. 8.
13. Prasad D., Kumar N., Sharma R. та ін. A novel ANROA based control approach for grid-tied multi-functional solar energy conversion system. *ArXiv*. 2024.
14. Zhang Z., Khazaei J., Blum R. S. Adaptive Regulated Sparsity Promoting Approach for Data-Driven Modeling and Control of Grid-Connected Solar Photovoltaic Generation. *ArXiv*. 2024.
15. Salazar-Pena N., Tabares A., Gonzalez-Mancera A. AI-Powered Dynamic Fault Detection and Performance Assessment in Photovoltaic Systems. *ArXiv*. 2024.
16. Sun J., Fan J. Experimental assessment of a novel irradiance sensorless intelligent control scheme for a standalone photovoltaic system under real climatic conditions. *Energies*. 2024. Т. 17, вып. 18. С. 4627.
17. Pareek S., Singh K. An efficient power extraction using artificial intelligence based machine learning model for SPV array reconfiguration in solar industries. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 2024. С. 107516.
18. Hu J., Lim B.-H., Tian X. та ін. A Comprehensive Review of Artificial Intelligence Applications in the Photovoltaic Systems. *Advanced Intelligent Systems Research*. 2024.

19. El Karch H., El Gouri R., Natij Y. та ін. AI-Based Smart Real-Time PV Panels Soiling Recognizing System Using Deep Neural Network Framework. *Instrumentation Measure Métrologie*. 2024. С. 1687–1699.
20. Shouman E. R. M. Solar Power Prediction with Artificial Intelligence. *Advances in Solar Photovoltaic Energy Systems*. IntechOpen. 2024.
21. Chen R., Gao S., Zhao Y. та ін. Hybrid photovoltaic conversion and artificial neural network model for short-term photovoltaic power forecasting. *Frontiers in Energy Research*. 2024. Т. 12. С. 1446422.
22. Liu F. Review of photovoltaic power prediction based on artificial intelligence methods. *Applied and Computational Engineering*. 2024. Т. 71.

Yehor Tsybulskiy Єгор Цибульський	PhD student of Information Systems and Technologies, Khmelnytskyi National University E-mail: egortcb@gmail.com	Студент спеціальності Комп'ютерна інженерія, Хмельницький національний університет
Eugene Fedorov Євгеній Федоров	Doctor of Technical Sciences, Professor, Khmelnytskyi National University ORCID: 0000-0002-2930-2796 E-mail: y.fedorov@chdtu.edu.ua	д.т.н., професор, Черкаський національний університет
Olha Atamaniuk Ольга Атаманюк	Assistant of the Computer Engineering and Information Technologies Department, Khmelnytskyi National University ORCID: 0000-0001-9802-864X E-mail: olhaatamaniuk12@gmail.com	Асистент кафедри комп'ютерної інженерії та інформаційних ситсем, Хмельницький національний університет

ДОДАТОК Г
(обов'язковий)
Презентація

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
Кафедра комп'ютерної інженерії та інформаційних систем



Кіберфізична система керування сонячними панелями з підвищеною ефективністю на підставі обробки та аналізу даних

Здобувач: Єгор ЦИБУЛЬСЬКИЙ
Науковий керівник: д.т.н. проф. Євген ФЕДОРОВ

Хмельницький - 2026

МЕТА ДОСЛІДЖЕННЯ

Метою кваліфікаційної роботи магістра є розроблення та дослідження кіберфізичної системи керування сонячними панелями з підвищеною ефективністю на основі обробки та аналізу даних.

Об'єктом дослідження є кіберфізична система керування сонячними панелями.

Предметом дослідження є методи та алгоритми керування сонячними панелями, зокрема обробка, аналіз даних і прийняття рішень у межах кіберфізичної системи.

ЗАДАЧІ ДОСЛІДЖЕННЯ

Поставлена мета досягається розв'язанням таких основних завдань:

- проаналізувати сучасні підходи до побудови кіберфізичних систем керування в сонячній енергетиці ;
- дослідити методи прийняття рішень та алгоритми керування, що застосовувалися для оптимізації роботи сонячних панелей;
- визначити вимоги до структури та функціональних компонентів кіберфізичної системи керування ;
- розробити модель кіберфізичної системи керування сонячними панелями з урахуванням обробки та аналізу даних;
- провести оцінювання ефективності запропонованих рішень за заданими критеріями .

НАУКОВА НОВИЗНА ТА ПРАКТИЧНА ЦІННІСТЬ ОТРИМАНИХ РЕЗУЛЬТАТІВ

Наукова новизна отриманих результатів:

- набув подальшого розвитку метод керування сонячними панелями на основі інтеграції експертної системи з нейромережевою оцінкою оптимальності рішень ;
- набула подальшого розвитку інформаційна технологія адаптивного керування в кіберфізичних системах шляхом поєднання правил логічного виведення з алгоритмами штучного інтелекту .

Практична значимість отриманих результатів полягає у підвищенні ефективності роботи сонячних панелей, зменшенні втрат енергії, покращенні адаптивності та швидкодії системи керування в умовах змінного середовища .

АКТУАЛЬНІСТЬ ДОСЛІДЖЕННЯ

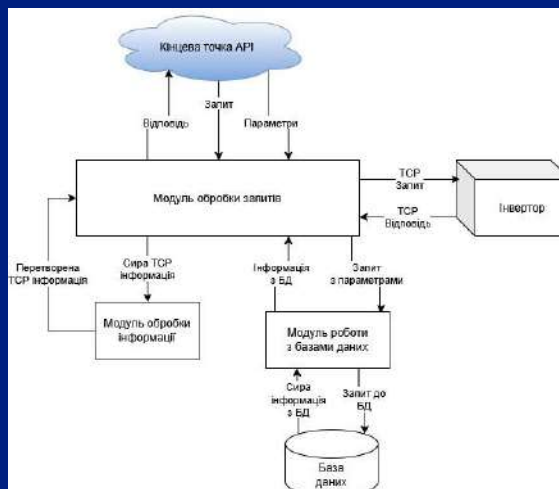
- В умовах зростання частки відновлюваних джерел енергії, підвищення вимог до енергоефективності та необхідності стабільного функціонування енергетичних систем особливої актуальності набуває підвищення ефективності роботи сонячних панелей.
- Функціонування таких систем відбувається в умовах постійної зміни зовнішніх параметрів, зокрема рівня сонячної інсоляції, температури навколишнього середовища та режимів навантаження, що суттєво ускладнює процес керування.
- Традиційні методи керування часто не забезпечують достатньої адаптивності до динамічних змін середовища, що призводить до втрат енергії та зниження загальної продуктивності системи.
- У зв'язку з цим актуальним є розроблення кіберфізичної системи керування, яка поєднує засоби збору даних, алгоритми інтелектуального прийняття рішень та адаптивні методи аналізу для оптимізації режимів роботи сонячних панелей у реальному часі.

АНАЛІЗ ВІДОМИХ МЕТОДІВ

- Встановлено, що ефективність функціонування кіберфізичних систем керування сонячними панелями визначається не лише технічними характеристиками обладнання, а й якістю обробки даних, швидкістю прийняття рішень, точністю вимірювань та здатністю системи адаптуватися до змін зовнішнього середовища.
- Особливе місце серед відомих підходів займають класичні алгоритми керування, зокрема методи МРРТ, які забезпечують пошук точки максимальної потужності, проте мають обмежену ефективність в умовах швидкозмінної інсоляції та температурних коливань.
- Аналіз сучасних методів керування засвідчив, що найбільш перспективними є адаптивні, експертні та інтелектуальні підходи, які враховують динаміку параметрів системи, режими навантаження, історичні дані та критерії мінімізації енергетичних втрат і підвищення загального ККД установки.

МОДЕЛЬ СТРУКТУРИ СИСТЕМИ

- Система побудована за кіберфізичною архітектурою та складається з трьох основних рівнів:
 - фізичного;
 - інформаційного;
 - керуючого.
- Фізичний рівень включає сонячні панелі, інвертор і сенсори.
- Інформаційний – модулі збору та передавання даних.
- Керуючий – блок аналізу, експертну систему та модуль прийняття рішень. Взаємодія між рівнями реалізується через замкнений цикл «вимірювання – аналіз – керування».



ВХІДНІ ТА ВИХІДНІ ПАРАМЕТРИ

- Вхідні параметри:
 - Інсоляція $G(t)$: Вимірюється датчиками сонячного випромінювання.
 - Температура $T(t)$: Вимірюється температурними датчиками.
 - Напруга $U(t)$: Вимірюється датчиками напруги.
 - Струм $I(t)$: Вимірюється датчиками струму.
 - Навантаження $L(t)$: Вимірюється датчиками навантаження.
- Кіберфізична система керування сонячними панелями:
 - Отримує вхідні параметри та обробляє їх для формування керуючого сигналу.
- Вихідний параметр:
 - Керуючий сигнал $u(t)$: Використовується для оптимізації роботи сонячних панелей.



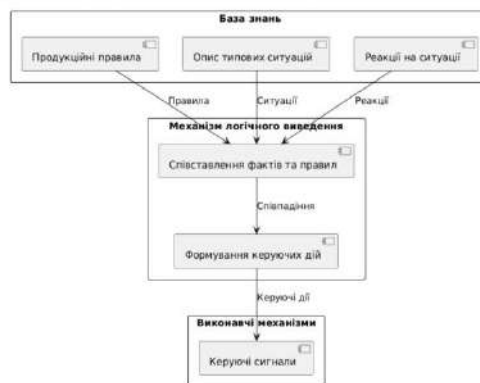
МЕТОД ОПТИМІЗАЦІЇ КЕРУЮЧИХ РІШЕНЬ НА ОСНОВІ ВДОСКОНАЛЕНИХ МАТЕМАТИЧНИХ МОДЕЛЕЙ

- Запропоновано метод оптимізації, що базується на вдосконаленій математичній моделі фотоелектричної системи з урахуванням інсоляції, температури та внутрішніх втрат.
- Керуючий вплив формується адаптивно на основі аналізу зміни потужності та поточного стану системи.
- Це дозволило скоротити час виходу на оптимальний режим, зменшити коливання потужності та підвищити стабільність роботи установки.

МЕТОД КЕРУВАННЯ НА ОСНОВІ ЕКСПЕРТНОЇ СИСТЕМИ

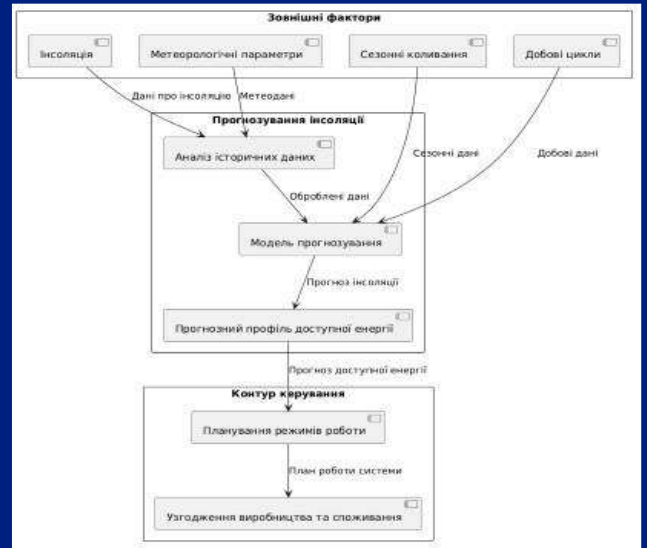
- Розроблено метод керування на основі експертної системи, що використовує базу знань та продукційні правила типу «якщо–то».
- Рішення формуються шляхом логічного виведення на основі поточних параметрів: інсоляції, температури, напруги та рівня навантаження.
- Такий підхід забезпечує адаптивне реагування системи на зміну умов експлуатації та підвищує стабільність роботи сонячної установки.

Структура експертної системи з відображенням бази знань, робочої пам'яті та механізму логічного виведення



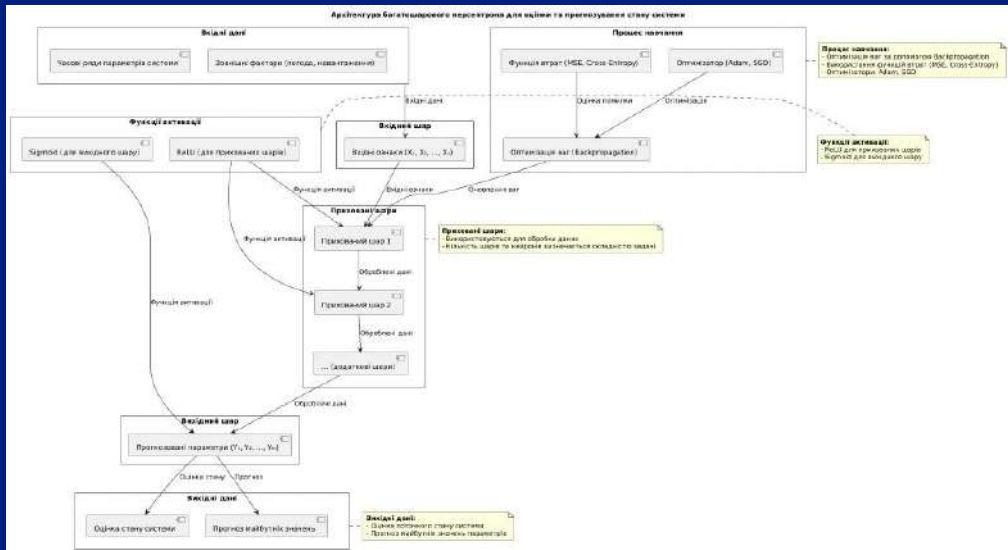
МЕТОД НЕЙРОМЕРЕЖЕВОЇ ОЦІНКИ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ СТАНУ СИСТЕМИ

- Розроблено метод нейромережевої оцінки та прогнозування, що базується на багатшаровому перцептроні для аналізу часових рядів параметрів системи.
- Модель забезпечує оцінку поточного стану та прогноз майбутніх змін інсоляції, температури й навантаження.
- Це дозволяє реалізувати випереджувальне керування та підвищити ефективність роботи сонячної енергетичної установки.



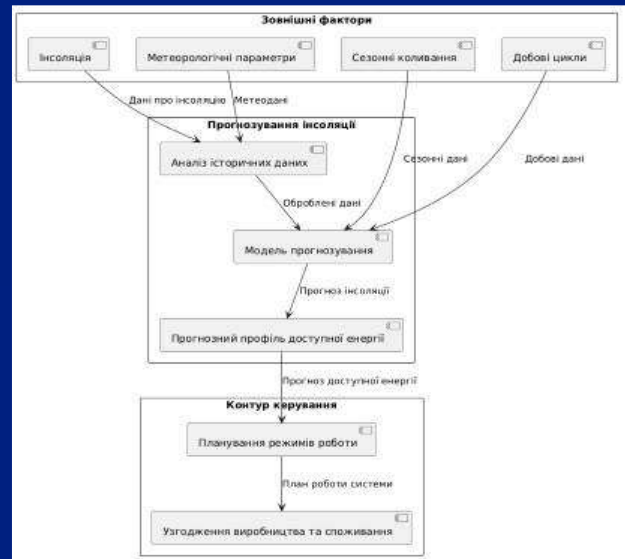
МЕТОД НЕЙРОМЕРЕЖЕВОЇ ОЦІНКИ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ СТАНУ СИСТЕМИ

Архітектура багатшарового перцептрона для оцінки та прогнозування стану системи



МЕТОД ПРОГНОЗУВАННЯ ТА ВРАХУВАННЯ ЗОВНІШНІХ ФАКТОРІВ У КЕРУВАННІ

- Розроблено метод прогнозування зовнішніх факторів, що враховує зміни інсоляції, температури навколишнього середовища та навантаження системи.
- На основі прогнозних моделей формуються випереджувальні керуючі дії для адаптації режимів роботи установки.
- Це дозволяє зменшити енергетичні втрати, підвищити стабільність генерації та забезпечити проактивне керування.



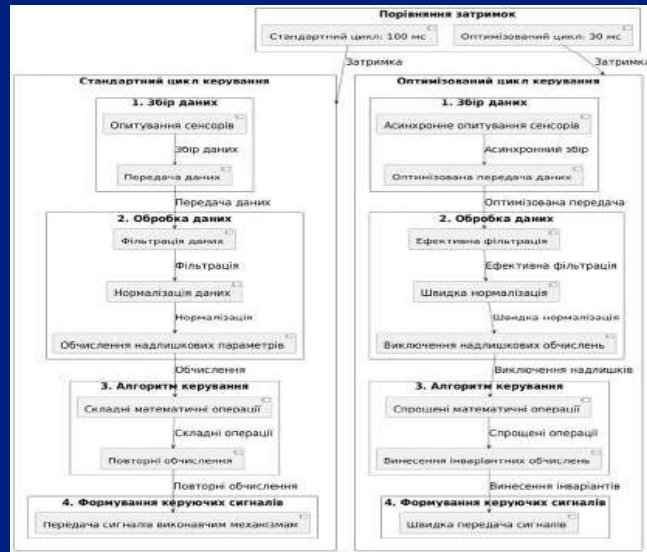
МЕТОД ОПТИМІЗАЦІЇ ПРОГРАМНОЇ РЕАЛІЗАЦІЇ АЛГОРИТМІВ КЕРУВАННЯ

- Розроблено метод оптимізації програмної реалізації алгоритмів керування, спрямований на зменшення обчислювальної складності та часу реакції системи.
- Оптимізація досягається шляхом спрощення математичних обчислень, кешування проміжних результатів і пріоритетизації задач у циклі керування.
- Це забезпечує стабільну роботу системи в режимі реального часу навіть за обмежених апаратних ресурсів.

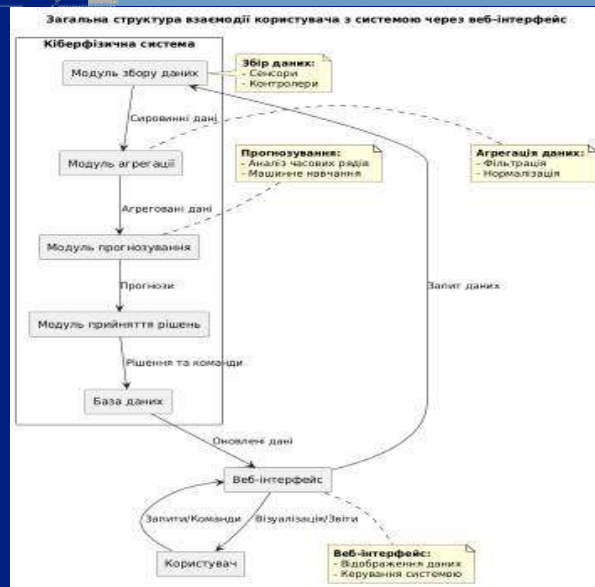


МЕТОД ОПТИМІЗАЦІЇ ПРОГРАМНОЇ РЕАЛІЗАЦІЇ АЛГОРИТМІВ КЕРУВАННЯ

Порівняння стандартного та оптимізованого циклу виконання алгоритму керування в реальному часі



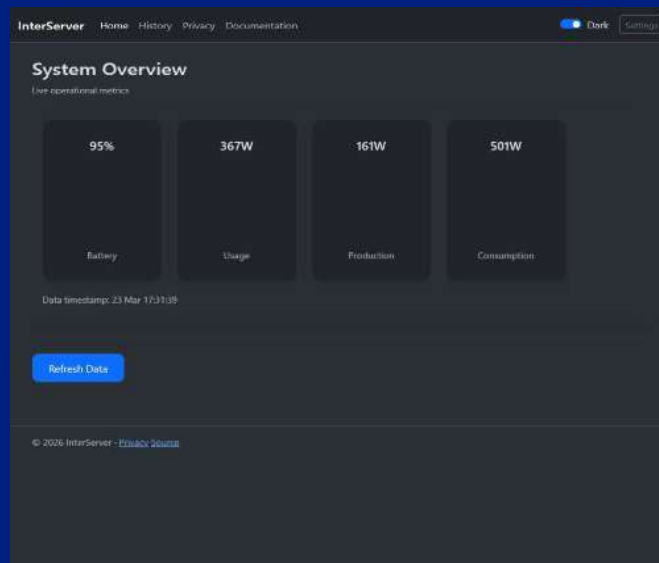
РЕАЛІЗАЦІЯ МЕТОДУ



РЕАЛІЗАЦІЯ МЕТОДУ

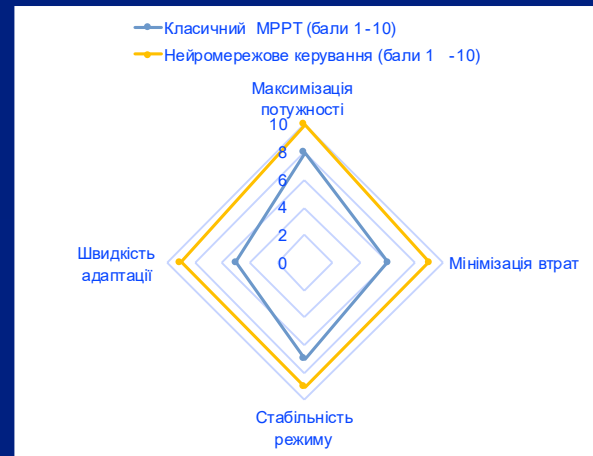


РЕАЛІЗАЦІЯ МЕТОДУ



ЕКСПЕРИМЕНТИ

Статистичний аналіз класичного МРРТ та нейромережевого керування



ВИСНОВКИ

У роботі за результатами виконаних теоретичних та практичних досліджень :

- проаналізовано відомі методи керування та прийняття рішень у кіберфізичних системах сонячної енергетики ;
- розроблено метод оптимізації керуючих рішень на основі вдосконалених математичних моделей;
- реалізовано методи експертного , нейромережевого та прогнозного керування ;
- здійснено програмну реалізацію кіберфізичної системи керування сонячною енергетичною установкою .

Запропонований підхід забезпечує підвищення адаптивності системи, зменшення енергетичних втрат та скорочення часу реакції на зміну зовнішніх умов.

Підтверджено перевагу інтелектуальних і прогнозних методів над традиційними підходами. Досягнуто підвищення ефективності функціонування системи на ~17%, що підтверджує доцільність використання запропонованого методу.



ПУБЛІКАЦІЇ

- Цибульський Є., Федоров Є. Застосування нейромережєвих методів у кіберфізичній системі керування фотоелектричними панелями. *Global Trends in Science: Research, Innovation and Development*, Варна, Болгарія, 27–29 квіт. 2026.
- Цибульський Є., Федоров Є. Нейромережеве керування сонячними панелями. *ПерСик 2026*, Харків, Україна, 23 квіт. 2026

ДОДАТОК Д

Лістинг програмного забезпечення

```

DataCollector.cs:
using InterServer.Controllers;

namespace InterServer.Logic;

public class DataCollector : BackgroundService
{
    private readonly ILogger<DataCollector> _logger;

    public DataCollector(ILogger<DataCollector> logger)
    {
        _logger = logger;
    }

    protected override async Task ExecuteAsync(CancellationToken stoppingToken)
    {
        while (!stoppingToken.IsCancellationRequested)
        {
            RequestHandler requestHandler = new RequestHandler();
            AppSettings appSettings = new SettingsController().GetSettings();

            bool isConfigSafe = appSettings.GetType().GetProperties()
                .All(p => p.GetValue(appSettings) != null);

            if (appSettings.EnableAutomaticDataGather && isConfigSafe)
            {
                DbHandler dbHandler = new DbHandler(
                    appSettings.DbIp,
                    appSettings.DbName,
                    appSettings.DbUsername,
                    appSettings.DbPassword
                );

                dbHandler.UploadData(requestHandler.ResponseManager(ResponseType.Ok,
                    ReplyDataType.CurrentData));

                await
                    Task.Delay(Convert.ToInt32(appSettings.AutomaticGatherInterval) *
                        Convert.ToInt32(appSettings.AutomaticGatherIntervalModifier), stoppingToken);
            }
            else
            {
                // Console.WriteLine("Data gathering disabled");
                await Task.Delay(1000, stoppingToken);
            }
        }
    }
}

```

DbHandler.cs:

```
using InterServer.Controllers;

namespace InterServer.Logic;

public class DataCollector : BackgroundService
{
    private readonly ILogger<DataCollector> _logger;

    public DataCollector(ILogger<DataCollector> logger)
    {
        _logger = logger;
    }

    protected override async Task ExecuteAsync(CancellationToken stoppingToken)
    {
        while (!stoppingToken.IsCancellationRequested)
        {
            RequestHandler requestHandler = new RequestHandler();
            AppSettings appSettings = new SettingsController().GetSettings();

            bool isConfigSafe = appSettings.GetType().GetProperties()
                .All(p => p.GetValue(appSettings) != null);

            if (appSettings.EnableAutomaticDataGather && isConfigSafe)
            {
                DbHandler dbHandler = new DbHandler(
                    appSettings.DbIp,
                    appSettings.DbName,
                    appSettings.DbUsername,
                    appSettings.DbPassword
                );

                dbHandler.UploadData(requestHandler.ResponseManager(ResponseType.Ok, ReplyDataType.CurrentData));

                await Task.Delay(Convert.ToInt32(appSettings.AutomaticGatherInterval) *
                    Convert.ToInt32(appSettings.AutomaticGatherIntervalModifier), stoppingToken);
            }
            else
            {
                // Console.WriteLine("Data gathering disabled");
                await Task.Delay(1000, stoppingToken);
            }
        }
    }
}
```

PredictionModule.cs:

```
public class PredictionModule
{
    private readonly int _windowSize;
    private readonly Dictionary<string, Queue<double>> _history = new();
}
```

```

public PredictionModule(int windowSize = 10)
{
    _windowSize = windowSize;
}

public void AddDataPoint(string key, double value)
{
    if (!_history.ContainsKey(key))
        _history[key] = new Queue<double>();

    var queue = _history[key];
    queue.Enqueue(value);

    if (queue.Count > _windowSize)
        queue.Dequeue();
}

public double PredictNext(string key)
{
    if (!_history.ContainsKey(key) || _history[key].Count < 2)
        return double.NaN;

    var data = _history[key].ToArray();

    // Simple linear regression: y = ax + b
    int n = data.Length;
    double sumX = 0, sumY = 0, sumXY = 0, sumXX = 0;

    for (int i = 0; i < n; i++)
    {
        sumX += i;
        sumY += data[i];
        sumXY += i * data[i];
        sumXX += i * i;
    }

    double slope = (n * sumXY - sumX * sumY) / (n * sumXX - sumX * sumX + 1e-9);
    double intercept = (sumY - slope * sumX) / n;

    return slope * n + intercept;
}
}

```

DataProcessor.cs:

```

using System.Text;
using InterServer.Controllers;
using YamlDotNet.Serialization;

namespace InterServer.Logic;

public class DataProcessor
{

```

```

private static ushort CalculateModbusCRC(byte[] data)
{
    ushort crc = 0xFFFF;
    for (int pos = 0; pos < data.Length; pos++)
    {
        crc ^= (ushort)data[pos];

        for (int i = 8; i != 0; i--)
        {
            if ((crc & 0x0001) != 0)
            {
                crc >>= 1;
                crc ^= 0xA001;
            }
            else
                crc >>= 1;
        }
    }
    return crc;
}

private static byte[] ConcatArrays(params byte[][] arrays)
{
    int totalLength = arrays.Sum(array => array.Length);
    byte[] result = new byte[totalLength];
    int offset = 0;

    foreach (var array in arrays)
    {
        Buffer.BlockCopy(array, 0, result, offset, array.Length);
        offset += array.Length;
    }

    return result;
}

private static byte[] ConvertHexToByteArray(string hexString)
{
    int length = hexString.Length;
    byte[] byteArray = new byte[length / 2];

    for (int i = 0; i < length; i += 2)
    {
        if (hexString[i] == '\\' && hexString[i + 1] == 'x')
        {
            // Skip the '\x' part and convert the remaining two characters
            i += 2;
        }

        byteArray[i / 2] = Convert.ToByte(hexString.Substring(i, 2), 16);
    }

    return byteArray;
}

```

```

private static int ConvertFrameHexValueToInt(string hexval, string reg)
{
    if (hexval == "" || hexval.Contains(" "))
    {
        Console.WriteLine("No value in response for register " + reg);
        return 0;
    }
    int bits = 16;
    int val = Convert.ToInt32(hexval, bits);

    // No idea, what that is, and why is it needed!
    // Original script had something like that, and I'm leaving it just in case.
    if ((val & (1 << (bits - 1))) != 0)
    {
        val -= 1 << bits;
    }

    return val;
}

public byte[] ConstructFrameRequest(int sequence)
{
    var config = ReadInverterConfig();

    // TODO: make that value configurable from GUI
    uint inverterSn = new SettingsController().GetSettings().SerialNumber;
    int regStart = config.requests[sequence].start;
    int regEnd = config.requests[sequence].end;

    // Data frame begin
    byte[] start = { 0xA5 };
    byte[] length = { 0x17, 0x00 };
    byte[] controlCode = { 0x10, 0x45 };
    byte[] serial = { 0x00, 0x00 };

    // Blank data field
    byte[] dataField = { 0x02, 0x00, 0x00, 0x00, 0x00, 0x00, 0x00, 0x00, 0x00, 0x00, 0x00, 0x00, 0x00, 0x00, 0x00,
0x00 };

    string posIni = regStart.ToString("X2").PadLeft(4, '0');
    string posFin = ((regEnd - regStart + 1) & 0xFF).ToString("X2").PadLeft(4, '0');

    // Calculate Business field
    byte[] businessField = { 0x01, 0x03,
        Convert.ToByte(posIni.Substring(0, 2), 16),
        Convert.ToByte(posIni.Substring(2, 2), 16),
        Convert.ToByte(posFin.Substring(0, 2), 16),
        Convert.ToByte(posFin.Substring(2, 2), 16) };

    // Stupid workaround, because algorithm produces that value with 1 extra bit
    businessField[5] -= Convert.ToByte(sequence);

    byte[] crc = BitConverter.GetBytes(CalculateModbusCRC(businessField)).ToArray();
}

```

```

byte[] checksum = { 0x00 };
byte[] endCode = { 0x15 };

byte[] inverterSn2 = BitConverter.GetBytes(inverterSn);

// Construct the frame
byte[] frameRequest = ConcatArrays(start, length, controlCode, serial, inverterSn2, dataField,
businessField, crc, checksum, endCode);

// Calculating and filling in the "checksum" byte
int frameChecksum = 0;
for (int i = 1; i < frameRequest.Length - 2; i++)
{
    frameChecksum += frameRequest[i];
}
frameRequest[frameRequest.Length - 2] = (byte)(frameChecksum & 0xFF);

// Those are taken from the original python script
// And were used only for comparison in certain cases
// byte[] unbased1 =
Convert.FromBase64String("pRcAEEUAADKt3qMCAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAwADAG40Jp0V");
// byte[] unbased2 =
Convert.FromBase64String("pRcAEEUAADKt3qMCAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAAwCWAGPlz38V");
// string comparisonValue = Convert.ToBase64String(frameRequest);

return frameRequest;
}

public FrameInfo DigestResponse(List<byte[]> frameList)
{
    // This is clearly a bad practice, and probably can be done much better.
    // I don't really know how, and maybe at some point in the future I'll make it not terrible!
    var frameInfoTemp = new FrameInfo
    {
        GridL1Voltage = new InnerFrameInfo { Title = "Grid Voltage L1" },
        GridL2Voltage = new InnerFrameInfo { Title = "Grid Voltage L2" },
        LoadL1Power = new InnerFrameInfo { Title = "Load L1 Power" },
        LoadL2Power = new InnerFrameInfo { Title = "Load L2 Power" },
        InverterL1Power = new InnerFrameInfo { Title = "Inverter L1 Power" },
        InverterL2Power = new InnerFrameInfo { Title = "Inverter L2 Power" },
        BatteryStatus = new InnerFrameInfo { Title = "Battery Status" },
        BatteryCurrent = new InnerFrameInfo { Title = "Battery Current" },
        LoadVoltage = new InnerFrameInfo { Title = "Load Voltage" },
        SmartLoadEnableStatus = new InnerFrameInfo { Title = "SmartLoad Enable Status" },
        GridConnectedStatus = new InnerFrameInfo { Title = "Grid-connected Status" },
        UsageTime = new InnerFrameInfo { Title = "Time of use" },
        Alert = new InnerFrameInfo { Title = "Alert" },
        WorkMode = new InnerFrameInfo { Title = "Work Mode" },
        CommunicationBoardVersion = new InnerFrameInfo { Title = "Communication Board
Version No." },
        ControlBoardVersion = new InnerFrameInfo { Title = "Control Board Version No." },
        InverterStatus = new InnerFrameInfo { Title = "Running Status" },
        DailyBatteryCharge = new InnerFrameInfo { Title = "Daily Battery Charge" },
        DailyBatteryDischarge = new InnerFrameInfo { Title = "Daily Battery Discharge" },
    }
}

```

```

TotalBatteryCharge = new InnerFrameInfo { Title = "Total Battery Charge" },
TotalBatteryDischarge = new InnerFrameInfo { Title = "Total Battery Discharge" },
DailyEnergyBought = new InnerFrameInfo { Title = "Daily Energy Bought" },
DailyEnergySold = new InnerFrameInfo { Title = "Daily Energy Sold" },
TotalEnergyBought = new InnerFrameInfo { Title = "Total Energy Bought" },
TotalEnergySold = new InnerFrameInfo { Title = "Total Energy Sold" },
GridFrequency = new InnerFrameInfo { Title = "Grid Frequency" },
DailyLoadConsumption = new InnerFrameInfo { Title = "Daily Load Consumption" },
TotalLoadConsumption = new InnerFrameInfo { Title = "Total Load Consumption" },
DcTemperature = new InnerFrameInfo { Title = "DC Temperature" },
AcTemperature = new InnerFrameInfo { Title = "AC Temperature" },
TotalProduction = new InnerFrameInfo { Title = "Total Production" },
DailyProduction = new InnerFrameInfo { Title = "Daily Production" },
Pv1Voltage = new InnerFrameInfo { Title = "PV1 Voltage" },
Pv1Current = new InnerFrameInfo { Title = "PV1 Current" },
Pv2Voltage = new InnerFrameInfo { Title = "PV2 Voltage" },
Pv2Current = new InnerFrameInfo { Title = "PV2 Current" },
GridL1Current = new InnerFrameInfo { Title = "Grid Current L1" },
GridL2Current = new InnerFrameInfo { Title = "Grid Current L2" },
InternalL1LoadPower = new InnerFrameInfo { Title = "Internal CT L1 Power" },
InternalL2LoadPower = new InnerFrameInfo { Title = "Internal CT L2 Power" },
ExternalL1LoadPower = new InnerFrameInfo { Title = "External CT L1 Power" },
ExternalL2LoadPower = new InnerFrameInfo { Title = "External CT L2 Power" },
GenPower = new InnerFrameInfo { Title = "Gen Power" },
GenConnectedStatus = new InnerFrameInfo { Title = "Gen-connected Status" },
MicroInverterPower = new InnerFrameInfo { Title = "Micro-inverter Power" },
BatterySoc = new InnerFrameInfo { Title = "Battery SOC" },
Pv1Power = new InnerFrameInfo { Title = "PV1 Power" },
Pv2Power = new InnerFrameInfo { Title = "PV2 Power" },
BatteryPower = new InnerFrameInfo { Title = "Battery Power" }
};

```

```

// Read the config, and get register position addresses
var config = ReadInverterConfig(); //deserializer.Deserialize<RootObject>(configFile);

// Those are taken from the config file, no touchy
byte[] pini = {0x0003};
byte[] pfin = {0x0070};
byte[] pini2 = {0x0096};
byte[] pfin2 = {0x00f8};

int requestIterations = 0;

foreach (byte[] frame in frameList)
{
    var processingIterations = 0;
    var i = config.requests[requestIterations].end - config.requests[requestIterations].start;
    // Console.WriteLine("===FRAME START===");
    while (processingIterations <= i)
    {
        var p1 = 56 + processingIterations * 4;
        var p2 = 60 + processingIterations * 4;
    }
}

```

```

var hexpos = $"0x{(processingIterations + config.requests[requestIterations].start) &
0xFFFF:X4}";

// Console.WriteLine("hexpos="+hexpos);

var hexString = string.Concat(
    BitConverter.ToString(frame).Replace("-", ""),
    "",
    new string(Encoding.ASCII.GetString(frame).Where(c => c >= 0x20 && c <=
0x7F).ToArray()));

var selectedSubstring = hexString.Substring(p1, p2 - p1);
var intFrameValue = ConvertFrameHexValueToInt(selectedSubstring, hexpos);

// Config logging and processing
foreach (var parameter in config.parameters)
{
    // Console.WriteLine($"Group: {parameter.group}");

    foreach (var item in parameter.items)
    {
        if (item.registers.Count() > 1)
        {
            if (item.registers[0].Contains(hexpos))
            { // Some special multi-byte code might be needed

                // Console.WriteLine($"Title: \"{item.name}\"",
registers: {String.Join(" ", item.registers)}, value: {intFrameValue * item.scale}{item.uom}");

                foreach (var property in
frameInfoTemp.GetType().GetProperties())
                {
                    // Get the nested InnerFrameInfo object
                    InnerFrameInfo innerFrameInfo =
                    (InnerFrameInfo)property.GetValue(frameInfoTemp);

                    if (innerFrameInfo.Title == item.name)
                    {
                        // Console.WriteLine($"Found
matching property: {property.Name} - multi-byte");

                        innerFrameInfo.Value =
                        intFrameValue;

                        innerFrameInfo.Scale = item.scale;
                        innerFrameInfo.Unit = item.uom;
                    }
                }
            }
        }
        else
        {
            if (item.registers[0].Contains(hexpos))
            {
                // Console.WriteLine($"Title: \"{item.name}\"",
registers: {item.registers[0]}, value: {intFrameValue * item.scale}{item.uom} ({intFrameValue}{item.uom}));

```



```

public enum ResponseType : ushort
{
    Ok = 0,
    AuthReject = 1,
    ServiceUnavailable = 2,
    IncorrectJson = 3,
    UnknownError = 4,
    Rejected = 5,
    InternalError = 6,
    ConnectionError = 7,
    InverterConfigError = 8,
    AppConfigError = 9,
    InvalidTimestamp = 10,
    NoDataAvailableYet = 11,
    NotEnoughData = 12,
}

public enum ReplyDataType : ushort
{
    CurrentData = 0,
    CachedLatestData = 1,
    CachedPeriodData = 2,
    CachedRangeData = 3,
    NoData = 4,
    AllData = 5,
    Timestamps = 6,
}

public class AppSettings
{
    public string ConfigName { get; set; }
    public uint SerialNumber { get; set; }
    public string DbName { get; set; }
    public string DbPassword { get; set; }
    public string DbUsername { get; set; }
    public string DbIp { get; set; }
    public bool EnableAutomaticDataGather { get; set; }
    public float AutomaticGatherInterval { get; set; }
    public int AutomaticGatherIntervalModifier { get; set; }
    public string PathPrefix { get; set; }
    public string InverterIp { get; set; }
    public int InverterPort { get; set; }
    public bool DebugLogging { get; set; }
}

public class RequestJson
{
    public long Timestamp { get; set; }
    public string Token { get; set; }
}

public class RequestJsonRange
{

```

```

        public uint TimestampStart { get; set; }
        public uint TimestampEnd { get; set; }
        public string Token { get; set; }
    }

    public class ReplyJsonEntity
    {
        [Key]
        public int Id { get; set; }
        [Required]
        public long Timestamp { get; set; }
        [Required]
        public string JsonData { get; set; }
    }

    public class ReplyJson
    {
        public required ResponseType Status { get; set; }
        public required string Message { get; set; }
        public long Timestamp { get; set; }
        public FrameInfo? Data { get; set; }
    }

    public class ReplyJsonNested
    {
        public required ResponseType Status { get; set; }
        public required string Message { get; set; }
        public long Timestamp { get; set; }
        public ReplyJson? Data { get; set; }
    }

    public class ReplyJsonList
    {
        public required ResponseType Status { get; set; }
        public required string Message { get; set; }
        public long Timestamp { get; set; }
        public List<ReplyJson>? Data { get; set; }
    }

    public class ReplyJsonTimestamps
    {
        public required ResponseType Status { get; set; }
        public required string Message { get; set; }
        public long Timestamp { get; set; }
        public List<ReplyJson>? Data { get; set; }
    }

    public class DataJson
    {
        public required ResponseType Status { get; set; }
        public Type DataType { get; set; }
        public required dynamic Data { get; set; }
    }

```

```

public class InnerFrameInfo
{
    public string Title { get; set; }
    public string? Unit { get; set; }
    public float Scale { get; set; }
    public float Value { get; set; }
}

public class FrameInfo
{
    public InnerFrameInfo BatteryStatus { get; set; }
    public InnerFrameInfo BatteryCurrent { get; set; }
    public InnerFrameInfo LoadVoltage { get; set; }
    public InnerFrameInfo SmartLoadEnableStatus { get; set; }
    public InnerFrameInfo GridConnectedStatus { get; set; }
    public InnerFrameInfo UsageTime { get; set; }
    public InnerFrameInfo Alert { get; set; }
    public InnerFrameInfo WorkMode { get; set; }
    public InnerFrameInfo CommunicationBoardVersion { get; set; }
    public InnerFrameInfo ControlBoardVersion { get; set; }
    public InnerFrameInfo InverterStatus { get; set; }
    public InnerFrameInfo DailyBatteryCharge { get; set; }
    public InnerFrameInfo DailyBatteryDischarge { get; set; }
    public InnerFrameInfo TotalBatteryCharge { get; set; }
    public InnerFrameInfo TotalBatteryDischarge { get; set; }
    public InnerFrameInfo DailyEnergyBought { get; set; }
    public InnerFrameInfo DailyEnergySold { get; set; }
    public InnerFrameInfo TotalEnergyBought { get; set; }
    public InnerFrameInfo TotalEnergySold { get; set; }
    public InnerFrameInfo GridFrequency { get; set; }
    public InnerFrameInfo DailyLoadConsumption { get; set; }
    public InnerFrameInfo TotalLoadConsumption { get; set; }
    public InnerFrameInfo DcTemperature { get; set; }
    public InnerFrameInfo AcTemperature { get; set; }
    public InnerFrameInfo TotalProduction { get; set; }
    public InnerFrameInfo DailyProduction { get; set; }
    public InnerFrameInfo GridL1Current { get; set; }
    public InnerFrameInfo GridL2Current { get; set; }
    public InnerFrameInfo LoadL1Power { get; set; }
    public InnerFrameInfo LoadL2Power { get; set; }
    public InnerFrameInfo InverterL1Power { get; set; }
    public InnerFrameInfo InverterL2Power { get; set; }
    public InnerFrameInfo InternalL1LoadPower { get; set; }
    public InnerFrameInfo InternalL2LoadPower { get; set; }
    public InnerFrameInfo ExternalL1LoadPower { get; set; }
    public InnerFrameInfo ExternalL2LoadPower { get; set; }
    public InnerFrameInfo GridL1Voltage { get; set; }
    public InnerFrameInfo GridL2Voltage { get; set; }
    public InnerFrameInfo GenPower { get; set; }
    public InnerFrameInfo GenConnectedStatus { get; set; }
    public InnerFrameInfo MicroInverterPower { get; set; }
    public InnerFrameInfo BatterySoc { get; set; }
    public InnerFrameInfo Pv1Voltage { get; set; }
}

```

```

        public InnerFrameInfo Pv1Current { get; set; }
        public InnerFrameInfo Pv1Power { get; set; }
        public InnerFrameInfo Pv2Power { get; set; }
        public InnerFrameInfo Pv2Voltage { get; set; }
        public InnerFrameInfo Pv2Current { get; set; }
        public InnerFrameInfo BatteryPower { get; set; }
    }

```

YamlTypes.cs:

```
namespace InterServer.Logic;
```

```
public class Request
```

```

{
    public int start { get; set; }
    public int end { get; set; }
    public int mb_functioncode { get; set; }
}

```

```
public class Parameter
```

```

{
    public string group { get; set; }
    public List<Item> items { get; set; }
}

```

```
public class Item
```

```

{
    public string name { get; set; }
    public string @class { get; set; }
    public string state_class { get; set; }
    public string? uom { get; set; }
    public float scale { get; set; }
    public int rule { get; set; }
    public List<string> registers { get; set; }
    public string icon { get; set; }
    public bool isstr { get; set; }
    public List<Lookup> lookup { get; set; }
    public int? offset { get; set; }
    public int? mask { get; set; }
    public Validation validation { get; set; } // Added Validation property
}

```

```
public class Lookup
```

```

{
    public int key { get; set; }
    public string value { get; set; }
}

```

```
public class YamlRootObject
```

```

{
    public List<Request> requests { get; set; }
    public List<Parameter> parameters { get; set; }
}

```

```
public class Validation
{
    public double? min { get; set; }
    public double? max { get; set; }
    public List<string> invalidate_all { get; set; }
}
```

Протокол аналізу звіту подібності експертом

Заявляю, що я ознайомився (-лась) з Повним звітом подібності, який був згенерований Системою виявлення і запобігання плагіату щодо роботи:

Автор: Єгор ЦИБУЛЬСЬКИЙ

Співавтор:

Назва: Кіберфізична система керування сонячними панелями з підвищеною ефективністю на підставі обробки та аналізу даних

Експерт: Євген ФЕДОРОВ

Підрозділ: Кафедра комп'ютерної інженерії та інформаційних систем

Коефіцієнт подібності 1: 3.73%

Коефіцієнт подібності 2: 1.14%

Мікропробіли: 5

Заміна букв: 2

Інтервали: 0

Білі знаки: 6

Дата створення звіту: 2026-04-17 13:38:28.0

Після аналізу Звіту подібності констатую наступне:

Запозичення, виявлені в роботі є законними і не є плагіатом. Рівень подібності не перевищує допустимої межі. Таким чином робота незалежна і приймається.

Запозичення не є плагіатом, але перевищено граничне значення рівня подібностей. Таким чином робота повертається на доопрацювання.

Виявлено запозичення і плагіат або навмисні текстові спотворення (маніпуляції), як передбачувані спроби укриття плагіату, які роблять роботу невідповідною вимогам законодавства (Ст. 32. ЗУ Про вищу освіту, пункт 3.1, Ст. 42. ЗУ Про освіту) та вимог НАЗЯВО (Критерій 5), а також кодексу етики і процедур. Таким чином робота не приймається.

Обґрунтування:

2026-04-17

Дата



Доцент Андрій Нічепорук

експерт

Anti-Plagiarism (<http://ap.km.ua>) v-15.701

Максимальне співпадіння з одним документом 4.0%

Словники перевірки: en_US, ru_RU, ua_UA. **Помилки в документах: 9%**

ID: 270521 Назва: МКР Кіберфізична система керування сонячними панелями з підвищеною ефективністю на підставі обробки та аналізу даних Додано в БД: 2026-04-17 Автора: Єгор ЦИБУЛЬСЬКИЙ Керівники: Євген ФЕДОРОВ Консультанти: Опоненти:	Документ		Сумарний збіг по Базі Даних	
	Символи	Лексеми	Символи	Лексеми
	156252	1079	8656 (6%)	69 (6%)

Джерело плагіату

ID	Опис	Наявність плагіату в документі	
		Символи	Лексеми

РЕЦЕНЗІЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ МАГІСТРА

Здобувач: Єгор ЦИБУЛЬСЬКИЙ

Тема: Кіберфізична система керування сонячними панелями з підвищеною ефективністю на підставі обробки та аналізу даних

Спеціальність: 123 «Комп'ютерна інженерія»

Обсяг кваліфікаційної роботи магістра:

Кількість листів креслень —; кількість сторінок записки 92

1. Короткий зміст роботи та прийнятих рішень: У роботі запропоновано кіберфізичну систему керування сонячними панелями з підвищеною ефективністю на підставі обробки та аналізу даних.

2. Висновок про відповідність роботи дипломному завданню: Кваліфікаційна робота магістра відповідає виданому завданню.

3. Характеристика виконання кожного розділу, ступінь використання останніх досягнень науки і техніки і передових методів роботи: _____

У першому розділі проведено аналіз теоретичних основ кіберфізичних систем у сонячній енергетиці, розглянуто існуючі системи прийняття рішень та обґрунтовано постановку задачі дослідження.. Досліджено відомі рішення та засоби в цій сфері.

У другому розділі розроблено модель структури кіберфізичної системи керування, сформовано математичну модель об'єкта керування та визначено вимоги до функціонування системи в умовах змінного зовнішнього середовища.

У третьому розділі запропоновано метод і технології вирішення задач керування, зокрема експертний підхід до формування керуючих рішень та алгоритми обробки даних.

У четвертому розділі реалізовано та досліджено запропоновану кіберфізичну систему керування сонячними панелями, проведено чисельні експерименти й оцінено ефективність розробленого підходу за критеріями енергоефективності, стабільності та якості прийняття рішень.

4. Позитивні сторони роботи: Запропонована система кіберфізична система поєднує моделі керування, експертний підхід і нейромережеву оцінку, що підвищує ефективність та адаптивність роботи сонячних панелей.

5. Негативні сторони роботи: Запропонований підхід потребує додаткової експериментальної перевірки на реальному обладнанні та значного обсягу даних для повноцінного навчання і перевірки нейромережевого модуля.

6. Оцінка графічного оформлення та пояснювальної записки роботи: Пояснювальна записка оформлена коректно, згідно діючих стандартів оформлення документації.

7. Відгук про роботу в цілому: Робота виконана на належному науково-технічному рівні.

8. Інші зауваження: Треба провести дослідження на більшій кількості датасетів.

9. Оцінка кваліфікаційної роботи магістра: Розглянувши позитивні та негативні сторони представленої кваліфікаційної роботи магістра вважаю, що робота заслуговує оцінки «відмінно» 90.00 (A).

Рецензент (прізвище, ім'я, по батькові, посада, місце роботи) Манзюк Едуард Андрійович, д.т.н, професор, Хмельницький Національний Університет

“ 1 травня ” 2026р.



Зав. кафедри КІС
д-р. філософії Ользі ПАВЛОВІЙ

Єгор ЦИБУЛЬСЬКИЙ

ПІБ здобувача вищої освіти

ФІТ, 2 курсу, групи КІ2м-24-1

ЗАЯВА

З правилами чинного Положення про систему забезпечення академічної доброчесності у Хмельницькому національному університеті, згідно з яким виявлення академічного плагіату є підставою для відмови в допуску кваліфікаційної роботи до захисту і застосування заходів академічної відповідальності, ознайомлений (а). Про використання спеціалізованих програмних засобів (СПЗ) StrikePlagiarism та Anti-Plagiarism для перевірки кваліфікаційних робіт здобувачів вищої освіти на наявність академічного плагіату оповіщений (а). Надаю університету право на передачу моєї роботи для обробки та збереження в базах даних СПЗ і використання роботи для виявлення академічного плагіату в інших роботах, які перевіряються СПЗ.

Також надаю свою згоду на обробку й збереження університетом моєї роботи в Інституційному репозитарії Хмельницького національного університету.

Робота надається для перевірки в електронному варіанті. Електронна версія моєї роботи збігається (ідентична) з друкованою.

1 травня 2026 року



РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ

КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ

Назва кваліфікаційної роботи Кіберфізична система керування сонячними панелями з підвищеною ефективністю на підставі обробки та аналізу даних

Автор Єгор ЦИБУЛЬСЬКИЙ

Освітня програма Комп'ютерна інженерія та програмування

Рівень вищої освіти другий (магістерський)

Спеціальність 123 Комп'ютерна інженерія

Науковий керівник: д.т.н. Євген ФЕДОРОВ

На основі аналізу кваліфікаційної роботи на дотримання вимог академічної доброчесності (у т.ч. відсутності ознак академічного плагіату) з урахуванням результатів перевірки роботи спеціалізованим програмним засобом(ами) комісія зробила такий висновок:

№	Висновок	Позначка про відповідність
1	Ознаки академічного плагіату	
1.1	Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є академічним плагіатом (далі – зазначаються підстави віднесення запозичень до правомірних, якщо потрібно). Робота приймається до захисту.	відповідає
1.2	Виявлені запозичення не є академічним плагіатом, розміщені в розділах, які не описують безпосередньо авторське дослідження, але кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи (далі – зазначаються детальні та аргументовані підстави віднесення запозичень до правомірних). Робота приймається до захисту, але має бути відкоригована.	
1.3	Виявлені запозичення не є академічним плагіатом, але частково розміщені в розділах, які описують безпосередньо авторське дослідження, а кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. Робота може бути допущена до захисту після того як буде відкоригована та доопрацьована і успішно пройде повторну перевірку на академічний плагіат.	
1.4	Робота містить навмисні текстові спотворення, передбачувані спроби укриття текстових запозичень або інші прояви академічного плагіату. Робота містить фабрикацію або фальсифікацію даних. Робота не допускається до захисту.	
2	Інші види порушень академічної доброчесності	

Підтвердження:

Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є плагіатом, оскільки:

- 1) усі запозичення фрагментарні, або мають належним чином оформленні посилання;
- 2) окремі виявлені збіги є загальноживаними фразами або виразами, про що свідчить посилання системи на збіг з джерелами на один фрагмент речення;
- 3) всі зафіксовані системою ознаки модифікації тексту відносяться до комбінування латинських символів зі україномовними скороченнями індексів в формулах, що не є модифікацією тексту.
- 4) значна частина знайденого плагіату відноситься до списку використаних джерел

Сумарний обсяг всіх запозичень, визначений системою виявлення збігів/ ідентичності/схожості StrikePlagiarism, складає 3,73% і адресується до 31 першоджерела; та системою Anti-Plagiarism складає 4%, що, з урахуванням наведених обґрунтувань, відповідає характеру наукового дослідження і свідчить на користь кваліфікаційної роботи.

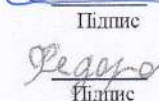
25.04.2026

Завідувач кафедри

Гарант освітньої програми

Керівник кваліфікаційної роботи


Підпис


Підпис


Підпис

Ольга ПАВЛОВА
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Олег САВЕНКО
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Євген ФЕДОРОВ
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ