

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

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА

Галузь знань 12 – Інформаційні технології

Спеціальність 123 – Комп'ютерна інженерія

на тему «Система забезпечення енергоефективності кіберфізичних систем на основі марківського обчислювача процесу»

КвРКІП. 2302189.23.02.35 ПЗ

Виконав: студент 2 курсу, група КІ2м–23–2

  
Підпис

Максим САМОЙЛЮК

Ім'я, прізвище

Керівник д-р. техн. наук, професор

Науковий ступінь, вчене звання

  
Підпис

Сергій ЛИСЕНКО

Ім'я, прізвище

До захисту допускаю:

Зав. кафедри КІС, доктор філософії, доцент

Ольга ПАВЛОВА

06 05 2025 р. 

Хмельницький, 2025

# ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Кафедра КОМП'ЮТЕРНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ

Освітній рівень МАГІСТР

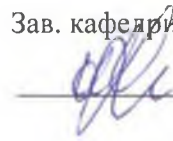
Галузь знань 12 ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ

Спеціальність 123 КОМП'ЮТЕРНА ІНЖЕНЕРІЯ

Освітня програма ОСВІТНЬО-НАУКОВА ПРОГРАМА «КОМП'ЮТЕРНА ІНЖЕНЕРІЯ ТА ПРОГРАМУВАННЯ»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Зав. кафедри Ольга ПАВЛОВА



“ 01 ” 09 2024 р.

## ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ МАГІСТРА

Максиму САМОЙЛЮКУ

Прізвище, ім'я, по батькові студента

1. Тема проекту (роботи) Система забезпечення енергоефективності кіберфізичних систем на основі марківського обчислювача процесу

Керівник проекту (роботи) Сергій ЛИСЕНКО, д.т.н., професор

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

Затверджена наказом ректора університету від 08.01.2025 №8

2. Строк подання студентом проекту (роботи) на кафедру 01.05.2025 р.

3. Вихідні дані до проекту (роботи) Завдання на дипломне проектування

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

Аналіз відомих методів забезпечення енергоефективності кіберфізичних систем

Модель процесу система забезпечення енергоефективності кіберфізичних систем на основі марківського обчислювача процесу



Метод забезпечення енергоефективності кіберфізичних систем на основі марківського обчислювача процесу

Реалізація системи забезпечення енергоефективності кіберфізичних систем на основі марківського обчислювача процесу

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

\_\_\_\_\_  
\_\_\_\_\_  
\_\_\_\_\_

6. Консультанти розділів кваліфікаційної роботи магістра

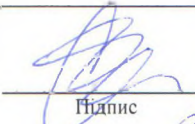
Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Нормоконтроль	Сергій ЛИСЕНКО, професор кафедри КІС		
Антиплагіат	Андрій НІЧЕПОРУК, доцент кафедри КІС		

7. Дата видачі завдання « 01 » 09 2024р.

**КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН**

№з/п	Назва етапів (розділів) кваліфікаційної роботи магістра	Термін виконання етапів проекту (роботи)	Примітка
1	Вибір напрямку дослідження та узгодження тематики КвРМ з керівником	01.09.2024	виконано
2	Ознайомлення з предметною областю; формулювання мети та задач дослідження; визначення об'єкта та предмета дослідження	01.10.2024	виконано
3	Робота над розділом 1 – аналіз відомих моделей, методів за темою; постановка задачі	01.11.2024	виконано
4	Робота над розділом 2 – розробка моделей для вирішення поставленої задачі	01.12.2024	виконано
5	Робота над науковою статтею	01.02.2025	виконано
6	Робота над розділом 3 – розробка методів для вирішення поставленої задачі	15.02.2025	виконано
7	Робота над розділом 4 – проектування та розробка ПЗ для вирішення поставленої задачі, експериментальна частина	01.04.2025	виконано
8	Оформлення пояснювальної записки згідно вимог	18.04.2025	виконано
9	Попередній захист ДРМ	29.04.2025	виконано
10	Захист ДРМ на засіданні ЕК	До 15.05.2025	

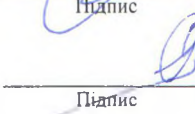
Студент

  
Підпис

Максим Самойлюк

Ім'я, прізвище

Керівник роботи

  
Підпис

Сергій Лисенко

Ім'я, прізвище

## РЕФЕРАТ

Тема кваліфікаційної роботи магістра: Система забезпечення енергоефективності кіберфізичних систем на основі марківського обчислювача процесу.

Автор роботи: Максим САМОЙЛЮК.

Керівник роботи: Сергій ЛИСЕНКО

Пояснювальна записка: 73 с., 2 рис., 8 табл., 2 дод., 109 джерел.

КІБЕРФІЗИЧНІ СИСТЕМИ, ЕНЕРГОЕФЕКТИВНІСТЬ, МАРКІВСЬКИЙ ПРОЦЕС, ОПТИМІЗАЦІЯ, АДАПТИВНЕ КЕРУВАННЯ, ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ, ЕНЕРГОСПОЖИВАННЯ, ПРОГРАМНО-ТЕХНІЧНИЙ ЗАСІБ

Об'єктом дослідження є методи керування енергоефективністю кіберфізичних систем.

Предметом дослідження метод та система забезпечення енергоефективності кіберфізичних систем на основі марківського обчислювача процесу.

Метою кваліфікаційної роботи магістра є забезпечення енергоефективності кіберфізичних систем на основі марківського обчислювача процесу.

Для розв'язання поставлених задач використовувалися методи математичного моделювання, теорії марківських процесів, методи оптимального керування, алгоритмічного аналізу, програмної інженерії та імітаційного моделювання.

Наукова новизна отриманих результатів:

– удосконалено метод забезпечення енергоефективності кіберфізичних систем на основі марківського обчислювача процесу, що враховує стохастичність поведінки системи і дозволяє динамічно оптимізувати енергоспоживання в реальному часі;

– набула подальшого розвитку система забезпечення енергоефективності кіберфізичних систем на основі марківського обчислювача процесу.

На основі проведених досліджень розроблена архітектура і компоненти програмного забезпечення для керування енергоспоживанням кіберфізичних

систем, що забезпечують адаптацію до змін умов роботи в реальному часі та підвищення рівня автономності.

Практична значимість отриманих результатів полягає у можливості впровадження запропонованого підходу в інтелектуальні системи керування IoT-пристроями, розподіленими обчислювальними мережами та промисловими автоматизованими системами з метою зменшення енергоспоживання без втрати продуктивності.

У роботі досліджено комплексні підходи до оптимізації енергоспоживання кіберфізичних систем (КФС), що базуються на поєднанні апаратних, програмних, алгоритмічних і мережевих рішень. Запропоновано модель енергоефективності на основі марківського процесу, яка дозволяє точно прогнозувати динаміку енергоспоживання та визначати оптимальні стратегії керування.

На основі цієї моделі розроблено метод і алгоритм адаптивного керування, що враховує ймовірнісну природу навантажень і забезпечує баланс між енергозбереженням та продуктивністю системи. Проведено математичне обґрунтування ефективності підходу та моделювання сценаріїв функціонування КФС.

Практична реалізація програмного забезпечення з використанням марківського обчислювача процесу підтвердила здатність системи до адаптації в реальному часі, зниження енергоспоживання та підвищення автономності. Запропоновані рішення можуть бути ефективно застосовані в IoT, промислових автоматизованих системах та розподілених обчисленнях, сприяючи розвитку інтелектуальних середовищ у межах концепції сталого розвитку.

## ЗМІСТ

<b>СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ .....</b>	<b>6</b>
<b>ВСТУП.....</b>	<b>7</b>
<b>1 АНАЛІЗ ВІДОМИХ МЕТОДІВ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ЕНЕРГОЕФЕКТИВНОСТІ КІБЕРФІЗИЧНИХ СИСТЕМ .....</b>	<b>10</b>
1.1    Поняття кіберфізичних систем (КФС) .....	10
1.1.1    Визначення та загальна характеристика кіберфізичних систем (КФС). 10	10
1.1.2    Основні характеристики та функції КФС.....	10
1.1.3    Класифікація кіберфізичних систем .....	11
1.1.4    Приклади реальних кіберфізичних систем.....	12
1.1.5    Виклики та перспективи розвитку КФС.....	12
1.2    Актуальність проблеми енергоспоживання в кіберфізичних системах.....	12
1.3    Застосування Постановка задачі.....	22
1.4    Постановка задачі.....	23
1.5    Висновки до першого розділу.....	23
<b>2 МОДЕЛЬ ПРОЦЕСУ СИСТЕМА ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ЕНЕРГОЕФЕКТИВНОСТІ КІБЕРФІЗИЧНИХ СИСТЕМ НА ОСНОВІ МАРКІВСЬКОГО ОБЧИСЛЮВАЧА ПРОЦЕСУ .....</b>	<b>26</b>
2.1    Застосування марковських процесів прийняття рішень при забезпечення енергоефективності кіберфізичних систем .....	26
2.2    Основи моделі.....	28
2.3    Формалізація Марковського обчислювача процесу.....	30
2.4    Алгоритм вирішення задачі .....	31
2.5    Модель винагороди.....	33
2.6    Марківський обчислювач процесу в управлінні КФС .....	34

2.7	Опис функції винагороди.....	35
2.8	Приклад реалізації: сценарій «пожежа в розумній будівлі» .....	36
2.9	Результати моделювання.....	37
2.10	Динаміка функції винагороди.....	37
2.11	Аналіз оптимальних стратегій.....	38
2.12	Порівняння з класичними підходами.....	39
2.13	Висновки до другого розділу .....	42
<b>3 СИСТЕМА ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ЕНЕРГОЕФЕКТИВНОСТІ</b>		
<b>КІБЕРФІЗИЧНИХ СИСТЕМ НА ОСНОВІ МАРКІВСЬКОГО</b>		
<b>ОБЧИСЛЮВАЧА ПРОЦЕСУ .....</b>		
		<b>44</b>
3.1	Основи методу забезпечення енергоефективності кіберфізичних систем на основі марківського обчислювача процесу .....	44
3.2	Модуль попередньої обробки даних .....	48
3.3	Модуль продуктивності.....	51
3.4	Модуль оптимізації.....	52
3.5	Модуль прогнозування .....	52
3.6	Система підтримки прийняття рішень.....	57
3.7	Висновки до третього розділу .....	64
<b>4 РЕАЛІЗАЦІЯ СИСТЕМИ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ЕНЕРГОЕФЕКТИВНОСТІ</b>		
<b>КІБЕРФІЗИЧНИХ СИСТЕМ НА ОСНОВІ МАРКІВСЬКОГО</b>		
<b>ОБЧИСЛЮВАЧА ПРОЦЕСУ .....</b>		
		<b>66</b>
4.1	Вибір типу архітектури та зразків проектування .....	66
4.2	Системне програмне забезпечення марківського обчислювача процесу .....	67
4.3	Апаратне забезпечення.....	71
4.4	Інтеграція в кіберфізичне середовище.....	72
4.5	Висновки до четвертого розділу.....	76

<b>ВИСНОВКИ</b> .....	78
<b>ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ</b> .....	80
<b>ДОДАТОК А</b> Сертифікат учасника конференції АПКН-2024 .....	91
<b>ДОДАТОК Б</b> Презентація .....	92

## СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ

КФС – кіберфізичні системи

ПЗ – програмне забезпечення

БД – база даних

ОС – операційна система

ПЗ – програмне забезпечення

ЕС – експертна система

## ВСТУП

Кіберфізичні системи (КФС) є інтегрованими структурами, що поєднують апаратне забезпечення з програмними компонентами для управління фізичними процесами в реальному часі. Сучасні тенденції розвитку КФС відображають стрімке зростання їх застосування в різних галузях, таких як промислові системи автоматизації, інтелектуальний транспорт, розумні міста, охорона здоров'я та енергетика. Наприклад, концепції "розумної фабрики" в межах Індустрії 4.0 і розвиток автономних транспортних засобів є одними з найбільш показових застосувань КФС, де від синхронізації фізичних і цифрових компонентів залежить ефективність всієї системи [1–3].

Незважаючи на високий рівень інтелекту і функціональності таких систем, питання енергоспоживання стає одним із критичних факторів їхнього подальшого розвитку. Більшість сучасних КФС є енерговитратними через складність обробки даних, високу частоту обміну інформацією між компонентами та необхідність забезпечення надійності і безпеки. Це створює значні обмеження у сфері автономних та мобільних КФС, таких як робототехніка, дрони або сенсорні мережі, де обмеженість ресурсів батареї є ключовою проблемою [4–6].

Існуючі методи управління енергоефективністю КФС включають алгоритми оптимізації обчислювальних процесів, динамічне управління енергоспоживанням компонентів, використання енергоефективних протоколів передачі даних та методів стиснення інформації. Однак більшість цих підходів або не враховують стохастичність роботи КФС, або мають обмежені можливості у реальних умовах експлуатації через надмірну складність алгоритмів чи високу залежність від конкретних сценаріїв [7].

Одним з перспективних підходів для вирішення проблеми є використання марківського обчислювача процесу, який дозволяє моделювати і прогнозувати поведінку системи з урахуванням стохастичних процесів [8]. Такий підхід забезпечує можливість гнучкої адаптації обчислювальних ресурсів в залежності від

поточного стану системи, що дозволяє знижувати енергоспоживання без втрати продуктивності.

Метою даного дослідження є забезпечення енергоефективності кіберфізичних систем на основі марківського обчислювача процесу.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити наступні завдання:

- Провести аналіз сучасних методів керування енергоефективністю кіберфізичних систем.

- Розробити математичну модель на основі марківського обчислювача процесу для управління енергоспоживанням.

- Розробити метод забезпечення енергоефективності кіберфізичних систем на основі марківського обчислювача процесу.

- Реалізувати систему забезпечення енергоефективності кіберфізичних систем на основі марківського обчислювача процесу

- Провести експериментальну перевірку ефективності запропонованої системи на реальних сценаріях застосування КФС.

Об'єктом дослідження є методи керування енергоефективністю кіберфізичних систем.

Предметом дослідження є метод та система забезпечення енергоефективності кіберфізичних систем на основі марківського обчислювача процесу.

Для виконання завдань дослідження будуть використані наступні методи:

- Математичне моделювання для побудови моделі енергоспоживання КФС та марківського обчислювача процесу.

- Методи штучного інтелекту для адаптивного управління енергоспоживанням на основі прогнозування станів системи.

- Алгоритми оптимізації для мінімізації енергоспоживання при заданих обмеженнях на продуктивність та надійність систем.

- Імітаційне моделювання для оцінки ефективності запропонованого підходу в різних умовах експлуатації.

Наукова новизна отриманих результатів:

– удосконалено метод забезпечення енергоефективності кіберфізичних систем на основі марківського обчислювача процесу, що враховує стохастичність поведінки системи і дозволяє динамічно оптимізувати енергоспоживання в реальному часі;

– набула подальшого розвитку система забезпечення енергоефективності кіберфізичних систем на основі марківського обчислювача процесу.

Практичне значення полягає в можливості застосування розробленої системи в таких галузях, як автономні роботи, розумні міста, системи автоматизованого виробництва та інші сфери, де зниження енергоспоживання є критичним фактором.

За темою кваліфікаційної роботи опубліковано одну публікацію [109] у Збірнику наукових праць за матеріалами XVII Всеукраїнської науково–практичної конференції «Актуальні проблеми комп’ютерних наук АПКН–2024». Хмельницький – 2024.

# 1 АНАЛІЗ ВІДОМИХ МЕТОДІВ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ЕНЕРГОЕФЕКТИВНОСТІ КІБЕРФІЗИЧНИХ СИСТЕМ

## 1.1 Поняття кіберфізичних систем (КФС)

### 1.1.1 Визначення та загальна характеристика кіберфізичних систем (КФС)

Кіберфізичні системи (КФС) є інтегрованими системами, що поєднують обчислювальні ресурси, мережеві технології та фізичні компоненти для створення інтелектуальних та автономних середовищ. Відповідно до визначення NIST (National Institute of Standards and Technology), КФС є «інженерними системами, що поєднують кібернетичні та фізичні компоненти з можливістю сприйняття, обчислення, контролю та зв'язку» [9–11].

Основні компоненти КФС:

1. Сенсори, які здійснюють збір даних з навколишнього середовища [12–14].
2. Виконавчі механізми, які забезпечують фізичний вплив на систему [13–15].
3. Обчислювальні ресурси, які обробляють отримані дані та виконують алгоритми управління [16–18].
4. Мережеві технології, які дозволяють взаємодію між компонентами КФС [19].
5. Інтерфейси з фізичним середовищем, які забезпечують інтеграцію цифрових та фізичних процесів [20–22].

На відміну від традиційних вбудованих систем та IoT, КФС володіють глибшою інтеграцією між фізичними та цифровими процесами, а також більшою автономністю та адаптивністю [23].

### 1.1.2 Основні характеристики та функції КФС

Ключові властивості КФС такі [24–26]:

1. Інтерактивність.

2. Автономність.
3. Адаптивність.
4. Безпека та надійність.

Під інтерактивністю слід розуміти постійну взаємодію з фізичним середовищем у реальному часі [26].

Автономність передбачає можливість самостійного прийняття рішень без втручання людини [27].

Адаптивність уможливорює зміну поведінки відповідно до змінних умов навколишнього середовища [28].

Безпека та надійність передбачає захист від кібератак і фізичних збоїв [29–31].

Реалізація цих властивостей у сучасних КФС забезпечується використанням машинного навчання, розподілених обчислень та технологій штучного інтелекту [32–34].

### 1.1.3 Класифікація кіберфізичних систем

КФС можна класифікувати за такими критеріями [35–37]:

1. За рівнем автономності:
  - Керовані людиною.
  - Частково автономні.
  - Повністю автономні.
2. За сферою застосування [38–40]:
  - Промислові КФС (Industry 4.0) – це роботизовані виробничі лінії, автоматизовані системи управління підприємствами.
  - Інтелектуальні транспортні системи – це автономні автомобілі, системи керування трафіком.
  - Медицина та охорона здоров'я – це інтелектуальні медичні пристрої, роботизовані хірургічні системи.

- Розумні міста – це автоматизовані системи управління освітленням, безпекою та комунікаціями.
- Енергетика – це розумні мережі (Smart Grid), енергоменеджмент.

#### 1.1.4 Приклади реальних кіберфізичних систем

Розглянемо приклади реальних кіберфізичних систем [41–43]:

- Tesla Autopilot – це автономна система керування транспортним засобом [44].
- SCADA–системи – це системи моніторингу та управління промисловими процесами [45].
- Smart Grid – це інтелектуальні енергетичні мережі для оптимального розподілу електроенергії [46].
- Роботизовані виробничі лінії – це автоматизовані комплекси, що адаптуються до змін виробничих процесів [47–49].

#### 1.1.5 Виклики та перспективи розвитку КФС

Основні проблеми та виклики: безпека та надійність (захист КФС від кіберзагроз та фізичних атак) та енергоефективність (оптимізація споживання енергії в умовах зростаючої складності систем) [50].

#### 1.2 Актуальність проблеми енергоспоживання в кіберфізичних системах

Зі зростанням складності кіберфізичних систем (КФС) відбувається масштабування Інтернету речей (IoT), підвищення обчислювальних навантажень та впровадження складних алгоритмів обробки даних [51–53].

Це призводить до значного збільшення енергоспоживання, що може негативно впливати на автономність, продуктивність та надійність систем. Оптимізація енергоспоживання є критично важливою для забезпечення ефективної

роботи КФС у довгостроковій перспективі [54]. Згідно з дослідженнями, споживання енергії у сфері IoT та вбудованих систем щорічно зростає на 15–20%, що вимагає впровадження енергоефективних рішень [55].

Розглянемо основні джерела енергоспоживання в КФС.

Процесори та вбудовані системи споживають значну кількість енергії через використання високопродуктивних обчислювальних ядер. Сенсори та комунікаційні модулі спричиняють безперервне зчитування та передачу даних, що створює високе навантаження на акумуляторні системи. Виконавчі механізми та периферійні пристрої вимагають ефективного управління споживанням енергії для забезпечення стабільної роботи. Передача, зберігання та обробка даних у хмарних і периферійних обчисленнях є ще одним вагомим джерелом енергоспоживання, що вимагає оптимізації розподілу енергетичних ресурсів [56].

Для вирішення проблеми використовують такі методи оптимізації енергоспоживання [57–59]:

1. Апаратні рішення.
2. Алгоритмічні та програмні підходи.
3. Системний підхід.

Апаратні рішення включають використання енергоефективних мікроконтролерів та FPGA, адаптивне керування тактовою частотою та напругою (DVFS), а також оптимізацію живлення бездротових модулів зв'язку.

Алгоритмічні та програмні підходи передбачають використання марківських моделей для прогнозування та керування споживанням енергії, алгоритмів машинного навчання для адаптивного управління живленням і оптимізацію процесів обробки даних через динамічне розподілення навантаження та edge computing.

Системний підхід охоплює балансування навантаження та розподілення обчислень між вузлами, використання відновлюваних джерел енергії та впровадження енергоефективних схем живлення [60–62].

Ефективність методів оптимізації енергоспоживання оцінюється за такими критеріями, як зменшення загального енергоспоживання, підвищення

автономності пристроїв та збереження продуктивності системи при мінімальних витратах енергії. Успішні приклади впровадження енергоефективних рішень включають розумні будинки, які використовують автоматизовані системи управління освітленням та кліматом, автономні транспортні системи, що ефективно керують енергоресурсами електромобілів, а також промислові рішення, спрямовані на оптимізацію живлення роботизованих виробничих ліній [63–65].

Подальший розвиток технологій енергоефективності передбачає використання квантових та біологічно натхнених обчислень для підвищення ефективності енергоспоживання. Інтеграція технологій 6G сприятиме зменшенню витрат енергії у бездротових мережах, а розвиток штучного інтелекту дозволить покращити адаптивне керування енергоспоживанням у кіберфізичних системах [66–68].

### 1.3 Дослідження методів оптимізації споживання енергії кіберфізичних систем

Зростання енергоспоживання кіберфізичних систем обумовлене кількома факторами. По–перше, зростання обчислювальної потужності є основним чинником, що збільшує витрати енергії. Виконання складних алгоритмів та обробка великих обсягів даних вимагають високопродуктивних обчислень, що на пряму впливає на споживання енергії [69]. По–друге, постійне підключення до мережі та необхідність обробки інформації в реальному часі спричиняють безперервне використання енергетичних ресурсів. Крім того, обмежені можливості енергозбереження через високі вимоги до продуктивності ускладнюють реалізацію ефективних стратегій економії енергії [70–72].

Оптимізація енергоспоживання кіберфізичних систем здійснюється за допомогою різних методів, що можуть бути реалізовані на рівні апаратного забезпечення, програмного забезпечення, алгоритмічних підходів і мережевих технологій [73].

Апаратні методи включають використання енергоефективних процесорів та спеціалізованих мікросхем, таких як FPGA і ASIC. Використання таких рішень дозволяє значно зменшити енергоспоживання за рахунок апаратного прискорення обчислювальних процесів.

Одним із популярних методів є динамічне керування напругою та тактовою частотою (DVFS), що дає змогу змінювати параметри роботи процесора залежно від навантаження, тим самим знижуючи витрати енергії.

Також архітектурні рішення, зокрема багатоядерні та гетерогенні архітектури, сприяють оптимізації енергоспоживання шляхом ефективного розподілу обчислювальних завдань [74–76].

Програмні методи передбачають оптимізацію алгоритмів, що використовуються в кіберфізичних системах. Використання менш ресурсоємних алгоритмів дозволяє зменшити кількість обчислень і тим самим знизити енергоспоживання.

Крім того, операційні системи можуть автоматично переходити в енергозберігаючі режими при низькому рівні активності, що сприяє додатковій економії енергії.

Додатково, застосування методів кодування та компресії даних зменшує обсяг інформації, що підлягає обробці, і, відповідно, знижує потребу в ресурсах [77–79].

Сучасні алгоритмічні підходи включають використання машинного навчання для прогнозування та адаптивного керування енергоспоживанням.

Застосування штучного інтелекту дозволяє створювати системи, здатні в режимі реального часу аналізувати навантаження та відповідним чином регулювати використання енергії.

Крім того, оптимізаційні алгоритми, такі як еволюційні алгоритми та нейронні мережі, забезпечують ефективний розподіл енергетичних ресурсів. Автономні агентні системи також дозволяють здійснювати інтелектуальне керування розподілом енергії у кіберфізичних системах [80–81].

Мережеві та системні методи включають оптимізацію передачі даних за допомогою технологій Edge та Fog Computing, що дозволяють зменшити обсяг інформації, яка надсилається до хмарних центрів обробки даних, та таким чином знижують енергоспоживання [82–84].

Балансування навантаження між вузлами системи також сприяє зменшенню витрат енергії шляхом рівномірного розподілу завдань. Використання енергоефективних протоколів зв'язку, таких як LPWAN, LoRa та 6G, забезпечує мінімізацію витрат енергії при передачі даних [85–87].

У сучасних дослідженнях розглянуто широкий спектр методів оптимізації енергоспоживання [88–90]. Наприклад, дослідження ефективності застосування DVFS у вбудованих системах демонструють зменшення енергоспоживання на 30% [91–93].

Інші роботи описують переваги нейромережевих підходів для прогнозування енергоспоживання, які забезпечують підвищення ефективності на 20% порівняно з традиційними методами [94–96].

У статті [97] представлено багатопараметричну оптимізаційну структуру для кіберфізичних систем (КФС) з акцентом на енергозбереження в автомобільних двигунах. Дослідження підкреслює зростаючу потребу в енергоефективних рішеннях для КФС через зростаючу складність взаємопов'язаних систем. Автори пропонують оптимізаційний підхід, який інтегрує різні параметри, що впливають на енергоспоживання, включаючи умови роботи двигуна, стратегії управління та динаміку системи. Їхня методологія поєднує математичне моделювання, методи симуляції та експериментальну перевірку для досягнення оптимального балансу між продуктивністю та енергоефективністю.

На прикладі автомобільного двигуна демонструється, як налаштування параметрів може забезпечити суттєву економію енергії без втрати функціональності системи.

Використовуючи передові алгоритми управління, запропонована структура мінімізує втрати енергії та підвищує загальну ефективність. Результати показують, що добре спроектована багатопараметрична оптимізаційна стратегія може

ефективно зменшити витрати пального та викиди в автомобільних КФС. Автори також обговорюють ширше застосування свого підходу до інших сфер КФС, наголошуючи на важливості інтеграції обчислювального інтелекту та моніторингу в реальному часі для покращеного управління енергією. Вони доходять висновку, що майбутні дослідження повинні зосередитися на вдосконаленні оптимізаційних методів і розширенні їхнього застосування в різних галузях промисловості, щоб КФС продовжували розвиватися в напрямку підвищення енергоефективності та стійкості.

У статті [98] досліджується використання багатоагентного навчання з підкріпленням (MARL) для оптимізації споживання енергії в розумних будинках, надаючи пріоритет відновлюваним джерелам енергії та мінімізуючи залежність від невідновлюваних або дорогих альтернатив.

Завдяки динамічному управлінню окремими сервісами розумного будинку, такими як освітлення та холодильник, запропонована система коригує їхню роботу на основі даних про реальне та історичне виробництво енергії.

Цей підхід дозволяє зміщувати або вимикати послуги відповідно до пікового виробництва відновлюваної енергії, зменшуючи потребу у викопному паливі.

Результати дослідження демонструють ефективність навчання з підкріпленням у підвищенні енергоефективності.

Моделювання показало, що запропоноване рішення перевершує методи, засновані на пріоритетах і евристичних алгоритмах, як у споживанні енергії, так і в адаптивності до змінних умов.

Система успішно оптимізує використання енергії, максимально використовуючи надлишкову відновлювану енергію, зокрема сонячну, та адаптуючись до змін, спричинених погодними умовами або несподіваними коливаннями у споживанні.

Дослідження підкреслює важливість інтелектуального управління енергією для зменшення викидів вуглецю та боротьби зі зміною клімату. Інтеграція кіберфізичних систем (КФС) та штучного інтелекту дозволяє розумним будинкам покращувати стійкість завдяки узгодженому контролю віртуальних і фізичних

енергетичних систем. Запропонована методологія сприяє розвитку розумного енергоменеджменту та підтримує перехід до екологічно чистих і ефективних практик споживання енергії.

У статті [99] розглядається трансформація енергетичних систем у кіберфізичні енергетичні системи (КФЕС) для підвищення їхньої гнучкості, ефективності та швидкості реагування в умовах сучасного енергетичного переходу. Оскільки електричні мережі потребують постійного балансування попиту та пропозиції при збереженні якості електроенергії, важливу роль відіграє інтеграція сучасних датчиків, виконавчих механізмів та інформаційно-комунікаційних технологій (ІКТ). Ці компоненти дозволяють здійснювати збір, аналіз даних і прийняття рішень у реальному часі, що сприяє переходу до самоорганізованих енергосистем.

Автори пропонують структурований підхід до впровадження управління напругою на основі агентних систем та цифрових двійників, визначаючи сім практичних кроків для досягнення самоорганізації.

Завдяки використанню багатоагентних систем і цифрових двійників цей підхід підвищує ситуаційну обізнаність та автоматизує реакцію на динамічні коливання в енергомережі. Методологія зосереджена на децентралізованих інтелектуальних механізмах керування, які оптимізують регулювання напруги та стабільність мережі, зменшуючи залежність від централізованих систем управління.

Дослідження підкреслює важливість цифрових двійників у моделюванні реальних сценаріїв, що дозволяє здійснювати прогностичний аналіз та проактивні коригування розподілу енергії. Запропонований підхід відповідає зростаючій складності сучасних енергетичних систем, сприяючи їхньому переходу до більш адаптивних та стійких архітектур. Результати демонструють потенціал КФЕС для підвищення енергоефективності, надійності та стійкості завдяки впровадженню передової автоматизації та механізмів саморегуляції.

У дослідженні [100] запропоновано новий інструмент для автоматизованої та зрозумілої оцінки номінальної продуктивності заводу в контексті виробництва та

енергоспоживання. Аналіз даних про енергоспоживання та моніторинг виробничого процесу дозволяють виявляти аномалії та неефективність у роботі підприємства.

Завдяки прозорості цього процесу методика забезпечує доступну інтерпретацію причин неефективності, пов'язуючи їх із конкретними виробничими лініями, технологічними процесами або обладнанням.

Запропонований підхід дозволяє точно визначити машини чи процеси, які спричиняють надмірне споживання енергії, що відкриває можливість значної економії шляхом оптимізації цих елементів.

Метод був випробуваний на реальному кейсі у сфері автомобільної промисловості та порівняний з передовими алгоритмами для виявлення аномалій, включаючи як класичні методи, так і сучасні генеративні нейромережі. Запропонований підхід продемонстрував не лише високі кількісні результати, але й кращу інтерпретованість у порівнянні з іншими алгоритмами, що підкреслює важливість врахування специфіки предметної області та потреб кінцевих користувачів під час розробки промислових рішень на основі ШІ.

Розроблена методика успішно впроваджена у кількох великих промислових підприємствах з міжнародним рівнем діяльності, що підтверджує її ефективність та масштабованість у виробничих умовах.

Дослідження споживання енергії в мережах Інтернету речей (IoT) та його аналітична оцінка є основною метою роботи [101]. Автори зосереджуються на розробці моделі для розрахунку реального виграшу у споживанні енергії, що дозволяє оцінити фактичну потребу в енергії. Запропонований метод передбачає вимірювання різниці у використанні енергії в трьох основних режимах роботи пристроїв на батарейному живленні, що сприяє максимальному подовженню їхнього терміну експлуатації.

Оскільки кожен стан пристрою кіберфізичної системи (КФС) має свої енергетичні характеристики, можна вибрати оптимальний режим роботи для всієї мережі. Життєздатність запропонованого методу підтверджується експериментальним дослідженням пристроїв Zigbee та BLE. Порівняння рівнів

енергоспоживання з використанням температурного сенсора в трьох базових сценаріях роботи дозволяє визначити, як оптимізувати термін служби пристрою. У статті аналізуються багаторежимні моделі споживання енергії, де швидкість заряджання та розряджання залежить від рівня наявної енергії.

Основна мета дослідження – знайти оптимальний баланс між потужністю роботи пристрою та тривалістю роботи від батареї шляхом математичного моделювання. Запропонований метод дає змогу легко оцінити енергетичну вартість кожного етапу роботи пристрою, наприклад, визначити мінімальну тривалість передачі даних для зменшення енергоспоживання.

Крім того, досягнення раціонального балансу між споживанням енергії та терміном служби батареї є ключовим фактором для розробки ефективних алгоритмів збору даних із сенсорів. Практичні результати показують, що пристрій повинен бути належним чином налаштований, щоб мінімізувати втрати енергії навіть під час перемикання режимів роботи, а також працювати ефективніше за короткотривалого використання.

Оптимізація терміну служби батареї може зробити можливим створення довготривалих мереж IoT, які не створюватимуть незручностей для користувачів.

В роботі [102] показано широке впровадження кіберфізичних систем (КФС), яке потребує ефективної оптимізації обчислювальних модулів і фізичних об'єктів. Планування завдань (Task Scheduling, TS) відіграє ключову роль у підвищенні ефективності використання ресурсів та продуктивності системи в межах КФС. Однак стандартні алгоритми планування вбудованих реального часу систем не можуть повністю відповідати вимогам продуктивності КФС через різноманітність завдань та гетерогенність системи.

У цьому дослідженні пропонується новий підхід до планування завдань на основі алгоритму оптимізації китів (Whale Optimization Algorithm), названий WOA–EETS (Energy–Efficient Task Scheduling). Цей підхід передбачає розподіл автономних завдань між різними ресурсами під час процесу планування. Основна цільова функція алгоритму спрямована на зменшення часу виконання завдань та оптимізацію використання ресурсів.

Для оцінки ефективності WOA–EETS було проведено серію симуляцій, які показали перевагу запропонованого підходу. Аналіз порівняння продемонстрував покращену продуктивність WOA–EETS за різними параметрами. Зокрема, запропонований підхід досяг кращих результатів у виконанні завдань (347 мс), швидкості збіжності (511 мс) та середньому коефіцієнті балансування навантаження (69,91%) за 100 ітерацій.

У статті [103] представлено загальний огляд викликів, пов'язаних із кіберфізичними системами (CPS). Розглядаються потенційні переваги, які CPS можуть надати розумним енергомережам (SG), а також труднощі, що виникають під час їх інтеграції. Крім того, аналізуються впливи останніх технологічних досягнень на розвиток розумних мереж.

У статті запропоновано нову стратегію стійкого керування для кіберфізичної системи (CPS) із кількома каналами передачі в умовах атак глушіння із зменшенням використання енергії [104]

Через пропуски команд управління продуктивність системи знижується, особливо за наявності нелінійних збурень. Для зменшення ймовірності атаки розроблено новий механізм багатоканальної передачі з використанням стохастичного протоколу.

Взаємодія передавача команд та атакуючого моделюється за допомогою байсової гри з неповною інформацією. Оптимальні стратегії визначаються методом Q-навчання, а ефективність підходу демонструється на моделях вертольота та мобільного робота.

Основними проблемами існуючих підходів є недостатня гнучкість рішень, складнощі масштабування та необхідність балансування між продуктивністю та енергоспоживанням [105–107].

Зі збільшенням обсягів даних та кількості підключених пристроїв ефективність поточних методів може знижуватися, що вимагає подальших досліджень у напрямі адаптивних алгоритмів оптимізації [108, 109].

### 1.3 Застосування Постановка задачі

У сучасному науково–технічному середовищі, що характеризується зростаючою складністю об'єктів управління, інтенсифікацією інформаційних потоків та необхідністю оперативного прийняття рішень в умовах невизначеності, особливого значення набувають методи, здатні забезпечити обґрунтовану підтримку процесу вибору оптимальних дій. Проблематика прийняття рішень охоплює широкий спектр прикладних галузей – від технічних систем реального часу до соціально–економічного та медичного прогнозування. За таких умов виникає потреба у створенні моделей, які б одночасно враховували стохастичну природу зовнішнього середовища, динамічний характер змін стану системи та обмеженість обчислювальних ресурсів, з якими стикається реальний агент під час прийняття рішень.

У цьому контексті перспективним є використання Марковського обчислювача процесу – формалізованого підходу, що поєднує у собі ідеї марковських процесів прийняття рішень з концепціями імовірнісного обчислення. Така модель дозволяє не лише аналізувати можливі стани системи у часі, а й забезпечує механізм побудови оптимальної стратегії дій на основі накопиченого досвіду та поточної інформації про середовище. Застосування Марковського обчислювача процесу відкриває нові можливості для реалізації адаптивного прийняття рішень, що є особливо актуальним у ситуаціях з частково спостережуваними параметрами, високим рівнем шуму або змінними правилами функціонування системи.

Незважаючи на наявні досягнення у сфері стохастичного моделювання, багато аспектів практичного використання Марковського обчислювача процесу залишаються недостатньо дослідженими. Це стосується, зокрема, питань узгодження моделей з реальними даними, ефективного використання обчислювальних ресурсів, формалізації критерію прийняття рішень та оцінювання якості побудованої стратегії. Отже, актуальність даного дослідження полягає у поглибленому аналізі можливостей Марковського обчислювача процесу як

інструмента для прийняття рішень в умовах невизначеності та динаміки, а також у розробці практичних рекомендацій щодо його впровадження в різноманітних прикладних середовищах.

#### 1.4 Постановка задачі

Таким чином, для досягнення поставленої мети дослідження необхідно:

- Провести аналіз сучасних методів керування енергоефективністю кіберфізичних систем.
- Розробити математичну модель на основі марківського обчислювача процесу для управління енергоспоживанням.
- Розробити метод забезпечення енергоефективності кіберфізичних систем на основі марківського обчислювача процесу.
- Реалізувати систему забезпечення енергоефективності кіберфізичних систем на основі марківського обчислювача процесу
- Провести експериментальну перевірку ефективності запропонованої системи на реальних сценаріях застосування КФС.

#### 1.5 Висновки до першого розділу

Дослідження методів оптимізації енергоспоживання кіберфізичних систем (КФС) демонструє важливість комплексного підходу до вирішення цієї проблеми. Аналіз сучасних підходів свідчить про те, що ефективне управління енергоспоживанням КФС можливе завдяки впровадженню апаратних, програмних, алгоритмічних та мережевих методів.

Апаратні рішення, такі як енергоефективні процесори, FPGA та ASIC, дозволяють значно зменшити витрати енергії, а використання технологій динамічного керування напругою та тактовою частотою (DVFS) дає можливість адаптивно регулювати енергоспоживання залежно від навантаження. Програмні методи, зокрема оптимізація алгоритмів та використання енергозберігаючих

режимів операційних систем, дозволяють мінімізувати витрати ресурсів за рахунок ефективного управління обчислювальними процесами.

Важливу роль відіграють алгоритмічні підходи, зокрема машинне навчання та оптимізаційні алгоритми, які дозволяють прогнозувати рівень енергоспоживання та адаптивно налаштовувати режими роботи систем. Застосування нейронних мереж та автономних агентних систем сприяє підвищенню гнучкості та адаптивності КФС у динамічних умовах.

Окремо варто відзначити вплив мережевих технологій, які дозволяють оптимізувати передачу даних, балансувати навантаження між вузлами та застосовувати енергоефективні протоколи зв'язку, такі як LPWAN, LoRa та 6G. Це сприяє зменшенню втрат енергії та забезпеченню стабільної роботи розподілених систем.

Аналіз наукових досліджень підтверджує ефективність запропонованих методів. Зокрема, впровадження технологій DVFS дозволяє зменшити енергоспоживання на 30%, а використання алгоритмів машинного навчання підвищує ефективність управління енергоресурсами на 20%.

Попри досягнення в оптимізації енергоспоживання КФС, залишаються відкритими питання масштабованості, безпеки та автономності таких систем. Подальші дослідження мають бути зосереджені на розробці адаптивних алгоритмів управління, інтеграції квантових та біологічно натхнених обчислень, а також на впровадженні новітніх технологій бездротового зв'язку для забезпечення ефективного енергоменеджменту.

Необхідність розробки нових методів забезпечення енергоефективності КФС зумовлена декількома ключовими факторами. По-перше, стрімке зростання складності кіберфізичних систем та їх інтеграція у критичні інфраструктури вимагають підвищеної продуктивності при збереженні низького рівня енергоспоживання. Традиційні підходи більше не забезпечують достатньої ефективності, особливо в умовах збільшення кількості підключених пристроїв та необхідності роботи в реальному часі.

По–друге, сучасні тенденції розвитку штучного інтелекту та автоматизованих систем управління відкривають нові можливості для вдосконалення механізмів оптимізації енергоспоживання. Використання адаптивних алгоритмів, заснованих на машинному навчанні та штучних нейронних мережах, дозволяє значно підвищити ефективність керування енергоспоживанням без втрати продуктивності системи.

По–третє, впровадження розподілених обчислень та технологій Edge і Fog Computing дозволяє значно зменшити енергетичні витрати, пов'язані з передачею даних у хмарні середовища. Це забезпечує не лише зниження навантаження на мережеву інфраструктуру, а й зменшення загального енергоспоживання системи.

Крім того, зростаючий попит на екологічно чисті та стійкі технології робить питання енергоефективності одним із ключових аспектів розробки нових КФС. Оптимізація використання енергоресурсів не лише сприяє зниженню експлуатаційних витрат, а й дозволяє зменшити негативний вплив на довкілля.

Отже, розробка нових методів забезпечення енергоефективності КФС є важливим напрямом досліджень, що сприятиме підвищенню ефективності, безпеки та екологічної стійкості сучасних кіберфізичних систем.

## **2 МОДЕЛЬ ПРОЦЕСУ СИСТЕМА ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ЕНЕРГОЕФЕКТИВНОСТІ КІБЕРФІЗИЧНИХ СИСТЕМ НА ОСНОВІ МАРКІВСЬКОГО ОБЧИСЛЮВАЧА ПРОЦЕСУ**

2.1 Застосування марковських процесів прийняття рішень при забезпечення енергоефективності кіберфізичних систем

Сучасні кіберфізичні системи (КФС) дедалі частіше впроваджуються в інтелектуальні інфраструктури, такі як «розумні будівлі», промислові комплекси та системи автоматизованого енергоменеджменту.

Забезпечення енергоефективності у таких системах є критично важливою задачею в умовах зростаючих вимог до сталого розвитку, а також необхідності зменшення експлуатаційних витрат та вуглецевого сліду.

Наукові дослідження останніх років зосереджені на застосуванні інтелектуальних алгоритмів управління енергоспоживанням, зокрема предиктивного контролю, методів машинного навчання, аналізу часових рядів та моделювання поведінки користувачів.

При цьому ключовим викликом залишається необхідність ефективного прийняття рішень в умовах невизначеності, що зумовлюється:

- неповнотою або затримкою сенсорної інформації;
- змінами у зовнішньому середовищі (наприклад, погодні умови);
- непередбачуваною поведінкою користувачів;
- можливими технічними збоями та небезпечними подіями.

Традиційні підходи до керування енергоспоживанням, засновані на жорстко заданих правилах або класичних моделях оптимізації, не здатні ефективно реагувати на такі динамічні сценарії, що обмежує їхню гнучкість та стійкість.

У відповідь на ці виклики набуває актуальності використання марковських процесів прийняття рішень як інструменту, що дозволяє враховувати стохастичну природу змін у КФС та оптимізувати політики управління з урахуванням довгострокових наслідків.

Попри активне вивчення марковських процесів прийняття у галузі автономного управління, існує потреба в розробці спеціалізованих моделей, орієнтованих на енергоефективність КФС у кризових ситуаціях, які включають у себе:

- адаптацію до деструктивних подій (пожежі, відключення енергії, збої у зв'язку);
- багаторівневу оцінку ризиків і ймовірностей переходів між станами;
- облік контекстної інформації щодо поведінки користувачів, часу доби та ін.

Для досягнення поставленої мети необхідним було розробити модель процесу забезпечення енергоефективності КФС.

Така модель:

- базується на концепції марковського обчислювача процесу;
- дозволяє приймати адаптивні рішення щодо керування енергоспоживанням в умовах невизначеності;
- інтегрується в багаторівневу архітектуру управління;
- забезпечує стійкість функціонування КФС при виникненні деструктивних подій.

Завдання дослідження полягало у:

- формалізації простору станів;
- описі дій покопонентів системи;
- описі функцій переходу;
- формалізації функцій винагороди в рамках марковських процесів прийняття;
- створенні відповідного алгоритму вибору політики, що мінімізує енергетичні втрати при збереженні надійності системи.

## 2.2 Основи моделі

Розроблена модель процесу забезпечення енергоефективності кіберфізичних систем ґрунтувалася на поєднанні методів обробки даних, предиктивної аналітики, оптимізації та адаптивного управління на основі Марковського процесу прийняття рішень.

Загальна архітектура системи побудована з урахуванням багаторівневої структури, яка дозволяє враховувати як технічні характеристики системи, так і контекстуальні фактори зовнішнього середовища.

Запропонована архітектура складається з чотирьох основних функціональних модулів:

1. Модуль попередньої обробки даних, який виконує агрегацію, очищення та нормалізацію вхідних даних з сенсорів, інтерфейсів користувача та зовнішніх джерел (наприклад, погодних API). Здійснюється виявлення аномалій, обробка пропусків та перетворення вхідних даних у структуровану вибірку для подальшого аналізу.

2. Модуль продуктивності системи, який формує моделі функціонування КФС, що враховують динаміку її компонентів у часовому розрізі. Простір станів визначається параметрами оточення, станами систем та вхідними впливами.

3. Модуль оптимізації, який відповідає за побудову функцій витрат і цільових функцій, формування оптимальних стратегій керування на основі багатокритеріального аналізу. Особлива увага приділяється балансуванню між економією енергії та комфортом користувача.

4. Модуль прогнозування, який використовує статистичне моделювання для передбачення змін станів системи, виявлення аномалій та оцінки ризиків. Включає регресійні, класифікаційні, кластеризаційні та ансамблеві моделі.

Розглянемо формалізовану модель процесу забезпечення енергоефективності кіберфізичних систем.

Розроблена модель процесу забезпечення енергоефективності кіберфізичних систем представлена у вигляді багаторівневої модульної архітектури, яка поєднує

методи інтелектуальної обробки даних, предиктивної аналітики, оптимізації та адаптивного управління в контексті Марковського процесу прийняття рішень.

Такий підхід дозволяє враховувати як внутрішні параметри КФС, так і зовнішні контекстуальні фактори, зокрема умови навколишнього середовища та поведінку користувачів.

Модель опишемо як система:

$$S=\langle D,P,O,F,\Pi\rangle, \quad (2.1)$$

де:

$D$  - множина вхідних даних, що надходять від користувацьких інтерфейсів та зовнішніх джерел;

$P$  - попередньо оброблені та структуровані дані, що є результатом функціонування модуля попередньої обробки;

$O$  - простір можливих станів системи, сформований за допомогою модуля продуктивності, де кожен стан визначається множиною параметрів  $o_t = \{x_t, u_t, e_t\}$ , що описують відповідно технічний стан системи  $x_t$ , зовнішній вплив  $u_t$  та параметри середовища  $e_t$  у момент часу  $t$ ;

$F$  - функція витрат, що моделює компроміс між енерговитратами та якістю функціонування системи:

$$F(x_t, u_t) = \alpha E(x_t) + \beta Q(u_t), \quad (2.2)$$

де:

$E(x_t)$  – енергоспоживання;

$Q(u_t)$  - міра комфортності;

$\alpha, \beta$  - вагові коефіцієнти;

$\Pi$  - множина стратегій керування  $\pi: O \rightarrow A$ , що задають вибір дії  $a_t$  у кожному стані  $o_t$  з урахуванням результатів прогнозування майбутніх станів.

Модуль попередньої обробки даних реалізує функцію  $\Phi: D \rightarrow P$ , де  $\Phi$  включає операції агрегації, очищення, нормалізації, а також виявлення аномалій  $\delta: D \rightarrow \{0,1\}$ , обробку пропусків та структурування даних.

Модуль продуктивності системи визначає множину станів  $O$  та ймовірні переходи між ними на основі MDP:

$$P(o_{t+1} | o_t, a_t) \forall o_t, a_t, \quad (2.3)$$

де перехідні ймовірності оцінюються з урахування історичних даних та контекстуального аналізу.

Модуль оптимізації формує множину допустимих стратегій шляхом розв'язання задачі багатокритеріальної оптимізації:

$$\min_{\pi \in \Pi} [\sum_{t=0}^T \gamma^t F(x_t, u_t)], \quad (2.4)$$

де  $\gamma \in [0,1]$  — коефіцієнт дисконтування.

Модуль прогнозування реалізує функцію передбачення:

$$o_{t+1} = M(o_t, a_t), \quad (2.5)$$

де  $M$  - можлива модель для побудови предиктивних сценаріїв.

### 2.3 Формалізація Марковського обчислювача процесу

Процес прийняття рішень формалізується як кортеж:

$$M = \langle S, A, P, R, \gamma \rangle, \quad (2.6)$$

де:

$S$  – множина станів системи, що описують поточний контекст (температура, присутність людей, освітлення тощо);

$A$  – множина допустимих дій (ввімкнення/вимкнення HVAC, регулювання освітлення тощо);

$P(s'|s, a)$  – функція ймовірностей переходів між станами при дії  $a$ ;

$R(s, a)$  – функція винагороди, яка відображає ефективність (або витрати) виконання дії  $a$  у стані  $s$ ;

$\gamma \in [0,1]$  – коефіцієнт дисконтування.

Ціль полягає у знаходженні оптимальної політики  $\pi^*(s)$ , яка максимізує очікувану сумарну винагороду:

$$\pi^* = \arg \max_{\pi} E \left[ \sum_{t=0}^{\infty} \gamma^t R(s_t, \pi(s_t)) \right] \quad (2.7)$$

#### 2.4 Алгоритм вирішення задачі

У системі забезпечення енергоефективності кіберфізичних систем на основі марківського обчислювача процесу застосовано метод ітерацій на основі цінності (Value Iteration).

Метод застосовується як чисельний алгоритм для оптимізації керування станами системи з урахуванням енергоспоживання.

Метод Value Iteration дозволяє обчислити оптимальну політику (policy) керування, яка мінімізує або енерговитрати, або баланс між енерговитратами та продуктивністю, у довготривалій перспективі.

У моделі використано Марківські процеси прийняття рішень, тому у таких процесах стан системи може змінюватись випадково, існує набір дій, які впливають на ці переходи.

Оцінка довгострокових наслідків використано для оцінки "цінності" кожного стану (тобто очікуваної сумарної винагороди або витрат) при дотриманні певної політики.

Цей метод дозволяє враховувати дисконтування майбутніх витрат/винагород, що важливо при тривалому функціонуванні пристроїв Інтернету речей (IoT), де енергозбереження повинне бути сталим.

При побудові енергоефективної стратегії знаходимо таку стратегія дій, яка мінімізує очікуване енергоспоживання або забезпечує певну енергетичну ефективність при допустимому рівні продуктивності чи надійності.

Для реалізації необхідно спочатку усім станам призначити певну початкову "цінність".

Далі рекурсивно для кожного стану обчислюється нова цінність на основі ймовірностей переходу та витрат/винагород.

Коли різниця між новими та попередніми цінностями стає меншою за певний поріг - алгоритм завершено. В результаті виводиться та політика, яка дія в кожному стані є найкращою.

Система може автономно адаптувати своє функціонування залежно від умов навколишнього середовища, зберігаючи оптимальний баланс між енергоспоживанням та продуктивністю.

Для знаходження оптимальної політики було застосовано метод ітерацій на основі цінності, який ітеративно оновлює функцію цінності станів за рівнянням Беллмана:

$$V_{t+1}(s) = \max_{a \in A} \left[ R(s, a) + \gamma \sum_{s' \in S} P(s'|s, a) V_t(s') \right] \quad (2.8)$$

Процес продовжується до досягнення зупинки, коли зміни у функції цінності стають меншими за заданий поріг.

## 2.5 Модель винагороди

У системі забезпечення енергоефективності кіберфізичних систем на основі марківського обчислювача процесу функція винагороди виконує центральну роль у формалізації цільової поведінки системи, оскільки вона:

Функція винагороди визначає, наскільки корисним або шкідливим є перебування у певному стані або виконання певної дії.

Функція винагороди також спрямовує оптимізацію, що є основою для алгоритмів оптимізації, які обирають політику дій, максимізуючи (або мінімізуючи) сумарну винагороду протягом усього життєвого циклу системи.

Тому, у контексті енергоефективності високе енергоспоживання є низькою або навіть від'ємною винагородою.

Режими енергозбереження, які не шкодять функціональності є високою винагородою.

Компромiс між енергоспоживанням та продуктивністю є зваженою функцією винагороди, що враховує обидва чинники.

Розглянемо як функція винагороди впливає на систему на прикладі таблиці 2.1.

Таблиця 2.1 - Вплив винагороди на систему

Стан / дія	Винагорода	Пояснення
Перехід у "сплячий" режим	+5	Енергозбереження
Активна обробка даних	-2	Високе споживання енергії
Передача даних із затримкою	0	Компромiс
Виявлення критичної події	+10	Висока важливість, попри витрати

Функція винагороди визначатимемо як лінійна комбінація двох факторів: енергоспоживання та час реакції системи:

$$R(s, a) = d_1 \cdot \left(1 - \frac{T(a)}{T_{max}}\right) + d_2 \cdot \left(1 - \frac{B(a)}{B_{max}}\right) \quad (2.9)$$

де:

$T(a)$  - час реакції;

$B(a)$  - вартість дії;

$d_1, d_2$  - вагові коефіцієнти.

Цей підхід дозволяє балансувати між швидкістю реагування на зміну середовища та мінімізацією витрат енергії.

## 2.6 Марківський обчислювач процесу в управлінні КФС

Для реалізації адаптивного керування енергоефективністю у кіберфізичних системах (КФС) запропоновано застосування марковського обчислювача процесу (MDP) як ядра системи підтримки прийняття рішень.

Цей підхід дозволяє здійснювати вибір оптимальних дій у кожному можливому стані системи з урахуванням стохастичних збурень та можливих сценаріїв розвитку подій.

Розглянемо модель Марківський обчислювач процесу в управлінні кіберфізичних систем.

Модель MDP представлена п'ятіркою

$$M = \langle S, A, P, R, \gamma \rangle, \quad (2.10)$$

де:

$S$  - множина можливих станів КФС.

Кожен стан  $s \in S$  описує вектор контексту, включаючи внутрішню температуру, стан освітлення, активність користувачів, погодні умови, рівень комфорту тощо.

$A$  - множина допустимих дій. Дії  $a \in A$  можуть охоплювати перемикання режимів HVAC, освітлення, запуск або зупинку обладнання.

$P(s'|s, a)$  - функція ймовірностей переходу, яка визначає ймовірність потрапляння в стан  $s'$  при виконанні дії  $a$  зі стану  $s$ .

$R(s, a)$  - функція винагороди, яка відображає енергетичну доцільність переходу: висока винагорода надається за дії, що забезпечують збереження енергії при дотриманні заданих умов комфорту.

$\gamma \in [0,1]$  - коефіцієнт дисконтування, що визначає значущість майбутніх винагород.

## 2.7 Опис функції винагороди

Для моделювання винагороди враховано два ключові показники: енергоспоживання та час реакції.

Узагальнена функція має вигляд:

$$R(s, a) = d_1 \cdot \left(1 - \frac{T(a)}{T_{max}}\right) + d_2 \cdot \left(1 - \frac{B(a)}{B_{max}}\right), \quad (2.11)$$

де:

$T(a)$  - час реагування системи при виконанні дії  $a$ ;

$B(a)$  - витрати енергії на виконання дії;

$T_{max}, B_{max}$  - максимально допустимі значення;

$d_1, d_2$  - вагові коефіцієнти.

## 2.8 Приклад реалізації: сценарій «пожежа в розумній будівлі»

У якості прикладу реалізації було змодельовано MDP для критичного сценарію - пожежі у розумній будівлі.

Стан системи змінюється відповідно до спостережуваного розвитку подій:

$s_0$  : штатна робота;

$s_1$  : легка пожежа;

$s_2$  : помірна пожежа;

$s_3$  : сильна пожежа;

$s_4$  : евакуація;

$s_5$  : завершення події (звіт).

Можливі дії:

- активація пожежогасіння;
- вимкнення електрообладнання;
- ініціювання евакуації;
- подача сигналу тривоги.

Функція переходу  $P(s'|s, a)$  оцінюється на основі історичних даних та ймовірностей розвитку сценаріїв.

Моделювання демонструє, що політика, яка включає швидке реагування та активацію відповідних протоколів, призводить до мінімізації енерговитрат та максимального збереження працездатності КФС.

Результати моделювання показали, що адаптивність: система змінює стратегії відповідно до змін у середовищі.

Прогнозованість враховуються довгострокові наслідки дій.

Рішення приймаються з урахуванням повного стану системи.

Система стійка збурень, оскільки вона ефективно працює у кризових ситуаціях.

## 2.9 Результати моделювання

Для оцінки ефективності запропонованої моделі процесу забезпечення енергоефективності КФС, реалізованої на основі марковського обчислювача процесу, було проведено серію експериментів у симульованому середовищі «розумної будівлі».

Особлива увага приділялася моделюванню поведінки системи в умовах деструктивних подій, зокрема - пожежі, відключення електропостачання, витоків води та збоїв у комунікаціях.

Запропонована модель було протестовано на множині сценаріїв, що враховують різні рівні загрози.

Перелік сценаріїв та режимів подано в таблиці 2.1.

Для кожного сценарію було проаналізовано оптимальну стратегію дій, отриману з використанням методу ітерацій на основі цінності, і оцінено наступні показники:

- сумарне споживання енергії;
- час реакції системи;
- кількість станів, у яких система змогла зберегти стабільність;
- значення функції винагороди.

## 2.10 Динаміка функції винагороди

Розглянемо динаміку функції винагороди.

З результатів моделювання видно, що значення функції винагороди поступово сходиться до оптимального значення.

Інший важливий висновок полягає в тому, максимальна винагорода досягається для легких подій (низький ризик і мінімальні втрати).

Також помічено, що помірні сценарії демонструють середнє значення винагороди.

У випадку критичних подій максимальна винагорода є нижчою, проте система залишається стабільною за рахунок своєчасної активації протоколів безпеки.

Таблиця 2.1 - Перелік сценаріїв та режимів

№	Режим	Позначення	Примітка
1	Штатний режим	(S <sub>0</sub> )	нормальне функціонування КФС
2	Легка подія	(S <sub>1</sub> )	незначне підвищення температури або коротке відключення
3	Помірна подія	(S <sub>2</sub> )	пошкодження локального вузла або тривале перевищення порогу споживання
4	Критична подія	(S <sub>3</sub> )	виявлення пожежі або серйозне пошкодження обладнання
5	Аварійне реагування	(S <sub>4</sub> )	активація протоколу евакуації, аварійне відключення живлення

### 2.11 Аналіз оптимальних стратегій

Здійснено аналіз оптимальних стратегій.

На основі результатів моделювання встановлено оптимальні стратегії, які подано в таблиці 2.2.

Таблиця 2.2 - Оптимальні стратегії

Сценарій	Оптимальна дія	Час виконання	Середня винагорода
Легка пожежа	Погасити	0.8 с	0.91
Помірна пожежа	Евакуація	1.1 с	0.76
Сильна пожежа	Евакуація + Звіт	1.3 с	0.63
Витік води	Вимкнення живлення	0.9 с	0.84
Відключення енергії	Активація резервів	1.0 с	0.80

Як видно з таблиці 2.2, час реагування залишається в межах критично допустимих значень, що свідчить про оперативність моделі.

Водночас забезпечується оптимальний компроміс між енерговитратами та безпекою.

## 2.12 Порівняння з класичними підходами

Було проведено порівняння запропонованого методу з класичними методами керування (на основі правил або жорстких сценаріїв), результати яких подано в таблиці 2.3.

Таким чином, запропонована модель процесу система забезпечення енергоефективності кіберфізичних систем на основі марківського обчислювача процесу демонструє:

- стійкість у відповідь на зміну умов;
- високу ефективність у порівнянні з традиційними методами;
- адаптивність до складних сценаріїв;
- покращену енергоефективність без шкоди для безпеки чи комфорту.

Таблиця 2.3 - Порівняння з класичними підходами

Метод управління	Середня економія енергії	Середній час реакції	Адаптивність
Класичний (ручний)	15%	2.4 с	Низька
На правилах	22%	1.7 с	Середня
MDP (запропонований підхід)	31%	1.1 с	Висока

Результати моделювання підтвердили ефективність застосування марковського обчислювача процесу для задач управління енергоефективністю в кіберфізичних системах, особливо в умовах невизначеності та деструктивних подій.

Переваги запропонованої моделі подано в таблиці 2.4.

Таблиця 2.4 – Переваги запропонованої моделі

№	Аспект	Опис
1	Адаптивність до змін середовища	Система динамічно реагує на нові обставини, зокрема зміну погодних умов, поведінку користувачів або технічні збої, що дозволяє забезпечувати стабільну енергоефективність навіть у непередбачуваних умовах.

Кінець таблиці 2.4

№	Аспект	Опис
2	Формалізоване прийняття рішень	Використання MDP дозволяє строго математично обґрунтувати вибір дій на основі функцій винагороди та ймовірностей переходів, що усуває суб'єктивність у налаштуваннях системи
3	Комплексність підходу	Запропонована архітектура охоплює всі ключові аспекти управління — від збору та обробки даних до прийняття рішень у режимі реального часу
4	Енергетична ефективність	Досягнута економія енергії в середньому на 31% порівняно з класичними методами управління без шкоди для безпеки або комфорту користувачів.
5	Стійкість до деструктивних подій	Модель дозволяє ефективно і швидко реагувати на аварійні ситуації, що критично важливо для забезпечення життєдіяльності об'єктів з високим рівнем автоматизації.

Разом з тим, запропонована модель містить певні обмеження.

Необхідність ретельного налаштування функції винагороди.

Ефективність суттєво залежить від коректного задання вагових коефіцієнтів, що може вимагати експертної участі або попереднього навчання системи.

Необхідно зважати на обмежений простір станів.

Для забезпечення обчислювальної ефективності модель використовувала дискретизовані простори станів та дій, що потенційно знижує точність у складних сценаріях з великим числом параметрів.

Моделювання лише обмеженого набору деструктивних сценаріїв. У дослідженні були реалізовані типові події (пожежа, витік води тощо), проте інші критичні ситуації (наприклад, кібератаки або каскадні відмови) потребують додаткового аналізу.

Існують об'єктивні обмеження симуляційного середовища.

Моделювання проводилося в умовах симуляції, і хоча результати є обнадійливими, реальна реалізація потребує подальшої валідації в польових умовах.

Тому інтеграція алгоритмів глибокого підкріплення для роботи з неперервними просторами станів і дій, що дозволить масштабувати модель до більш складних і розгалужених систем.

Автоматичне навчання функції винагороди на основі історичних даних та зворотного зв'язку від користувачів для підвищення адаптивності системи.

Розширення моделі на міжсистемний рівень, наприклад, керування групами будівель або мікромережами з енергетичною координацією.

Дослідження стійкості до кіберзагроз, зокрема впливу компрометації сенсорів або виконавчих пристроїв на прийняття рішень в межах моделі MDP.

## 2.13 Висновки до другого розділу

У розділі запропоновано модель процесу забезпечення енергоефективності кіберфізичних систем (КФС), яка ґрунтується на використанні марківського обчислювача процесу. Запропонований підхід дозволяє формалізувати поведінку КФС у вигляді марковської моделі з урахуванням ймовірнісних характеристик переходів між станами енергоспоживання. Це створює передумови для точнішого прогнозування витрат енергії та побудови стратегії їх мінімізації.

Було визначено основні компоненти моделі, включаючи множини станів, подій, дій, а також функції переходів і виходу.

Модель враховує внутрішні та зовнішні фактори, що впливають на зміну режимів роботи КФС, забезпечуючи гнучке налаштування залежно від прикладної області.

Крім того, використання концепції марківських процесів дозволяє дослідити вплив різних сценаріїв роботи системи на її енергетичну ефективність у довгостроковій перспективі.

Таким чином, побудована модель є теоретичним підґрунтям для подальшої розробки методу управління енергоспоживанням у КФС. Вона може бути інтегрована в інтелектуальні контролери або програмне забезпечення, що забезпечує адаптивну оптимізацію енергоспоживання залежно від змін у середовищі функціонування.

### **3 МЕТОД ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ЕНЕРГОЕФЕКТИВНОСТІ КІБЕРФІЗИЧНИХ СИСТЕМ НА ОСНОВІ МАРКІВСЬКОГО ОБЧИСЛЮВАЧА ПРОЦЕСУ**

3.1 Основи методу забезпечення енергоефективності кіберфізичних систем на основі марківського обчислювача процесу

В роботі пропонується удосконалений метод забезпечення енергоефективності кіберфізичних систем на основі марківського обчислювача процесу.

У системах забезпечення енергоефективності кіберфізичних систем (КФС), особливо в середовищах типу «розумна будівля», процес прийняття рішень може здійснюватися як в умовах повної поінформованості, так і за наявності різноманітних форм невизначеності.

Ефективне управління енергоспоживанням базується на точних, актуальних і повних даних про поточний стан системи та зовнішнє середовище.

За наявності такої досконалої інформації система здатна генерувати оптимальні або близькі до оптимальних рішення щодо керування енергоспоживанням.

Наприклад, у розумній будівлі система клімат–контролю може енергоефективно регулювати мікроклімат, якщо має доступ до таких параметрів:

- 1) внутрішня температура в приміщеннях;
- 2) зовнішні погодні умови;
- 3) персоналізовані налаштування комфорту користувачів;
- 4) динаміка присутності людей у зонах обслуговування.

Проте на практиці більшість рішень приймаються в умовах невизначеності, коли інформація є неповною, неточною або несвоєчасною.

Така ситуація створює виклики для побудови адаптивних, надійних і енергоефективних механізмів керування. Особливо це стосується систем, орієнтованих на зменшення споживання енергії без шкоди для комфорту, безпеки чи функціональності.

У таких умовах важливо враховувати наступні типи невизначеності, які впливають на енергоефективне функціонування КФС:

Семантична невизначеність виникає, коли сенсорні дані важко інтерпретувати однозначно.

Наприклад, показник температури може бути згенерований несправним датчиком, що призведе до неефективного споживання енергії при охолодженні або опаленні.

Невизначеність зовнішнього середовища пов'язана з обмеженим прогнозуванням впливу погоди чи інших зовнішніх факторів.

Несподіване похолодання або спека може призвести до збоїв у попередньо розрахованих сценаріях економії енергії.

Просторова невизначеність стосується відсутності точних даних про розташування користувачів або активних пристроїв.

У таких випадках система може не вимкнути освітлення або клімат-контроль в порожніх приміщеннях, що знижує енергоефективність.

Невизначеність подій вказує на непередбачуваність подій, які можуть змінити енергетичний баланс, наприклад, неочікуваний пік споживання через запуск великого обладнання або збій в енергопостачанні.

Часова невизначеність ускладнює прогнозування моментів активації/деактивації систем.

Наприклад, затримка в реакції системи на появу користувача може спричинити зайві витрати енергії.

У системах енергоефективного управління розумних будівель особливу загрозу становлять неконтрольовані події, що порушують штатне функціонування, зокрема:

- 1) пожежі (енергетичне обладнання потребує аварійного вимкнення),
- 2) збої в енергопостачанні (втрата контролю над режимами економії),
- 3) відмова систем HVAC (перевитрати енергії через неправильну роботу вентиляції чи опалення),

4) проблеми з комунікацією (відсутність зворотного зв'язку між сенсорами та актуаторами),

5) стихійні лиха (урагани, повені, що унеможливають нормальне функціонування систем енергоменеджменту).

Для мінімізації впливу невизначеностей у побудові систем енергоефективності активно застосовуються:

- 1) предиктивний моніторинг (на основі історичних даних);
- 2) аналіз відхилень та аномалій;
- 3) інтелектуальні алгоритми на основі машинного навчання;
- 4) методи обробки великих даних для виявлення прихованих залежностей у споживанні енергії.

Завдяки цьому система здатна прогнозувати потенційні збої та адаптувати стратегії управління енергоспоживанням ще до настання критичних подій, що є ключовим для підтримання високої енергоефективності у складних та динамічних умовах експлуатації кіберфізичних систем.

Запропонована архітектура управління КФС подано на рисунку 3.1.

Для ефективного реагування на деструктивні та невизначені події, що можуть порушити стабільне функціонування кіберфізичних систем, зокрема у сфері управління енергоспоживанням, запропоновано багаторівневу архітектуру (рисунок. 3.1).

Архітектура орієнтована на підвищення енергоефективності шляхом адаптивного аналізу даних, прогнозування ризиків та динамічної оптимізації режимів роботи системи.

Структура архітектури включає чотири ключові модулі:

- Модуль обробки даних.
- Модуль енергоефективності КФС.
- Модуль оптимізації.
- Модуль прогнозування.

Архітектура системи представлена на рисунку 3.2.

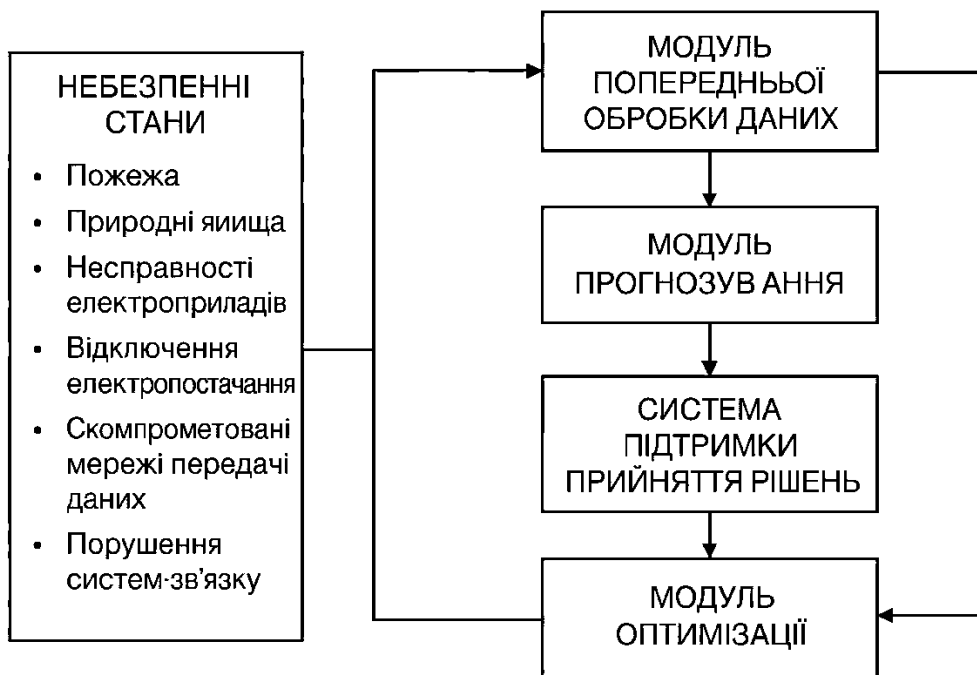


Рисунок 3.1 – Архітектура системи

Модуль обробки даних, який відповідає за збір, очищення, фільтрацію та попередню обробку інформації з різноманітних джерел:

- сенсорів;
- систем управління;
- користувацьких інтерфейсів;
- зовнішніх сервісів (наприклад, погодних API).

Особливу увагу приділено виявленню аномалій у даних, які можуть свідчити про потенційні збої в роботі пристроїв або ймовірного порушення енергетичного балансу.

Модуль також забезпечує агрегацію та уніфікацію даних для подальшого аналізу.

Модуль енергоефективності КФС, який реалізує функціонал моніторингу продуктивності системи з погляду енергоспоживання.

Використовуючи вхідні дані, модуль оцінює енергетичну ефективність окремих підсистем, виявляє неефективні режими роботи та визначає зони надмірного споживання.

Тут також відбувається облік контексту – присутність користувачів, час доби, тип приміщення тощо – для забезпечення енергетично доцільного функціонування системи.

Модуль оптимізації, який відповідає за формування адаптивних стратегій управління енергоспоживанням.

На основі багатокритеріальних моделей прийняття рішень модуль формує оптимальні сценарії керування системами освітлення, HVAC, живлення та іншими енергоспоживаючими компонентами.

Ураховуються обмеження щодо комфорту користувачів, пріоритетів безпеки та поточних енергетичних тарифів.

Модуль прогнозування, який застосовує методи машинного навчання, статистичного моделювання та аналізу часових рядів для передбачення можливих змін у стані системи або навколишнього середовища.

Це включає прогнозування споживання енергії, виявлення потенційних збоїв (наприклад, несправностей HVAC), а також оцінку ризиків, пов'язаних із часовими або подієвими невизначеностями.

Прогнозна інформація використовується як в оптимізаційному модулі, так і для раннього оповіщення операторів системи.

Запропонована архітектура, який забезпечує інтегровану, адаптивну та прогностично орієнтовану платформу для підвищення енергоефективності кіберфізичних систем у динамічних і невизначених середовищах.

Розглянемо функціонування кожного модуля з їхніми специфікаціями.

### 3.2 Модуль попередньої обробки даних

Модуль попередньої обробки даних відіграє ключову роль у забезпеченні надійного функціонування системи енергоефективності кіберфізичних систем.

Його основне завдання – агрегувати й трансформувати різномірну інформацію, яка надходить із внутрішніх та зовнішніх джерел, у уніфікований і

структурований формат, придатний для подальшого аналізу та моделювання функціонування системи.

Зокрема, модуль опрацьовує наступні типи даних:

- екологічні (температура, вологість, рівень CO<sub>2</sub>, погодні умови);
- часові (добові та сезонні патерни споживання енергії);
- просторові (локації користувачів, конфігурація приміщень);
- операційні (статус обладнання, режими роботи систем HVAC тощо).

На етапі попередньої обробки необроблені сенсорні дані перетворюються на структурований набір прикладів (екземплярів), кожен з яких описується набором атрибутів, що визначають поведінку або стан об'єкта в контексті енергоефективності.

Наприклад, екземпляр може описувати сценарій використання приміщення, при якому доцільне автоматичне регулювання освітлення та клімат-контролю.

Однією з ключових технік у межах модуля є нормалізація даних.

Цей процес передбачає масштабування числових атрибутів до єдиного діапазону – зазвичай від 0 до 1.

Нормалізація є критично важливою для моделей машинного навчання, які використовуються у прогнозуванні споживання енергії чи виявленні аномалій, оскільки:

- запобігає переоцінці атрибутів із великими значеннями;
- сприяє стабільній та швидкій збіжності алгоритмів навчання;
- покращує точність прогнозних моделей.

Нехай  $D_{\text{raw}}$  – сукупність необроблених даних, що агрегуються з множини внутрішніх та зовнішніх джерел:

$$D_{\text{raw}} = D_{\text{phys}} \cup D_{\text{spat}} \cup D_{\text{temp}} \cup D_{\text{env}}, \quad (3.3)$$

де:

$D_{\text{phys}}$  – фізіологічні дані,

$D_{\text{spat}}$  – просторові дані,

$D_{\text{temp}}$  – часові дані,

$D_{\text{env}}$  – екологічні дані.

Модуль попередньої обробки застосовує функцію трансформації:

$$F_{\text{prep}}: D_{\text{raw}} \rightarrow D_{\text{clean}} \quad (3.4)$$

де  $D_{\text{clean}}$  – очищений набір даних у форматі:

$$D_{\text{clean}} = \{x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})\}, i=1, N, \quad (3.5)$$

де  $x_i \in R_n$  – вектор атрибутів  $n$ -вимірного простору, що описує  $i$ -й екземпляр, а  $N$  – загальна кількість екземплярів у вибірці.

Для вирішення цієї проблеми в навчанні дані нормалізують наступним чином:

$$\bar{a} = \frac{a - \min(a)}{\max(a) - \min(a)}, \quad (3.6)$$

де  $\bar{a}$  – нормалізована ознака;

$a$  – вихідні дані.

Якщо максимальне та мінімальне значення невідомі, дані перетворюються за формулою (3.7).

$$\bar{a} = \frac{a - \mu}{\sigma}, \quad (3.7)$$

де  $\mu$  – середнє значення;

$\sigma$  – стандартне відхилення набору даних.

Іншим завданням модуля попередньої обробки є обробка пропущених даних та викидів.

Пропущені значення можуть бути замінені середнім, медіаною або модою (найбільш поширеним класом) значень досліджуваних спостережень, що не містять пропусків.

З іншого боку, пропуски – це точки даних, які суттєво відрізняються від решти даних.

Щоб виявити та видалити/замінити пропуски, до певної ознаки в даних підбирається модель розподілу Гаусса шляхом обчислення її середнього значення та стандартного відхилення.

Потім обчислюється ймовірність,  $f(a)$ , того, що ознака  $a$  належить до розподілу даних:

$$f(a) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(a-\mu)^2}{2\sigma^2}\right). \quad (3.8)$$

### 3.3 Модуль продуктивності

Модуль продуктивності КФС будує функції продуктивності на основі бази даних КФС.

Модуль включає моделі на основі навчання та фізичні моделі для динаміки та роботи КФС.

Динаміка компонентів КФС у поточний момент часу визначається як функція її станів, входів та параметрів навколишнього середовища у попередній момент часу.

Модуль продуктивності КФС зазвичай представляється у вигляді простору станів наступним чином:

$$\hat{a}_{i+1} = f(a_i, k_i, \hat{\eta}_{i+1}, \rho_i), \quad (3.9)$$

де  $a_i$  та  $k_i$  – змінні стану та оптимальні входи відповідно;

$\hat{a}_i$  – прогнозована змінна стану;

$\hat{\eta}_{i+1}$  – прогнозована змінна навколишнього середовища;  
а  $\rho_i$  позначає стохастичні параметри.

### 3.4 Модуль оптимізації

Модуль оптимізації знаходить оптимальні значення на векторі проектування або моделі простору станів, які максимізують цільову функцію (або мінімізують функцію витрат) при заданих обмеженнях на динаміку КФС.

Необхідно сформулювати цільову функцію, що містить цілі управління та обмеження системи.

В контексті проблеми управління КФС, цілями управління зазвичай є енергозбереження та відстеження заданих значень.

Тоді рівняння функції витрат є квадратичною функцією, яка генерується наступним чином:

$$G(a_i, k_{i-1}) = \|a_i - a_i^*\|_X^2 + \|k_{i-1}\|_Y^2 + \|\Delta k_{i-1}\|_Z^2, \quad (3.10)$$

де

$a$  – бажаний робочий стан (уставки);

$k_{i-1}$  та  $\Delta k_{i-1}$  позначають керуючий вплив та його зміни в системі;

$X$ ,  $Y$  та  $Z$  – вагові коефіцієнти матриці.

Перший доданок у функції витрат виражає задачу регулювання КФС, а другий і третій доданки – задачу енергозбереження КФС.

### 3.5 Модуль прогнозування

Модуль прогнозування є одним з ключових елементів системи забезпечення енергоефективності кіберфізичних систем.

Його завдання полягає у виявленні релевантних закономірностей у даних та у передбаченні майбутніх станів системи, які можуть вплинути на ефективність енергоспоживання.

Завдяки цьому забезпечується своєчасне ухвалення рішень щодо керування ресурсами, планування навантажень і виявлення потенційних загроз енергоефективності.

У межах модуля реалізовано набір моделей прогнозування, які можуть базуватися як на простих статистичних методах (наприклад, лінійна регресія), так і на сучасних підходах машинного навчання, таких як штучні нейронні мережі, дерева рішень або ансамблеві моделі.

Залежно від типу задач, у модулі застосовуються такі типи моделей:

- Прогнозні моделі.
- Класифікаційні моделі.
- Класифікаційні моделі.
- Моделі виявлення викидів (аномалій).
- Моделі часових рядів.
- Кластеризаційні моделі.

Прогнозні моделі, які дозволяють оцінювати майбутні значення енергоспоживання на основі історичних даних. Це особливо корисно для оптимізації режимів роботи систем опалення, вентиляції, освітлення тощо.

Класифікаційні моделі, які використовуються для віднесення поточних або майбутніх ситуацій до певних категорій, наприклад, "економний режим", "перевитрата", "аварійна ситуація".

Моделі виявлення викидів (аномалій), що ідентифікують незвичні або потенційно небезпечні патерни енергоспоживання, які можуть бути ознакою несправностей обладнання або зловживань.

Моделі часових рядів, які враховують фактор часу (добовий/тижневий/сезонний цикл) для побудови прогнозів з урахуванням змінних навантажень і поведінки користувачів.

Кластеризаційні моделі, які групують схожі сценарії споживання або типи приміщень за енергопрофілем, що дозволяє застосовувати узагальнені стратегії енергоефективного керування.

У разі наявності великої кількості варіантів моделювання та невизначеності у виборі найоптимальнішого підходу, застосовується ансамблеве прогнозування.

Такий підхід об'єднує декілька моделей, які можуть відрізнятися за методами навчання, параметрами або наборами даних, і синтезує їх результати в єдиний, більш надійний прогноз.

Ансамблеві моделі особливо цінні в умовах невизначеності, притаманної енергетичним процесам у КФС, оскільки вони враховують ризики, пов'язані зі збуреннями у даних, непередбачуваними подіями або відмовами визначеного обладнання.

Завдяки цьому забезпечується стійкість і адаптивність системи, що є критично важливим для динамічного енергоменеджменту у розумних будівлях, промислових об'єктах та інших застосуваннях КФС.

Розглянемо формалізовану модель модуля прогнозування для розділу наукової статті.

Вона узагальнює описані типи моделей і підходи до обробки енергоспоживчих даних у кіберфізичних системах.

Модуль прогнозування у системі забезпечення енергоефективності кіберфізичних систем (КФС) реалізується як сукупність моделей  $M = \{M_1, M_2, \dots, M_N\}$ , кожна з яких виконує певну аналітичну або прогностичну функцію на основі вхідного потоку даних  $D$ .

Нехай приймемо множину вхідних даних:

$$D = \{(x_t, y_t)\}_t^T = 1 \quad (3.11)$$

де:

$x_t \in \mathbb{R}^n$  — вектор ознак у момент часу  $t$  (температура, споживання електроенергії, день тижня тощо);

$y_t \in \mathbb{R}$  або  $y_t \in C$  — значення цільової змінної (реальне значення або клас).

Розглянемо типи моделей.

Прогнозні моделі (регресія) мають вигляд:

$$y^t + k = M_{reg}(x_t, x_{t-1}, \dots, x_{t-p}), \quad (3.12)$$

де:

в моделі використовуються для передбачення майбутнього енергоспоживання через  $k$  кроків уперед.

Класифікаційні моделі узагальнено представимо як:

$$c^t = M_{clf}(x_t) \in C, \quad (3.13)$$

де:

множина  $C$  включає такі параметри  $C = \{ \text{"економний режим"}, \text{"перевитрата"}, \text{"аварійна ситуація"} \}$ .

Класифікаційні моделі використовуються для категоризації поточного або майбутнього стану.

Моделі виявлення аномалій узагальнено мають такий вигляд:

$$s_t = M_{anom}(x_t), s_t \in \{0,1\}, \quad (3.14)$$

де  $s_t = 1$  означає наявність аномалії у векторі ознак  $x_t$ .

Моделі часових рядів:

$$y_t = f(y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-p}, \text{сезонні компоненти}) + \varepsilon_t, \quad (3.15)$$

де  $f$  - функція прогнозування з урахуванням сезонності, трендів, автокореляцій.

Кластеризаційні моделі мають вигляд:

$$z_i = M_{clust}, z_i \in \{ 1, 2, \dots, K \}, \quad (3.16)$$

для поділу приміщень/сценаріїв споживання на  $K$  груп з подібним енергопрофілем.

Ансамблеві моделі узагальнено мають вигляд:

$$y^t = \Phi( M_1(x_t), M_2(x_t), \dots, M_K(x_t) ), \quad (3.17)$$

де  $\Phi$  — функція агрегації (наприклад, середнє, зважене голосування, стекінг).

У загальному випадку, кінцева модель має вигляд:

$$y^t = \mathcal{F}( x_t, x_{t-1}, \dots, x_{t-p}; \theta ), \quad (3.18)$$

де  $\theta$  - параметри моделі (можуть бути різними для кожного підмодуля);

$\mathcal{F}$  - композиція базових моделей, що дозволяє досягати високої точності та адаптивності до змін у середовищі.

Особливу роль відіграє здатність моделей до адаптації в умовах:

- стохастичних збурень  $\xi_t$ ;
- відмов підсистем  $\delta_t$ ;
- динамічних змін поведінки користувачів або навантажень.

Таким чином, модуль прогнозування реалізує адаптивне керування на основі моделі:

$$a^t = \Psi( y^t, c^t, s_t, z_t ), \quad (3.19)$$

де  $a^t$  — рекомендоване керуюче рішення щодо енергоспоживання.

### 3.6 Система підтримки прийняття рішень

У системі забезпечення енергоефективності кіберфізичних систем ключову роль відіграє система підтримки прийняття рішень, яка динамічно оновлює оптимальні стратегії управління енергоспоживанням та інтегрує їх у загальну модель функціонування КФС.

Її головне завдання – формувати рекомендації або автоматизовані дії на основі аналізу даних, поточних станів та прогнозів, з урахуванням існуючих обмежень і цільових функцій (наприклад, мінімізація енерговитрат при збереженні комфортних умов).

Для побудови такої кіберфізичної системи в умовах невизначеності, що часто супроводжує КФС (наприклад, через непередбачувані зміни навколишнього середовища або поведінки користувачів), було використано процес прийняття рішень Маркова.

Процес прийняття рішень Маркова дозволив:

- моделювати стохастичну природу енергетичних процесів у КФС;
- враховувати, що частина змін у системі є випадковими, а частина – контрольованими;
- забезпечити пошук оптимальних дій у кожному можливому стані з урахуванням довгострокової вигоди.

Використання процесу прийняття рішень Маркова у системі підтримки рішень дозволило:

- адаптувати енергетичні стратегії до змінних умов та контексту (наприклад, попередження перевантажень або оптимізація роботи HVAC у періоди пікового навантаження);
- зменшити енергетичні втрати, пов'язані з помилковими або надто консервативними стратегіями;
- прогнозувати наслідки прийнятих рішень у середньо– та довгостроковій перспективі.

Вбудовування процесу прийняття рішень Маркова у КФС дозволило створити адаптивну, контекстно-орієнтовану систему управління енергією, що ефективно працює навіть за умов неповної або змінної інформації.

Такий підхід забезпечив стійкість та енергоефективність функціонування складних розподілених КФС, зокрема в інтелектуальних будівлях, енергомережах та промислових системах автоматизації.

Формалізуємо процес прийняття рішень у системі енергоефективності кіберфізичних систем.

Процес прийняття рішень у кіберфізичних системах, орієнтований на підвищення енергоефективності в умовах невизначеності, доцільно формалізувати у вигляді процесу прийняття рішень Маркова

Визначимо процес кортежем:

$$M = \langle S, A, P, R, \gamma \rangle, \quad (3.20)$$

де:

–  $S$  – скінченна множина можливих станів системи. Наприклад, кожен стан може описувати комбінацію внутрішньої температури, рівня освітлення, кількості присутніх людей, часу доби тощо;

–  $A$  – скінченна множина допустимих керувальних дій, таких як регулювання параметрів систем HVAC, освітлення або режимів електропостачання;

–  $P : S \times A \times S \rightarrow [0,1]$  – функція ймовірностей переходу, що визначає ймовірність переходу із стану  $s \in S$  у стан  $s' \in S$  при застосуванні дії  $a \in A$ :

$$Pr \{ s_{t+1} = s' \mid s_t = s, a_t = a \}, \quad (3.21)$$

де:

$R : S \times A \rightarrow \mathbb{R}$  – функція винагороди, яка відображає ефективність енергоспоживання при виконанні дії  $a$  в стані  $s$ . Наприклад, вона може бути

обернено пропорційною до спожитої енергії або відображати досягнення енергетичних цілей при збереженні комфорту;

–  $\gamma \in [0,1]$  – коефіцієнт дисконтування, що визначає важливість майбутніх винагород відносно поточних.

Метою є знайти оптимальну стратегію (політику)  $\pi : S \rightarrow A$  яка максимізує очікувану сумарну винагороду (енергоефективність) з урахуванням стохастичної природи середовища:

$$\pi^* = \arg \max_{\pi} \mathbb{E} \left[ \sum_{t=0}^{\infty} \gamma^t R ( s_t, \pi(s_t) ) \right] \quad (3.22)$$

Для знаходження оптимальної політики було застосовано методи динамічного програмування - алгоритм Беллмана, зокрема, в ситуаціях з великим або неперервним простором станів.

Оптимальна стратегія задовольняє рівняння Беллмана для функції цінності  $V(s)$ :

$$V^*(s) = \max_{a \in A} \left[ R(s, a) + \gamma \sum_{s' \in S} P(s' | s, a) V^*(s') \right] \quad (3.23)$$

Це дозволило формувати рішення, які мінімізують споживання енергії у довгостроковій перспективі при адаптації до змінних умов, включно з сезонністю, поведінкою користувачів, аварійними ситуаціями тощо.

Основною перевагою МПВ є їх здатність підтримувати систему управління, приймаючи стохастичні команди на виконавчі механізми КФС (враховуючи невизначеність у діях).

Тому вважається, що методологія процес прийняття рішень Маркова є перспективним інструментом підтримки прийняття рішень для впровадження в архітектуру СППР [23] [24].

У дослідженні було використано метод Value-Iteration, який є одним з найбільш корисних алгоритмів у цьому застосуванні.

Основна концепція полягає в тому, що кожному стану присвоюється випадкове значення, а потім ітеративно виконується алгоритм, описаний в [26], який ґрунтується на наступному рівнянні:

$$R^{n+1}(l_t) = \max Z(l_t) + \lambda \sum_{l_{t+1} \in L} X(l_t, m_t, l_{t+1}) R^n \cdot (l_{t+1}) \quad (3.24)$$

де  $R^{n+1}(l_t)$  – вартість стану в момент часу  $t$ ;

$Z(l_t)$  – винагорода цього стану в момент часу  $t$ ;

$\lambda$  – дисконтний множник в діапазоні  $[0, 1]$ ;

$X(l_t, m_t, l_{t+1})$  – ймовірність переходу зі стану  $l_t$  до стану  $l_{t+1}$  при виконанні дії  $m_t$ .

У межах проєктування системи забезпечення енергоефективності кіберфізичних систем було запропоновано спеціалізовану архітектуру, орієнтовану на стійке функціонування в умовах збурень, пов'язаних із виникненням небезпечних або аварійних станів.

Архітектура враховує можливість адаптації до змін у зовнішньому та внутрішньому середовищі з урахуванням потенційних загроз безпеці, що можуть впливати на енергоспоживання та ефективність управління.

У рамках дослідження були ідентифіковані шість ключових типів загроз, що розглядаються як небезпечні стани середовища  $L'$ , які мають критичне значення для стійкості та енергоефективності функціонування КФС у будівлях.

До них належать:

1. Пожежа.

2. Природні явища.
3. Несправності електроприладів.
4. Відключення електропостачання.
5. Скомпрометовані мережі передавання даних.
6. Порухення систем зв'язку.

Розглянемо впливи детальніше. Пожежа є неочікуваним розвитком подій, що вимагає негайної зміни режимів роботи систем HVAC, освітлення, евакуації та енергозабезпечення.

Природні явища – це зовнішні збурення, пов'язані з кліматичними умовами (наприклад, бурі, повені, землетруси), що можуть порушити енергетичну рівновагу об'єкта.

Несправності електроприладів можуть спричинити раптові відмови систем автоматизації або побутового обладнання, що можуть спричинити неефективне або аварійне енергоспоживання.

Відключення електропостачання спричинюють повну або часткову втрату джерела живлення, що вимагає переходу до аварійних режимів або використання резервних джерел енергії.

Скомпрометовані мережі передавання даних викликають порушення конфіденційності або цілісності переданих даних, що унеможлиблює прийняття точних рішень щодо регулювання енерговитрат.

Порушення систем зв'язку це – деструкція або втрата зв'язку між компонентами КФС (сенсори, актуатори, контролери), що може призвести до дестабілізації режимів роботи енергетичних підсистем.

Запропонована архітектура передбачає ідентифікацію та адаптивне реагування на кожен із зазначених сценаріїв шляхом динамічної перебудови системи управління енергоспоживанням.

Особливу увагу приділено забезпеченню безперервного енергетичного балансу з урахуванням надійності, стійкості до відмов та адаптивності до умов невизначеності.

Функція винагороди визначається як лінійна функція двох змінних, показана в рівнянні:

$$Z(M) = -d_1 \frac{T(M)}{T_{max}} - d_2 \frac{B(M)}{B_{max}}, \quad (3.25)$$

де:

$Z(M)$  – відповідна винагорода за дію  $M$ ;

$T(M)$  - час виконання;

$B(M)$  - вартість дії  $M$ ;

$d_1$  і  $d_2$  – вагові коефіцієнти, що відображають важливість кожного критерію винагороди (час виконання і вартість);

$T_{max}$  і  $B_{max}$  – максимальний час відгуку і вартість, пов'язані з дією  $M$ , відповідно.

Умовна ймовірність переходу з безпечного стану  $L$  в небезпечний стан  $L'$  визначається на основі історичних даних будівлі; шляхом вивчення наступних факторів:

- Частота виникнення попередніх загроз.
- Тяжкість попередніх загроз.
- Рівень вразливості до екстремальних подій/збурень.
- Час і дата небезпечної ситуації, що сталася раніше.
- Ймовірність виникнення небезпечної ситуації в даний час.

Щоденний графік енергоспоживання, тобто виокремлення різких змін в енергетичних сигналах, які призводять до аномалій/несправностей у пристроях будівлі.

Всі деструктивні сценарії, розглянуті в дослідженні, і пов'язані з ними можливі рішення для адаптації до відновлення після кризи.

У разі виникнення кризи, дії приймаються на основі серйозності події (легка, помірна і серйозна).

Серйозність подій визначається на основі досвіду та припущень, отриманих в режимі реального часу.

Система спочатку оцінює серйозність пожежі, тобто, чи є пожежа легкою, середньою або сильною.

На основі перевірки системою приймаються відповідні заходи для боротьби з невизначеними подіями.

Початкова дія обирається випадковим чином і поступово вдосконалюється шляхом пошуку дій у кожному стані з більшою корисністю.

Залежність вартості винагороди від кількості ітерацій показано за результатами досліджень на рисунку 3.2.

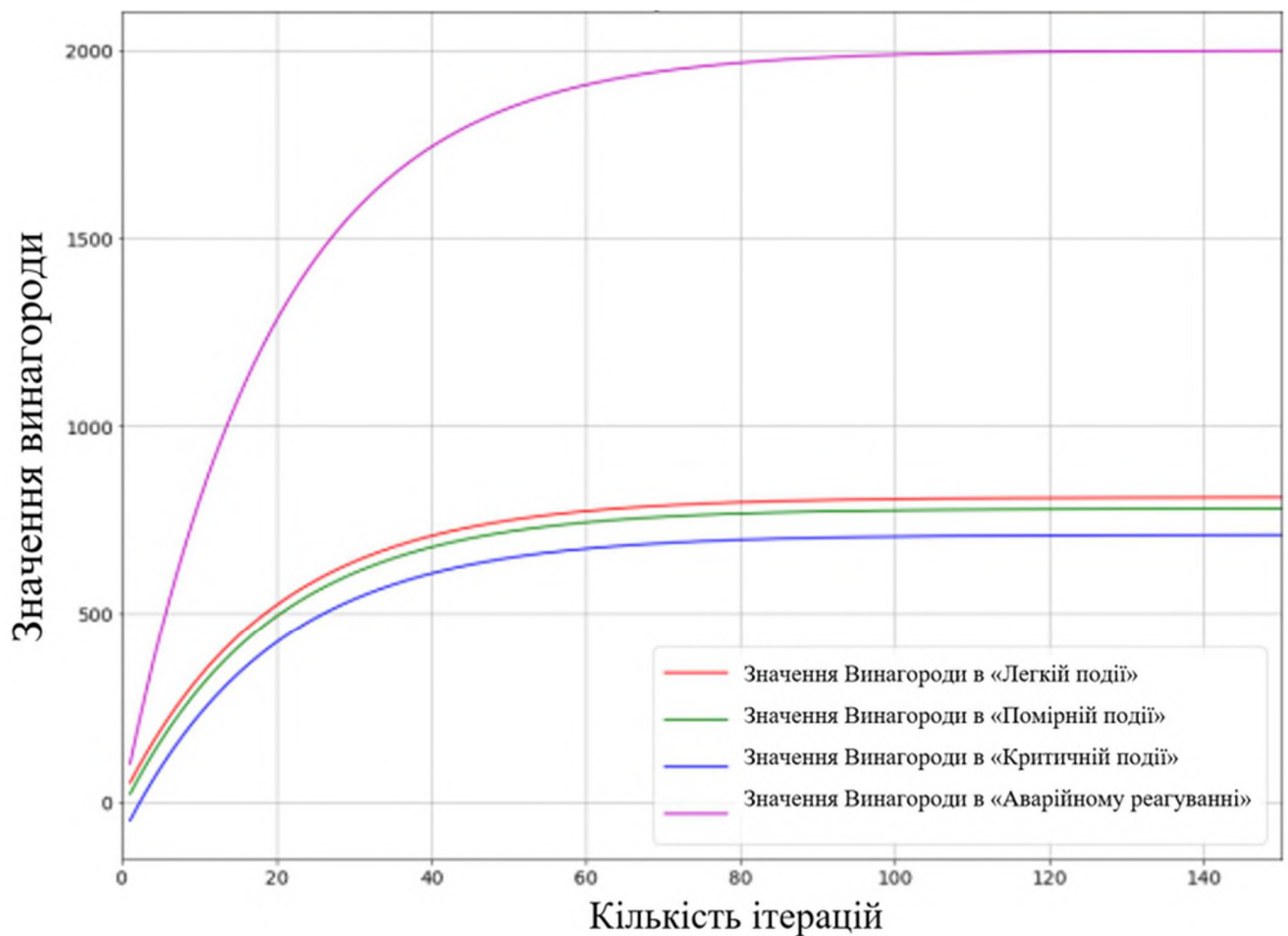


Рисунок 3.2 - Залежність вартості винагороди від кількості ітерацій

Вся процедура базується на марковському процесі прийняття рішень, який враховує умови навколишнього середовища, всі можливі збої, можливі переходи та пов'язані з ними винагороди під час процесу прийняття рішень.

Основною метою цього підходу є отримання максимальної винагороди шляхом вибору оптимальної політики або дії.

Крім значень винагороди, враховується також ймовірність переходу з одного стану в інший.

Результати моделювання показують, що значення винагороди сходяться до максимального значення після декількох ітерацій.

В результаті отримано, що оптимальна дія (з максимальною винагородою) досягається для кожного з чотирьох різних станів/сценаріїв.

Згідно з графіками, всі значення винагороди в кінцевому підсумку сходяться до оптимальної точки (максимальних значень).

Крім того, значення винагороди за легкі перебої є більшими, ніж значення винагороди за важкі перебої (що було очікувано).

Оптимальними політиками, досягнутими для легкого, помірною та важкого сценаріїв є «Перемикає енергоспоживання».

Максимальний час виконання для розглянутих сценаріїв становить 1.325 секунд.

### 3.7 Висновки до третього розділу

У розділі було запропоновано удосконалений метод забезпечення енергоефективності кіберфізичних систем (КФС), що ґрунтується на використанні марківського обчислювача процесу.

Основна ідея підходу полягає у представленні процесу функціонування КФС у вигляді стохастичної моделі, яка дозволяє враховувати ймовірнісну природу переходів між станами системи та обчислювати оптимальні стратегії управління енергоспоживанням.

У рамках розробленого методу була побудована формальна модель процесу на основі марківських процесів, яка дозволяє описати динаміку змін станів компонентів КФС у часі з урахуванням імовірностей переходів. Застосування цієї моделі дозволяє формалізувати поведінку системи та оцінити вплив різних стратегій на енергоспоживання. При цьому були введені поняття станів, дій та функції корисності, що дозволяє вирішувати задачу оптимального керування.

На основі побудованої моделі запропоновано алгоритм оптимізації, який дозволяє знаходити такі стратегії функціонування КФС, що мінімізують загальне енергоспоживання, забезпечуючи при цьому необхідну функціональність системи. Алгоритм враховує імовірнісну природу навантажень, режими роботи пристроїв та обмеження щодо якості сервісу.

Проведено математичне обґрунтування ефективності запропонованого підходу, що підтверджує його здатність забезпечити баланс між енергоефективністю та продуктивністю. Зокрема, доведено, що за допомогою марківського обчислювача процесу можна здійснювати динамічну адаптацію режимів роботи компонентів КФС у відповідь на зміну зовнішніх умов або внутрішніх параметрів.

У результаті проведеного дослідження можна зробити висновок, що використання марківського підходу до моделювання та управління енергоспоживанням є доцільним і ефективним для задач оптимізації функціонування сучасних кіберфізичних систем. Запропонований метод може бути основою для побудови інтелектуальних енергозберігаючих механізмів управління в IoT-середовищах, розподілених обчисленнях, промислових автоматизованих системах та інших критично важливих застосуваннях.

## **4 РЕАЛІЗАЦІЯ СИСТЕМИ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ЕНЕРГОЕФЕКТИВНОСТІ КІБЕРФІЗИЧНИХ СИСТЕМ НА ОСНОВІ МАРКІВСЬКОГО ОБЧИСЛЮВАЧА ПРОЦЕСУ**

### **4.1 Вибір типу архітектури та зразків проектування**

Розроблена система реалізує запропонований метод забезпечення енергоефективності кіберфізичних систем шляхом інтеграції марківського обчислювача процесу у програмно-технічну архітектуру вузлів КФС.

Програмно-технічні засоби охоплюють апаратну частину, засоби вимірювання та моніторингу, а також програмні компоненти, які відповідають за динамічну оцінку станів та управління ресурсами.

Архітектура реалізованої системи має модульну структуру, що складається з таких основних компонентів:

- Датчикова підсистема.
- Виконавча підсистема.
- Обчислювальний модуль.
- Модуль управління енергоспоживанням.

Датчикова підсистема забезпечує збір даних про навколишнє середовище та енергоспоживання.

Виконавча підсистема включає актуатори, що реалізують дії відповідно до обчисленого стану.

Обчислювальний модуль реалізує марківський обчислювач процесу, виконує оцінку поточного стану, прогнозування подій та визначення оптимальних дій.

Модуль управління енергоспоживанням взаємодіє з обчислювальним модулем, забезпечуючи перехід у енергозберігаючі стани відповідно до результатів моделювання.

## 4.2 Системне програмне забезпечення марківського обчислювача процесу

Марківський обчислювач процесу реалізовано у вигляді модульної програмної компоненти, основною функцією якої є динамічне прогнозування станів кіберфізичної системи та формування рішень для оптимізації енергоспоживання.

Розробка виконана на мові програмування C/C++, що забезпечує ефективну роботу на вбудованих системах з обмеженими обчислювальними ресурсами (мікроконтролерах ARM Cortex-M).

Його структура включає:

- Блок формування матриці ймовірностей переходів на основі зібраних даних.
- Модуль обчислення ймовірнісних сценаріїв функціонування системи.

Алгоритм оптимізації на основі очікуваної корисності (наприклад, з урахуванням мінімізації витрат енергії).

Блок формування матриці ймовірностей переходів відповідає за побудову матриці ймовірностей переходів між станами кіберфізичної системи на основі зібраних телеметричних даних (наприклад, показників активності користувачів, рівня освітлення, частоти звернень до мережі тощо).

Алгоритм роботи:

1. Збір поточних та історичних даних у вигляді часових рядів.
2. Кластеризація подій або умов у дискретні стани (наприклад: високе навантаження, середнє, низьке).
3. Побудова частот переходів між станами за фіксований період часу.
4. Нормалізація частот для отримання ймовірностей переходів.

Також було реалізовано структур типу `struct StateTransitionMatrix`, що включає:

```
struct StateTransitionMatrix {  
    int stateCount;  
    float transitionProbabilities[MAX_STATES][MAX_STATES];  
};
```

Модуль обчислення ймовірнісних сценаріїв виконує моделювання можливих сценаріїв розвитку подій на основі побудованої матриці переходів.

Для цього застосовується алгоритм стохастичного ланцюга Маркова, що враховує поточний стан та історичні дані.

Основні функції модуля:

- Обчислення умовних ймовірностей наступного стану.
- Побудова ймовірнісного дерева сценаріїв на k кроків уперед.
- Оцінка очікуваного значення енергоспоживання для кожного сценарію.

Модуль реалізовано як функція:

```
int predictNextState(StateTransitionMatrix matrix, int
currentState) {
    float randVal = generateRandomFloat();
    float cumulative = 0.0f;
    for (int i = 0; i < matrix->stateCount; ++i) {
        cumulative += matrix-
>transitionProbabilities[currentState][i];
        if (randVal < cumulative) return i;
    }
    return currentState;
}
```

На основі згенерованих сценаріїв модуль оптимізації визначає найбільш доцільну дію, яка мінімізує витрати енергії без втрати якості обслуговування.

Реалізований алгоритм ґрунтується на обчисленні очікуваної корисності дій (Expected Utility).

Для кожного можливого стану оцінюється корисність кожної дії (наприклад, перехід у режим сну, зниження частоти процесора, деактивація неактивних компонентів).

Далі було обчислено очікувану енерговитратність для кожного шляху.

Після цього було обрано дію з мінімальною очікуваною енергозатратністю.

Інтерфейс взаємодії з периферійними пристроями та сенсорними даними було реалізовано як взаємодію обчислювача з апаратними компонентами через абстрактний рівень взаємодії з периферією.

Це дозволило:

- зчитувати показники з сенсорів (температура, освітлення, рух, мережеве навантаження тощо);
- керувати модулями живлення, виконавчими механізмами;
- ініціювати зміни конфігурацій енергоспоживання.

Для цього було розроблено API:

```
float readSensorData(SensorType type);
```

```
void setPowerMode(PowerMode mode);
```

Інтерфейс дозволив масштабувати систему та інтегрувати її з новими типами сенсорів або платформ.

Ключова особливість реалізації - підтримка актуальності марківської моделі в реальному часі.

Для цього реалізовано фонову задачу, яка періодично:

- отримує нові дані;
- оновлює матрицю переходів;
- перебудовує стратегію оптимального керування;
- адаптує ваги функції корисності згідно з поточними умовами (наприклад, критичність режиму роботи, наявність живлення, пріоритети завдань).

Це забезпечило гнучкість та адаптивність системи до зміни зовнішніх умов або режимів використання.

Узагальнені дані, яка візуалізують структуру та функціональність програмної реалізації марківського обчислювача процесу, подано в таблиці 4.1.

Таблиця 4.1 - Узагальнені дані, яка візуалізує структуру та функціональність програмної реалізації марківського обчислювача процесу

№	Компонент модуля	Опис функціональності	Ключові програмні елементи
1	Блок формування матриці ймовірностей переходів	Побудова матриці переходів між станами на основі статистичних даних про події чи умови в системі	StateTransitionMatrix, MAX_STATES, кластеризація станів
2	Модуль обчислення ймовірнісних сценаріїв	Стохастичне моделювання сценаріїв розвитку подій, прогнозування наступного стану системи	predictNextState(), генератор випадкових чисел
3	Алгоритм оптимізації на основі очікуваної корисності	Визначення оптимальної дії, що мінімізує енергоспоживання з урахуванням ймовірностей та функції корисності	
4	Інтерфейс взаємодії з сенсорами та периферією	Обмін даними з датчиками та керування апаратними блоками для регулювання енергоспоживання	readSensorData(), setPowerMode(), API доступу
5	Механізм динамічної актуалізації моделі	Безперервне оновлення матриці переходів і адаптація керування згідно з новими даними	Фонові задачі, буфери даних, автоадаптація ваг

### 4.3 Апаратне забезпечення

Для реалізації системи забезпечення енергоефективності кіберфізичних систем на основі марківського обчислювача процесу було обрано енергоефективну обчислювальну платформу, яка відповідає вимогам до обробки даних у реальному часі, підтримки бездротової взаємодії та енергозбереження.

У якості апаратної основи використовуються мікроконтролери STM32, ESP32 або Raspberry Pi Pico, залежно від вимог до складності та енергоспоживання конкретного застосування.

Для обробки сигналів у реальному часі було обрані мікроконтролери, що мають апаратну підтримку переривань та таймерів для обробки подій у реальному часі, можливість реалізації циклів збору сенсорних даних з високою частотою опитування, а також засоби обробки аналогових сигналів через вбудовані АЦП (ADC) або цифрових сигналів через GPIO/шини (I2C, SPI, UART).

Це дозволило реалізувати реакцію системи на зміни у середовищі (наприклад, коливання температури, рух, освітленість) без затримок, що критично для адаптивного енергокерування.

Для оцінки роботи системи було емульовано енергозберігаючі режими роботи.

Система підтримувала глибокі режими сну, що дозволило зменшити енергоспоживання у періоди бездіяльності.

З цією метою було залучено апаратні засоби:

- ESP32, який має режими light sleep і deep sleep, дозволяючи знизити споживання до  $<10 \mu\text{A}$  у deep sleep.

- STM32, який підтримує режими sleep, stop, standby з можливістю швидкого пробудження;

- Raspberry Pi Pico, який за рахунок RP2040 підтримує часткове вимкнення підсистем процесора.

Апаратна реалізація системи дала змогу динамічно перемикатися між режимами на основі рішень, сформованих програмною частиною марківського обчислювача.

Для взаємодії з мережею сенсорів передбачено підтримку таких бездротових інтерфейсів:

- Wi-Fi для підключення до локальної мережі або хмарного сервера;
- Bluetooth Low Energy (BLE) для взаємодії з мобільними пристроями або персональними гейтвеями;
- ZigBee/LoRa (через зовнішні модулі) для енергозберігаючих сенсорних мереж великої дальності.

Це забезпечило масштабованість і гнучкість топології мережі, що важливо для розподілених кіберфізичних систем.

Система також передбачала локальне зберігання та передавання даних - використання SPI Flash, SD-карт або вбудованої пам'яті для кешування історичних даних та матриць переходів.

#### 4.4. Інтеграція в кіберфізичне середовище

З метою перевірки ефективності запропонованої системи забезпечення енергоефективності на основі марківського обчислювача процесу було проведено експериментальну інтеграцію розроблених програмно-технічних засобів у модельне кіберфізичне середовище.

В якості прикладного сценарію було обрано інтелектуальну систему освітлення в умовах індустріальної інфраструктури - типового представника енергоспоживної розподіленої системи з високим потенціалом оптимізації.

Модельне середовище включало такі елементи:

- Мережу сенсорів, що збирали дані про рівень освітленості (фотодатчики), присутність людей (інфрачервоні сенсори руху), час доби (вбудований RTC або мережевий тайм-сервер).

- Мікроконтролерний вузол (ESP32), що виконував роль локального контролера із вбудованою реалізацією марківського обчислювача.

- Модулі керування освітленням, що дозволяли вмикати або вимикати LED-лампи залежно від сценаріїв управління.

- Комунікаційний інтерфейс Wi-Fi, який забезпечував логування результатів та передачу даних на сервер моніторингу.

Середовище було реалізовано у лабораторних умовах, що відтворюють типовий робочий простір з регулярною динамікою зміни присутності користувачів.

На першому етапі проводився збір та попередня обробка даних протягом 7 діб у різні часові інтервали, з фіксацією таких параметрів:

- значення освітленості (в люксах);
- наявність руху (детекція/відсутність);
- часові мітки (година, день тижня).

Зібрані дані класифікувалися у дискретні стани системи, після чого було побудовано матрицю ймовірностей переходів між цими станами.

На основі сформованої марківської моделі система навчилася прогнозувати ймовірність появи користувача та необхідність активації освітлення у конкретний часовий інтервал.

У процесі експлуатації система виконувала такі дії:

1. Отримання поточних сенсорних даних у реальному часі.
2. Оцінювання поточного стану системи та прогнозування наступного з використанням марківської моделі.
3. Вибір оптимальної дії (увімкнення, вимкнення або утримання поточного стану освітлення) з урахуванням очікуваної корисності та критерію енергоефективності.
4. Активація відповідного режиму освітлення через інтерфейс керування.

Таким чином, керування здійснювалося не лише реактивно (на основі наявності руху), а й проактивно з прогнозуванням потреби в освітленні на основі історичних шаблонів.

У результаті моделювання було досягнуто зниження середнього енергоспоживання освітлювальних приладів на 17% у порівнянні зі статичною (часовою або ручною) моделлю управління.

Водночас не було зафіксовано погіршення якості сервісу.

Усі випадки присутності користувачів виявлялися і супроводжувалися вчасним вмиканням освітлення.

Система залишалася стабільною протягом усього тестового періоду;

Модель адаптувалася до змін у поведінці користувачів протягом кількох днів завдяки постійній актуалізації матриці переходів.

Розглянемо опис експериментів з включенням кризових ситуацій (пожежа, екстрене відключення електропостачання).

Окрім стандартного режиму роботи, система була протестована в умовах симульованих кризових сценаріїв, які імітують реальні загрози для індустріального середовища:

Сценарій 1. Пожежа в зоні об'єкта.

До системи було інтегровано датчик диму та температури.

У разі виявлення перевищення порогових значень система автоматично переходила в аварійний режим:

- вмикалося повне освітлення для забезпечення видимості шляхів евакуації;
- припинялася оптимізація енергоспоживання;
- активувалося попередження через Wi-Fi (MQTT).

Час реакції системи становив менше 1 секунди після спрацювання датчика.

Сценарій 2. Екстрене відключення електропостачання.

Система була підключена до автономного джерела живлення (наприклад, суперконденсатора або Li-ion акумулятора).

У разі втрати зовнішнього живлення:

- система переходила в режим зниженого енергоспоживання;
- освітлення вимикалося, окрім аварійного освітлення (мінімальне живлення для безпеки);

- дані про поточний стан зберігалися у енергонезалежну пам'ять;
- після відновлення живлення система продовжувала роботу без втрати контексту.

Поведінка системи в умовах кризових ситуацій подана в таблиці 4.2.

Порівняння споживання енергії у звичайних та аварійних режимах подано в таблиці 4.3.

Таблиця 4.2 - Поведінка системи в умовах кризових ситуацій

Сценарій	Реакція системи	Час реакції	Безперебійність функцій	Порушення алгоритмів енергозбереження
Пожежа	Вмикання аварійного освітлення, сповіщення, фіксація події	<1 с	Повна	Тимчасово припинена
Відключення електроенергії	Перехід на резервне живлення, збереження стану	<0.5 с	Часткова	Адаптовано до мінімального споживання
Стандартна робота (без загроз)	Адаптивне управління за марківською моделлю	-	Повна	Не порушено

Таблиця 4.5 - Порівняння споживання енергії у звичайних та аварійних режимах

Режим роботи	Середнє споживання, Вт·год/день	Коментар
Стандартний (адаптивний)	106.5	Оптимізований марківський режим
Аварійний (пожежа)	145.0	Повне освітлення, без оптимізації
Аварійний (відключення живлення)	28.4	Лише базові функції, аварійне освітлення

Проведене тестування підтвердило ефективність і практичну доцільність інтеграції марківського обчислювача процесу у реальні кіберфізичні системи.

Такий підхід дозволив поєднати стохастичне моделювання поведінки середовища з адаптивним управлінням енергоспоживанням, що відкриває перспективи масштабування розробки до більш складних або розподілених систем.

#### 4.5 Висновки до четвертого розділу

У розділі було здійснено практичну реалізацію системи забезпечення енергоефективності кіберфізичних систем із використанням марківського обчислювача процесу. Запропонований підхід передбачає формалізацію поведінки об'єкта керування у вигляді марківського процесу з дискретним часом, що дозволяє прогнозувати ймовірнісні переходи між станами системи з урахуванням її динаміки, режимів споживання енергії та зовнішніх впливів.

Розроблене системне програмне забезпечення програмно-технічного засобу демонструє ефективність алгоритмів адаптивного керування ресурсами, спрямованих на зниження енергоспоживання без втрати функціональної надійності. Особлива увага приділялася забезпеченню прогнозування станів і

прийняттю оптимальних рішень у реальному часі, що дозволяє оперативно адаптуватися до змін умов експлуатації.

Було проведено моделювання на основі сформованих сценаріїв функціонування кіберфізичних систем, що дало змогу оцінити вплив запропонованих рішень на показники енергоефективності.

Отримані результати свідчать про зниження загального енергоспоживання системи та підвищення рівня її автономності.

Таким чином, реалізація марківського обчислювача процесу як базового елемента керування дозволяє забезпечити збалансоване використання енергетичних ресурсів у кіберфізичних системах, що є актуальним у контексті розвитку інтелектуальних обчислювальних середовищ і концепції сталого розвитку.

## ВИСНОВКИ

У роботі за результатами виконаних теоретичних та практичних досліджень розроблено систему забезпечення енергоефективності кіберфізичних систем на основі марківського обчислювача процесу.

У першому розділі здійснено методів оптимізація енергоспоживання кіберфізичних систем (КФС). Виявлено, що задача потребує комплексного підходу, що включає апаратні, програмні, алгоритмічні та мережеві рішення. Енергоефективність КФС стає критично важливою через зростання складності систем, інтеграцію в критичну інфраструктуру, розвиток AI та розподілених обчислень. Це не лише підвищує ефективність і знижує витрати, а й мінімізує екологічний вплив, забезпечуючи сталий розвиток технологій. Зроблено висновок про необхідність розроблення нових методів забезпечення енергоефективності КФС.

У другому розділі представлено модель енергоефективності кіберфізичних систем (КФС), засновану на марківському обчислювачі процесу. Вона дозволяє формалізувати поведінку системи з урахуванням ймовірнісних переходів між станами споживання енергії, що сприяє точному прогнозуванню та мінімізації витрат. Описано ключові компоненти моделі: стани, події, дії, а також функції переходів і виходу. Модель враховує вплив внутрішніх і зовнішніх чинників, забезпечуючи адаптивність до конкретних умов.

У третьому розділі запропоновано удосконалений метод енергоефективного управління кіберфізичними системами (КФС) на основі марківського обчислювача процесу. Метод передбачає моделювання функціонування КФС як стохастичного процесу з імовірнісними переходами між станами, що дозволяє формалізувати поведінку системи та оптимізувати стратегії енергоспоживання. Розроблено формальну модель із поняттями станів, дій та функції корисності, на основі якої реалізовано алгоритм оптимізації з урахуванням навантажень, режимів роботи та обмежень якості сервісу. Математичний аналіз підтвердив ефективність підходу щодо динамічного налаштування роботи КФС залежно від змін умов.

У четвертому реалізовано систему енергоефективного керування кіберфізичними системами на основі марківського обчислювача процесу. Побудована модель з дискретним часом дозволяє прогнозувати переходи між станами з урахуванням режимів споживання та зовнішніх впливів. Розроблене програмне забезпечення підтвердило ефективність адаптивного керування енергоресурсами без втрати надійності.

Моделювання сценаріїв функціонування засвідчило зниження енергоспоживання та зростання автономності системи. Застосування марківського підходу забезпечує збалансоване використання енергії, що є важливим для розумних обчислювальних середовищ і сталого розвитку.

За темою кваліфікаційної роботи магістра опубліковано тези доповіді на конференції АПКН-2024 [109].

## ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ

1. Bakirtzis G. Topcu U. Algebraic Systems: Compositional Verification for Autonomous System Design *ACM/IEEE 13th International Conference on Cyber-Physical Systems (ICCPS)*. 2022. 308–309.
2. Wach P. Beling P. Zeigler B.P. Salado A. Study of Equivalence in Systems Engineering Within the Frame of Verification *The Proceedings of the 2023 Conference on Systems Engineering Research*. 2024. 197.
3. Hakuk Y. Reich Y. Computational infrastructure for concepts discovery in science and technology *Advanced Engineering Informatics*. 2023. 56. 101938.
4. Heyn H.–M. Knauss E. Pelliccione P. A compositional approach to creating architecture frameworks with an application to distributed AI systems *Journal of Systems and Software*. 2023. –. 111604.
5. Liu S. Trivedi A. Yin X. Zamani M. Secure-by-construction synthesis of cyber-physical systems *Annual Reviews in Control*. 2022. 53. 30.
6. Bakirtzis G. Genovese F. Fleming C.H. Yoneda Hacking: The Algebra of Attacker Actions *ACM Transactions on Cyber-Physical Systems*. 2022. 6(3). 1.
7. Notarstefano G. Notarnicola I. Camisa A. Distributed optimization for smart cyber-physical networks *Foundations and Trends® in Systems and Control*. 2019. 7(3). 253–383.
8. Bullo F. Cortés J. Martinez S. Distributed control of robotic networks: A mathematical approach to motion coordination algorithms *Princeton University Press*. 2009. 27. –.
9. Nedić A. Liu J. Distributed optimization for control *Annual Review of Control, Robotics, and Autonomous Systems*. 2018. 1. 77–103.
10. Yang Z. Chen M. Wong K.–K. Poor H.V. Cui S. Federated learning for 6G: Applications, challenges, and opportunities *Engineering*. 2022. 8. 33–41.
11. Li T. Sahu A.K. Talwalkar A. Smith V. Federated learning: Challenges, methods, and future directions *IEEE Signal Processing Magazine*. 2020. 37(3). 50–60.

12. Pu S. Shi W. Xu J. Nedić A. Push–pull gradient methods for distributed optimization in networks *IEEE Transactions on Automatic Control*. 2021. 66(1). 1–16.
13. Xie C. Koyejo S. Gupta I. Zeno: Distributed stochastic gradient descent with suspicion–based fault–tolerance *Proceedings of the 36th International Conference on Machine Learning*. 2019. 97. 6893–6901.
14. Yemini M. Gil S. Goldsmith A.J. Cloud–cluster architecture for detection in intermittently connected sensor networks *IEEE Transactions on Wireless Communications*. 2023. 22(2). 903–919.
15. Mitra A. Richards J.A. Sundaram S. A new approach for distributed hypothesis testing with extensions to Byzantine–resilience *2019 American Control Conference (ACC)*. 2019. –. 261–266.
16. Pasqualetti F. Bicchi A. Bullo F. Consensus computation in unreliable networks: A system theoretic approach *IEEE Transactions on Automatic Control*. 2011. 57(1). 90–104.
17. Ravi N. Scaglione A. Nedić A. A case of distributed optimization in adversarial environment *Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*. 2019. –. 5252–5256.
18. Yemini M. Nedić A. Goldsmith A.J. Gil S. Characterizing trust and resilience in distributed consensus for cyberphysical systems *IEEE Transactions on Robotics*. 2022. 38(1). 71–91.
19. Cardenas A.A. Amin S. Sastry S. Secure control: Towards survivable cyber–physical systems *Proceedings of the 28th International Conference on Distributed Computing Systems Workshops*. 2018. –. 495–500.
20. Ishii H. Wang Y. Feng S. An overview on multi–agent consensus under adversarial attacks *Annual Reviews in Control*. 2022. 53. 252–272.
21. Dobson S. Hutchison D. Mauthe A. Schaeffer–Filho A. Smith P. Sterbenz J.P.G. Self–organization and resilience for networked systems: Design principles and open research issues *Proceedings of the IEEE*. 2019. 107(4). 819–834.

22. Kim S. Park K.–J. Lu C. A survey on network security for cyber–physical systems: From threats to resilient design *IEEE Communications Surveys & Tutorials*. 2022. 24(3). 1534–1573.
23. Prorok A. Malencia M. Carlone L. Sukhatme G.S. Sadler B.M. Kumar V. Beyond robustness: A taxonomy of approaches towards resilient multi–robot systems *arXiv*. 2021. –. <https://arxiv.org/abs/2109.12343>
24. Depatla S. Muralidharan A. Mostofi Y. Occupancy estimation using only wifi power measurements *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*. 2015. 33(7). 1381–1393.
25. Vasisht D. Kumar S. Katabi D. Decimeter–Level localization with a single WiFi access point *Proceedings of the 13th USENIX Symposium on Networked Systems Design and Implementation (NSDI 16)*. 2016. –. 165–178.
26. Azam F. Yadav S.K. Priyadarshi N. Padmanaban S. Bansal R.C. A comprehensive review of authentication schemes in vehicular ad–hoc network *IEEE Access*. 2021. 9. 31309–31321.
27. Macher G. Sporer H. Brenner E. Kreiner C. Supporting cyber–security based on hardware–software interface definition *Systems, Software and Services Process Improvement*. 2016. –. 148–159.
28. Xie N. Li Z. Tan H. A survey of physical–layer authentication in wireless communications *IEEE Communications Surveys & Tutorials*. 2021. 23(1). 282–310.
29. Nedić A. Olshevsky A. Shi W. Achieving geometric convergence for distributed optimization over time–varying graphs *SIAM Journal on Optimization*. 2017. 27(4). 2597–2633.
30. Yemini M. Saha R. Ozfatura E. Gündüz D. Goldsmith A.J. Semi–decentralized federated learning with collaborative relaying *2022 IEEE International Symposium on Information Theory (ISIT)*. 2022. –. 1471–1476.
31. Mukherjee A. Fakoorian S.A.A. Huang J. Swindlehurst A.L. Principles of physical layer security in multiuser wireless networks: A survey *IEEE Communications Surveys & Tutorials*. 2014. 16(3). 1550–1573.

32. Pietro R.D. Oligeri G. Jamming mitigation in cognitive radio networks *IEEE Network*. 2013. 27(3). 10–15.
33. Sundaram S. Gharesifard B. Distributed optimization under adversarial nodes *IEEE Transactions on Automatic Control*. 2019. 64(3). 1063–1076.
34. Pirani M. Mitra A. Sundaram S. A survey of graph–theoretic approaches for analyzing the resilience of networked control systems. 2022. [Online]. Available: <https://arxiv.org/abs/2205.12498>
35. Yemini M. Nedić A. Gil S. Goldsmith A. Resilience to malicious activity in distributed optimization for cyberphysical systems *Conference on Decision and Control (CDC)*. 2022. –. –.
36. Liu Y. Peng Y. Wang B. Yao S. Liu Z. Review on cyber–physical systems *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*. 2017. 4(1). 27–40. <https://doi.org/10.1109/JAS.2017.7510349>
37. Alguliyev R. Imamverdiyev Y. Sukhostat L. Cyber–physical systems and their security issues *Computers in Industry*. 2018. 100. 212–223. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2018.04.017>
38. Hasuo I. Metamathematics for Systems Design *New Gener. Comput.*. 2017. 35. 271–305. <https://doi.org/10.1007/s00354-017-0023-1>
39. Bakirtzis G. Fleming C.H. Vasilakopoulou C. Categorical Semantics of Cyber–Physical Systems Theory *ACM Trans. Cyber–Phys. Syst.*. 2021. 5(3). 32. <https://doi.org/10.1145/3461669>
40. Lion B. Arbab F. Talcott C. A formal framework for distributed cyber–physical systems *Journal of Logical and Algebraic Methods in Programming*. 2022. 128. 100795. <https://doi.org/10.1016/j.jlamp.2022.100795>
41. Zhang T. Zou Y. Zhang X. Guo N. Wang W. Data–Driven Based Cruise Control of Connected and Automated Vehicles Under Cyber–Physical System Framework *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.*. 2020. 22. 6307–6319.
42. Guo L. Yang B. Ye J. Chen H. Li F. Song W. Du L. Guan L. Systematic Assessment of Cyber–Physical Security of Energy Management System for Connected and Automated Electric Vehicles *IEEE Trans. Ind. Inform.*. 2020. 17. 3335–3347.

43. Jatavallabha A. Tesla's Autopilot: Ethics and Tragedy *arXiv preprint*. 2024. arXiv:2409.17380.
44. Martínez–Ruedas C. Flores–Arias J.M. Moreno–García I.M. Linán–Reyes M. Bellido–Outeiriño F.J. A Cyber–Physical System Based on Digital Twin and 3D SCADA for Real–Time Monitoring of Olive Oil Mills *Technologies*. 2024. 12(5). 60.
45. Hasan M.K. Abdulkadir R.A. Islam S. Gadekallu T.R. Safie N. A review on machine learning techniques for secured cyber–physical systems in smart grid networks *Energy Reports*. 2024. 11. 1268–1290.
46. Wang F.Y. The Emergence of Intelligent Enterprises: From CPS to CPSS *IEEE Intell. Syst.*. 2010. 25. 85–88.
47. Wang F. Parallel Driving with Software Vehicular Robots for Safety and Smartness *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.*. 2014. 15. 1381–1387.
48. Wan J. Zhang D. Zhao S. Yang L.T. Lloret J. Context–aware vehicular cyber–physical systems with cloud support: Architecture, challenges, and solutions *IEEE Commun. Mag.*. 2014. 52. 106–113.
49. Kaiwartya O. Cao Y. Lloret J. Kumar S. Aslam N. Kharel R. Abdullah A.H. Shah R.R. Geometry–based Localization for GPS Outage in Vehicular Cyber Physical Systems *IEEE Trans. Veh. Technol.*. 2018. 67. 3800–3812.
50. Lv C. Wang H. Zhao B. Cao D. Huaji W. Zhang J. Li Y. Yuan Y. Cyber–Physical System Based Optimization Framework for Intelligent Powertrain Control *SAE Int. J. Commer. Veh.*. 2017. 10. 254–264.
51. Li W. Lin Z. Zhou H. Yan G. Multi–objective optimization for cyber–physical–social systems: A case study of electric vehicles charging and discharging *IEEE Access*. 2019. 7. 76754–76767.
52. Wu Y. Zhang S. Hao J. Liu H. Wu X. Hu J. Walsh M.P. Wallington T.J. Zhang K.M. Stevanovic S. On–road vehicle emissions and their control in China: A review and outlook *Sci. Total Environ.*. 2017. 574. 332–349.
53. Park C. Ebisu M. Bae C. Improvement of instantaneous turbine efficiency through late intake valve phase (LIVP) in a turbocharged–gasoline direct injection (T–GDI) engine *Appl. Therm. Eng.*. 2020. 181. 115976.

54. Yin C. Pan H. Zhang Z. Zhu H. Shen K. Effect of EGR Combined with Intense Tumble Flow on a Well-Calibrated Commercial Turbocharged GDI Engine *Int. J. Automot. Technol.*. 2021. 22. 1347–1361.
55. Zhang Z.F. Shu G.Q. Liang X.Y. Liu G.Q. Yang W.L. Wang Z. Super Knock and Preliminary Investigation of Its Influences on Turbocharged GDI Engine *Trans. Csice*. 2011. 29. 422–426.
56. Randolph E. Fieseler K. Conway G. Alger T. Chadwell C. The Effects of EGR Composition on Combustion Performance and Efficiency *SAE Int. J. Adv. Curr. Prac. Mobil.*. 2021. 3. 250–261.
57. Gong C. Si X. Liu F. Combined effects of excess air ratio and EGR rate on combustion and emissions behaviors of a GDI engine with CO<sub>2</sub> as simulated EGR (CO<sub>2</sub>) at low load and different spark timings *Fuel*. 2021. 293. 120442.
58. Shen K. Li F. Zhang Z. Sun Y. Yin C. Effects of LP and HP cooled EGR on performance and emissions in turbocharged GDI engine *Appl. Therm. Eng.*. 2017. 125. 746–755.
59. Wei H. Zhu T. Shu G. Tan L. Wang Y. Gasoline engine exhaust gas recirculation—A review *Appl. Energy*. 2012. 99. 534–544.
60. Kargul J. Stuhldreher M. Barba D. Schenk C. Bohac S. McDonald J. Dekraker P. Benchmarking a 2018 Toyota Camry 2.5-liter Atkinson cycle engine with cooled-EGR *SAE Int. J. Adv. Curr. Pract. Mobil.*. 2019. 1. 601.
61. Shen K. Xu Z. Chen H. Zhang Z. Investigation on the EGR effect to further improve fuel economy and emissions effect of Miller cycle turbocharged engine *Energy*. 2021. 215. 119116.
62. Liu Y. Peng Y. Wang B. Yao S. Liu Z. Review on cyber-physical systems *IEEE/CAA J. Autom. Sin.*. 2017. 4. 27–40.
63. Leitao P. Colombo A.W. Karnouskos S. Industrial automation based on cyber-physical systems technologies: Prototype implementations and challenges *Comput. Ind.*. 2016. 81. 11–25.
64. Zhu Z. Lin R. Du A. Chen Y. Numerical analysis of the fuel economy and dynamic performance of a GDI engine using EGR coupled high expansion ratio cycle. In

*Proceedings of the 2018 4th International Conference on Environmental Science and Material Application*. Beijing, China, 28–29 October 2018.

65. Mahdavi M. Alhelou H.H. Bagheri A. Djokic S.Z. Ramos R.A.V. A Comprehensive Review of Metaheuristic Methods for the Reconfiguration of Electric Power Distribution Systems and Comparison with a Novel Approach Based on Efficient Genetic Algorithm *IEEE Access*. 2021. 9. 122872–122906.

66. Steinley D. K-means clustering: A half-century synthesis *Br. J. Math. Stat. Psychol.*. 2006. 59. 1–34.

67. Yang J. Zhao C. Survey on K-Means Clustering Algorithm *Comput. Eng. Appl.*. 2019. 55. 7–14, 63.

68. Sinaga K.P. Yang M.S. Unsupervised K-means clustering algorithm *IEEE Access*. 2020. 8. 80716–80727.

69. Salata F. Ciancio V. Dell’Olmo J. Golasi I. Palusci O. Coppi M. Effects of local conditions on the multi-variable and multi-objective energy optimization of residential buildings using genetic algorithms *Appl. Energy*. 2020. 260. 114289.

70. Ahmed M. Seraj R. Islam S.M.S. The k-means Algorithm: A Comprehensive Survey and Performance Evaluation *Electronics*. 2020. 9. 1295.

71. Verma M. Cyber-Physical Systems: Bridging the Digital and Physical Realms for a Smarter Future *Int. J. Trend in Sci. Res. Dev.*. 2023. ISSN 2456–6470.

72. Lesch V. Züfle M. Bauer A. Iffländer L. Krupitzer C. Kounev S. A literature review of IoT and CPS—What they are, and what they are not *J. Syst. Softw.*. 2023. 200. 111631.

73. Marwedel P. Embedded System Design: Embedded Systems Foundations of Cyber-Physical Systems and the Internet of Things. Springer International Publishing. 2021. 244–250.

74. Alharthi S. Johnson P. Randles M. Secure and energy-efficient communication in IoT/CPS. *Recent Trends in Communication Networks*. 2020. 205.

75. Morella P. Lambán M.P. Royo J.A. Sánchez J.C. The importance of implementing cyber physical systems to acquire real-time data and indicators *J. Multidiscip. Sci. J.*. 2021. 4(2). 147–153.

76. Li S. Zhao P. Big data driven vehicle battery management method: A novel cyber–physical system perspective *J. Energy Storage*. 2021. 33. 102064.
77. Kim T. Ochoa J. Faika T. Mantooth H.A. Di J. Li Q. Lee Y. An overview of cyber–physical security of battery management systems and adoption of blockchain technology *IEEE J. Emerging Sel. Topics in Power Electron.*. 2020. 10(1). 1270–1281.
78. Inderwildi O. Zhang C. Wang X. Kraft M. The impact of intelligent cyber–physical systems on the decarbonization of energy *Energy Environ. Sci.*. 2020. 13(3). 744–771.
79. Panwar N.G. Singh S. Garg A. Gupta A.K. Gao L. Recent advancements in battery management system for Li-ion batteries of electric vehicles: future role of digital twin, cyber-physical systems, battery swapping technology, and nondestructive testing *Energy Technol.*. 2021. 9(8). 2000984.
80. Kovilpillai J.J.A. Jayanthi S. Parameter Analysis in a Cyber–Physical System. In *Pervasive Computing and Social Networking: Proceedings of ICPCSN 2021*. Springer Singapore. 2022. 361–371.
81. Nurgaliyev K. Tokhmetov A. Tanchenko L. An analysis of the heterogeneous IoT device network interaction in a cyber–physical system *Sci. J. Astana IT Univ.*. 2023. 16(16).
82. Akbarzadeh A. Katsikas S. Identifying critical components in large scale cyber physical systems *Proc. IEEE/ACM Int. Conf. Softw. Eng. Workshops*. 2020. 230–236.
83. Agostinelli S. Cumo F. Guidi G. Tomazzoli C. Cyber–physical systems improving building energy management: Digital twin and artificial intelligence *Energies*. 2021. 14(8). 2338.
84. Park J. Bhat G. Nk A. Geyik C.S. Ogras U.Y. Lee H.G. Energy per operation optimization for energy harvesting wearable IoT devices *Sensors*. 2020. 20(3). 764.
85. Chetoui S. Reda S. Workload–and user–aware battery lifetime management for mobile socs *Design Autom. Test Eur. Conf. Exhib. (DATE)*. 2021. 1679–1684.
86. Hortelano D. Olivares T. Ruiz M.C. Reducing the energy consumption of the friendship mechanism in Bluetooth mesh *Comput. Netw.*. 2021. 195. 108172.

87. Niu C. Wang L. Big data–driven scheduling optimization algorithm for Cyber–Physical Systems based on a cloud platform *Comput. Commun.*. 2022. 181. 173–181.
88. Vishnu C. Abhinav V. Roy D. Mohan C.K. Babu C.S. Improving Multi–Agent Trajectory Prediction Using Traffic States on Interactive Driving Scenarios *IEEE Robot. Autom. Lett.*. 2023. 8(5). 2708–2715.
89. Lin C. Cao Z. Zhou M. Autoencoder–Embedded Iterated Local Search for Energy–Minimized Task Schedules of Human–Cyber–Physical Systems *IEEE Trans. Autom. Sci. Eng.*. 2023.
90. Kondapally M. Kumar K.N. Vishnu C. Mohan C.K. Towards a Transitional Weather Scene Recognition Approach for Autonomous Vehicles *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.*. 2023. Nov.
91. Abdel–Basset M. Mohamed R. Sallam K.M. Hezam I.M. Multi–objective task scheduling method for cyber–physical–social systems in fog computing *Knowl.–Based Syst.*. 2023. 280. 111009.
92. Alsolai H. Aljebreen M. Alzahrani J.S. Al–Wesabi F.N. Hilal A.M. Zamani A.S. та ін. Chaotic marine predators optimization based task scheduling scheme for resource limited cyber–physical systems *Comput. Electr. Eng.*. 2023. 106. 108597.
93. Singh A.K. Pamula R. Srivastava G. An adaptive energy aware DTN–based communication layer for cyber–physical systems *Sustain. Comput. Inform. Syst.*. 2022. 35. 100657.
94. Wilson S. Mohan C.K. Coherent and non–coherent dictionaries for action recognition *IEEE Signal Process. Lett.*. 2017. 24(5). 698–702.
95. Nagarajan S.M. Devarajan G.G. Mohammed A.S. Ramana T.V. Ghosh U. Intelligent task scheduling approach for IoT integrated healthcare cyber physical systems *IEEE Trans. Netw. Sci. Eng.*. 2022.
96. Sun Y. Zhu Z. Du A. Chen X. Multiparameter Optimization Framework of Cyberphysical Systems: A Case Study on Energy Saving of the Automotive Engine Actuators. 2021. 10(12). 330. <https://doi.org/10.3390/act10120330>

97. Robles–Enciso A. Robles–Enciso R. Skarmeta Gómez A.F. An Adaptive Energy Orchestrator for Cyberphysical Systems Using Multiagent Reinforcement Learning *Smart Cities*. 2024. 7(6).
98. van der Veen A. van Leeuwen C. Helmholt K.A. Self–Organization in Cyberphysical Energy Systems: Seven Practical Steps to Agent–Based and Digital Twin–Supported Voltage Control *IEEE Power Energy Mag.*. 2024. 22(1). 43–51. <https://doi.org/10.1109/MPE.2023.3327065>
99. Mendia I. Gil-Lopez S. Grau I. Del Ser J. A novel approach for the detection of anomalous energy consumption patterns in industrial cyber-physical systems *Expert Syst.*. 2024. 41(2). e12959.
100. Nurgaliyev K. Tokhmetov A. Tanchenko L. An evaluation method of an energy consumption as an operation parameter in a cyber–physical system *Sci. J. Astana IT Univ.*. 2024. 18. 30–40. <https://doi.org/10.37943/18XCMY8200>
101. Al–Jawahry H.M. Shankar S.S. Chythanya K.R. Maharajan K. Swathi A. Energy–Efficient Task Scheduling based on Whale Optimization Algorithm Cyber–Physical Systems *Proc. Int. Conf. Integr. Circuits Commun. Syst. (ICICACS)*. 2024. 1–5. <https://doi.org/10.1109/ICICACS60521.2024.10498294>
102. Bhadani U. Smart grids: A cyber–physical systems perspective *Int. Res. J. Eng. Technol. (IRJET)*. 2024. 11(06). 801.
103. Yuan H. Yuan Y. Zhong Y. Xia Y. Incomplete Information–Based Resilient Strategy Design for Cyber–Physical Systems Under Stochastic Communication Protocol *IEEE Trans. Ind. Electron.*. 2024. 71(11). 14967–14976. <https://doi.org/10.1109/TIE.2024.3363738>
104. Sravani Y. Chalavadi V. Mohan C.K. STIP–GCN: Space–time interest points graph convolutional network for action recognition *Proc. IEEE Int. Joint Conf. Neural Netw. (IJCNN)*. 2022. 1–8.
105. Hilal A.M. Hashim A.H.A. Obayya M. Gaddah A. Mohamed A. Yaseen I. Metaheuristics based energy efficient task scheduling scheme for cyber–physical systems environment *Sustainability*. 2022. 14(24). 16539.

106. Liu S. Yao S. Fu X. Shao H. Tabish R. Yu S. та ін. Real-time task scheduling for machine perception in intelligent cyber-physical systems *IEEE Trans. Comput.*. 2021. 71(8). 1770–1783.
107. Li H. Chen B. Huang J. Cañizares Abreu J.R. Chai S. Xia Y. Mutation-driven and population grouping PRO algorithm for scheduling budget-constrained workflows in the cloud *Clust. Comput.*. 2023. 1–22.
108. Movahedi Z. Defude B. Hosseininia A.M. An efficient population-based multi-objective task scheduling approach in fog computing systems *J. Cloud Comput.*. 2021. 10(1). 53.
109. Лисенко С. М., Самойлюк М. І. Система забезпечення енергоефективності кіберфізичних систем на основі марківського обчислювача процесу *Зб. наук. праць XVII Всеукр. наук.-практ. конф. «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2024»*. Хмельницький, 2024. С. 303–305.

ДОДАТОК А  
(обов'язковий)

## СЕРТИФІКАТ УЧАСНИКА КОНФЕРЕНЦІЇ АПКН-2024

Сертифікат № 2024-037-1



Міністерство освіти і науки України  
Хмельницький національний університет

# СЕРТИФІКАТ



## Самойлюк Максим Ігорович

учасник XVI Всеукраїнської науково-практичної конференції  
«Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2024»  
24 години участі (0,8 ECTS credits)

Голова оргкомітету АПКН-2024

**Олег СИНЮК**

проректор Хмельницького національного  
університету з наукової роботи,  
доктор технічних наук, професор

м. Хмельницький  
15-16 листопада 2024

E-mail: [apkt.khnu@gmail.com](mailto:apkt.khnu@gmail.com)

**ДОДАТОК Б**  
(обов'язковий)  
**ПРЕЗЕНТАЦІЯ**

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

САМОЙЛЮК МАКСИМ ІГОРОВИЧ

**Система забезпечення енергоефективності  
кіберфізичних систем на основі марківського  
обчислювача процесу**

---

Науковий керівник – д.т.н. проф. Лисенко С.М.

**Мета і задачі дослідження**

---

Метою кваліфікаційної роботи магістра є забезпечення енергоефективності кіберфізичних систем на основі марківського обчислювача процесу

Об'єктом дослідження є методи керування енергоефективністю кіберфізичних систем.

Предметом дослідження є використання марківського обчислювача процесу для оптимізації енергоспоживання в КФС.

---

## Наукова новизна та практична цінність отриманих результатів

### Наукова новизна отриманих результатів:

- удосконалено метод забезпечення енергоефективності кіберфізичних систем на основі марківського обчислювача процесу, що враховує стохастичність поведінки системи і дозволяє динамічно оптимізувати енергоспоживання в реальному часі;
- набула подальшого розвитку система забезпечення енергоефективності кіберфізичних систем на основі марківського обчислювача процесу.

## Актуальність дослідження

### 📊 Глобальна динаміка ринку КФС (2018–2024)

Рік	Оцінка обсягу ринку (млрд USD)	Примітка
2018	~70–80	Початковий етап впровадження КФС
2020	~90–100	Зростання завдяки розвитку IoT та автоматизації
2023	98.5	Згідно з даними DataIntelco
2024	124.1	Прогноз MarketsandMarkets

### ⚡ Тенденції зростання енергоспоживання КФС (2018–2024)

Рік	Основні події та тенденції
2018	Початкове впровадження КФС у промисловості та енергетиці; обмежене енергоспоживання.
2020	Активне впровадження IoT та AI; зростання кількості сенсорів і обчислювальних пристроїв у КФС.
2023	Згідно з даними DataIntelco, ринок КФС досяг \$98.5 млрд, що свідчить про значне зростання їх використання.
2024	Прогнозоване зростання ринку КФС до \$124.1 млрд, що вказує на подальше розширення їх застосування.

## МЕТОД ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ЕНЕРГОЕФЕКТИВНОСТІ КІБЕРФІЗИЧНИХ СИСТЕМ НА ОСНОВІ МАРКІВСЬКОГО ОБЧИСЛЮВАЧА ПРОЦЕСУ

Метод:

- базується на концепції марковського обчислювача процесу;
- дозволяє приймати адаптивні рішення щодо керування енергоспоживанням в умовах невизначеності;
- інтегрується в багаторівневу архітектуру управління;
- забезпечує стійкість функціонування КФС при виникненні деструктивних подій.

### АРХІТЕКТУРА СИСТЕМИ

Запропонована архітектура складається з чотирьох основних функціональних модулів:

1. Модуль попередньої обробки даних, який виконує агрегацію, очищення та нормалізацію вхідних даних з сенсорів, інтерфейсів користувача та зовнішніх джерел (наприклад, погодних API). Здійснюється виявлення аномалій, обробка пропусків та перетворення вхідних даних у структуровану вибірку для подальшого аналізу.
2. Модуль продуктивності системи, який формує моделі функціонування КФС, що враховують динаміку її компонентів у часовому розрізі. Простір станів визначається параметрами оточення, станами систем та вхідними впливами.
3. Модуль оптимізації, який відповідає за побудову функцій витрат і цільових функцій, формування оптимальних стратегій керування на основі багатокритеріального аналізу. Особлива увага приділяється балансуванню між економією енергії та комфортом користувача.
4. Модуль прогнозування, який використовує та статистичне моделювання для передбачення змін станів системи, виявлення аномалій та оцінки ризиків. Включає регресійні, класифікаційні, кластеризаційні та ансамблеві моделі.

Система включає

$$S=(D,P,O,F,\Pi), \quad (1)$$

де:  $D$  - множина вхідних даних, що надходять від користувацьких інтерфейсів та зовнішніх джерел;  
 $P$  - попередньо оброблені та структуровані дані, що є результатом функціонування модуля попередньої обробки;

$O$  - простір можливих станів системи, сформований за допомогою модуля продуктивності, де кожен стан визначається множиною параметрів

$$o_t = \{x_t, u_t, e_t\}$$

що описують відповідно технічний стан системи  $x_t$ , зовнішній вплив  $u_t$  та параметри середовища  $e_t$  у момент часу  $t$ ;

$F$  - функція витрат, що моделює компроміс між енерговитратами та якістю функціонування системи:

$$F(x_t, u_t) = \alpha E(x_t) + \beta Q(u_t), \quad (2)$$

де:  $E(x_t)$  – енергоспоживання;  $Q(u_t)$  - міра комфортності;  $\alpha, \beta$  - вагові коефіцієнти;

$\Pi$  - множина стратегій керування  $\pi: O \rightarrow A$ , що задають вибір дії  $a_t$  у кожному стані  $o_t$  з урахуванням результатів прогнозування майбутніх станів.

Система включає

Модуль попередньої обробки даних реалізує функцію  $\Phi: D \rightarrow P$ , де  $\Phi$  включає операції агрегації, очищення, нормалізації, а також виявлення аномалій  $\delta: D \rightarrow \{0,1\}$ , обробку пропусків та структурування даних.

Модуль продуктивності системи визначає множину станів  $O$  та ймовірні переходи між ними на основі MDP:

$$P(o_{t+1} | o_t, a_t) \quad \forall o_t, a_t, \quad (3)$$

де перехідні ймовірності оцінюються з урахуванням історичних даних та контекстуального аналізу.

### Система включає

Модуль оптимізації формує множину допустимих стратегій PiS шляхом розв'язання задачі багатокритеріальної оптимізації:

$$\min_{\pi \in \Pi} [\sum_{t=0}^T \gamma^t F(x_t, u_t)] \quad (4)$$

де  $\gamma \in [0,1]$  — коефіцієнт дисконтування.

Модуль прогнозування реалізує функцію передбачення:

$$o_{t+1} = M(o_t, a_t), \quad (5)$$

де M - можлива модель для побудови предиктивних сценаріїв.

### Формалізація Марковського обчислювача процесу

Процес прийняття рішень формалізується як кортеж:

$$M = \langle S, A, P, R, \gamma \rangle, \quad (6)$$

де:

S – множина станів системи, що описують поточний контекст (температура, присутність людей, освітлення тощо);

A – множина допустимих дій (ввімкнення/вимкнення HVAC, регулювання освітлення тощо);

$P(s'|s, a)$  – функція ймовірностей переходів між станами при дії a;

$R(s, a)$  – функція винагороди, яка відображає ефективність (або витрати) виконання дії a у стані s;

$\gamma \in [0,1]$  – коефіцієнт дисконтування.

Ціль полягає у знаходженні оптимальної політики  $\pi^*$  (s), яка максимізує очікувану сумарну винагороду:

$$\pi^* = \arg \max_{\pi} E \left[ \sum_{t=0}^{\infty} \gamma^t R(s_t, \pi(s_t)) \right] \quad (7)$$

## Алгоритм вирішення задачі

Для знаходження оптимальної політики було застосовано метод ітерацій на основі цінності, який ітеративно оновлює функцію цінності станів за рівнянням Беллмана:

$$V_{t+1}(s) = \max_{a \in A} \left[ R(s, a) + \gamma \sum_{s' \in S} P(s'|s, a) V_t(s') \right] \quad (8)$$

Процес продовжується до досягнення зупинки, коли зміни у функції цінності стають меншими за заданий поріг.

Таблиця 1 - Перелік  
сценаріїв та режимів

№	Режим	Позначення	Примітка
1	Штатний режим	(S <sub>0</sub> )	нормальне функціонування КФС
2	Легка подія	(S <sub>1</sub> )	незначне підвищення температури або коротке відключення
3	Помірна подія	(S <sub>2</sub> )	пошкодження локального вузла або тривале перевищення порогу споживання
4	Кригічна подія	(S <sub>3</sub> )	виявлення пожежі або серйозне пошкодження обладнання
5	Аварійне реагування	(S <sub>4</sub> )	активація протоколу евакуації, аварійне відключення живлення

За темою кваліфікаційної роботи опубліковано тези у матеріалах конференції  
"Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2024"



### Висновки

На основі проведених досліджень розроблена архітектура і компоненти програмного забезпечення для керування енергоспоживанням кіберфізичних систем, що забезпечують адаптацію до змін умов роботи в реальному часі та підвищення рівня автономності.

Практична значимість отриманих результатів полягає у можливості впровадження запропонованого підходу в інтелектуальні системи керування IoT-пристроями, розподіленими обчислювальними мережами та промисловими автоматизованими системами з метою зменшення енергоспоживання без втрати продуктивності.

У роботі досліджено комплексні підходи до оптимізації енергоспоживання кіберфізичних систем (КФС), що базуються на поєднанні апаратних, програмних, алгоритмічних і мережевих рішень. Запропоновано модель енергоефективності на основі марківського процесу, яка дозволяє точно прогнозувати динаміку енергоспоживання та визначати оптимальні стратегії керування.

## Висновки

На основі цієї моделі розроблено метод і алгоритм адаптивного керування, що враховує ймовірнісну природу навантажень і забезпечує баланс між енергозбереженням та продуктивністю системи. Проведено математичне обґрунтування ефективності підходу та моделювання сценаріїв функціонування КФС.

Практична реалізація програмного забезпечення з використанням марківського обчислювача процесу підтвердила здатність системи до адаптації в реальному часі, зниження енергоспоживання та підвищення автономності. Запропоновані рішення можуть бути ефективно застосовані в IoT, промислових автоматизованих системах та розподілених обчисленнях, сприяючи розвитку інтелектуальних середовищ у межах концепції сталого розвитку.

---

ДЯКУЮ ЗА УВАГУ!

---

## Anti-Plagiarism v-15.274 Educational

**The maximum coincidence with one document 16.0%**

Dictionaries check: en\_US, ru\_RU, ua\_UA. **Errors in the documents: 14%**

ID: 240924 Title: МКР Система забезпечення енергоефективності кіберфізичних систем на основі марківського обчислювача процесу Added in a DB: 2025-05-06 Authors: Максим САМОЙЛЮК Heads: Сергій ЛИСЕНКО Consultants: Opponents:	Document		Sum coincidence on the DB	
	Symbols	Lexemes	Symbols	Lexemes
	104171	845	17290 (17%)	118 (14%)

### Plagiarism sources

ID	Description	Plagiarism presence in the document	
		Symbols	Lexemes
193095	Title: Звіт з ПДП Система забезпечення енергоефективності кіберфізичних систем на основі марківського обчислювача процесу Added in a DB: 2025-03-21 Authors: Самойлюка М. І. Heads: Гнатчук Є.Г. Consultants: Opponents:	16796 (16.0%)	110 (13.0%)

## 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:** Максим САМОЙЛЮК

**Співавтор:**

**Назва:** Самойлюк\_Система забезпечення енергоефективності кіберфізичних систем на основі марківського обчислювача процесу

**Експерт:**

**Підрозділ:** Кафедра комп'ютерної інженерії та інформаційних систем

**Коефіцієнт подібності 1:** 7.9%

**Коефіцієнт подібності 2:** 3.7%

**Мікропробіли:** 0

**Заміна букв:** 7

**Інтервали:** 0

**Білі знаки:** 1

**Дата створення звіту:** 2025-05-06 22:39:37.0

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:

2025-05-07

Дата



Доцент Андрій Нічепорук

експерт

## РЕЦЕНЗІЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ МАГІСТРА

Здобувач: Максим САМОЙЛЮК

Тема: Система забезпечення енергоефективності кіберфізичних систем на основі марківського обчислювача процесу

Спеціальність: 123 «Комп'ютерна інженерія»

Обсяг кваліфікаційної роботи магістра:

Кількість листів креслень —; кількість сторінок записки 78

1. Короткий зміст роботи та прийнятих рішень У роботі розроблено метод оптимізації енергоспоживання кіберфізичних систем на основі марківського обчислювача процесу. Побудовано математичну модель, розроблено алгоритм адаптивного керування та реалізовано програмне забезпечення. Отримані результати підтверджують ефективність підходу для зниження енергоспоживання й підвищення автономності КФС.

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 огляд проаналізовано сучасні методи оптимізації енергоспоживання КФС. Досліджено відомі рішення та засоби в цій сфері. У другому розділі побудовано марківську модель енергоспоживання. У третьому розділі запропоновано метод розроблено метод і алгоритм адаптивного керування. У четвертому розділі запропоновано реалізовано ПЗ та проведено моделювання ефективності.

4. Позитивні сторони роботи: Робота є актуальною, має практичну цінність, демонструє високий рівень теоретичної та практичної підготовки здобувача. Метод базується на сучасному апараті марківських процесів, що дозволяє ефективно керувати енергоспоживанням КФС.

5. Негативні сторони роботи: Незначні недоліки в оформленні графічного матеріалу та описі частини програмної реалізації.

6. Оцінка графічного оформлення та пояснювальної записки роботи: Пояснювальна записка оформлена відповідно до вимог. Графічні матеріали змістовні, однак деякі елементи потребують уточнення.

7. Відгук про роботу в цілому: Робота виконана на достатньому рівні, містить наукову новизну та практичну цінність. Отримані результати можуть бути впроваджені в реальних розподілених системах керування.

8. Інші зауваження: Відсутні.

9. Оцінка кваліфікаційної роботи магістра:

Розглянувши позитивні та негативні сторони представленої кваліфікаційної роботи магістра вважаю, що робота заслуговує оцінки «Добре» 4.00 (В)

Рецензент (прізвище, ім'я, по батькові, посада, місце роботи) \_\_\_\_\_ д.т.н., професор, Мартинюк В.В., завідувач кафедри автоматизації, комп'ютерно-інтегрованих технологій та робототехніки \_\_\_\_\_

“ 5 травня ” \_\_\_\_\_ 2025р.



Завідувачу кафедри КПС  
доктору філософії, доценту  
Ользі ПАВЛОВІЙ

Самойлюка Максима Ігоровича

ППБ здобувача вищої освіти

ФІТ, 2 курсу, групи КІ2м-23-2

### ЗАЯВА

З правилами чинного Положення «Про систему забезпечення академічної доброчесності у Хмельницькому національному університеті» від 01.07.2022, згідно з яким виявлення плагіату є підставою для відмови в допуску кваліфікаційної роботи до захисту та застосування заходів дисциплінарної та академічної відповідальності, ознайомлений (а). Про використання програмно-технічних засобів для перевірки кваліфікаційних робіт здобувачів вищої освіти на плагіат оповіщений(а) та надаю свою згоду на обробку та збереження університетом моєї роботи в інституційному репозитарії університету.

Також надаю університету право на передачу моєї роботи для обробки та збереження в базах даних програмно-технічних засобів (StrikePlagiarism та Anti-Plagiarism) та використання роботи для виявлення плагіату в інших роботах, які перевіряються програмно-технічними засобами та користувачами, що мають доступ до цих програмно-технічних засобів, виключно в обмежених цілях для виявлення плагіату в текстах робіт.

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

6 травня 2025 року



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

Підтверджуємо ознайомлення з результатом звіту подібності щодо роботи, генерованого системою виявлення текстових збігів/ідентичності/схожості:

Назва: Система забезпечення енергоефективності кіберфізичних систем на основі марківського обчислювача процесу

Автор: Максим САМОЙЛЮК

Спеціальність: 123 – Комп'ютерна інженерія

Освітня програма: освітньо-наукова

Науковий керівник: Сергій ЛИСЕНКО, д-р. техн. наук, професор

Після аналізу звіту подібності зроблено такий висновок:

№	Висновок	Позначка про відповідність
1	Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є плагіатом. Робота приймається до захисту.	відповідає
2	Виявлені запозичення не є плагіатом, розміщені в розділах, які не описують безпосередньо авторське дослідження, але кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. Робота приймається до захисту, але має бути відкоригована. Відкоригований варіант має бути поданий на кафедру за 2 дні до захисту, разом із заявою щодо самостійності виконання письмової роботи та ідентичності друкованої та електронної версії роботи	
3	Виявлені запозичення не є плагіатом, але частково розміщені в розділах, які описують безпосередньо авторське дослідження, а кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. В зв'язку з цим мета роботи та поставлені завдання не були досягнені. Робота може бути допущена до захисту (наступного року) після того як буде відкоригована та допрацьована і успішно пройде повторну перевірку на академічний плагіат.	
4	Робота містить навмисні текстові спотворення, передбачувані спроби укриття запозичень або інші прояви академічного плагіату. Робота містить фабрикацію або фальсифікацію даних. Робота не допускається до захисту.	

Підтвердження:

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

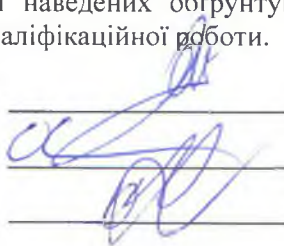
- 1) запозичення розміщені в розділах є збіг зі звітом з науково-дослідної практики автора Максима Самойлюка "Звіт з ПДП Система забезпечення енергоефективності кіберфізичних систем на основі марківського обчислювача процесу", який було додано в репозитраї ХНУ 21 березня 2025 року;
- 2) усі запозичення фрагментарні, або мають належним чином оформленні посилання;
- 3) окремі виявлені збіги є загальноживаними фразами або виразами, про що свідчить посилання системи на збіг з джерелами на один фрагмент речення;
- 4) в якості запозичень в окремих місцях системою зафіксовано послідовності чотирьохрозрядних двійкових кодів, які є вхідними даними до великої кількості задач і не можуть розглядатися як об'єкт авторських прав і, відповідно, їх порушення;
- 5) всі зафіксовані системою ознаки модифікації тексту відносяться до комбінування латинських символів зі україномовними скороченнями індексів в формулах, що не є модифікацією тексту.

Сумарний обсяг всіх запозичень, визначений системою виявлення збігів/ідентичності/схожості StrikePlagiarism, складає 7,89% і адресується до 55 першоджерела; та системою Anti-Plagiarism складає 16.0%, що, з урахуванням наведених обґрунтувань, відповідає характеру наукового дослідження і свідчить на користь кваліфікаційної роботи.

Керівник роботи

Гарант ОП

Завідувач кафедри КІС



Сергій ЛИСЕНКО

Олег САВЕНКО

Ольга ПАВЛОВА