

ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІНФОРМАЦІЙНО-
КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ
НАВЧАЛЬНО-НАУКОВИЙ ІНСТИТУТ ІНФОРМАЦІЙНИХ
ТЕХНОЛОГІЙ
КАФЕДРА КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на тему:

**«МОДЕЛЬ ІНТЕГРАЦІЇ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ, ІНТЕРНЕТУ РЕЧЕЙ
ТА ЦИФРОВИХ ДВІЙНИКІВ У СИСТЕМІ SMART HOME»**

на здобуття освітнього ступеня магістр
за спеціальності Ф3 Комп'ютерні науки

(код, найменування спеціальності)

освітньо-професійної програми Комп'ютерні науки
(назва)

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

(підпис)

Яна ЗАГОРОДНЮК

ім'я, ПРІЗВИЩЕ здобувача

Виконав: здобувачка вищої освіти гр. КНДМ-62

Яна ЗАГОРОДНЮК

ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник:

Д.т.н

Юрій КАТКОВ

ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Рецензент:

ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Київ 2025

**ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ**

Навчально-науковий інститут Інформаційних технологій

Кафедра Комп'ютерних наук

Ступінь вищої освіти _____

Спеціальність F3 Комп'ютерні науки

Освітньо-професійна програма Комп'ютерні науки

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедру Комп'ютерних наук

_____ **Віктор ВИШНІВСЬКИЙ**

« _____ » _____ 2025 р.

**ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

_____ **Загороднюк Яни Анатоліївни**

(прізвище, ім'я, по батькові здобувача)

1. Тема кваліфікаційної роботи: Модель інтеграції штучного інтелекту, Інтернету речей та цифрових двійників у системі Smart Home

керівник кваліфікаційної роботи ЮРІЙ КАТКОВ, д.т.н.

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

затверджені наказом Державного університету інформаційно-комунікаційних технологій від «30» жовтня 2025р. №467

2. Строк подання кваліфікаційної роботи «26» грудня 2025р.

3. Вихідні дані кваліфікаційної роботи:

3.1. Огляд науково-технічної літератури щодо концепції та технологій цифрових двійників у системі Smart Home

3.2. Практичний аналіз застосування інтелектуальних методів в системі Smart Home з використанням цифрового двійника для моделювання та прогнозування станів системи.

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити):

4.1 Аналіз концепції та технологій цифрових двійників у системі Smart Home.

4.2 Дослідження інтеграції цифрового двійника та штучного інтелекту в системі Smart Home.

4.3 Практичні рекомендації щодо використання цифрових двійників та глибоких згорткових нейромереж для прогнозування загроз у системі Smart Home.

5. Перелік графічного матеріалу: презентація

- Тема дипломної роботи
 - Мета, об'єкт, предмет дипломної роботи
 - Постановка завдання дипломної роботи
 - Результати аналізу концепції та технологій цифрових двійників у системі Smart Home.
 - Результати дослідження інтеграції цифрового двійника та штучного інтелекту у системі Smart Home.
 - Практичні рекомендації щодо використання цифрових двійників та глибоких згорткових нейромереж для прогнозування загроз у системі Smart Home.
 - Висновки
 - Апробація
6. Дата видачі завдання «15» вересня 2025 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1.	Огляд та підбір науково-технічної літератури	15.09-07.11.25	Виконано
2.	Огляд концепції та технологій цифрових двійників	07.11-16.11.25	Виконано
3.	Аналіз інтеграції цифрового двійника та штучного інтелекту в "Розумні будинки"	17.11-24.11.25	Виконано
4.	Прогнозування загроз та оптимізації роботи пристроїв розумного дому із застосуванням цифрових двійників та глибоких згорткових нейромереж	25.11-28.11.25	Виконано
5.	Висновки по роботі	28.11-05.12.25	Виконано
6.	Розробка презентації, доповідь	07.12-11.12.25	Виконано
7.	Оформлення роботи	12.12-22.12.25	Виконано

Здобувачка вищої освіти

(підпис)

Яна ЗАГОРОДНЮК

(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

Керівник кваліфікаційної роботи

(підпис)

Юрій КАТКОВ

(ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

РЕФЕРАТ

Текстова частина кваліфікаційної роботи на здобуття освітнього ступня магістр: 112 стор., 21 рис., 4 табл., 34 джерела.

Мета роботи - підвищення ефективності функціонування систем smart home шляхом створення інтегрованої моделі, що поєднує цифровий двійник із засобами штучного інтелекту для моніторингу, прогнозування станів обладнання та прийняття керуючих рішень.

Об'єктом дослідження є процеси функціонування та керування системами smart home із використанням цифрових двійників та інтелектуальних алгоритмів.

Предмет дослідження – методи інтеграції цифрових двійників і алгоритмів машинного навчання для оптимізації параметрів роботи smart-систем та прогнозування їх поведінкових характеристик.

Короткий зміст роботи.

Науковим завданням є розроблення та обґрунтування підходів до застосування цифрового двійника у поєднанні з глибинними нейронними мережами для аналізу, прогнозування та виявлення аномалій у роботі компонентів smart home, а також формування рекомендацій щодо практичної реалізації такої системи.

Методи дослідження. У роботі застосовано: методи машинного навчання та глибокі згорткові нейромережі для прогнозування стану обладнання; математичне моделювання цифрового двійника для відтворення фізичних процесів у системі smart home; алгоритми аналізу даних та прогнозної аналітики; методи побудови сенсорних мереж та інформаційного обміну у середовищі IoT. Такі підходи забезпечили комплексне дослідження точності цифрової моделі та її адаптивності щодо нових вхідних даних.

Актуальність роботи визначається стрімким розвитком технологій автоматизації побутових систем та зростанням потреби в інтелектуальних

рішеннях для підвищення енергоефективності, комфорту, безпеки й надійності житлових об'єктів. Інтеграція цифрового двійника та штучного інтелекту робить можливим адаптивне прогнозування станів обладнання, виявлення потенційних загроз і оптимізацію процесів керування, створюючи основу для подальшого удосконалення кіберфізичних smart-систем.

Галузь використання. Результати дослідження можуть застосовуватися у побудові smart home-систем, у сфері клімат-контролю, енергоменеджменту, моніторингу мікроклімату, безпеки житлових приміщень, а також в інших кіберфізичних системах, що потребують моделювання реального середовища, прогнозування та оптимізації параметрів роботи обладнання.

Ключові слова: цифровий двійник; smart home; штучний інтелект; машинне навчання; нейронні мережі; прогнозування; ZigBee; енергоефективність; моделювання; сенсорна мережа.

ABSTRACT

Text section of the qualification thesis for obtaining the Master's degree: 112 pages, 21 figures, 4 tables, 34 sources.

Research Objective: The objective of the Master's thesis is to improve the efficiency of smart home systems by developing an integrated model that combines a digital twin with artificial intelligence tools for equipment monitoring, state prediction, and decision-making.

Object of Study: The processes of operation and control within smart home systems using digital twins and intelligent algorithms.

Subject of Study: Methods of integrating digital twins and machine learning algorithms to optimize smart system parameters and predict their behavioral characteristics.

Scientific Task: The scientific task of the research is to develop and justify approaches to applying a digital twin in combination with deep neural networks for analysis, prediction, and anomaly detection in smart home components, as well as to provide recommendations for the practical implementation of such a system.

Research Methodology: The methodological framework of the study is based on the application of machine learning methods and deep convolutional neural networks for equipment state prediction; mathematical modeling of a digital twin to reproduce physical processes within a smart home system; data analysis algorithms and predictive analytics; and methods for sensor network development and information exchange in an IoT environment. These approaches enabled a comprehensive examination of the accuracy of the digital model and its adaptability to new input data.

Relevance of the Topic: The relevance of the research is determined by rapid advancements in home automation technologies and the growing need for intelligent solutions that enhance energy efficiency, comfort, safety, and reliability in residential environments. Integrating a digital twin with artificial intelligence enables adaptive

equipment state prediction, detection of potential threats, and optimization of control processes, forming a basis for further development of cyber-physical smart systems.

Field of Application: The results may be applied in the development of smart home systems, climate control, energy management, indoor microclimate monitoring, residential safety, and other cyber-physical systems requiring real-environment modeling, prediction, and optimization of equipment operating parameters.

Keywords: digital twin; smart home; artificial intelligence; machine learning; neural networks; prediction; ZigBee; energy efficiency; modeling; sensor network.

ЗМІСТ

	Ст.
ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ	12
ВСТУП.....	13
1 АНАЛІЗ КОНЦЕПЦІЇ ТА ТЕХНОЛОГІЙ ЦИФРОВИХ ДВІЙНИКІВ У СИСТЕМІ SMART HOME.....	21
1.1 Визначення цифрового двійника та їх класифікація.....	21
1.2 Життєвий цикл цифрового двійника.....	31
1.3 Стратегічні переваги використання рішень цифрового двійника...	36
1.4 Аналіз існуючої концептуальної моделі цифрового двійника житлового будинку.....	42
2 ДОСЛІДЖЕННЯ ІНТЕГРАЦІЇ ЦИФРОВОГО ДВІЙНИКА ТА ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ У СИСТЕМІ SMART HOME.....	49
2.1 Загальний опис методології інтеграції цифрового двійника.....	49
2.2 Вибір методів машинного навчання для smart home в залежності від потреба аналізу.....	52
2.3 Інтеграція ШІ в мережу цифрового двійника.....	60
2.4 Інтеграція цифрового двійника та нейронних мереж у сенсорну мережу на базі ZigBee для контролю температури у smart home.....	63
2.4.1 Узагальнена модель мережі керування температури в приміщенні.....	63
2.4.2 Моделювання продуктивності мережі ZigBee.....	66
2.4.3 Прогностична модель цифрових двійників із петлею зворотного зв'язку.....	70
2.4.4 Навчання нейронної мережі з адаптивним навчанням у реальному часі для оптимізації керування.....	72
2.5 Моделювання оптимізації ефективності енергоспоживання.....	79

2.6 Цифрові двійники для прогнозування загроз для розумних домашніх гаджетів за допомогою глибокої згорткової нейронної мережі	84
2.7 Ефективність цифрових двійників у прогнозуванні загроз та оптимізації роботи пристроїв розумного дому.....	90
3 ПРАКТИЧНІ РЕКОМЕНДАЦІЇ ЩОДО ВИКОРИСТАННЯ ЦИФРОВИХ ДВІЙНИКІВ ТА ГЛИБОКИХ ЗГОРТКОВИХ НЕЙРОМЕРЕЖ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ЗАГРОЗ У СИСТЕМІ SMART HOME.....	96
3.1 Рекомендація щодо побудови цифрового двійника Smart Home як основи прогнозування загроз.....	96
3.2 Рекомендація щодо використання сенсорних мереж ZigBee для збору даних цифрового двійника	97
3.3 Рекомендація щодо застосування глибоких згорткових нейромереж для виявлення аномалій і загроз.....	99
3.4 Рекомендація щодо адаптивного навчання моделей у режимі реального часу.....	100
3.5 Рекомендація щодо використання цифрового двійника для тестування сценаріїв без ризику.....	101
ВИСНОВКИ.....	104
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ.....	106
Копії обов'язкових креслень (Презентація)	110

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

- AI (Artificial Intelligence) — штучний інтелект
- API (Application Programming Interface) — прикладний програмний інтерфейс
- IoT (Internet of Things) — Інтернет речей
- DT (Digital Twin) — цифровий двійник (англомовне скорочення)
- DCNN (Deep Convolutional Neural Network) — глибока згорткова нейронна мережа
- DNN (Deep Neural Network) — глибока нейронна мережа
- CPS (Cyber-Physical System) — кіберфізична система
- CNN (Convolutional Neural Network) — згорткова нейронна мережа
- LR (Logistic Regression) — логістична регресія
- DCNN-LR-DT — інтегрована модель глибокої згорткової нейромережі, логістичної регресії та цифрового двійника
- ML (Machine Learning) — машинне навчання
- QoS (Quality of Service) — якість обслуговування
- QoE (Quality of Experience) — якість користувацького досвіду
- HVAC (Heating, Ventilation and Air Conditioning) — система опалення, вентиляції та кондиціювання повітря
- ZigBee — бездротовий протокол передавання даних для сенсорних мереж з низьким енергоспоживанням
- IoT-пристрій — пристрій Інтернету речей
- АСУ — автоматизована система управління
- ЖЦ (життєвий цикл) — послідовність етапів існування цифрового двійника від створення до завершення експлуатації
- КФС (Cyber-Physical System, CPS) — кіберфізична система
- ЦД — цифровий двійник

ВСТУП

В атестаційній роботі магістра розглядається актуальна проблема підвищення ефективності функціонування систем smart home шляхом інтеграції цифрових двійників та технологій штучного інтелекту для удосконалення процесів моніторингу, прогнозування та автоматизованого управління обладнанням.

Обґрунтування вибору теми та її актуальність. Сучасний розвиток інформаційних технологій стимулює впровадження інтелектуальних систем у різні сфери життя, зокрема в побутову автоматизацію. Системи smart home стають все більш популярними завдяки здатності підвищувати комфорт, енергоефективність і безпеку житлових приміщень. Водночас ефективність таких систем суттєво залежить від точності моделювання фізичних процесів, здатності прогнозувати несправності та своєчасно реагувати на зміни середовища. Технологія цифрових двійників у поєднанні з методами штучного інтелекту та машинного навчання дозволяє створювати адаптивні моделі, які забезпечують оптимізацію роботи компонентів smart home, прогнозування станів обладнання та виявлення потенційних загроз. Таким чином, дослідження інтеграції цифрових двійників і алгоритмів штучного інтелекту є актуальним, оскільки сприяє підвищенню надійності, ефективності та безпеки систем домашньої автоматизації, а також формує фундамент для розвитку інтелектуальних кіберфізичних систем у майбутньому.

Формулювання завдання. Виконати дослідження та обґрунтуванні інтегрованої моделі функціонування smart home-системи, що поєднує цифровий двійник із засобами штучного інтелекту та сенсорною мережею. У межах поставленого завдання треба виконати наступні завдання:

- провести аналіз сучасних підходів до застосування цифрових двійників та нейронних мереж у кіберфізичних системах;
- обґрунтувати структуру і принципи функціонування цифрового двійника системи smart home;
- розробити модель прогнозування стану обладнання на основі методів машинного навчання;
- виконати моделювання інформаційних потоків у сенсорній мережі та оцінити точність відтворення даних цифровим двійником;
- дослідити адаптивність моделі до змін технологічних і середовищних параметрів;
- сформулювати практичні висновки та рекомендації щодо використання інтегрованої моделі контролю й прогнозування в smart home-системах.

Ступінь вивчення проблеми. Проблематика застосування цифрових двійників у системах автоматизації, зокрема у Smart Home, активно досліджується в сучасній науковій літературі. У ряді джерел проаналізовано фундаментальні принципи формування цифрових моделей, цифрової тіні та цифрового двійника, а також наведено порівняння їх функціональних відмінностей і сфер застосування. Окремі роботи присвячено структуризації видів цифрових двійників згідно з рівнями складності та сценаріями використання, включаючи цифрові двійники компонентів та систем IoT [1, 2, 3].

У наукових джерелах також сформовано концептуальні моделі цифрових двійників для житлових середовищ, визначено їх функції щодо оптимізації розміщення сенсорів, аналізу поведінки мешканців, безперервного моніторингу та тестування сценаріїв без впливу на реальний об'єкт [5, 6, 7].

Дослідження підтверджують практичну значимість технології та зростання наукового інтересу до її впровадження у Smart Home, що відображається у збільшенні кількості публікацій, присвячених тематиці цифрових двійників та їх потенціалу в оптимізації керування середовищем приміщень. Окремі наукові праці описують можливості інтеграції цифрових двійників із машинним навчанням та алгоритмами прогнозування, зокрема для розв'язання задач

управління кліматом та енергоспоживанням. Зокрема, описано узагальнені системи моніторингу та прогнозування температури на основі сенсорних мереж ZigBee, а також концептуальні моделі поєднання цифрового двійника й нейронних мереж для оптимізації керування HVAC-системами [8, 9, 10].

Водночас наявні наукові рішення мають низку обмежень. Зокрема, більшість розглянутих робіт зосереджується на концептуальних та теоретичних моделях без реалізації адаптивного навчання в режимі реального часу, що обмежує точність прогнозування та швидкість адаптації системи до змінних умов. Недостатньо розробленими залишаються механізми двостороннього обміну даними між цифровим двійником і фізичною системою та моделі зворотного зв'язку, що дозволяли б автоматично актуалізувати параметри прогнозних алгоритмів. На відміну від цих підходів, у даній атестаційній роботі запропоновано модель інтеграції цифрового двійника та глибинних нейронних мереж для прогнозування та виявлення аномалій у системі Smart Home з адаптивним навчанням на основі реального часу та історичних даних, що забезпечує підвищення точності керування температурою, енергоефективності та швидкості реакції системи. Також описано структуру сенсорної мережі на базі ZigBee та методи збирання даних, що дозволяє використовувати рішення у реальному середовищі та усувати недоліки існуючих моделей.

Специфіка джерельної бази. Джерельна база теми ґрунтується на комплексі наукових публікацій, рецензованих статей, оглядових досліджень, аналітичних матеріалів та сучасних практичних кейсів, що розкривають концепції, методи та підходи до створення й застосування цифрових двійників, машинного навчання та сенсорних мереж у системах Smart Home.

Значна частина залучених джерел присвячена теоретичним основам цифрових двійників, їх класифікації, порівнянню моделей цифрової тіні, цифрової моделі та цифрового двійника, а також аналізу рівнів автоматизації та потоків даних між фізичним і віртуальним середовищем. У роботі широко використовуються результати фундаментальних досліджень, спрямованих на систематизацію та класифікацію цифрових двійників за типами, сферами

використання та рівнем складності, що відображено у працях Jones, Тао, Karabulut, Leng та інших дослідників .

Другу групу джерел складають публікації, що розглядають розвиток цифрових двійників у контексті кіберфізичних систем, включаючи IoT-архітектури, хмарні середовища та промислові застосування, які трансформуються у побутові умови Smart Home. До них належать роботи Leng, Тао, Fuller та Negri, де описуються моделі інтеграції цифрових двійників з автоматизованими виробничими системами й їх потенціал для підвищення продуктивності та надійності систем управління . Такий матеріал забезпечує методологічну основу для адаптації промислових підходів до розумних будинків.

Важливою частиною джерельної бази є роботи, що описують інтеграцію цифрових двійників із системами штучного інтелекту та глибинного навчання. Зокрема, дослідження Teng та співавторів демонструють інтеграцію цифрових двійників і нейронних мереж для контролю температури в Smart Home через сенсорні мережі ZigBee, що має прямий зв'язок із тематикою атестаційної роботи . Такі джерела формують емпіричне підґрунтя для опису апаратної та програмної взаємодії, прогнозних моделей і оптимізації енергоспоживання.

Окрему цінність становлять оглядові дослідження у сфері AI-рішень для Smart Home, зокрема роботи Islam, Emmert-Streib, Piras, де розглядаються сучасні сценарії застосування нейронних мереж, що дозволяє визначити найкращі практики та прогалини в науковому середовищі .

Специфіка джерельної бази також полягає в тому, що значний відсоток публікацій є зовсім новими — 2023–2025 років, що демонструє високу наукову активність і швидкий розвиток технології цифрових двійників. Це особливо важливо, оскільки традиційні друковані джерела та ранні дослідження не містять достатньо інформації про сучасні інтеграційні рішення з використанням DNN-мереж та ZigBee-інфраструктури.

Таким чином, специфіка джерельної бази полягає у її комплексності, сучасності, міждисциплінарності та високій релевантності темі цифрових

двійників і Smart Home, що створює надійне наукове підґрунтя для дослідження. У той же час аналіз літератури виявив недостатню кількість робіт, присвячених адаптивним моделям температурного контролю з використанням циклу зворотного зв'язку між цифровим двійником і фізичною системою. Цей науковий пробіл і вирішується в даній атестаційній роботі.

Об'єктом дослідження є процеси функціонування та керування системами smart home із використанням цифрових двійників та інтелектуальних алгоритмів.

Предмет дослідження – методи інтеграції цифрових двійників і алгоритмів машинного навчання для оптимізації параметрів роботи smart-систем та прогнозування їх поведінкових характеристик.

Мета роботи - підвищення ефективності функціонування систем smart home шляхом створення інтегрованої моделі, що поєднує цифровий двійник із засобами штучного інтелекту для моніторингу, прогнозування станів обладнання та прийняття керуючих рішень.

Методи дослідження. У роботі застосовано: методи машинного навчання та глибокі згорткові нейромережі для прогнозування стану обладнання; математичне моделювання цифрового двійника для відтворення фізичних процесів у системі smart home; алгоритми аналізу даних та прогнозної аналітики; методи побудови сенсорних мереж та інформаційного обміну у середовищі IoT. Такі підходи забезпечили комплексне дослідження точності цифрової моделі та її адаптивності щодо нових вхідних даних.

Науковим завданням є розроблення та обґрунтування підходів до застосування цифрового двійника у поєднанні з глибинними нейронними мережами для аналізу, прогнозування та виявлення аномалій у роботі компонентів smart home, а також формування рекомендацій щодо практичної реалізації такої системи.

Завдання роботи:

Для досягнення мети, у магістерській роботі розроблено та виконано наступні завдання:

- Провести аналіз концепції та технологій цифрових двійників у системі Smart Home.;

- Виконати дослідження інтеграції цифрового двійника та штучного інтелекту у системі Smart Home;

- Розробити практичні рекомендації щодо використання цифрових двійників та глибоких згорткових нейромереж для прогнозування загроз у системі Smart Home.

Результати дослідження. У результаті виконання кваліфікаційної магістерської роботи було досягнуто низку теоретичних та практичних результатів.

По-перше, проведено ґрунтовний аналіз концепцій цифрових двійників, визначено їх класифікацію, ключові технологічні особливості та життєвий цикл, а також здійснено порівняння можливостей цифрової моделі, цифрової тіні та цифрового двійника за функціональними характеристиками

У роботі обґрунтовано, що цифровий двійник є найвищим рівнем цифрового відображення фізичного об'єкта та дозволяє здійснювати прогнозування, моніторинг у реальному часі та адаптивний контроль системи.

По-друге, розроблено та описано концептуальну модель цифрового двійника Smart Home, яка враховує триетапний процес створення системи: планування, побудову та запуск. Показано, що використання засобів моделювання дозволяє формувати цифровий двійник будинку ще до фізичної реалізації, забезпечуючи тестування та оптимізацію рішень у віртуальній середовищі

По-третє, у роботі представлено та досліджено модель DCNN-LR-DT – підхід, що поєднує глибоку згорткову нейронну мережу з логістичною регресією та цифровим двійником.

По-четверте, виконано аналіз можливостей інтеграції цифрових двійників із технологіями штучного інтелекту у smart home.

По-п'яте, встановлено практичну доцільність застосування цифрових двійників у поєднанні з алгоритмами машинного навчання: запропоновані

методи дозволяють значно підвищити надійність, енергоефективність та адаптивність smart-систем, а також покращити якість прогнозування можливих несправностей

Таким чином, дослідження підтвердило, що цифровий двійник у поєднанні з методами штучного інтелекту є ключовою технологічною основою для побудови сучасного, безпечного та адаптивного «розумного дому», здатного самостійно аналізувати, прогнозувати та оптимізувати свою роботу.

Наукова новизна одержаних результатів Запропоновано методологію використання глибоких нейронних мереж для прогнозування стану компонентів системи та безпечне управління домашньою автоматизацією. Обґрунтовано особливості життєвого циклу цифрового двійника як ключового елемента для побудови інтегрованих кіберфізичних систем у контексті smart home.

Практична значущість одержаних результатів. Практична значущість роботи полягає в тому, що запропоновані підходи до інтеграції цифрових двійників і алгоритмів машинного навчання дозволяють підвищити надійність, енергоефективність систем smart home, оптимізувати їхню роботу та прогнозувати потенційні несправності.

Апробація результатів та публікації. Основні результати кваліфікаційної магістерської роботи були обговорені в 1 статті, 2 тезисах в рецензованих наукових журналах і виданнях.

В статті:

Загороднюк Я.А. (2025) Інтеграція цифрового двійника та глибоких нейронних мереж для систем розумного дому: прогнозний та адаптивний підхід до управління// Наукові записки Державного університету інформаційно-комунікаційних технологій №2, 2025, Подано до друку.

<https://journals.dut.edu.ua/index.php/sciencenotes/issue/view/186>

В тезах:

1. Загороднюк Я.А. (2025) ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА МОДЕЛЬ ВЕРИФІКАЦІЇ ІОТ-СИСТЕМ SMART HOME ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ ЦИФРОВИХ ДВІЙНИКІВ// Всеукраїнська науково-технічна конференція "Виклики та

рішення в програмній інженерії". 26 листопада 2025. https://duikt.edu.ua/ua/news-1-1009-14812-zaproshuemo-do-uchasti-u-ii-vseukrainskiy-naukovo-tehnichny-konferencii-vikliki-ta-rishennya-v-programniy-inzhenerii_kafedra-inzhenerii-programnogo-zabezpechennya

2. Загороднюк Я.А. (2025)МОДЕЛЬ ВЕРИФІКАЦІЇ SMART HOME ІОТ ЧЕРЕЗ ЦИФРОВІ ДВІЙНИКИ З ВИКОРИСТАННЯМ РІШЕНЬ НРЕ// Сучасні досягнення компанії Hewlett Packard Enterprise в галузі іт та нові можливості їх вивчення і застосування. 11 грудня 2025 https://duikt.edu.ua/ua/news-1-576-14841-duikt-zaproshue-na-mizhnarodnu-naukovo-tehnichnu-konferenciyu-suchasni-dosyagnennya-kompanii-hewlett-packard-enterprise-v-galuzi-it-ta-novi-mozhливosti-ix-vivchennya-i-zastosuvannya_kafedra-shtuchnogo-intelektu

1 АНАЛІЗ КОНЦЕПЦІЇ ТА ТЕХНОЛОГІЙ ЦИФРОВИХ ДВІЙНИКІВ СИСТЕМИ SMART HOME

1.1 Визначення цифрового двійника та їх класифікація

Цифровий двійник (ЦД)— це віртуальна динамічна модель фізичного об'єкта, процесу або системи, яка створюється на основі даних реального часу, історичних даних і математичних моделей та використовується для моніторингу, аналізу, прогнозування станів і оптимізації функціонування реального об'єкта протягом його життєвого циклу [1, 2, 3].

Ключові ознаки цифрового двійника [1, 2, 3]:

- наявність фізичного прототипу;
- двосторонній обмін даними між фізичною та віртуальною моделями;
- використання аналітичних, імітаційних та інтелектуальних методів;
- можливість прогнозування та підтримки прийняття рішень.

У контексті Smart Home [3, 4]:

Цифровий двійник системи Smart Home — це програмна модель житлового середовища, що відображає стан сенсорів, виконавчих пристроїв і сценаріїв керування в режимі реального часу та дозволяє тестувати й оптимізувати алгоритми управління без впливу на реальну систему.

Актуальність застосування технології цифрового підтверджується зростанням кількості наукових публікацій за останні роки, присвячених технології цифрового двійника, а також підтверджується активним науковим інтересом, що відображається у значній кількості публікацій останніх років.

Як показує аналіз публікацій, найбільшу частку досліджень, а саме 35% займає інженерія, що свідчить про домінуюче застосування ЦД у виробничих системах, автоматизації та моделюванні промислових процесів. На другому

місці - комп'ютерні науки, а саме 28%, що підтверджує ключову роль штучного інтелекту, моделювання, IoT та обчислювальних технологій у побудові цифрових двійників. Загалом діаграма показує, що наукові дослідження щодо ЦД охоплюють широкий спектр галузей, але найбільш інтенсивне вони розвиваються в технічних та IT-галузях (Рис. 1.1).

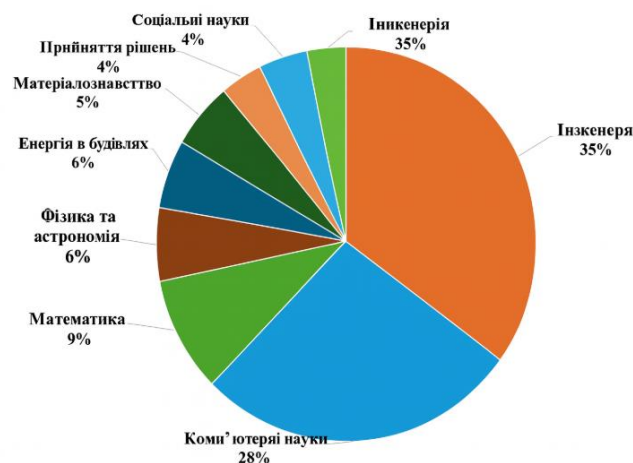


Рисунок 1.1 - Розподіл кількості наукових публікацій, присвячених цифровим двійникам [5]

Цифровий двійник є складною системою, що має низку характеристик, які суттєво відрізняють його від традиційних імітаційних моделей. Він забезпечує відтворення фізичного простору в реальному часі, створюючи віртуальне середовище з високою точністю, що синхронізується на кількох рівнях із його фізичним аналогом. Така особливість дозволяє моделі відображати актуальний стан системи в будь-який момент часу, що є критично важливим для моніторингу та аналізу складних процесів у реальному середовищі.

Здатність до взаємодії та конвергенції є однією з ключових властивостей ЦД. У фізичному просторі це проявляється через повну інтеграцію всіх системних елементів, фаз і сервісів, що дозволяє формувати єдину інформаційну основу, де дані, отримані на різних етапах функціонування системи, є взаємопов'язаними та доступними для аналітичного оброблення. Крім того, ЦД поєднує історичні дані з інформацією, отриманою в режимі реального часу,

використовуючи мультифізичні моделі та підходи, орієнтовані на дані. Це забезпечує інтеграцію знань про предметну область з актуальною інформацією про стан системи, що дозволяє здійснювати більш точний аналіз та прогнозування. Одночасно взаємодія між фізичним та віртуальним просторами формує платформу для безперервного двонаправленого обміну інформацією, що сприяє адаптивності системи та швидкому реагуванню на зміни в середовищі.

Ще однією важливою рисою ЦД є його здатність до саморозвитку. Система автоматично оновлює дані у режимі реального часу, постійно відтворюючи стан фізичного об'єкта. Порівняння інформації між фізичним і віртуальним просторами дозволяє виявляти відхилення та вдосконалювати віртуальні моделі, що підвищує точність їхнього відображення та ефективність прогнозування. Таким чином, ЦД не лише відтворює існуючий стан системи, а й забезпечує постійне вдосконалення моделей для подальшого оптимального управління та аналізу.

ЦД можна використовувати в багатьох сферах, технологія має багато різних концепцій. Виділяють 3 основні моделі, різниця в яких полягає у здатності обмінюватися даними (Рис. 1.2)[2].

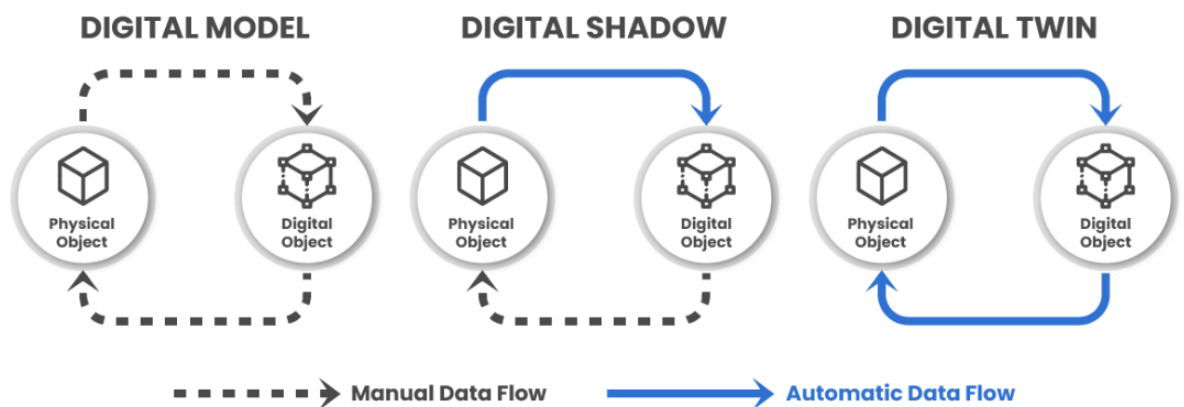


Рисунок 1.2 - Основні моделі цифрових двійників [2]

Цифровий двійник, Цифрова тінь та Цифрова модель – це три пов'язані концепції, що використовуються в контексті віртуальних представлень фізичних систем, Хоча всі три концепції включають цифрові представлення реальних

об'єктів, вони відрізняються за обсягом, призначенням та зв'язком з фізичними сутностями. Основна відмінність між цими термінами полягає в рівні автоматизації та потоку даних (тобто синхронізації) між цифровими та фізичними об'єктами

1. Цифрова модель. Цей тип моделі не автоматизує обмін даними від фізичної до цифрової моделі. Весь потік даних здійснюється вручну, крім того, жодна зміна стану фізичної чи цифрової моделі не має прямих наслідків для жодної з них.

2. Цифрова тінь. На відміну від цифрової моделі, вона має автоматичний потік даних із фізичної тіні до цифрової тіні. Зміна фізичного об'єкта може впливати на цифровий, але навпаки не відбувається.

3. Цифровий двійник. Існує потік даних між фізичною моделлю і цифровою, і навпаки. Як і у випадку цифрової тіні, фізичне може керувати цифровим, але в цьому випадку цифрова модель також впливає на фізичну. Цей постійний потік повністю інтегрований і є тим, що утворює Цифрового двійника.

Цифрові двійники можна поділити на чотири основні типи, кожен з яких адаптований до конкретних застосувань і рівнів складності. Ці категорії допомагають організаціям орієнтуватися на правильні сценарії використання - від окремих компонентів до цілих процесів, (Рис. 1.3).

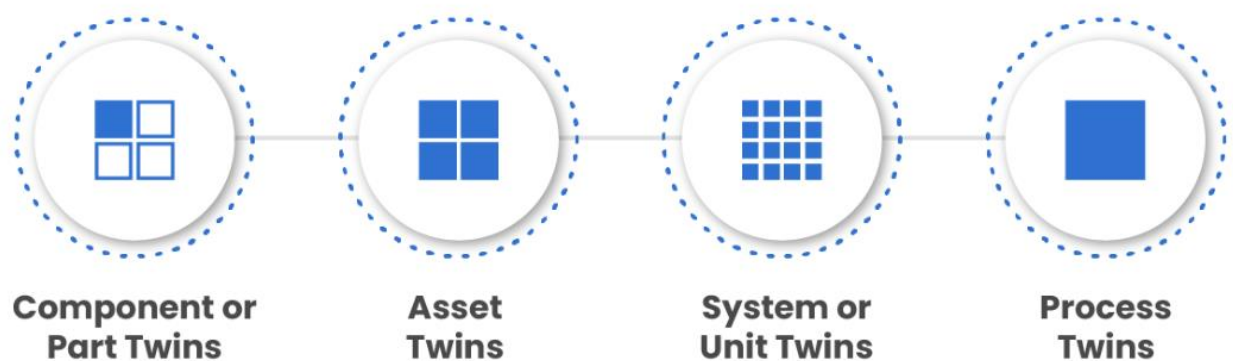


Рисунок 1.3 - Типи цифрових двійників в залежності конкретних застосувань і рівнів складності [2]

Двійники/компоненти. Це найдетальніший тип цифрового двійника, який представляє окремий компонент або деталь у межах більшої системи. Прикладами є двигуни, датчики або клапани. Цей тип особливо корисний для моніторингу стану, продуктивності та експлуатаційної ефективності окремих деталей. Аналізуючи дані в реальному часі та історичні дані, виробництва можуть раніше виявляти знос, несправності або неефективність, що дозволяє прогностичне обслуговування. Це допомагає продовжити життєвий цикл компонента та мінімізувати несподівані простої.

Двійники-активи - це цифрова копія фізичного активу, що складається з кількох взаємопов'язаних компонентів. Прикладами є машини, транспортні засоби або навіть будівлі. Двійники-активи дають цілісне уявлення про загальну продуктивність і стан активу. Організації можуть оптимізувати використання активів, знизити операційні витрати та покращити час безвідмовності, агрегуючи дані з окремих та інших джерел. Наприклад, у виробництві двійники-активи можуть відстежувати продуктивність машини протягом усього терміну служби, допомагаючи підвищити ефективність і зменшити відходи.

Системні (одиничні) двійники - це сукупність взаємопов'язаних активів, які працюють разом для виконання певної функції. Прикладами є виробничі лінії, системи HVAC та мережі відновлюваної енергії. Цей тип ЦД є основним для процесів аналізу та оптимізації поведінки складних систем. Організації можуть моделювати різні операційні сценарії, прогнозувати потенційні вузькі місця та тонко налаштовувати взаємодію систем для максимальної ефективності. Наприклад, на електростанції Системний двійник може допомогти оптимізувати виробництво, зберігання та розподіл енергії, аналізуючи взаємодію різних підсистем.

Процесні двійники (двійник процесу) - це найповніший тип, який охоплює весь робочий процес від початку до кінця. Прикладами є виробничі процеси, операції ланцюга постачання або конвеєри надання послуг. Процесні двійники виконують функцію інтеграції даних з різних джерел, таких як IoT-пристрої, корпоративні системи та операційні записи, щоб створити повну картину

процесу. Організації можуть досягти більшої продуктивності, контролю якості та економії коштів, виявляючи неефективність, прогнозуючи збої та оптимізуючи робочі процеси. Наприклад, у логістиці Процесні двійники можуть відстежувати товари від виробництва до доставки, забезпечуючи своєчасне виконання та мінімізуючи витрати та вплив на довкілля.

Можливості цифрового двійника, цифрової тіні та цифрової моделі щодо виконання різних функцій порівнюються в Табл. 1.1.

Таблиця 1.1 - Порівняння можливостей цифрових двійників, цифрової тіні та цифрової моделі у виконанні різних функцій (треба посилання на джерела інформації [4,5,6])

Характеристика	Цифрова модель	Цифрова тінь	Цифровий двійник
Автоматичний потік даних; від фізичного об'єкта до цифрової моделі.	Ні	Так	Так
Автоматичний потік даних; від цифрової моделі до фізичного об'єкта.	Ні	Ні	Так
Прогнозний аналіз; тестування сценаріїв у віртуальному середовищі перед їх застосуванням до фізичної системи.	Так	Так	Так
Моніторинг реального аналога в режимі реального часу.	Ні	Так	Так
Прийняття рішень; аналіз даних у режимі реального часу, тестування прогнозних сценаріїв та прийняття рішень.	Так	Так	Так
Контроль; взаємодія в режимі реального часу та оптимізація поведінки реального аналога.	Ні	Ні	Так

Слід розуміти, що метою цифрових двійників не є заміна цифрових

моделей або цифрових тіней. Це різні рівні представлення фізичних сутностей, які слід використовувати на основі необхідного рівня інтеграції даних для прийняття рішень.

Відповідно, для опису вищезазначених сутностей на різних рівнях, цифрові двійники поділяються на три типи, включаючи цифрові двійники рівня одиниці, цифрові двійники рівня системи та цифрові двійники рівня системи систем. На рівні продукту цифрові двійники дозволяють розробникам створювати віртуальні репліки окремих активів, включаючи детальні специфікації та характеристики продуктивності.

Це дозволяє ефективно створювати прототипи, оптимізувати та налаштовувати продукти, що призводить до покращення якості дизайну та скорочення часу виведення на ринок. Виходячи за рамки рівня продукту, цифрові двійники також можуть представляти більші системи та системи систем. Це забезпечує цілісне розуміння та управління складними взаємопов'язаними активами.

Панелі інструментів - просте відображення або дзеркало процесу, як він сприймається чи вимірюється на даний момент, іноді також називається «цифровими тінями».

Статичні (розмірні) двійники - використовується для опису та оптимізації конструкції та розмірів системи. Це може варіюватися від таблиці даних до статичної формули.

Двійники для динамічного дизайну використовуються для опису та оптимізації процесу та його динамічної поведінки. Можна спостерігати складні взаємодії (наприклад, взаємодію двох контролерів), а моделі можуть бути засновані на фізиці або керовані даними.

В [1, 3] представлено різні варіанти цифрових двійників залежно від двох вимірів для категоризації цифрових двійників: часу та глибини моделі (Рис. 1.4).

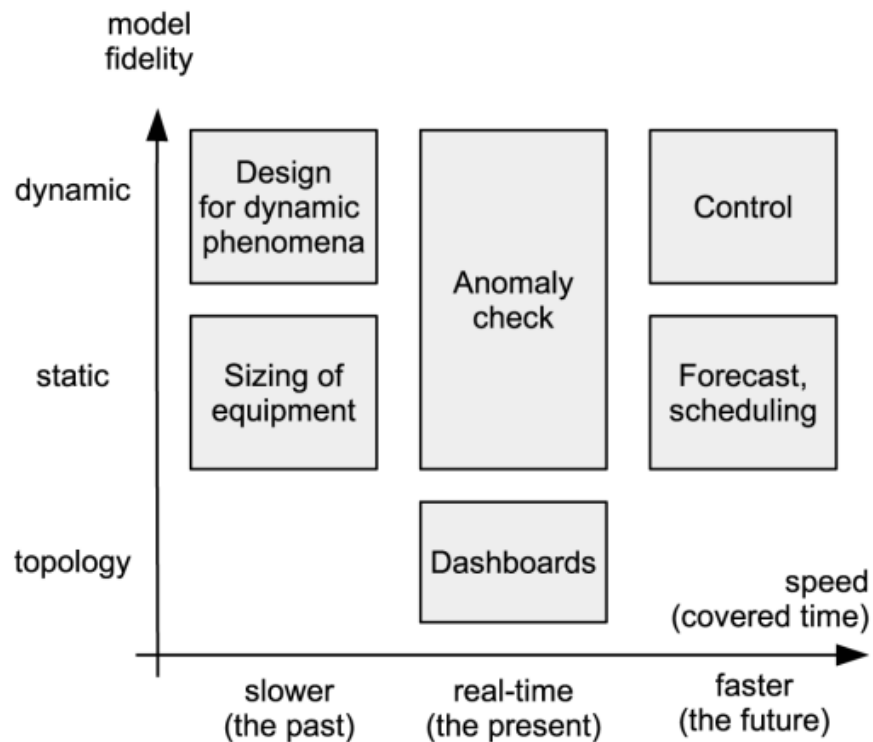


Рисунок 1.4 - Використання різних варіантів цифрових двійників залежно від двох вимірів для категоризації цифрових двійників: часу та глибини моделі [1]

Перевірки на аномалії. Двійник, здатний виконувати свою модель у режимі реального часу, тобто на льоту, може бути порівняний з реальним процесом або системою, і таким чином виявити аномальну поведінку, таку як помилки. Його потрібно постійно синхронізувати з реальністю, інакше стани моделі розходяться.

Прогнозування та планування двійників. Ці двійники можуть переглядати або прогнозувати майбутні сценарії, використовуючи передбачувані змінні навколишнього середовища (наприклад, погоду чи моделі використання). Мультисесвіт потенційного майбутнього може бути запущений на флоті таких двійників, щоб отримати надійне рішення, яке добре працює в низці різних сценаріїв

Двійники для контролю. Ці двійники демонструють майбутню динамічну поведінку, яку, у свою чергу, можна використовувати в моделюючому типі керування. Якщо потрібно кілька сценаріїв за короткий час, паралельні

близнюки можуть їх оцінити.

Сфери використання цифрових двійників дуже широкі, що представлено на (Рис. 1.5).

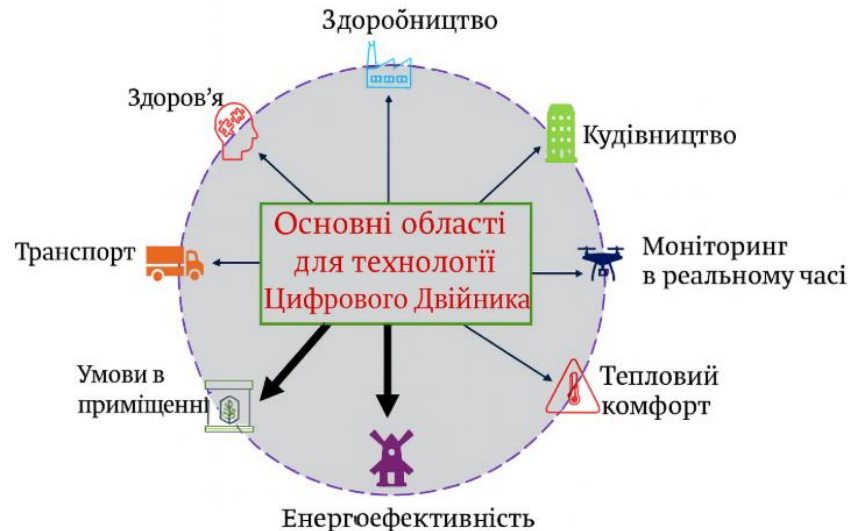


Рисунок 1.5 - Основні сфери застосування цифрових двійників [7]

ЦД у розумному виробництві скорочують час виходу на ринок, дозволяючи віртуальне проектування та оцінку процесів, скорочують час введення в експлуатацію заводів шляхом оптимізації макетів і підвищують продуктивність завдяки прогнозованому технічному підтримці та аналізу корінних причин на основі даних. Інтеграція технології ЦД з IoT, технологіями Індустрії 4.0, передовою аналітикою та ML підвищить їхню функціональність і ефективність у оптимізації процесів, підвищенні продуктивності та зниженні витрат. Отже, майбутнє ЦД у виробництві обнадійливе, але кілька викликів залишаються. Важливою проблемою є потреба у високоякісних моделях, які точно відтворюють взаємодії кількох систем на виробничій лінії з різними фізичними системами. Інші виклики включають ризики кібербезпеки, пов'язані зі збором і аналізом великих наборів даних, відсутність стабільних і сталих технологій для впровадження комплексних колаборативних систем ЦД, а також необхідність підвищення кваліфікації працівників для ефективного управління та взаємодії з цими передовими системами [4].

Цифрові двійники стали нещодавнім напрямком медичних досліджень. Застосована в медицині та громадському здоров'ї, технологія ЦД може спричинити необхідну трансформацію традиційних електронних медичних записів та їхніх агрегатів. Оскільки обчислювальні ресурси та технології великих даних стають більш економічно ефективними, передбачається, що створення персоналізованих цифрових моделей стане дедалі простішим у створенні персоналізованих цифрових моделей, де лікарі зможуть тестувати всі можливі методи лікування та показники перед призначенням їх реальним пацієнтам.

ЦД пропонують перспективний спосіб підвищити надійність систем захисту та запобігти кібератакам шляхом виявлення аномалій у системі. Очікується також, що цифрові близнюки можуть допомогти операторам приймати кращі рішення на основі машинних даних, зібраних з часом. Потенціал технологічного прогресу військового обладнання за допомогою ЦД охоплює всі зони, що містяться. Охоплюючи весь життєвий цикл продукції та виробничих підприємств, ЦД очікується допоможуть зменшити витрати та час на розробку та експлуатацію аерокосмічної та оборонної продукції, одночасно підвищуючи безпечну експлуатацію. Зростаюча складність аерокосмічних і оборонних систем вимагає інструментів для управління та контролю всіх включених факторів для створення ефективних продуктів, процес, який забезпечується ЦД.

В автомобільній промисловості ЦД симулюють реальні умови для оптимізації управління життєвим циклом транспортних засобів, забезпечуючи значне зменшення часу простою, а відповідно і зменшення витрат на технічне обслуговування. Останні дослідження демонструють, що інтеграція Інтернету речей та штучного інтелекту з ЦД забезпечує моніторинг у режимі реального часу, а також і прогнозне ТО, що є критично важливим для підвищення надійності та експлуатаційної ефективності транспортних засобів. У транспорті ЦД відіграють важливу роль в управлінні потоками транспортних засобів та плануванні інфраструктури та детально описують, як ці системи використовують розширену аналітику даних для оптимізації схем руху та зменшення заторів, тим самим підвищуючи ефективність міських транспортних мереж. Для логістики

ЦД моделюють мережі, щоб забезпечити сценарне планування та оптимізацію ресурсів.

Хоча ідея ЦД не є новою, розвиток сучасних технологій збору, передачі, обробки, моделювання та обслуговування даних разом із розвитком апаратного забезпечення нарешті дає можливість розглянути його широке використання. Цей комплекс технологій пропонує широкий спектр можливостей протягом усього життєвого циклу фізичних двійників. Незалежно від галузі фокусування, фази життєвого циклу продукту, масштабу фізичних двійників чи використовуваних допоміжних технологій, ЦД зберігає свою концепцію віртуального представлення фізичного світу та діє як проксі для організації складних аналітичних, контрольних, діагностичних та взаємодіючих процесів.

1.2 Життєвий цикл цифрового двійника

У контексті сучасних технологій та інтелектуальних інформаційних систем життєвий цикл (ЖЦ) ЦД виступає ключовим концептуальним елементом, який забезпечує моделювання та відображення його розвитку через усі внутрішні етапи існування. Здатність організувати та формалізувати життєвий цикл ЦД є базовою характеристикою його архітектури, що дозволяє задовольняти фундаментальні потреби та демонструвати унікальні властивості, необхідні для ефективного впровадження. Наявність чітко організованого ЖЦ створює умови, у яких сторонні програмні сервіси, цифрові платформи або інші двійники можуть отримувати доступ до інформації про стан конкретного ЦД без потреби у володінні спеціалізованими предметними знаннями.

Комплексний аналіз фундаментальних характеристик та етапів, що формують основу ЖЦ ЦД, відіграє вирішальну роль у виробленні методичних рекомендацій щодо архітектурного проектування. Це дозволяє визначити, яким чином життєвий цикл має бути імплементований на різних технічних та програмних платформах для досягнення міжсистемної узгодженості, сумісності та єдності підходів. Аналіз ключових особливостей та фаз ЖЦ ЦД, із

врахуванням його базових аспектів, є критично важливим для формування орієнтирів архітектурного проектування та визначення способів реалізації ЖЦ на різних платформах із уніфікованим і сумісним підходом.

ЦД, що виконує роль динамічного зв'язувального елементу між реальним об'єктом та його віртуальним відображенням, потребує чітко впорядкованого та керованого життєвого циклу з низки ключових причин. Перш за все, формально визначена послідовність етапів дає змогу забезпечити безперервну, стабільну й ефективну роботу ЦД - від моменту його створення до завершення експлуатації - підтримуючи актуальність даних і функцій протягом усього періоду використання.

Структурований життєвий цикл також враховує поступові зміни фізичного об'єкта, який він моделює. Коли реальний актив зазнає модернізацій чи трансформацій, ЦД здатний узгоджено та безперервно оновлювати свою модель, зберігаючи точність і відповідність між цифровою та фізичною складовими.

У процесі складної взаємодії між реальним середовищем і його цифровим відображенням неминуче можуть виникати похибки, асинхронність або структурні невідповідності. Формалізований життєвий цикл ЦД передбачає вбудовані інструменти для оперативного виявлення збоїв, їх корекції та відновлення нормального функціонування, що суттєво підвищує загальну стійкість і надійність двійника.

Вірним чином організоване управління життєвим циклом також дає змогу оптимізувати використання ресурсів - як обчислювальних, так і операційних. Завдяки цьому ЦД працює ефективно, не перевантажуючи при цьому інфраструктуру, та зберігає узгодженість зі встановленими експлуатаційними завданнями й цілями (Рис. 1.6).

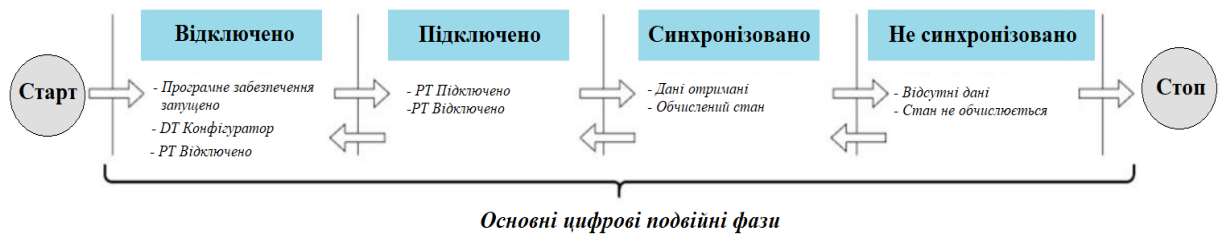


Рисунок 1.6 - Високорівневе представлення фаз, що характеризують ЖЦ ЦД [8]

На рис. 1.6 представлено послідовні етапи, які можуть характеризувати ЖЦ ЦД, кожен з яких відіграє ключову роль у його функціонуванні та розвитку.

Перший етап – «Старт». На стартовому етапі ЖЦ ЦД проходить процедуру запуску, під час якої активуються всі необхідні програмні модулі. Саме цей момент є стартовою точкою для подальшого узгодження з фізичним об'єктом, який він має відтворювати.

Другий етап «Відключено». Після первинного запуску ЦД переходить у фазу від'єднання. Поки програмне середовище проходить конфігурацію та підготовку, ЦД залишається без комунікації (з'єднання) зі своїм фізичним аналогом, фактично перебуваючи в режимі очікування встановлення зв'язку.

Третій етап «Підключено». Щойно ЦД успішно з'єднується зі своїм фізичним прототипом, він отримує структуровану інформацію про властивості, параметри та функціональну поведінку фізичного об'єкта. Цей обмін даними формує основу для подальшої узгодженої взаємодії.

Четвертий етап «Синхронізовано». Після початку надходження потоків даних від фізичного об'єкта ЦД накопичує та аналізує отриману інформацію, формуючи власний оновлений стан. Завдяки безперервному прийому й обробці даних він зберігає актуальність і точність відображення, підтримуючи синхронність відповідно до визначеної моделі.

П'ятий етап «Не синхронізовано». У процесі функціонування ЦД може виникати ситуація, коли взаємна відповідність між цифровою моделлю та фізичним об'єктом порушується. Це трапляється, наприклад, через нестачу вхідних даних, їх нерегулярність, а також через похибки під час обчислювальних

операцій, що робить неможливим формування коректного поточного стану моделі. Окремі проблеми можуть бути пов'язані й із низькою якістю або недостатнім обсягом отриманих даних, що ускладнює точний розрахунок актуального стану ЦД.

Шостий етап «Зупинка». Фінальним етапом ЖЦ є припинення функціонування ЦД. До цього призводять причини різного характеру: втрата актуальності, невідповідність новим умовам експлуатації, зміна цілей системи або необхідність заміни моделлю нового покоління. Цей етап позначає повне завершення його практичної цінності в конкретному застосуванні.

Взаємодія та переходи між окремими стадіями ЖЦ, так само як і між узагальненими фазами вищого рівня, можуть суттєво відрізнитися залежно від конкретної реалізації ЦД. ЦД розпочинає своє існування з етапу ініціалізації, під час якого він активується як програмний процес, завантажуючи всі внутрішні модулі, обчислювальні компоненти та службові механізми. Після завершення цього етапу всі внутрішні елементи вважаються готовими, що дає змогу двійнику перейти до виконання базових процедур - налаштування фізичних і цифрових каналів зв'язку, активації внутрішньої моделі, механізмів управління, моніторингу та накопичення даних.

Наступним кроком є встановлення комунікації з фізичним об'єктом, який ЦД має представляти. Це відкриває можливість двосторонньої передачі подій і інформації, формуючи підґрунтя для подальшої синхронізованої взаємодії. На цьому етапі ЦД «відкриває» структуру та можливості фізичного аналога, визначаючи доступні ресурси та функціональні характеристики, які підлягають моделюванню і цифровізації.

Після успішного етапу встановлення зв'язку та асоціації з одним або кількома фізичними об'єктами запускається підготовка до процесу отримання даних. До складу підготовчих дій відносять запуск процедур оцифрування, оброблення інформаційних потоків і забезпечення узгодженості між двома сторонами системи: фізичною та цифровою. Це створює своєрідну основу для подальшої стабільної та точної синхронізації.

Наступний крок - процес відображення та оцифрування. Він передбачає, що відбувається синхронізація стану ЦД і його фізичного активу. Це робить можливим подальше динамічне відображення змін, які відбуваються у фізичному світі з часом. Така синхронізація не обходиться без помилок, прикладом яких можна вважати проблеми з мережею, великі затримки передачі даних. ЖЦ ЦД повинен враховувати ці умови, задля чого передбачаються певні механізми, які нададуть змогу зовнішнім користувачам отримувати сповіщення під час переходів. Особливо критично це коли ЦД стикається з проблемами точного оцифрування аналога з фізичного світу.

Усунення порушень синхронізації запускає етап відновлення в межах ЖЦ ЦД, підтверджуючи коректність та актуальність його цифрової репрезентації. Важливо наголосити, що взаємодія з іншими цифровими системами має здійснюватися виключно через спеціалізовані канали цифрової комунікації, закладені в архітектуру ЦД. Для реалізації такої взаємодії механізми внутрішнього керування ЖЦ повинні бути інтегрованими з цифровою частиною моделі та доступними з її віртуального середовища. Такий підхід створює стійкий інформаційний міст між фізичним і цифровим елементами двійника, підвищуючи його функціональну узгодженість, гнучкість і загальну ефективність.

За певних обставин ЦД може перейти у стан зупинки, коли процес синхронізації переривається, хоча сам програмний екземпляр продовжує існувати в доступному режимі. Перехід до такого стану означає завершення циклу активної роботи та фіксує момент повного припинення операційної діяльності.

Упродовж усього свого ЖЦ ЦД зберігає розширені журнали подій і накопичує детальну історію взаємодій, що підсилює можливість простеження змін та поглиблює розуміння минулих станів і процесів. Важливою внутрішньою властивістю ЖЦ є здатність ЦД до динамічної самореорганізації. У міру того як фізичний об'єкт зазнає змін, ЦД може оперативнo оновлювати власні параметри,

поведінку та моделі взаємодії, забезпечуючи актуальне та стійке відображення реального активу.

Отже, ЖЦ ЦД виступає ключовим елементом, який необхідно враховувати під час проєктування архітектури, побудови інфраструктури та формування стратегій експлуатації, моніторингу й управління. Чітке структурування фаз та їхніх властивостей гарантує не лише безперервну роботу ЦД, але й його здатність адаптуватися до змін, протистояти збоєм і ефективно використовувати наявні ресурси. Сукупність цих характеристик забезпечує високу результативність ЦД у широкому спектрі прикладних середовищ.

1.3 Стратегічні переваги використання рішень цифрового двійника

Стратегічні переваги використання рішень цифрового двійника — це довгострокові конкурентні, управлінські та технологічні вигоди, які отримує організація або система в результаті впровадження віртуальних моделей, тісно пов'язаних із реальними об'єктами та процесами.

Основні стратегічні переваги:

1. Підвищення якості управлінських рішень. Цифровий двійник забезпечує моделювання сценаріїв «*what-if*», що дозволяє приймати обґрунтовані рішення на основі прогнозів, а не лише історичних даних.

2. Зниження ризиків та витрат. Виявлення потенційних збоїв і вузьких місць на етапі моделювання зменшує фінансові та операційні ризики, а також витрати на експлуатацію й обслуговування.

3. Прогнозування та попереджувальне обслуговування. Аналіз даних у реальному часі дозволяє переходити від реактивної до проактивної стратегії управління.

4. Підвищення ефективності використання ресурсів. Оптимізація енергоспоживання, часу роботи обладнання та людських ресурсів на системному рівні.

5. Прискорення інновацій та розвитку. Можливість тестування нових рішень у віртуальному середовищі скорочує цикл розробки та впровадження інновацій.

6. Масштабованість і гнучкість систем. Цифрові двійники легко адаптуються до змін умов експлуатації, вимог користувачів і масштабів системи.

7. Підвищення конкурентоспроможності. Організації, що використовують цифрові двійники, швидше реагують на зміни ринку та технологічні виклики.

У контексті Smart Home:

Стратегічні переваги цифрового двійника в системах Smart Home полягають у можливості прогнозування поведінки користувачів, оптимізації енергоспоживання та безпечного впровадження інтелектуальних алгоритмів управління без впливу на реальне житлове середовище.

Стратегічні переваги впровадження цифрових двійників проявляються на всіх етапах життєвого циклу об'єкта, системи або процесу — від проєктування та розробки до експлуатації, модернізації й виведення з використання. Це означає, що цифровий двійник забезпечує довгострокові управлінські та економічні вигоди, які:

- на етапі проєктування — дозволяють моделювати альтернативні рішення та обирати оптимальні;
- на етапі розробки та впровадження — зменшують кількість помилок і прискорюють інтеграцію;
- під час експлуатації — забезпечують моніторинг у реальному часі та прогнозування відмов;
- на етапі модернізації — дають змогу оцінювати ефект змін без ризику для реальної системи;
- під час виведення з експлуатації — сприяють раціональному плануванню ресурсів і витрат.

Узагальнення стратегічних переваг використання рішень цифрового двійника представлена в табл. 1.2.

Таблиця 1.2 - Узагальнення стратегічних переваг використання рішень цифрового двійника [9, 10, 11]

Проектування	Взаємодія та інтеграція систем	Моніторинг та діагностика	Прогнозування та оптимізація	Розширені сервіси
Безперервне вдосконалення	Підключення різнорідних систем	Аналіз роботи пристроїв	Аналіз «what-if»	Навчання операторів
Забезпечення цілісності даних		Віддалений моніторинг та контроль у реальному часі	Система підтримки прийняття рішень	Автоматизація документації
Розширена персоналізація продуктів та послуг	Бізнес-аналітичні застосування	Виявлення несправностей та діагностика	Прогнозування майбутніх умов експлуатації	Оцифрування експертного досвіду
Віртуальна оцінка та верифікація	Навчання на основі всіх пристроїв	Виявлення аномалій		Взаємодія людина-машина
Віртуальне тестування	Заповнення прогалин	Інтелектуальне управління сигналізацією	Прогнозне обслуговування	Усунення несправностей обладнання в віддаленому сервісному центрі
Підвищення надійності			Планування споживання енергії	

Проектування системи. На етапі проектування система отримує значно ширші можливості завдяки впровадженню ЦД. Він дає змогу ще до запуску реального об'єкта провести комплексне віртуальне тестування, використовуючи тривимірні моделі, поведінкові схеми та інші цифрові представлення майбутньої системи. Таке моделювання робить можливими попередню перевірку, детальну валідацію та глибоку верифікацію функціональності, що супроводжується аналізом цілісності й узгодженості даних.

Застосування ЦД на етапі дизайну дозволяє заздалегідь виявити слабкі місця, автоматично перевірити відповідність системним вимогам, оцінити взаємну сумісність компонентів і зменшити ризики, які можуть виникнути під час подальшої експлуатації. У результаті підвищується надійність, передбачуваність і стабільність майбутньої системи.

Крім того, ЦД створює умови для глибокої персоналізації рішень - він допомагає адаптувати архітектуру й функціональні можливості під конкретні потреби користувачів, їхні індивідуальні вподобання, а також під актуальні тенденції ринку й регуляторні вимоги. Поєднання різноманітних цифрових технологій і інноваційних підходів у межах ЦД формує основу для безперервного вдосконалення системи вже на стартових етапах її життєвого циклу.

Взаємодія та інтеграція систем. Цифровий двійник виконує роль інтелектуального посередника, що забезпечує інтеграцію та узгоджену взаємодію різних компонентів у складі складної системи. Він формує універсальний механізм для об'єднання різноманітних об'єктів, організації їх взаємозв'язків та подальшого аналітичного опрацювання отриманих даних. Завдяки цьому ЦД може збирати інформацію з усіх залучених пристроїв, зіставляти її та виконувати комплексний аналіз у реальному або наближеному до реального часі.

Такі можливості забезпечують більш глибоке та точне розуміння стану окремого об'єкта або всієї системи, розширюючи можливості контролю та управління. З одного боку, це дає повне бачення процесів, які відбуваються всередині системи, а з іншого - значно спрощує інтеграцію нового обладнання або функціональних модулів у вже існуюче середовище.

У проектуванні та побудові складних систем часто виникає проблема фрагментації знань: інформація про окремі компоненти, їхній стан і поведінку може розповсюджуватися серед різних учасників процесу, що ускладнює доступ до неї та її узгодженість. ЦД усуває цю проблему, створюючи єдине джерело структурованих і взаємопов'язаних даних. Це, у свою чергу, сприяє накопиченню корисної інформації для майбутніх версій системи, а також забезпечує безперервність знань у випадках, коли відбувається зміна персоналу, модернізація обладнання чи оновлення компонентів.

Безперервне накопичення інформації на всіх етапах життєвого циклу об'єкта та її подальший аналіз забезпечують можливість оперативного

прийняття обґрунтованих рішень як під час проєктування, так і в процесі експлуатації. Це усуває потребу в повторному зборі даних або здійсненні додаткових запитів, оскільки вся необхідна інформація вже доступна в цифровому середовищі.

Прогнозування та оптимізація. Застосування фізично обґрунтованих моделей у складі ЦД відкриває можливість передбачати майбутню поведінку обладнання та його технічний стан, включаючи оцінку умов, у яких система може працювати надалі. Це формує фундамент для створення потужних систем підтримки прийняття рішень, які допомагають приймати більш точні, обґрунтовані та ефективні рішення, а також глибше розуміти особливості функціонування фізичного об'єкта.

Для виявлення потенційних ризиків та нетипових ситуацій виконуються багатоваріантні сценарні моделювання та аналіз можливих відхилень. Це дозволяє попередньо досліджувати небажані поведінкові патерни, оцінювати їх вплив і знаходити шляхи зменшення наслідків або повного усунення таких ситуацій. У цьому процесі активно використовуються результати досліджень, отримані за допомогою аналізу типу «якщо, то...», які формуються на основі різних можливих станів об'єкта. Такі дані можуть застосовуватися для:

- удосконалення майбутніх інженерних рішень і проєктів;
- прогнозування реакцій системи на зовнішні впливи чи нештатні польові ситуації;
- оптимізації графіків технічного обслуговування;
- перевірки та аргументування рішень, прийнятих на ранніх стадіях проєктування;
- формування нових підходів та ідей щодо застосування системи;

Комплексний аналіз роботи всієї системи створює передумови для впровадження прогнозного обслуговування. Завдяки виявленню аномалій, пошуку прихованих несправностей, моделюванню альтернативних сценаріїв і попередньому плануванню, ЦД допомагає уникнути критичних поломок і скорочує витрати на ремонт та утримання обладнання.

Інструменти прогнозування, інтегровані в ЦД, також дозволяють планувати споживання енергії, розподіляти ресурси й оцінювати майбутні витрати. Це корисно як для великих комерційних структур, так і для приватного застосування у розумних будинках.

Додатковим ефектом є можливість оптимізації умов експлуатації: ЦД допомагає зрозуміти, як мікроклімат у приміщенні впливає на енергоспоживання та фінансові витрати. Це сприяє підвищенню екологічної та енергетичної обізнаності користувачів, формує відповідальний підхід до управління ресурсами та стимулює більш раціональну поведінку у повсякденному житті.

Моніторинг та діагностика. ЦД можна вважати цифровим відображенням фізичної системи майже в режимі реального часу, що забезпечує функції моніторингу, діагностики, оптимізації тощо. Особливістю ЦД є прозорість процесів та операцій, що відбуваються в системі, можливість відображення зв'язків між складовими елементами системи, що необхідно для підвищення продуктивності та глибшого розуміння об'єкта користувачем. Саме така характеристика робить можливим візуалізувати пристрої чи обладнання в реальному часі, з врахуванням умов і оточуючого середовища. Поєднання різнорідних систем із можливістю моделювання процесів у режимі реального часу дає змогу відтворювати та заповнювати ті дані, які недосяжні безпосередньо на фізичному об'єкті або отримання яких є занадто складним чи невиправданим за ресурсами. ЦД дозволяє контролювати стан пристроїв в режимі реального часу та виявляти, коли пристрої працюють неефективно або взаємодіють неналежним чином, і надавати розширену інформацію про них. Тобто, ЦД дають можливість виявляти аномалії в роботі систем, що є актуальною науковою проблемою, особливо в галузі ІоТ.

Інтелектуальне управління сигналізацією. Інтелектуальне управління сигналізацією є ще одним ключовим напрямом використання ЦД. Основна його функція - завчасно попереджати про можливі відхилення та підтримувати оператора або користувача під час ухвалення рішень у критичних ситуаціях.

У складних системах нерідко виникає явище так званого «лавинного

спрацювання тривоги», коли одна реальна несправність породжує низку додаткових попереджень. Це створює інформаційний шум, ускладнює аналіз події та затримує визначення справжнього джерела проблеми. ЦД дає змогу усунути або суттєво зменшити таке інформаційне перевантаження. Завдяки моделюванню поведінки системи в реальному часі та інтелектуальній фільтрації сигналів він здатен розпізнавати, які сповіщення є наслідковими, а які - первинними. Це дозволяє виділити критичні події, не гублячи їх серед другорядних сигналів, і забезпечує своєчасну реакцію на справжню причину відхилень. У результаті оператор отримує більш релевантну, структуровану інформацію, а система загалом працює стабільніше та безпечніше, оскільки зменшується ризик помилкових дій через надлишок тривожних сповіщень.

Узагальнюючи, можна зробити висновок, що використання ЦД істотно підвищує якість прийняття рішень, оскільки спирається на реальні дані, моделювання сценаріїв і проводячи аналітичні розрахунки. Особливо цінною є можливість виявляти ризики й аномалії на ранніх стадіях, що мінімізує ймовірність критичних відмов та знижує витрати на обслуговування. Крім того, ЦД забезпечує прозорість взаємодії між різними компонентами системи, сприяючи інтеграції гетерогенних пристроїв і сервісів. На етапі моніторингу ЦД слугує інструментом для оперативного контролю, діагностики та підтримки безперервної роботи обладнання. У процесі оптимізації ЦД дозволяє прогнозувати майбутні режими функціонування, планувати споживання ресурсів та підвищувати ефективність системи в цілому. Додаткові можливості, такі як інтелектуальне управління сигналізацією, автоматизація документації чи дистанційне навчання операторів, формують основну цінність ЦД.

1.4 Аналіз існуючої концептуальної моделі цифрового двійника житлового будинку

Цифровий двійник відкриває можливості для всебічної оптимізації як роботизованих систем, так і параметрів розумного середовища. Зокрема, він дає

змогу визначати найефективнішу кількість, розміщення та конфігурацію сенсорів - особливо тоді, коли у середовище вводяться нові елементи або змінюються профілі користувачів. Крім того, безперервний зв'язок між реальним середовищем і симуляційною платформою дозволяє здійснювати моніторинг у реальному часі, виконувати поглиблений аналіз, а також досліджувати нетипові або рідкісні сценарії з метою підвищення безпеки людини. Такі події можуть переноситися між симуляцією та реальним простором у двох напрямках, що забезпечує унікальний механізм тестування та валідації. На практиці подібні процедури оптимізації необхідно адаптувати до специфіки різних будинків, інженерних конфігурацій та індивідуальних моделей поведінки користувачів. Концептуальна модель цифрового двійника житлового будинку представлена на Рис. 1.7 [3].

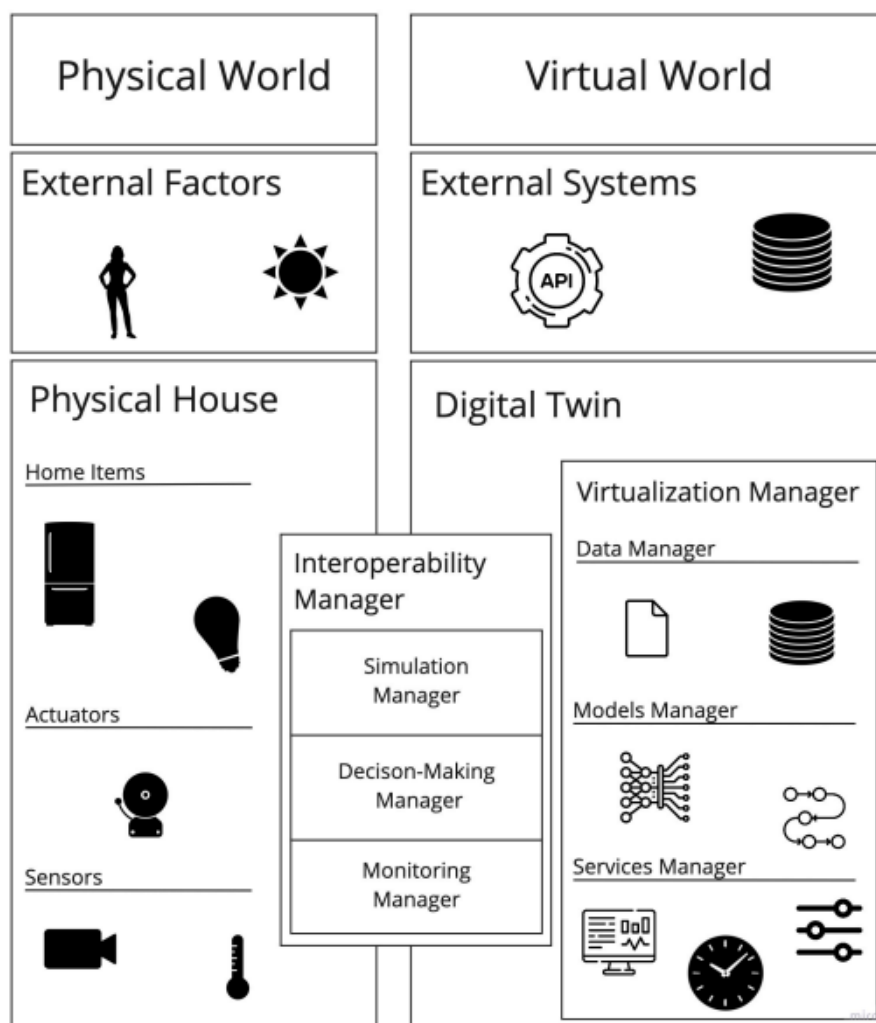


Рисунок 1.7 - Концептуальна модель цифрового двійника житлового будинку [3]

Ліва частина рисунку 1.7 представляє фізичний світ. До компонентів фізичного світу ми можемо віднести, у нашому випадку, об'єкт дослідження – будинок, який охоплює предмети повсякденного вжитку, такі як побутова техніка, а також датчики та виконавчі механізми, які і будуть безпосередньо взаємодіяти з віртуальним світом. До фізичного світу слід включити і оточення будинку, оскільки він як система буде взаємодіяти з навколишнім середовищем і зміна параметрів середовища буде впливати на зміну стану і самої системи (розумного будинку). Наприклад, зміна погоди чи мешканці, гості.

Права частина рисунку 1.7 демонструє віртуальний світ. Базовою складовою віртуального світу і є цифровий двійник, який буде дублювати параметри свого фізичного прототипу. В технічній літературі, цифрового двійника поділяють на два основних блоки: менеджер сумісності та менеджер віртуалізації. Менеджер віртуалізації, в свою чергу, поділяють ще на три підблоки, а саме: менеджер даних, менеджер моделі та менеджер з обслуговування [3].

1. Менеджер даних. Цей модуль складається з кількох спеціалізованих підсистем. Підкомпонент Data Acquisition Manager виконує функцію отримання інформації з широкого спектра джерел. Джерелами даних в розумному будинку можуть бути:

- сенсори, які встановлені у будинку і вимірюють певні параметри;
- зовнішні API;
- дані, які надходять від користувачів системи (мешканці, гості).

Оскільки джерелами даних є різні користувачі та пристрої, відповідно формат даних буде суттєво відрізнятися: це можуть бути безперервні потоки подій, що надходять від датчиків, або статичні, незмінні набори даних, такі як технічні характеристики обладнання, відомості про використані матеріали та модель будівлі.

Другий ключовий підкомпонент менеджера даних є Data Analytics Manager. Він забезпечує збереження отриманих даних, їх систематизацію та підготовку до подальших обчислювальних чи аналітичних процедур, формуючи

базу для подальших процесів опрацювання у ЦД.

2. Менеджер моделей. Цей компонент відповідає за формування та роботу з різними типами моделей, які використовуються для глибокої обробки інформації. До його складу входять різні моделі обчислювальної аналітики, функція яких полягає у виконанні інтерпретації, обробки та подальшої оцінки даних, отриманих і збережених Менеджером даних. Після завершення розрахунків результати передаються назад у систему для подальшого використання або зберігання.

У межах роботи цього менеджера можуть застосовуватися методи ML та алгоритми ШІ - наприклад, для визначення нетипової поведінки системи, прогнозування станів обладнання чи оптимізації ресурсів.

Окрім цього, Менеджер моделей включає підсистему моделювання структури та представлення даних. Її завдання — забезпечувати зручне зберігання, стандартизований обмін, пошук і класифікацію інформації. Для цього можуть використовуватися: XML-орієнтовані моделі, онтологічні описи, ієрархічні таксономії чи інші формальні схеми, що допомагають впорядковувати цифрові ресурси та роблять їх інтегрованими для різних частин системи.

3. Менеджер з обслуговування. Цей компонент відповідає за координацію та узгодження всіх функцій ЦД, забезпечуючи безперебійну роботу системи в цілому. Оскільки ЦД можуть користуватися різні групи людей, наприклад, мешканці, технічні спеціалісти, модуль надає можливість гнучкого налаштування параметрів роботи під потреби та кваліфікацію кожного користувача.

Важливим елементом цього менеджера є система безпеки, яка може містити механізми автентифікації та авторизації для контролю доступу до даних і функцій. Такі механізми забезпечують захист конфіденційної інформації про будинок та дозволяють обмежувати використання окремих можливостей ЦД лише визначеним користувачам або групам мешканців.

Крім того, менеджер з обслуговування охоплює інструменти візуальної взаємодії з системою. Це можуть бути інформаційні панелі та графічні

інтерфейси, які відображають ключові показники роботи будинку. Прикладом останніх можуть бути стан датчиків у режимі реального часу, параметри енергоспоживання, дані про мікроклімат чи інші функціональні властивості. Завдяки цьому користувач отримує зручні засоби моніторингу та управління, що підвищує прозорість та ефективність взаємодії з ЦД.

Окрім менеджера віртуалізації, ЦД також містить Менеджер сумісності, який виконує роль «моста» між фізичним світом та його цифровим відображенням. Це важливий компонент, що відповідає за коректний обмін даними, узгодження їх форматів та синхронізацію станів між реальним доменом і віртуальною моделлю. Його функції зазвичай включають нормалізацію даних, перетворення протоколів, узгодження часових міток та підтримку різних стандартів IoT-комунікацій. Менеджер сумісності також складається з ряду підкомпонент.

Менеджер моніторингу. Цей підкомпонент відповідає за постійне спостереження за фізичним середовищем. Він забезпечує підключення та інтеграцію фізичних датчиків і пристроїв до Менеджера даних, який зберігає і обробляє інформацію, яка надходить. Більш детально він виконує наступні функції:

- збір показників від сенсорів температури, вологості, руху, якості повітря тощо;
- перетворення «сирих даних» у формат, придатний для аналізу;
- виявлення відхилень від нормальних параметрів у режимі реального часу;
- передавання повідомлень про події (наприклад, «відчинено двері», «перевищено рівень CO₂»).

Таким чином, менеджер моніторингу підтримує безперервний інформаційний потік, що дозволяє ЦД оновлювати свій стан фактично в реальному часі.

Другий підкомпонент - менеджер прийняття рішень. Він відповідає за опрацювання отриманих даних та вибір відповідних дій. Він інтерпретує інформацію, яку формують моделі та алгоритми ЦД, і передає команди

виконавчим пристроям у фізичному будинку. Менеджер прийняття рішень може використовувати правило-орієнтовані механізми, ML, нечітку логіку або комбіновані підходи. Саме він перетворює віртуальний аналіз на конкретні фізичні дії.

Більш детально він виконує наступні функції у співвідношенні з розумним будинком:

- автоматичне регулювання температури на основі поведінки мешканців;
- адаптація освітлення у відповідь на виявлену активність;
- запуск системи безпеки або аварійного оповіщення;
- оптимізація енергоспоживання з урахуванням прогнозів і тарифів.

Менеджер моделювання. Останній ключовий підкомпонент забезпечує виконання симуляцій у ЦД. Він дозволяє моделювати поведінку системи, прогнозувати майбутні стани та оцінювати різні сценарії, не втручаючись у реальне оточення. Фактично, Менеджер моделювання забезпечує «пісочницю» для експериментів і допомагає удосконалювати як структуру ЦД, так і реальні системи. Більш детально він виконує наступні функції:

- створення віртуальних експериментів (наприклад, зміна конфігурації датчиків або появи нового користувача);
- тестування поведінки системи у рідкісних або критичних ситуаціях;
- кпрогнозування виконання системи за різних умов (навантаження, час доби, погодні фактори);
- обчислювальне моделювання роботів або побутових пристроїв у контексті «розумного дому»;
- навчання алгоритмів на основі симуляційних даних.

Архітектура ЦД передбачає комплексну взаємодію між численними фізичними датчиками, виконавчими пристроями та програмними модулями, що реалізують віртуальні моделі, аналітичні алгоритми та механізми прийняття рішень. Надійність та ефективність такої взаємодії значною мірою визначається набором мережевих протоколів, які забезпечують збір даних у реальному часі, їх варіфікацію та захист, синхронізацію фізичної та цифрової моделей, керування

пристроями, підтримку симуляційного середовища.

Взаємодія між менеджером моніторингу та менеджером даних реалізується через IoT-протоколи: MQTT, CoAP, HTTP/REST, WebSocket. Вони забезпечують низьку затримку, можливість публікації/підписки, стабільну комунікацію навіть при нестійких мережових умовах та ефективну доставку невеликих пакетів даних.

Центральним завданням цифрового двійника є підтримка двонаправленого зв'язку між фізичним об'єктом і його цифровою репрезентацією. Для цього застосовуються: OPC UA, DDS, ZeroMQ. Ці протоколи забезпечують структурованість повідомлень, керування потоками, якісну маршрутизацію та синхронізацію станів відповідно до оновлень у фізичному середовищі.

Менеджер моделювання працює зі стандартами й моделями, що описують фізичні властивості будівель, роботів та динамічних об'єктів: FMI/FMU, Modelica, URDF/SDF, glTF, а також протоколи взаємодії gRPC і WebSocket. Це дозволяє створювати точні симуляції, проводити тестування поведінки пристроїв, виявляти аномалії чи небезпечні ситуації до того, як вони виникнуть у реальному середовищі.

Для передачі управляючих команд від Менеджера рішень до фізичних систем застосовуються: Matter, Modbus, KNX, BACnet. Вони забезпечують інтеграцію ЦД з освітленням, вентиляцією, опаленням, замками, воротами, побутовою технікою та роботизованими пристроями.

Захист інформації здійснюється через: TLS/SSL, DTLS, OAuth2, JWT, X.509 сертифікати, що гарантують автентифікацію пристроїв та захищений канал передавання даних. Таким чином, комплекс застосованих протоколів забезпечує надійність, масштабованість та інформаційну безпеку цифрового двійника, що робить його здатним до ефективної роботи в розподілених середовищах розумного будинку.

2 ДОСЛІДЖЕННЯ ІНТЕГРАЦІЇ ЦИФРОВОГО ДВІЙНИКА ТА ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ У СИСТЕМІ SMART HOME

2.1 Загальний опис методології інтеграції цифрового двійника

Розробка ЦД для моніторингу та контролю параметрів навколишнього середовища у приміщенні повинен здійснюватися через структурований методологічний процес, спрямований на ефективну інтеграцію цифрових технологій з експлуатаційними потребами об'єкта.

Відправною крапкою у створенні ЦД є чітке визначення його цілей і функціонального обсягу. Якщо розглядати ЦД для моніторингу показників у житлових приміщеннях, то цілями можуть бути – енергоспоживання, моніторинг та оптимізувати якість повітря в приміщенні та загальний екологічний комфорт, безпека перебування у приміщенні забезпечуючи при цьому безшовну сумісність апаратних і програмних компонентів. Система повинна підтримувати збір даних у реальному часі, прогнозу аналітику за допомогою ML та автоматизовані механізми керування.

В [8] представлено основні потреби для моделі ЦД:

1. Керування IoT-даними в реальному часі та зберігання їх у виділених базах даних.

Модель ЦД потребує можливості безперервно збирати дані з різних IoT-пристроїв і сенсорів, одночасно обробляючи їх у реальному часі. Ця процедура вимагає наявності спеціалізованих баз, що дозволяє легко здійснювати доступ до історичних записів та проводити аналіз для подальшого прогнозування або оптимізації системи.

2. Візуалізація даних у реальному часі за допомогою тривимірних моделей.

Для зручного сприйняття складних процесів користувачами, ЦД повинен

відображати поточний стан об'єкта у 3-D середовищі. Це дозволяє відстежувати динаміку змін, взаємодію компонентів та візуально оцінювати ефективність роботи систем у реальному часі.

3. Застосування моделей машинного навчання до даних для їх інтерпретації, прогнозування та обробки агрегованих метрик на панелях приладів, оптимізованих для взаємодії людини з комп'ютером.

ЦД використовує алгоритми ML для аналізу зібраних даних, виявлення закономірностей, прогнозування майбутніх станів і формування ключових показників. Результати подаються на інтерактивних панелях, що забезпечують інтуїтивне управління та спрощують прийняття рішень користувачем.

4. Реалізації фізичних елементів на основі зібраних даних.

ЦД не лише моделює процеси, а й може впливати на реальні пристрої, керуючи ними відповідно до отриманої інформації. Це дозволяє автоматизувати функції будинку або виробничого об'єкта, забезпечуючи оптимальні умови роботи систем.

5. Обслуговування та управління інфраструктурою з відповідними стандартами безпеки на різних рівнях доступу.

Для ефективною та безпечною роботи ЦД необхідне управління всією інфраструктурою з розмежуванням прав доступу. Це гарантує захист даних, контроль за змінами та забезпечує надійну роботу системи без ризику несанкціонованого доступу.

6. Використання відкритих даних для обміну інформацією з зовнішніми базами даних (підтримка рівня безпеки).

ЦД повинен мати можливість інтегрувати зовнішні джерела даних для підвищення точності моделей і розширення аналітичних можливостей. При цьому забезпечується контроль безпеки та конфіденційності інформації, щоб обмін даними відбувався тільки у дозволених межах.

Основні потреби ЦД представлено на Рис. 2.1.



Рисунок 2.1 - Основні потреби Smart Home [14]

Щоб проводити аналітику, потрібно мати розгорнуту мережу IoT-пристроїв для збору даних про параметри навколишнього середовища в реальному часі. До таких пристроїв в розумному будинку можна віднести:

- розумні електролічильники та розетки для моніторингу енергії вимірюватимуть миттєве та середнє споживання електроенергії,
- спеціалізовані датчики якості повітря, які дадуть змогу відстежувати такі параметри, як температура, вологість, леткі органічні сполуки, тверді частинки та концентрацію CO₂.

Для налаштування параметрів освітлення чи температурних режимів, в залежності від присутності мешканців, необхідне встановлення датчиків руху та систем підрахунку людей на основі камер, що працюють на основі алгоритмів комп'ютерного зору.

Для забезпечення здатності системи динамічне реагувати на зміни навколишнього середовища необхідно встановлення актуаторів, таких як автоматизовані механізми вікон або HVAC (Heating, Ventilation, and Air Conditioning).

Маючи широку мережу пристроїв необхідно забезпечити добре структуровану комунікаційну інфраструктуру. Як правило, «спілкування» IoT-пристроїв та датчиків відбувається за допомогою протоколів MQTT і HTTP, а Modbus використовуватиметься для вимірювачів енергії. Мережа передачі даних

в розумних будинках логічно будувати на базі комбінації Wi-Fi та Ethernet технологій, при цьому локальні мережі забезпечуватимуть стабільність для критичних компонентів, таких як лічильники енергії та контролери погоди. Для забезпечення обміну даними між пристроями в реальному часі, необхідне використання центрального брокера повідомлень, наприклад Mosquitto MQTT.

Данні в системі повинні оброблятися та зберігатися і для цього потрібна спеціалізована інфраструктура. Вимогою до такої архітектури є можливість довгострокового архівування та доступність у реальному часі. Технічна література для даних цілей радить використовувати PostgreSQL та InfluxDB, які оброблятимуть структуровані та часові ряди відповідно дані, тоді як легкі бази даних, такі як SQLite, радять використовувати для локального кешування.

Для ефективної обробки алгоритмів машинного навчання потрібен сервер з багатоядерним процесором, достатньою кількістю ОП та потужною графічною картою з підтримкою CUDA. Для підтримки стабільності системи у разі відключень електроенергії потрібні безперебійні джерела живлення (UPS). Після встановлення системи збору даних наступним етапом є розробка прогностичних моделей енергоспоживання, якості повітря в приміщеннях та екологічного комфорту.

2.2 Вибір методів машинного навчання для розумного будинку в залежності від потреба аналізу

Цифрові двійники, поєднані зі ШІ, дозволяють розумному будинку переходити від реактивного до проактивного управління станом обладнання. У віртуальній моделі будинку безперервно накопичуються дані від сенсорів, які відстежують роботу систем опалення, вентиляції, кондиціонування, електромережі, побутової техніки та енергетичних модулів. Алгоритми ML проводять аналітику цих даних, тим самим виявляють приховані закономірності та ознаки деградації, що не помітні людині. Вибір технік машинного навчання залежить від задачі, яку потрібно реалізувати. Узагальнену інфографіку, яка

відображає які методи ШІ використовуються для яких задач в розумному будинку представлено на Рис. 2.2.

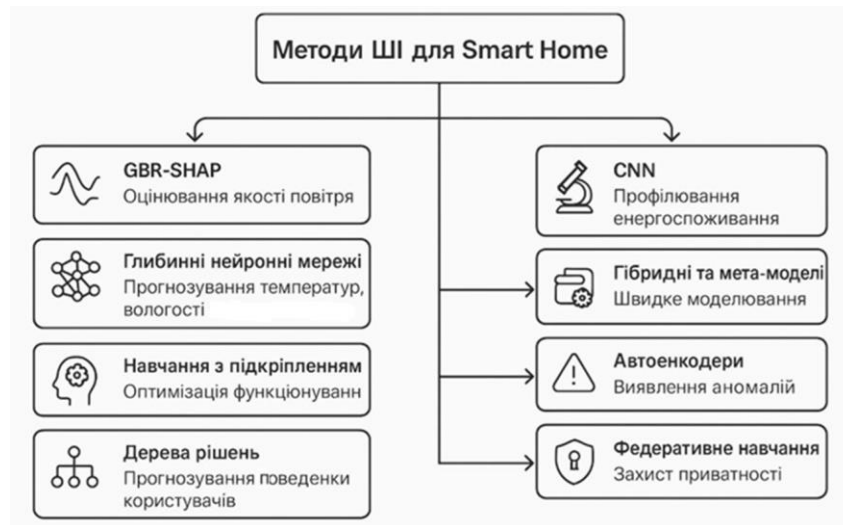


Рисунок 2.2 - Методи ШІ для Smart Home [15]

Однією з найбільш поширених груп є глибинні нейронні мережі, адже саме вони здатні опрацьовувати великі потоки даних від сенсорів, камер, лічильників та інших IoT-пристроїв.

Глибока нейронна мережа (Deep Neural Network, DNN). DNN - це різновид ШІ, який складається з великої кількості послідовно з'єднаних шарів. Кожен із цих шарів навчається розпізнавати все складніші та абстрактніші характеристики даних, перетворюючи їх від найпростішої інформації до високорівневих закономірностей. Така архітектура дає змогу мережі самостійно виявляти приховані залежності у великих наборах даних, включно з тими, що містять часові послідовності, сигнали сенсорів або інші неоднорідні параметри. Завдяки цьому DNN набагато точніше моделює складні процеси порівняно з класичними алгоритмами ML.

У сфері розумних будинків глибинні мережі відіграють ключову роль у прогнозуванні та адаптивному керуванні домашніми системами. Аналізуючи данні отримані з датчиків розумного будинку (температуру, рівень вологості, моделі переміщення мешканців, споживання електроенергії тощо) DNN здатна

передбачити, як саме змінюватиметься стан будинку в найближчі хвилини або години. Це дозволяє системі заздалегідь регулювати опалення, вентиляцію, охолодження, освітлення чи роботу побутових пристроїв без участі людини. Крім того, DNN ефективно виявляє нетипову поведінку обладнання, допомагає оптимізувати робочі сценарії та створює індивідуальні моделі керування, які підлаштовуються під звички конкретних користувачів. Таким чином, глибинні нейромережі забезпечують розумному будинку здатність до самонавчання та проактивного реагування.

Теплові навантаження суттєво впливають на загальне енергоспоживання будівлі. Методи машинного навчання можуть застосовуватися для оцінки впливу зовнішніх умов навколишнього середовища на загальні втрати тепла та для оцінки потенційних втручань для покращення утеплення будівель. Для моделювання теплового навантаження можна використовувати штучну нейронну мережу (ANN) [5].

Штучна нейронна мережа (Artificial Neural Network, ANN) — це обчислювальна структура, побудована за аналогією до роботи людського мозку, де велику кількість елементарних вузлів об'єднано у взаємопов'язану систему. Кожен вузол отримує вхідні сигнали, перетворює їх та передає далі, формуючи таким чином здатність мережі навчатися на даних.

Визначення найвпливовіших факторів, що впливають на теплові навантаження, дозволяє виявити критичні неефективності, які слід вирішити для покращення загальної енергетичної ефективності будівлі. Модель прогнозування теплового навантаження використовує вхідні дані, пов'язані з погодними умовами, рівнем заповнюваності, природною вентиляцією, роботою системи HVAC, а також геометрією та матеріалами будівель. Вихід моделі потім може використовуватися як вхід для моделей електропостачання та моделей прогнозування якості повітря.

У застосуванні до розумного будинку ANN виконує роль інтелектуального ядра, яке аналізує показники з численних сенсорів і передбачає подальшу поведінку внутрішніх систем. Мережа може оцінювати, як зміниться

температура, рівень вологості чи енергоспоживання впродовж дня, і на основі цих прогнозів коригувати роботу опалення, кондиціонування або вентиляції.

Профілювання навантаження є необхідним для розуміння пристроїв, підключених до електричної мережі, та виявлення потенційних несправностей у системі. Для вирішення цього завдання ефективно використовувати модель машинного навчання на основі згорткової нейронної мережі (CNN) [7].

CNN - це різновид штучних нейромереж, що призначений для виявлення структурних або часових залежностей у даних за допомогою операцій згортки. Така мережа самостійно формує набір інформативних ознак, маючи здатність помічати характерні шаблони в зображеннях, потоковому відео або сигналах сенсорів.

CNN і автоенкодери здатні розпізнавати патерни або аномалії у даних, що потенційно сигналізують про хибну роботу обладнання чи підозрілу активність.

Впровадження моделі профілювання навантаження також є цінним для виявлення шахрайського споживання енергії та виявлення зловмисних користувачів. Крім того, точне профілювання навантаження є критичною вимогою для осіб, які приймають рішення, залучені до енергоменеджменту та оптимізації будівель. Модель використовує дані від електричних навантажень (наприклад, системи HVAC, підйомники) та зовнішніх навантажень (наприклад, зарядні станції електромобілів). Генеровані енергетичні профілі слугують вхідними даними для подальших моделей прогнозування навантаження, що дозволяє ефективніше керувати енергією.

Крім того, у середовищі розумного будинку CNN широко використовують для обробки відео з камер, розпізнавання присутності мешканців, ідентифікації їхньої активності та підвищення рівня безпеки.

Довгострокова короткочасна пам'ять (Long Short-Term Memory, LSTM) - це різновид рекурентних нейронних мереж, створений для ефективного опрацювання послідовностей даних та збереження важливої інформації на тривалих інтервалах. Мережі типу LSTM або GRU допомагають розумному будинку передбачати майбутні значення температури, вологості чи

енергоспоживання, визначення поведінкових патернів мешканців або виявлення відхилень у роботі IoT-пристроїв, аналізуючи часові послідовності та виявляючи приховані тренди.

Підтримуючий векторний регресор (Support Vector Regression, SVR) - це метод ML, який прогнозує безперервні значення на основі наявних даних, використовуючи принципи «підтримкових векторів». У розумних будинках SVR застосовується для передбачення енергоспоживання, оптимізації роботи систем опалення та кондиціонування. Він дозволяє точно моделювати залежності між погодними умовами, поведінкою мешканців і енерговитратами.

Випадковий ліс (Random Forest) – це один з методів ML, який оснований на поєднанні багатьох дерев рішень для підвищення точності прогнозів та зменшення ризику перенавчання. У системах розумного будинку його застосовують для прогнозування енергоспоживання, автоматичного керування освітленням та клімат-контролем. Цей алгоритм ефективно обробляє великі обсяги даних які надходять з датчиків і виявляє складні взаємозв'язки між параметрами середовища та діями мешканців.

Моделі К-найближчих сусідів (KNN) та дерева рішень можуть використовуватися для генерації попереджень і надання рекомендацій користувачам і зацікавленим сторонам.

Якість повітря можна оцінити за допомогою моделі градієнтного підвищення регресії (GBR) у поєднанні з SHapley Additive exPlanations (SHAP). Ця модель може виконувати функції як класифікатор - класифікувати якість повітря як погану, допустиму або хорошу - так і як регресор для оцінки прогнозованих значень. Модель GBR-SHAP застосовна як для оцінки якості повітря в приміщенні, так і на вулиці та може використовуватися як вхідний інструмент для оцінки комфорту та прогнозування навантаження, особливо при інтеграції з моделлю вентиляційної системи.

Окреме значення мають гібридні та метамоделі, які поєднують класичні фізичні симуляції цифрових двійників із легкими машинними моделями. Такі метамоделі дозволяють відтворювати складні фізичні процеси - теплообмін,

циркуляцію повітря, споживання електроенергії - значно швидше, ніж це робить повноцінний симулятор. У результаті ЦД отримує «прискорений» інтелектуальний шар, який дає можливість приймати рішення в реальному часі. Такий підхід особливо ефективний там, де системи реагування повинні працювати миттєво — наприклад, у динамічному керуванні мікрокліматом або енергорозподілом.

Ще одним важливим напрямом є методи виявлення аномалій, що забезпечують безпечність та надійність роботи розумного будинку. Алгоритми, засновані на автоенкодерах або статистичних моделях, формують цілісне уявлення про “нормальну” поведінку окремих приладів та систем. Коли ж реальні дані раптом починають виходити за межі цього звичного патерну, система вчасно сигналізує про можливі несправності, перевантаження або несанкціоноване втручання. Цифровий двійник у цьому випадку є еталоном, за яким штучний інтелект оцінює ступінь відхилення.

Окрему групу складають методи навчання з підкріпленням, які дозволяють розумному будинку не просто виконувати задані команди, а вчитися оптимізувати своє функціонування самостійно. У середовищі ЦД такі моделі отримують можливість безпечного експериментування, тестуючи тисячі сценаріїв керування опаленням, вентиляцією чи освітленням, перш ніж їх поведінка буде перенесена в реальний будинок. Це дозволяє створювати автономні політики керування, здатні мінімізувати енергоспоживання при збереженні максимального рівня комфорту.

У сучасних Розумних будинках зростає й роль методів, спрямованих на збереження приватності. Через те, що сенсори збирають велику кількість персональних даних, застосовуються технології федеративного навчання та диференційної приватності. Вони дають змогу навчати моделі без передачі чутливої інформації на центральні сервери, а цифрові двійники при цьому використовуються як захищені середовища для локального тестування та обробки даних.

Для прогнозування природної вентиляції можна використовувати модель

глибокої Q-мережі (DQN) для аналізу впливу віконних отворів на якість повітря, особливо у ситуаціях, коли очікується підвищена концентрація зовнішніх твердих частинок. Q-мережі (Deep Q-Network, DQN) - це метод глибинного підкріплювального навчання, який поєднує Q-навчання з нейронними мережами для прийняття оптимальних рішень у складних середовищах.

Використання SHAP дозволяє користувачам інтерпретувати прогнози моделі та отримувати уявлення про очікувані умови якості повітря в найближчі години. Крім того, вхідні дані можуть бути доповнені інформацією місцевих метеослужб для підвищення точності прогнозів.

Алгоритми на основі дерева — це методи машинного навчання, які приймають рішення через послідовні розгалуження даних, формуючи ієрархічну структуру, схожу на дерево. У розумних будинках їх застосовують для прогнозування споживання енергії, автоматичного регулювання освітлення та клімат-контролю. Ці методи зрозумілі для аналізу, оскільки кожне рішення можна простежити через конкретні умови на гілках дерева. Вони ефективно працюють із великими потоками даних і допомагають визначати найважливіші фактори, що впливають на роботу систем.

Доповнюють ці підходи семантичні та онтологічні методи, що надають системі контекстне розуміння структури будинку, його приміщень, пристроїв та їхніх взаємозв'язків. Завдяки ним штучний інтелект отримує можливість не лише обчислювати, але й інтерпретувати результати, пояснювати логіку своїх рішень і використовувати знання про простір та поведінку користувачів.

В таблиці 2.1. Представлено узагальнено застосування різних алгоритмів ШІ в розумних будинках

Таблиця 2.1- Варіанти застосування різних алгоритмів ШІ в Smart Home [14, 15, 16]

Алгоритм	Застосування
Глибока нейронна мережа DNN	<ol style="list-style-type: none"> 1. Прогноз температур у приміщенні. 2. Прогнозування попиту на електроенергію будівель. 3. Прогнозування навантаження на охолодження будівель. 4. Оптимізувати споживання енергії. <p>Визначення нетипової поведінки обладнання</p>
Штучна нейронна мережа ANN	<ol style="list-style-type: none"> 1. Прогнозування попиту на електроенергію 2. Цифровий близнюк (підхід чорної скриньки). 3. Прогнозування навантаження на охолодження будівлі. 4. Прогнозування теплоспоживання.
Згорткова нейронна мережа CNN	<ol style="list-style-type: none"> 1. Прогноз температур у приміщенні. 2. Прогнозування попиту на енергоспоживання. 3. Виявлення потенційних несправностей у системі. 4. Обробка відео з камер і аналіз присутності мешканців.
Довгострокова короткочасна пам'ять LSTM	<ol style="list-style-type: none"> 1. Передбачати майбутні значення температури, вологості чи енергоспоживання. 2. Визначення поведінкових патернів мешканців. 3. Виявлення відхилень у роботі IoT-пристроїв
Підтримуючий векторний регресор SVR	<ol style="list-style-type: none"> 1. Прогнозування попиту на електроенергію. 2. Оптимізації роботи систем опалення та кондиціонування. 3. Прогнозування відмов при підтримці клімату в приміщенні. <p>Автоматичного регулювання параметрів комфорту.</p>
Random Forest Випадковий ліс	<ol style="list-style-type: none"> 1. Прогнозування енергоспоживання. 2. Автоматичне керування освітленням та клімат-контролем. 3. Прогноз температур у приміщенні.
Глибинна Q-мережа DQN	Автоматичного керування опаленням, освітленням та іншими системами

2.3 Інтеграція ШІ в мережу цифрового двійника

В [8] представлено схему мережі ЦД з інтерфейсом до фізичної сутності та зовнішніми даними, та те, як штучний інтелект інтегрується в різні етапи її роботи.

За структурною архітектурою системи ЦД можна визначити 6 різних технік ШІ.

1. ШІ: оптимізація (створення моделей). Фізична сутність, яка буде моделюватися, може походити з широкого спектра застосувань, включно з інженерією, виробництвом, охороною здоров'я, міським розвитком, сталим розвитком або кліматологією. На основі цього створюється ЦД, що відповідає динамічній системі, яка реалізується через комп'ютерну симуляцію, що фіксує основні характеристики фізичної сутності. Зазвичай це передбачає додаткові дані, на основі яких, наприклад, оцінюються параметри ЦД. Це процес оптимізації, який є етапом оптимізації, а саме створення моделі, яка продемонстрована на Рис. 2.3.

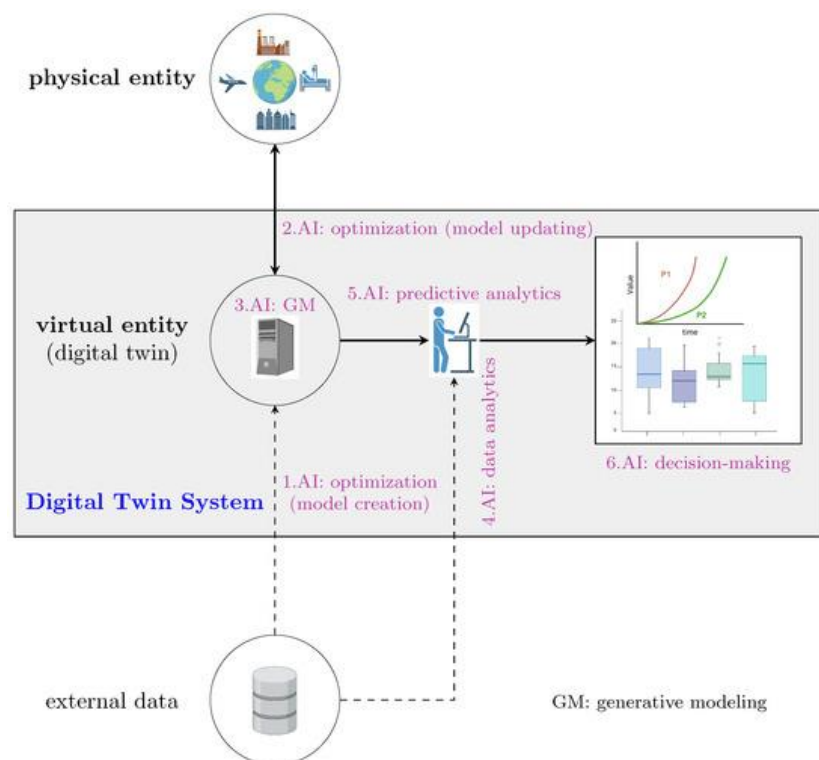


Рисунок 2.3 - Цифрова система двійників з інтерфейсом до фізичної сутності та зовнішніми даними [8]

На цьому етапі ШІ використовується для: підбору структури моделі, оптимізації параметрів, пошуку найточнішого представлення реальної системи. Тобто, ШІ створює базовий ЦД.

2. ШІ: оптимізація (оновлення моделі). Другий етап оптимізації забезпечує синхронізацію ЦД та його фізичного аналога під час роботи. Це призводить до оптимізації механізму оновлення цифрового близнюка, тобто оптимізація для оновлення моделі.

3. ШІ: генеративне моделювання. Третє застосування ШІ для ЦД є генеративне моделюванням. ШІ може бути використаний для створення симуляцій, прогнозування майбутніх сценаріїв, генерації даних для тестування. Крім того, ШІ не лише допомагає оптимізувати модель симуляції, а й може формувати саму модель симуляції. Модель моделювання не оснащена механізмом оновлення, тоді як ЦД - це математична модель із механізмом оновлення.

На цьому етапі ШІ використовується для: створення альтернативних сценаріїв, симуляції поведінки системи, генерації нових даних для прогнозів або тестування. Це дозволяє оцінювати ситуації, яких ще не відбулося.

В міру надходження нових даних від фізичного об'єкта ШІ виконує адаптивне коригування моделі, автоматичне оновлення її параметрів, підвищення точності відображення реального процесу. Тобто, модель постійно "навчається" і стає точнішою.

4. ШІ: аналітика даних. Методи ШІ можуть використовуватися для аналізу даних від зовнішніх джерел. Такими джерелами можуть бути хмарні системи, відкриті джерела даних, бази даних, сенсорні мережі. Ці дані використовуються для покращення точності цифрової моделі та аналітики.

5. ШІ: прогнозна аналітика. Методи ШІ можуть використовуватися для аналізу даних, які надходять від ЦД. На основі аналітики ШІ прогнозує майбутній стан системи, можливі відмови, особливості використання ресурсів, очікувану поведінку об'єкта.

6. III: прийняття рішень. Використовується для підсумовування всіх індивідуальних результатів, досягнутих до цього моменту, та для прийняття рішень. Цей крок інтегрує все разом і дає кількісний або якісний підсумок, який можна розглядати як кінцевий результат мережі ЦД. Прикладами кількісного узагальнення є візуалізації у вигляді графіків або діаграм. Залежно від подачі таких візуалізацій, ці фігури можуть бути навіть інтерактивними, дозволяючи досліджувати результати.

На цьому завершальному етапі III може виконувати завдання прогнозування, коли треба проводити обслуговування, як оптимізувати роботу пристроя чи процесу.

Таким чином, можна зробити висновок, що III стає ключовим механізмом у кожному циклі системи ЦД. III застосовується на всіх ключових етапах - від створення моделі до підтримки прийняття рішень, що значно збільшує ефективність роботи системи ЦД. Узагальнено процес роботи системи ЦД з інтеграцією III можна описати наступною послідовністю дій:

1. Реальний об'єкт передає дані.
2. AI створює цифрову модель.
3. Генеративні алгоритми моделюють варіантні сценарії.
4. AI оновлює модель під час нових подій.
5. Аналітика визначає структури й аномалії.
6. Прогнозна аналітика передбачає майбутні стани.
7. AI пропонує або автоматично виконує оптимальні рішення.
8. Зовнішні дані підтримують вирівнювання моделі.

2.4 Інтеграція цифрового двійника та нейронних мереж у сенсорну мережу на базі ZigBee для контролю температури у smart home

2.4.1 Узагальнена модель мережі керування температури в приміщенні. Інтеграція цифрового двійника та нейронних мереж у сенсорну мережу на базі ZigBee для контролю температури в розумному будинку є

перспективним напрямом розвитку інтелектуальних технологій, що дає змогу підвищити ефективність управління мікрокліматом і якість обслуговування користувачів. Сенсорна мережа ZigBee, завдяки низькому енергоспоживанню, гнучкій топології та можливості масштабування, широко застосовується у smart home для збирання даних про температуру, вологість і інші параметри середовища. Проте традиційні системи зазвичай працюють за фіксованими сценаріями, використовують прості алгоритми контролю та мають обмежені можливості прогнозування. Саме інтеграція цифрового двійника та методів глибинного навчання дає змогу суттєво розширити потенціал класичних підходів.

Традиційні системи контролю температури у smart home часто спираються на прості механізми на основі термостатів, які не враховують динамічний та взаємопов'язаний характер сучасних середовищ «розумних будинків». Ці системи не здатні ефективно обробляти та реагувати на дані в режимі реального часу, що призводить до неефективності підтримки оптимального теплового комфорту та споживання енергії.

Цифровий двійник у контексті smart home можна розглядати як віртуальну модель фізичної системи клімат-контролю, яка у реальному часі відтворює стан приміщення, динаміку зміни температури, тепловтрати, інерційність нагрівальних або охолоджувальних пристроїв. Завдяки безперервному обміну даними між фізичними сенсорами ZigBee та віртуальною моделлю забезпечується синхронність двох систем. Цифровий двійник дозволяє прогнозувати зміни температури на основі поточних даних, враховувати історичні показники та моделювати вплив зовнішніх факторів, таких як пори року, погодні умови та параметри вентиляції.

Нейронні мережі, інтегровані з цифровим двійником, виконують функції адаптивного аналізу та оптимізації. Моделі глибинного навчання можуть бути натреновані для точного прогнозування температури, виявлення аномалій, розпізнавання закономірностей у споживанні енергії та формування рекомендацій щодо керування опаленням чи кондиціонуванням. Поєднання

цифрового двійника з нейронною мережею забезпечує точнішу калібрацію системи, що дозволяє враховувати зміну теплових характеристик будинку з часом, поведінку користувачів, а також можливі відмови сенсорів.

Інтеграція в сенсорну мережу ZigBee здійснюється через проміжну програмну платформу, яка об'єднує шар збору даних, аналітичний модуль та систему керування. Дані від температурних сенсорів ZigBee передаються до шлюзу, де вони попередньо фільтруються та нормалізуються. Далі ці дані спрямовуються до цифрового двійника, який моделює тепловий стан будинку, та одночасно – до нейронної мережі, яка здійснює прогноз і коригування параметрів керування. На основі результатів розрахунків система генерує команди для фізичних пристроїв, таких як термостати або кондиціонери, забезпечуючи точне та енергоефективне регулювання мікроклімату.

Інтеграція ЦД та нейронних мереж у сенсорну мережу на базі ZigBee є перспективним рішенням цих проблем. Однак, існує ряд складностей, щодо того, як ці технології можна «синергетично поєднувати» для подолання існуючих обмежень, таких як затримка реакції на коливання температури, неоптимальне споживання енергії та нездатність адаптуватися до змінних параметрів оточення.

Узагальнена модель мережі керування температури в приміщенні, зображено на Рис. 2.4.



Рисунок 2.4 - Узагальнена представлення мережі керування температури в приміщенні [16]

Системи на базі технології ZigBee та з інтеграцією ЦД та нейронних мереж буде мати наступну структуру [9]:

1. Бездротова мережа з підтримкою ZigBee. Така мережа, використовує модулі, наприклад Xbee S2, який відповідає за збір даних у режимі реального часу з різних місць у «розумному будинку».

2. Цифровий двійник. Це віртуальна репліка фізичного середовища, яка моделює та прогнозує коливання температури, використовуючи дані в режимі реального часу та історичні дані.

3. Модель нейронної мережі. Це модель штучного інтелекту, яка обробляє дані з ЦД та оптимізує стратегії керування системою опалення, вентиляції та кондиціонування повітря.

Щоб ефективно керувати температурою, першим кроком потрібно змодельовати динаміку температури в «розумному будинку». Для цього можна використовувати вираз, що виражає швидкість зміни температури.

$$\frac{dT(t)}{dt} = -\alpha(1 - T_{ambient}(t)) + \beta Q_{HVAC}(t) + \gamma S(t) + \delta H(t) + \epsilon O(t) \quad (2.1)$$

де:

- $T_{ambient}(t)$ - температура навколишнього середовища в момент часу t .

- $Q_{HVAC}(t)$ - це потужність опалення або охолодження системи ОВК повітря в даний момент часу.

- $S(t)$ - представляє інші джерела тепла в будинку (наприклад, сонячне світло, побутові прилади).

- α, β та γ - це константи, що характеризують відповідно втрати тепла, ефективність опалення, вентиляції та кондиціонування повітря (ОВК) та надходження тепла від джерел.

- $H(t)$ рівень вологості в приміщенні в цей час, що може впливати на сприйняту температуру.

- $O(t)$ рівень заповненості в момент часу t , що відображає кількість людей у будинку та їхній вплив на температуру.

- $\delta i \epsilon$ – константи, що відображають вплив вологості та заповненості відповідно.

- $T(t)$ представляє температуру в момент часу t певному місці будинку.

Температура $T(t)$ у smart home можна змодельовати рівнянням теплового балансу:

$$C \frac{dT(t)}{dt} = Q_{in}(t) - Q_{out}(t) + Q_{HVAC}(t) + Q_{int}(t) \quad (2.2)$$

де:

- C – це теплоємність будинку, що відображає його здатність накопичувати тепло.

- $Q_{in}(t)$ - відображає надходження тепла від зовнішніх джерел (наприклад, сонячного світла, температури зовнішнього повітря).

- $Q_{out}(t)$ - відображає втрати тепла у зовнішнє середовище.

- $Q_{HVAC}(t)$ - це тепло, яке додається або відводиться системою ОВК повітря.

- $Q_{int}(t)$ - відображає внутрішні теплові надходження від мешканців, приладів тощо.

Таким чином, поєднання ZigBee, цифрового двійника та нейронних мереж створює новий рівень інтелектуального управління температурою в smart home. Такий підхід підвищує точність контролю, скорочує витрати енергії, підсилює надійність системи та забезпечує комфортні умови для користувачів за мінімального ручного втручання. Це рішення може стати основою для побудови більш складних систем smart home, де прийняття рішень відбувається на базі цифрових симуляцій, аналітики та самонавчання.

2.4.2 Моделювання продуктивності мережі ZigBee . Продуктивність мережі ZigBee з точки зору затримки передачі даних та надійності безпосередньо

впливає на керування системою ОВК повітря в режимі реального часу. Час передачі пакетів T_{trans} у мережі ZigBee можна змоделювати так:

$$T_{trans} = T_{proc} + T_{queue} + T_{prop} + T_{transmit} \quad (2.3)$$

де:

- T_{proc} – це затримка обробки.
- T_{queue} – затримка в черзі .
- T_{prop} – затримка поширення .
- $T_{transmit}$ – це фактичний час передачі.

Мінімізація цих затримок несе в собі критичне значення для підтримки продуктивності системи контролю температурних показників в режимі реального часу.

Мережі ZigBee можуть працювати в різних топологіях, включаючи зірку, дерево та сітчасту, кожна з яких має свої переваги та застосування. Вибір топології впливає на надійність мережі, масштабованість та ефективність передачі даних.

У зірковій топології всі кінцеві пристрої безпосередньо зв'язуються з центральним координатором. Ця топологія проста та енергоефективна, але їй бракує резервування. Шлях зв'язку в такій топології наступний:

$$D_{total} = D_{trnsmission} + D_{processing} \quad (2.4)$$

де

- $D_{transmission}$ – час, необхідний для передачі даних від кінцевого пристрою до координатора,
- $D_{processing}$ – це час, який координатор витрачає на обробку даних.

Деревоподібна топологія розширює зірку, додаючи маршрутизатори між кінцевими пристроями та координатором, що покращує покриття та

масштабованість. Затримка в деревоподібній топології визначається за формулою:

$$D_{total} = \sum_{i=1}^N (D_{trnsmission,i} + D_{processing,i}). \quad (2.5)$$

де

- $D_{transmission}$ – час, необхідний для передачі даних від кінцевого пристрою до координатора,
- $D_{processing}$ – це час, який координатор витрачає на обробку даних.
- N – кількість переходів між кінцевим пристроєм та координатором.

Мережева топологія забезпечує найвищу надійність та покриття, дозволяючи маршрутизувати дані кількома шляхами. Це зменшує ймовірність збоїв мережі, але може збільшити затримку через складність маршрутизації:

$$D_{total} = \min\left(\sum_{i=1}^N (D_{trnsmission,i} + D_{processing,i})\right) \quad (2.6)$$

де

- $D_{transmission}$ – час, необхідний для передачі даних від кінцевого пристрою до координатора,
- $D_{processing}$ – це час, який координатор витрачає на обробку даних.
- M – представляє можливі шляхи від джерела до пункту призначення, а функція мінімуму вибирає шлях з найменшою затримкою.

Стек протоколів ZigBee базується на стандарті IEEE 802.15.4 і поділений на кілька рівнів, кожен з яких відповідає за певні функції в мережі:

Фізичний рівень керує фактичною передачею та прийомом даних через бездротове середовище. Швидкість передачі даних R_b є ключовим параметром на цьому рівні.

$$R_b = \frac{B}{T} \quad (2.7)$$

де

B – пропускна здатність каналу,

T – це період часу для передачі одного біта.

Рівень MAC контролює доступ до фізичного каналу, використовуючи такі механізми, як множинний доступ з визначенням несучої та запобіганням колізіям (CSMA/CA). Ймовірність успішної передачі $P_{success}$ є функцією показника відхилення BE:

$$P_{success} = \frac{1}{1+2BE} \quad (2.8)$$

де

- $P_{success}$ - ймовірність успішної передачі

Мережевий рівень забезпечує безпосередньо маршрутизацію та адресацію в мережі ZigBee. Ефективність маршрутизації $E_{routing}$ можна виразити як:

$$E_{routing} = \frac{1}{N hops} \quad (2.9)$$

де

- $E_{routing}$ - ефективність маршрутизації;

- $N hops$ -кількість стрибків.

Цей показник є вирішальним для мінімізації затримки та споживання енергії в мережі ZigBee mesh.

Рівень підтримки застосунків APS надає послуги передачі даних рівню застосунків і гарантує, що пакети даних правильно доставлені на відповідні пристрої. Коефіцієнт успішної передачі пакетів даних P_{packet} на цьому шарі можна змоделювати так:

$$P_{packet} = P_{success} \times P_{routing} \quad (2.10)$$

де

- P_{packet} - коефіцієнт успішної передачі пакетів даних
- $P_{success}$ - ймовірність успішної передачі
- $P_{success}$ - ймовірність маршрутизації

2.4.3 Прогностична модель цифрових двійників із петлею зворотного зв'язку

Цифровий двійник не лише моделює поточні умови, але й прогнозує майбутні стани на основі різних сценаріїв. Прогнозну модель ЦД можна описати за допомогою представлення у просторі станів:

$$\hat{T}(t) = Cx_{DT}(t) + v_{DT}(t) \quad (2.11)$$

де:

- $\hat{T}(t)$ – це прогнози ЦД.
- $x_{DT}(t)$ – вектор стану, що відображає внутрішні умови smart home (наприклад, температуру, вологість тощо).
- $v_{DT}(t)$ – це похибка або невизначеність моделювання та шум вимірювання відповідно.

Вектор стану, що відображає внутрішні умови smart home (наприклад, температуру, вологість тощо) має вигляд:

$$x_{DT}(m + 1) = Ax_{DT}(t) + Bu_{DT}(t) + w_{DT}(t) \quad (2.12)$$

де:

- $x_{DT}(t)$ – вектор стану, що відображає внутрішні умови smart home (наприклад, температуру, вологість тощо).
- $u_{DT}(t)$ – це вектор вхідних керуючих параметрів, який включає налаштування системи опалення, вентиляції та кондиціонування повітря.

- $w_{DT}(t)$ – це похибка або невизначеність моделювання та шум вимірювання відповідно.

- A, B та C матриці, що визначають динаміку системи.

Прогнози ЦД $\hat{T}(t)$ використовуються для динамічного налаштування стратегії керування, забезпечуючи адаптацію системи до змін у навколишньому середовищі або характеру заповненості. ЦД використовує цю модель для моделювання впливу різних стратегій керування та вибору оптимальної в режимі реального часу.

ЦД відображає реальне середовище «розумного будинку», імітуючи внутрішню температуру $\hat{T}(t)$ на основі даних з бездротової мережі ZigBee. Модель моделювання всередині ЦД може бути представлена дискретним рівнянням:

$$T_{DT}(t + 1) = T_{DT}(t) - \alpha(T_{DT}(t) - T_{ambient}(t)) + \beta T_{HVAC}(t) + \gamma T_S(t) \quad (2.13)$$

де

- $T_{DT}(t)$ – час, що відображає внутрішні умови smart home
- $T_{ambient}(t)$ – час, що відображає внутрішні умови smart home
- $T_{HVAC}(t)$ – час, що додається на відведення системою ОВК повітря.
- $T_S(t)$ – час, що додається на інші джерела тепла в будинку (наприклад, сонячне світло, побутові прилади).

Це рівняння працює паралельно з реальним середовищем, постійно оновлюючись у міру надходження нових даних від датчиків. Мета ЦД в цій системі - прогнозувати майбутні температурні стани та допомагати у прийнятті рішень. ЦД не лише моделює температуру, але й включає петлю зворотного зв'язку для постійного регулювання своїх параметрів на основі даних у режимі реального часу. Петля зворотного зв'язку визначається як:

$$T_{DT}(t + 1) = T_{DT}(t) + \eta(T(t) - T_{DT}(t)) \quad (2.14)$$

де

- $T_{DT}(t)$ – час, що відображає внутрішні умови smart home
- $\eta(T(t) - T_{DT}(t))$ – це параметр швидкості навчання, який визначає, як швидко ЦД адаптується до розбіжностей між змодельованою та фактичною температурами.

Цей механізм зворотного зв'язку гарантує, що ЦД залишається точним з часом, адаптуючись до змін у навколишньому середовищі та показань датчиків. Цикл зворотного зв'язку між фізичним середовищем та ЦД слугує критичним механізмом для постійного вдосконалення та самоадаптації моделі. Цей цикл встановлюється шляхом збору даних у режимі реального часу від датчиків із підтримкою ZigBee, які контролюють температуру в приміщенні, заповненість, вологість та зовнішні погодні умови. ЦД використовує цей вхідний потік даних для порівняння прогнозованої теплової динаміки з фактичними реакціями навколишнього середовища. Коли виникають розбіжності між змодельованими та спостережуваними значеннями, параметри моделі ітеративно оновлюються, щоб мінімізувати похибку прогнозування.

Цей постійний процес удосконалення значною мірою сприяє довгостроковим покращенням управління температурою двома ключовими способами. По-перше, він дозволяє ЦД розвиватися разом зі зміною характеристик будівлі, таких як старіння інфраструктури, без необхідності ручного калібрування. По-друге, постійне узгодження результатів моделювання з реальними даними підвищує надійність стратегій прогнозного керування, дозволяючи системі проактивно керувати роботою HVAC з більшою точністю.

2.4.4 Навчання нейронної мережі з адаптивним навчанням у реальному часі для оптимізації керування. Нейронна мережа навчається на історичних даних та змодельованих даних ЦД для прогнозування оптимальної потужності системи опалення, вентиляції та кондиціонування повітря $Q_{HVAC}(t)$ необхідний для підтримки бажаної температури в приміщенні T_{set} . Мережа вивчає взаємозв'язок:

$$Q_{HVAC}(t) = f(E_{BE}(t), T_{set}, x(t)) \quad (2.15)$$

де

- $E_{BE}(t)$ – функція показника відхилення BE;
- $x(t)$ - вектор додаткових вхідних даних, таких як час доби, заповнюваність та прогнозовані погодні умови;
- T_{set} - бажана температура в приміщенні.

Нейронна мережа навчається за допомогою комбінації навчання з учителем та навчання з підкріпленням для оптимізації керування системами опалення, вентиляції та кондиціонування повітря:

- Навчання з учителем - це метод ЩІ, за якого модель навчається на заздалегідь позначених прикладах, щоб навчитися прогнозувати правильні відповіді для нових даних.
- Навчання з підкріпленням - це підхід машинного навчання, де агент опановує оптимальну поведінку шляхом отримання винагороди або штрафу за свої дії в динамічному середовищі.

Метою оптимізації є мінімізація функції втрат, яка враховує як відхилення температури, так і споживання енергії. Функція втрат $L(\theta)$ під час тренування можна виразити наступним чином:

$$L(\theta) = \sum_{i=1}^N ((T_{pred}^{(i)}(\theta) - T_{actual}^{(i)})^2 + \lambda E^{(i)}(\theta)) \quad 2.16$$

де:

- $T_{pred}^{(i)}(\theta)$ прогнозована температура на кроці часу використання параметрів мережі.
- $T_{actual}^{(i)}$ фактична температура на кроці часу.
- $E^{(i)}(\theta)$ представляє енергію, споживану системою опалення, вентиляції та кондиціонування повітря на певному кроці часу.

- N - загальна кількість часових кроків, використаних для навчання.

Для нейронної мережі використовується адаптивна швидкість навчання $\alpha(t)$ для нейронної мережі, яка налаштовується залежно від продуктивності системи:

$$\alpha(t + 1) = \alpha(t) \times \frac{1}{1 + \gamma \left(\frac{dL(\theta)}{d\theta} \right)^2} \quad (2.17)$$

де

- $\alpha(t)$ - адаптивна швидкість навчання;
- $L(\theta)$ - функція втрат під час тренування;
- γ - це константа, що характеризує кондиціонування повітря (ОВК) та надходження тепла від джерел.

Це дозволяє швидкості навчання динамічне регулюватися у відповідь на градієнт функції втрат, тим самим забезпечуючи неявний механізм регуляризації. У випадку, коли відбуваються раптові зміни в параметрах навколишнього середовища, наприклад різка зміна температури зовні, відбувається раптове збільшення величини градієнта, що дасть сигнал про відхилення в точності прогнозування моделі. Адаптивний механізм потім автоматично зменшує швидкість навчання, що зменшує кроки оновлення мережі, тим самим допомагаючи запобігти розбіжностям або нестабільним коливанням у навчанні.

Такий механізм також забезпечує, що під час стабільної роботи системи й мінімальних змін градієнтів, швидкість навчання лишається достатньою для подальшого вдосконалення моделі. У протилежній ситуації, коли виникають коливання чи збурення, темп оновлень автоматично зменшується, дозволяючи моделі діяти обережніше. Подібне поєднання адаптивності та стійкості є вирішальним для надійного функціонування алгоритму в режимі реального часу.

Під час зовнішніх умов з високою дисперсією мережа підтримувала конвергенцію без значних піків втрат або тривалої нестабільності, а точність регулювання температури зберігалася. Це демонструє ефективність адаптивної швидкості навчання у стабілізації навчання нейронної мережі, дозволяючи

водночас продовжувати навчання та коригування в режимі реального часу в динамічному середовищі розумного дому.

Цей адаптивний механізм навчання допомагає мережі ефективніше збігатися, уповільнюючи навчання при наближенні до мінімуму у функції втрат, зменшуючи ризик перевищення. Стратегія керування керується нейронною мережею, яка прогнозує оптимальні налаштування HVAC на основі поточного стану системи та прогнозованих майбутніх станів. Вихід нейронної мережі можна представити як:

$$u(t) = N(x(t), T_{set}(t), z(t); \theta) \quad (2.18)$$

де

- N – це функція нейронної мережі, включає додаткові дані, такі як прогнози погоди та прогнози заповнюваності.
- T_{set} - бажана температура в приміщенні.

Мережа навчена мінімізувати багатоцільову функцію втрат, балансує тепловий комфорт та енергоефективність:

$$L(\theta) = \alpha \sum_{i=1}^N ((T_{pred}^{(i)}(\theta) - T_{set}^{(i)})^2 + \beta \sum_{i=1}^N E^{(i)}(\theta) + \gamma \sum_{i=1}^N U(t) \quad 2.19$$

де

- $T_{pred}^{(i)}(\theta)$ прогнозована температура на кроці часу використання параметрів мережі.
- T_{set} - бажана температура в приміщенні.
- $E^{(i)}(\theta)$ - представляє енергію, споживану системою опалення, вентиляції та кондиціонування повітря на певному кроці часу.
- $U(t)$ - відображає вартість дискомфорту, штрафуючи за відхилення від бажаного теплового комфорту.

Для подальшого покращення продуктивності системи слід реалізувати адаптивний механізм керування в режимі реального часу. Цей механізм постійно оновлює політику керування на основі даних у режимі реального часу та стану системи, що змінюється:

$$u(t + 1) = u(t) + \Delta u(t) \quad (2.20)$$

де

- $\Delta u(t)$ - розраховується на основі відхилення між прогнозованими та фактичними показниками ефективності:

$$\Delta u(t) = \eta \cdot \left(\frac{dL}{du}\right) \quad (2.21)$$

Такий підхід гарантує, що система може адаптуватися до неочікуваних змін у середовищі або продуктивності системи, підтримуючи оптимальний контроль.

Система включає адаптивний механізм навчання, де нейронна мережа та ЦД періодично оновлюються на основі нових даних. Це можна змоделювати як рекурсивне оновлення параметрів нейронної мережі:

$$\theta_{t+1} = \theta_t - \eta \nabla_{\theta} L(\theta_t) \quad (2.22)$$

де

- η – це швидкість навчання,
- $\nabla_{\theta} L(\theta_t)$ – градієнт функції втрат відносно параметрів мережі.

Такий підхід до безперервного навчання дозволяє системі покращувати точність прогнозування та ефективність керування з часом, адаптуючись до змін теплової динаміки будинку або зовнішніх умов.

Загальна мета системи полягає в мінімізації коливань температури та одночасному зменшенні споживання енергії. Це можна виразити як багатоцільову задачу оптимізації:

$$\min J = \sum_{t=0}^T ((T(t) - T_{set})^2 + \lambda E(t)) \quad (2.23)$$

де:

- $E(t)$ відображає споживання енергії системою опалення, вентиляції та кондиціонування повітря в даний момент часу.

- λ - є ваговим фактором, який врівноважує компроміс між підтримкою комфорту та мінімізацією споживання енергії.

- T_{set} - бажана температура в приміщенні.

Для одночасної оптимізації температурної стабільності та енергоефективності використовується багатоцільовий оптимізаційний підхід.

Фронт Парето використовується для визначення набору оптимальних рішень, де жодну окрему ціль не можна покращити, не погіршуючи іншу. Проблема формалізується так:

$$\min J(u) = [J_1(u), J_2(u)] \quad (2.24)$$

де:

- $J_1(u) = \sum_{t=0}^T (T(t) - T_{set})^2$ представляє мету мінімізації коливань температури.

- $J_2(u) = \sum_{t=0}^T E(t)$ представляє мету мінімізації споживання енергії.

Вектор керування включає всі змінні рішень, пов'язані з роботою системи опалення, вентиляції та кондиціонування повітря, такі як задані значення та режими роботи.

Оптимальна множина Парето знаходиться шляхом розв'язання - знайдіть u^* такий, що існує відповідно виразу:

$$u^* : J_1(u) < J_1(u^*) J_2(u) \leq J_2(u^*) \quad (2.25)$$

де:

- $J_1(u) = \sum_{t=0}^T (T(t) - T_{set})^2$ представляє мету мінімізації коливань температури.

- $J_2(u) = \sum_{t=0}^T E(t)$ представляє мету мінімізації споживання енергії.

У великих smart home з кількома зонами можна використовувати розподілений підхід керування, де кожна зона працює незалежно, але взаємодіє з центральним контролером. Центральний контролер оптимізує загальну продуктивність системи, координуючи дії окремих зон:

$$u_j(t) = N_j(x_j(t), T_{set,j}(t), z_j(t); \theta_j) + \sum_{i \neq j} \lambda_{i,j} u_i(t) \quad (2.26)$$

Де J_i індексувати різні зони та λ_{ji} являє собою зв'язок між зонами, забезпечуючи скоординоване керування.

Інновація полягає в можливості оптимізувати управління температурою всього будинку з урахуванням унікальних умов кожної зони.

Структура оптимізації на основі фронту Парето була розроблена для вирішення проблеми компромісу між мінімізацією коливань температури (для забезпечення теплового комфорту) та мінімізацією споживання енергії (для підвищення стійкості). Замість того, щоб розглядати одну ціль як домінуючу, багатоцільова формулювання використовує ефективність Парето для визначення набору оптимальних рішень, де жодну ціль не можна покращити, не погіршуючи іншу. Такий підхід дозволяє системі адаптивно орієнтуватися в просторі компромісів на основі динамічних умов навколишнього середовища та користувача.

2.5 Моделювання оптимізації ефективності енергоспоживання

Споживання енергії $E(t)$ системи опалення, вентиляції та кондиціонування повітря моделюється як функція потужності системи опалення, вентиляції та кондиціонування повітря та ефективності компонентів системи:

$$E(t) = \psi(Q_{HVAC}(t)) + \phi(T_{set} - T(t)) \quad (2.27)$$

де:

- $\psi(Q_{HVAC}(t))$ відображає енергію, що використовується системою опалення, вентиляції та кондиціонування повітря, як функцію її вихідної потужності.

- $\phi(T_{set} - T(t))$ враховує додаткову енергію, необхідну для досягнення заданої температури, враховуючи поточне відхилення температури.

Споживання енергії системою опалення, вентиляції та кондиціонування повітря моделюється як функція керуючого вхідного сигналу та стану системи. Для подальшого впровадження інновацій ми включаємо динамічну модель ціноутворення, де вартість енергії змінюється протягом дня:

$$C(t) = p(t) \cdot E(t) \quad (2.28)$$

де

- $C(t)$ - вартість споживання енергії в певний момент часу t $p(t)$ – це динамічна ціна на енергію, яка може змінюватися залежно від попиту та ціноутворення в залежності від часу використання.

- $E(t)$ відображає споживання енергії системою опалення, вентиляції та кондиціонування повітря в даний момент часу.

Ця модель витрат включена в задачу оптимізації для мінімізації як споживання енергії, так і експлуатаційних витрат. Енергія, що споживається системою опалення, вентиляції та кондиціонування повітря, є ключовим

фактором загальної ефективності розумного будинку. Споживання енергії $E(t)$ в той час t можна виразити як:

$$E(t) = \int_0^E P(t)dt \quad (2.29)$$

де

- $P(t)$ – це потужність, споживана системою опалення, вентиляції та кондиціонування повітря, яка може залежати від вихідної потужності системи опалення, вентиляції та кондиціонування повітря $Q_{HVAC}(t)$ та його ефективність η_{HVAC} :

$$P(t) = \frac{Q_{HVAC}(t)}{\eta_{HVAC}} \quad (2.30)$$

Мета полягає в мінімізації загального споживання енергії протягом певного періоду, зберігаючи при цьому тепловий комфорт:

$$E(t + 1) = \min \int_0^T E(t)dt \quad (2.31)$$

де

- $E(t)$ - споживання енергії) системи опалення, вентиляції та кондиціонування повітря

З урахуванням обмеження теплового комфорту:

$$T_{set} - \Delta T \leq T(t) \leq T_{set} + \Delta T \quad (2.32)$$

де

- T_{set} - бажана температура в приміщенні.
- ΔT - різниця температур

Модель нейронної мережі в цьому дослідженні навчається на комбінації історичних даних про температуру та даних датчиків у режимі реального часу, що дозволяє їй вивчати як довгострокові сезонні закономірності, так і короткострокові коливання поведінки клімату в приміщенні. Фіксуючи ці складні та нелінійні взаємозв'язки, модель може точно прогнозувати майбутні коливання температури в приміщенні та зміни навантаження, зумовлені зайнятістю.

Ця прогностична здатність дозволяє системі проактивно коригувати налаштування системи опалення, вентиляції та кондиціонування повітря (HVAC) в очікуванні температурних змін, а не реагувати після того, як рівень комфорту вже відхилився.

В результаті, робота системи опалення, вентиляції та кондиціонування повітря стає більш адаптивною та ефективною, зменшуючи непотрібні цикли нагрівання або охолодження та мінімізуючи перевищення або недовищення заданих температур. Це призводить до двох ключових покращень:

1. Підвищеної ефективності регулювання температури, оскільки система підтримує рівні комфорту більш стабільно в різних зонах розумного будинку;
2. Вимірної економії енергії, досягнутої завдяки уникненню втрат енергії через затримку або надмірну реакцію системи.

Ключові формули адаптивного керування та оптимізації енергії у «розумному будинку», зведено в Табл. 2.5

Таблиця 2.2 - Ключові формули адаптивного керування та оптимізації енергії у smart home [25, 26, 28, 29]

Блок моделі	Формула / Позначення	Призначення параметра	Типові джерела даних
Основне диференціальне рівняння температури	$\frac{dT(t)}{dt} = -\alpha(T(t) - T_{ambient}(t)) + \beta Q_{HVAC}(t) + \gamma S(t) + \delta H(t) + \epsilon O(t)$	Описує повну динаміку зміни внутрішньої температури у часі з урахуванням усіх теплових потоків.	Температурні датчики, зовнішні погодні АРІ, датчики присутності, сонячні сенсори.

Продовження Табл.2.2

	$Q_{HVAC}(t) = f_{HVAC}(T(t)T_{set}(t), M(t))$		
Рівняння теплового балансу	$C \frac{dT(t)}{dt} = Q_{in}(t) - Q_{out}(t) + Q_{HVAC}(t) + Q_{int}(t)$ $Q_{out}(t) = \frac{T(t) - T_{out}(t)}{R}$	Температура $T(t)$ у «розумному будинку» можна змодельовати рівнянням теплового балансу	Дані з HVAC-контролера (потужність, режим, витрата повітря), “розумні термостати”. Характеристика будівлі.
Продуктивність мережі ZigBee	$T_{trans} = T_{proc} + T_{queue} + T_{prop} + T_{transmit}$	Показує, наскільки ефективно працює ZigBee-мережа в умовах конкретних навантажень. Дає змогу визначити, чи придатна мережа ZigBee для систем з ЦД та інтелектуальним и моделями	XBee S2 / S2C / S3B модулі
Модель ЦД	$T_{DT}(t + 1) = T_{DT}(t) - \alpha(T_{DT}(t) - T_{ambient}(t)) + \beta Q_{HVAC}(t) + \gamma S(t)$	Прогнозує майбутню температуру на основі спрощених рівнянь та історичних даних.	Дані сенсорів у реальному часі, історичні лог-файли.
Корекція цифрового двійника через адаптивний зворотний зв'язок	$T_{DT}(t + 1) = T_{DT}(t) + \eta(T(t) - T_{DT}(t))$	Забезпечує точність цифрового двійника шляхом постійного оновлення його стану з урахуванням реальних вимірювань.	Дані системи моніторингу температури.

Функція втрат при навчанні	$L(\theta) = \alpha \sum_{i=1}^N (T_{pred}^{(i)}(\theta) - T_{set}^{(i)})^2 + \beta \sum_{i=1}^N E^{(i)}(\theta) + \gamma \sum_{i=1}^N U(t)$	Враховує відхилення температури та споживання енергії	Прогнозовані та фактичні дані температури, енергоспоживання
Багатоцільова задача оптимізації	$\text{Min } J = \sum_{t=0}^T ((T(t) - T_{set})^2 + \lambda E(t))$	Загальна мета: мінімізація коливань температури та споживання енергії	Температура, енергоспоживання
Збалансована функція втрат	$\mathfrak{J} = \lambda \cdot \text{Temperature Variance} + (1 - \lambda) \cdot \text{EnergyConsumption}$	Забезпечує одночасний контроль температури та енергоспоживання	Температура, енергоспоживання
Споживання енергії E(t) системою ОВК	$E(t) = \psi(Q_{HVAC}(t)) + \phi(T_{set} - T(t))$	Моделює споживання енергії системою HVAC залежно від потужності та температурного відхилення	Сенсори вологості, CO ₂ , швидкості повітря.
Мінімізація загального споживання енергії протягом певного періоду	$\min \int_0^T E(t) dt$ <p>$T_{set} - \Delta T \leq T(t) \leq T_{set} + \Delta T$ - обмеження теплового комфорту</p>	Мета оптимізації – мінімізація загального споживання енергії	Температура, енергоспоживання

2.6 Цифрові двійники для прогнозування загроз для розумних домашніх гаджетів за допомогою глибокої згорткової нейронної мережі

Домашня автоматизація включає використання програм для розумного будинку. Безпека корисних пристроїв є надзвичайно важливою, і автоматизована система може допомогти користувачам почуватися комфортно, попереджаючи, коли потрібно робити дії, дозволяючи користувачам контролювати, хто має доступ до розумних пристроїв. Багато людей вважають нудним постійно перевіряти свої домашні гаджети щодо їх робочих умов та попереджати користувачів про майбутні проблеми з апаратними пристроями щодо їхньої функціональності.

Для візуалізації планів будинку-близнюка необхідно перевірити, чи успішно запланована фізична система отримала дані від датчиків, зберегла їх у базі даних та виконала всі необхідні аналітичні процедури. Було запропоновано екосистему для полегшення взаємозв'язку пристроїв та датчиків Інтернету речей, демонстрації цінності даних Інтернету речей, створення пристроїв корпоративного рівня та авторизації кінцевих користувачів. Як посередник між датчиком та цифровою інформацією, а також як модель симуляції дому використовується модель глибокого навчання. Цифрова копія була спеціально створена для демонстрації її цінності. Для початку, фізичне твердження вбудовано в розумні об'єкти, які використовують датчики для збору інформації про свій поточний стан, робоче середовище або місцезнаходження. Всі дані, зібрані датчиками, передаються до центральної системи для аналізу. Ця інформація аналізується з урахуванням існуючих показників компанії та інших відповідних контекстних деталей.

Датчики навколишнього середовища контролюють умови та реагують відповідно до цих показників, щоб зменшити споживання енергії, а також подати сповіщення, якщо потрібен попередній ремонт. Дані, зібрані датчиками, показали ступінь використання ресурсів.

Запропонована модель показана на Рис. 2.5

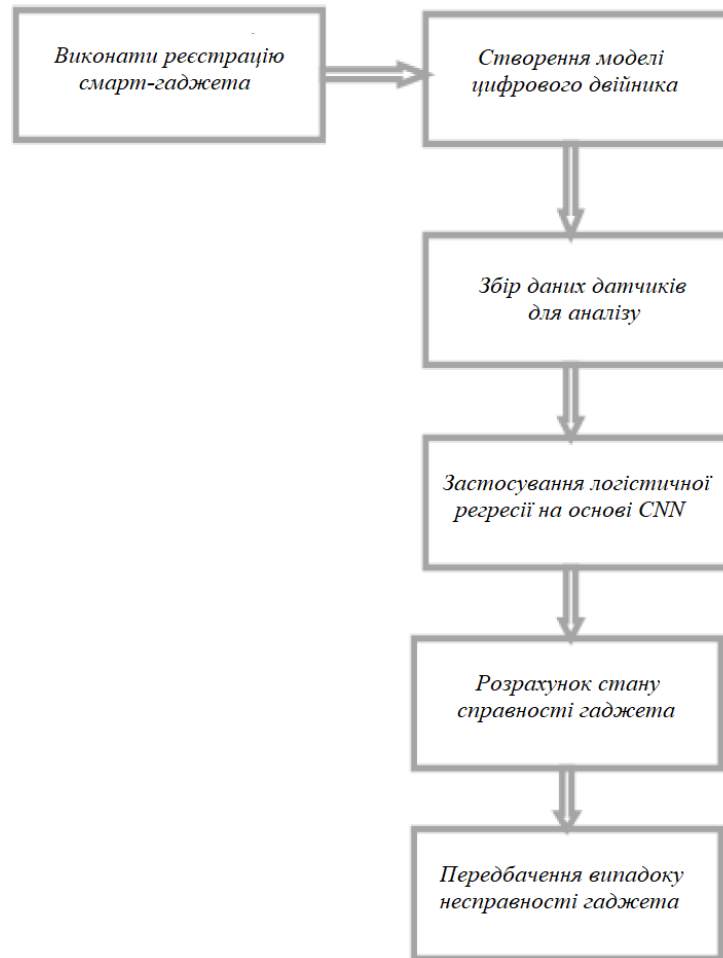


Рисунок 2.5 - Запропонована модель

Концепції цифрових двійників використовуються для опису триетапного процесу проектування системи розумного дому: планування, будівництво та запуск. Для початку процесу створення цифрової копії використовується програмне забезпечення для моделювання, яке створює цифрового двійника.

Цифровий двійник можна створити за кілька годин на комп'ютері. Використовуйте програмне забезпечення для створення віртуальної моделі інфраструктури розумного дому перед будівництвом реального об'єкта. Програмне забезпечення, яке ми маємо тут, дозволяє нам створити робочу модель будинку.

Оптимізація продуктивності пристрою або системи, скорочення незапланованих простоїв та надання інженерам можливості цифрового

тестування рішень перед фізичним ремонтом – все це можливо завдяки цифровим двійникам, створеним у цьому дослідженні. Етап проектування є критично важливим. Використовуючи платформу Інтернету речей, будинок був оснащений датчиками, контролерами та виконавчими механізмами, які пов'язані з компонентом збору даних, який приймає зразки даних та надає глибокі аналітичні результати.

Це дослідження представляє модель логістичної регресії на основі глибокої згорткової нейронної мережі з цифровими двійниками (DCNN-LR-DT) для точного прогнозування рівнів функціональності гаджетів розумного дому та для попереднього прогнозування загроз.

Алгоритм DCNN-LR-DT

Крок 1:

Спочатку виконайте реєстрацію смарт-гаджета в системі розумного дому для моніторингу його роботи. Реєстрація смарт-гаджета допомагає створити цифрового двійника з ідентифікатором, а процес реєстрації виконується.

$$SGD[L] = \sum_{d=1}^N getGDaddr(d) + Node(ID) + TimStamp(getTime()) + Th \quad (2.33)$$

де

- $getGDaddr()$ - використовується для отримання логічної адреси пристрою для подальшого моніторингу,

- $Node(ID)$ - представляє фізичну адресу для розпізнавання пристрою та моніторингу несправностей,

- $Timestamp()$ - використовується для отримання поточного часу,

- Th – це порогове значення, яке враховується.

Стан справності смарт-гаджета показано на Рис. 2.6

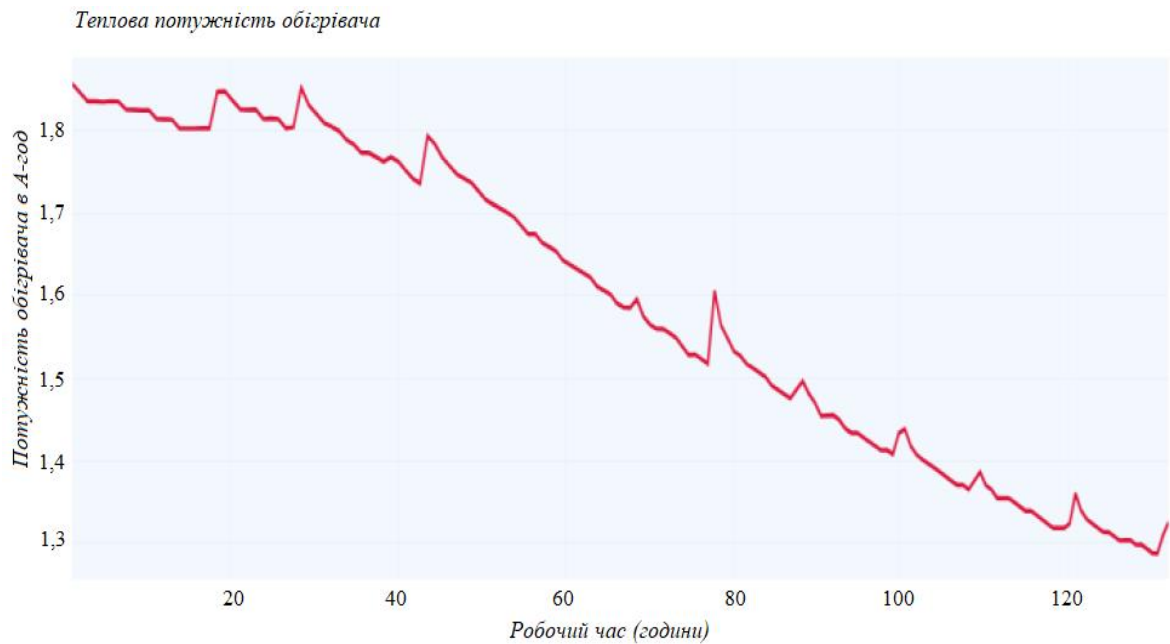


Рисунок 2.6 - Стан здоров'я смарт-гаджета

Крок 2: Після реєстрації гаджетів надається ідентифікація цифрового двійника, і модель генерує точну модель цифрового двійника для збору даних та аналізу функціональності гаджета. Генерація цифрового двійника виконується в рівнянні.

$$DigTwin(SGD(L)) = \sum_{d=1}^M getData(SGD(d)) + \sum_{d=1}^M \frac{F(setsimm(SGD(d)))}{count(SGD(d))} \quad (2.34)$$

де

- *getData()* використовується для збору даних датчиків,
- *setsimm()* використовується для створення імітаційної моделі гаджета з використанням датчиків для моніторингу функціональності пристрою.

Порівняння фізичної моделі показано на Рис. 2.7

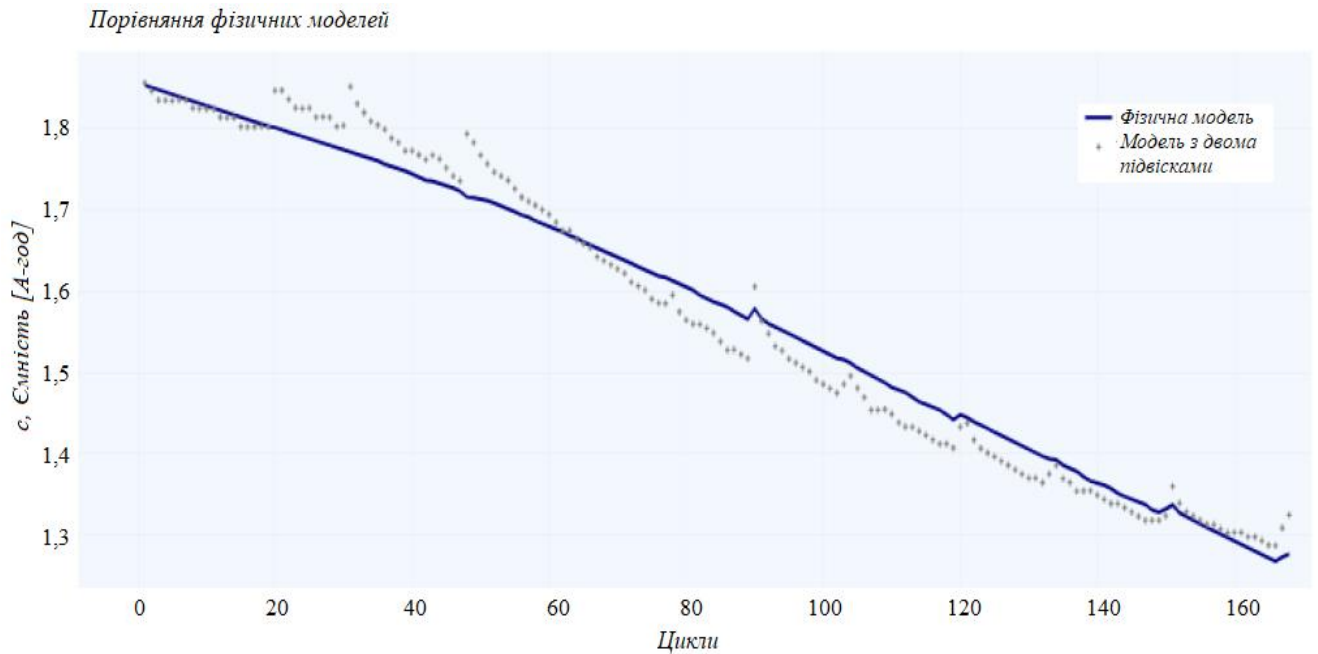


Рисунок 2.7 - Порівняння фізичної моделі

Крок 3: Дані датчиків збираються центральним органом моніторингу для аналізу робочого процесу пристроїв та несправностей розумних пристроїв, а аналіз даних датчиків виконується в рівнянні.

$$CS(P) = \frac{\lambda + SGD_{avg} + getsimm(SGD(d\lambda))}{count(SGD) + \beta} + \sum_{d=1}^M getMax(SGD(d)) \quad (2.35)$$

де

- β – це дані, перехоплені датчиками, тобто зібрані численні елементи даних.
- λ – це нормальний параметр функціональності пристрою, який встановлюється як фіксоване значення.
- $getMax()$ - використовується для отримання максимальних атрибутів пристрою для аналізу функціональності пристрою.

Крок 4: Для виявлення несправностей у робочому процесі пристрою застосовується:

- модель логістичної регресії на основі CNN для аналізу

$$\text{LogRed}(f(x)) = \frac{1}{1+e^{-(x-\mu)}} + \frac{1}{1+e^{-(\beta_0-\beta_1\mu)}} \quad (2.36)$$

- модель прогнозування функціональності у рівняннях:

$$MF(SGD(L)) = \sum_{d=1}^L \frac{dStat(\text{LogReg}(d))}{\lambda} + \delta(CS(d)) - \tau \quad (2.37)$$

де

- μ – параметр розташування гаджета,
- x – атрибут масштабування,
- β – перехоплення даних від датчиків.
- λ – параметр нормальної функціональності пристрою,
- τ – зашумлені дані, зібрані від датчика.

Ці моделі використовуються для набору високорельованих значень.

Коефіцієнт помилок між фізичним двійником та цифровим двійником показано на Рис. 2.8

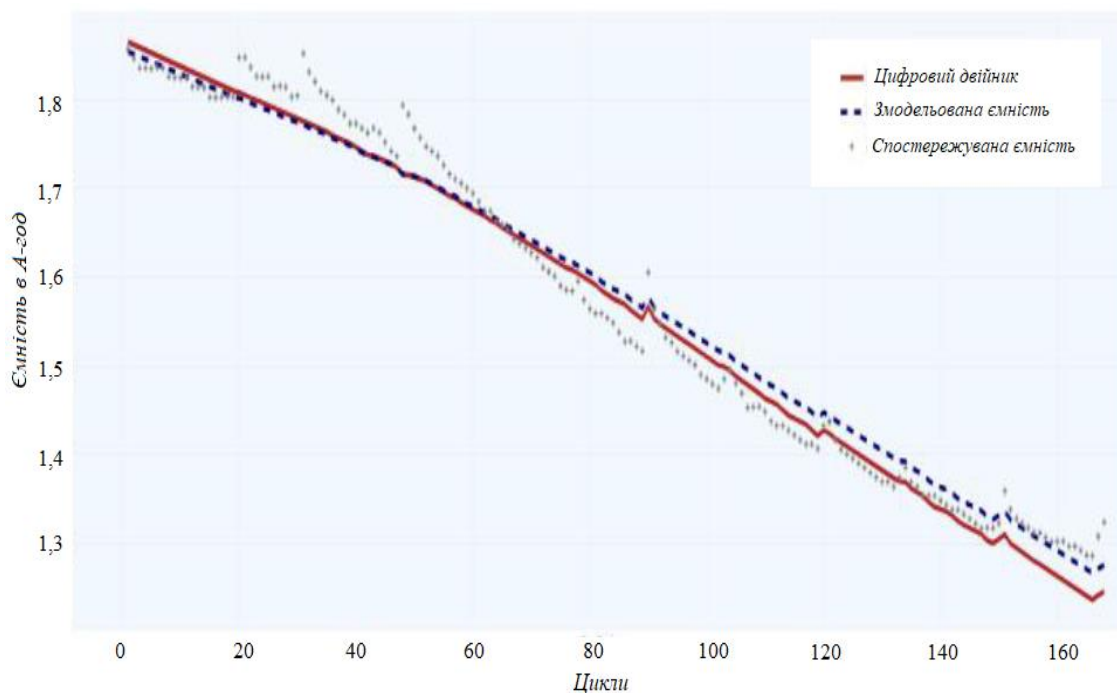


Рисунок 2.8 - Коефіцієнт помилок між фізичним та цифровим двійниками

Крок 5: Стан справності гаджета обчислюється та оновлюється для користувача, а причина несправності, спричинена датчиками, визначається, і стан справності розраховується в рівнянні:

Це дослідження представляє логістичну регресійну модель на основі глибокої згорткової нейронної мережі з моделлю цифрових двійників для точного прогнозування гаджетів розумного дому.

Рівні функціональності та завчасне прогнозування загроз. Запропонована модель обмежується перевіркою стану справності гаджетів розумного дому. Зосереджуючись на різних рівнях, можна дослідити труднощі та майбутні можливості інтелектуальних ЦД у передовій робототехніці та розумному виробництві.

2.7 Ефективність цифрових двійників у прогнозуванні загроз та оптимізації роботи пристроїв розумного дому

Цифровий двійник використовується для опису фізичних елементів, які також містять цифрові дані. Його також розглядають як технологію для символізації методів моделювання. Концепція цифрового двійника пов'язана з іншими технологіями, такими як кіберфізичні та цифрові тіньові системи. Зв'язок між цими ідеями необхідно дослідити. Проектування, експлуатація та ремонт продукту використовують технологію цифрових двійників. Ці програми генерують великі обсяги даних, що вимагає системи аналізу даних для використання в прогнозуванні несправностей та обслуговуванні. Вирішити цю проблему можна за допомогою технології цифрових двійників, яка діє як зв'язок між реальними та віртуальними гаджетами.

Дані є основою концепції цифрового двійника. Мітки та зчитувачі радіочастотної ідентифікації (RFID) складаються з різноманітних елементів та датчиків. Ці компоненти вибираються та комбінуються таким чином, щоб цифровий двійник міг збирати вичерпні дані. Коли справа доходить до передачі даних цифровому двійнику через центральний сервер, це може бути складно та

дорого, якщо відповідні дані надходять у величезних обсягах та є різноманітними.

Технології, пов'язані з даними, такі як збір даних, картографування даних, обробка даних та передача даних, значно різняться залежно від конкретного випадку використання. Щоб перетворити ці дані на цифрового двійника, потрібні стандартні інтерфейси даних.

У цьому дослідженні представлена модель логістичної регресії на основі глибокої згорткової нейронної мережі з цифровими двійниками (DCNN-LR-DT) для точного прогнозування рівнів функціональності гаджетів розумного дому та для попереднього прогнозування загроз.

Запропонована модель порівнюється з традиційною моделлю хмарного цифрового двійниченя для моніторингу стану конструкцій з використанням глибокого навчання (CbDT-SHM). Запропонована модель реалізована на Python та виконана в Google Colab. Набір даних зібрано за посиланням <https://www.kaggle.com/datasets/prasannaakella/digital-twin-gadget-health>.

Результати показують, що запропонована модель працює ефективніше, ніж традиційні моделі.

Прикладами розумних пристроїв Інтернету речей є таке обладнання, як датчики, гаджети, побутова техніка та інше обладнання, яке збирає та обмінюється даними через Інтернет. Вбудовані в інші гаджети Інтернету речей, вони попередньо запрограмовані для певних цілей.

Розумні гаджети, в яких створено цифрового двійника, зареєстровані в моделі для аналізу. Рівні часу реєстрації розумних гаджетів запропонованої та існуючої моделей показано на Рис. 2.9.

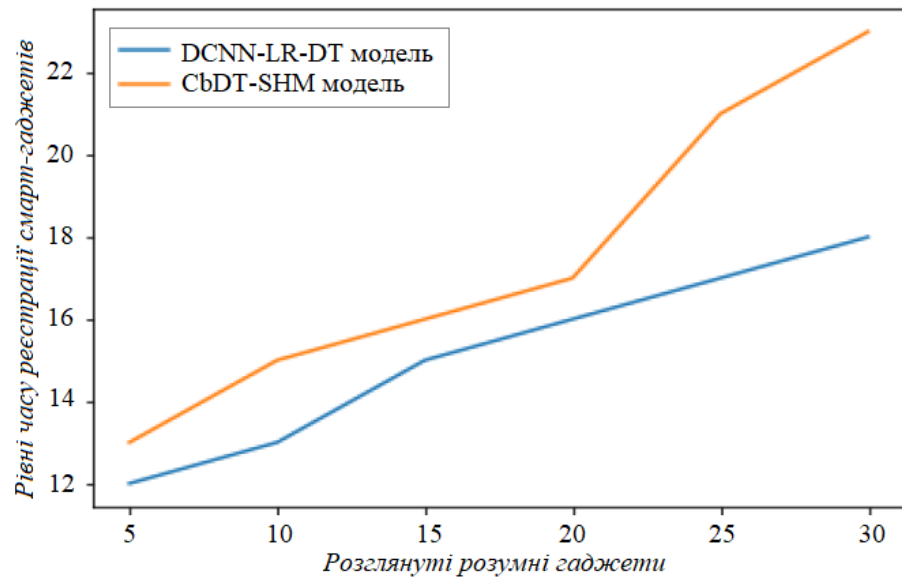


Рисунок 2.9 - Рівні часу реєстрації смарт-гаджета

Для створення цифрового двійника необхідна інформація про фізичний елемент або процес, щоб можна було розробити нематеріальну модель для відтворення дій та станів фізичного елемента. Інформація, зібрана протягом життєвого циклу продукту, може включати проектну документацію, виробничі процедури та інженерні креслення. Рівні часу налаштування цифрового двійника існуючої та запропонованої моделей порівнюються, а результати показано на Рис .2.10.

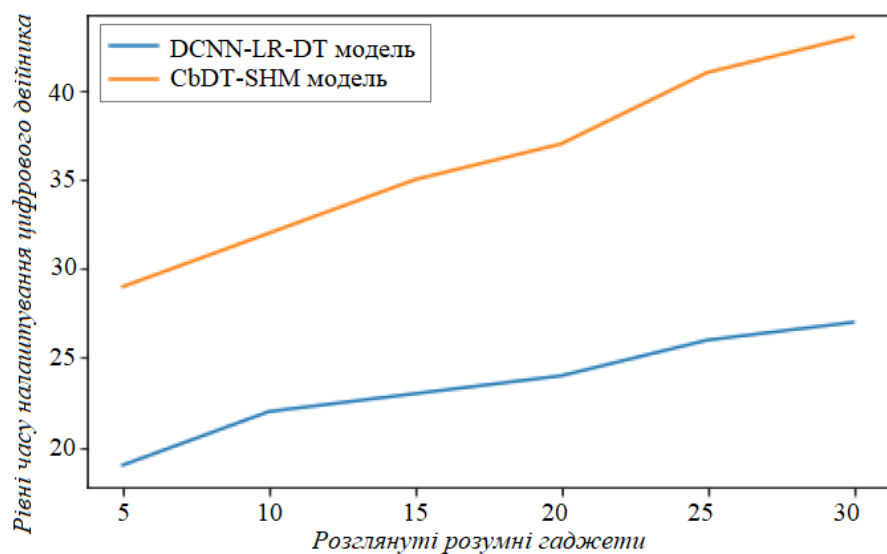


Рисунок 2.10 - Рівні часу налаштування цифрового двійника

Цифровий двійник є цифровим представленням фізичного об'єкта або системи, яке продовжує термін його служби, оновлюється з даних реального часу та використовує моделювання, розширену аналітику та міркування для підтримки прийняття рішень. Дублікат може використовуватися разом із прототипом для надання інформації про розробку продукту або може служити самостійною моделлю для імітації того, що може статися з матеріальною версією продукту після його створення. Рівні точності налаштування цифрового двійника показано на Рис. 2.11.

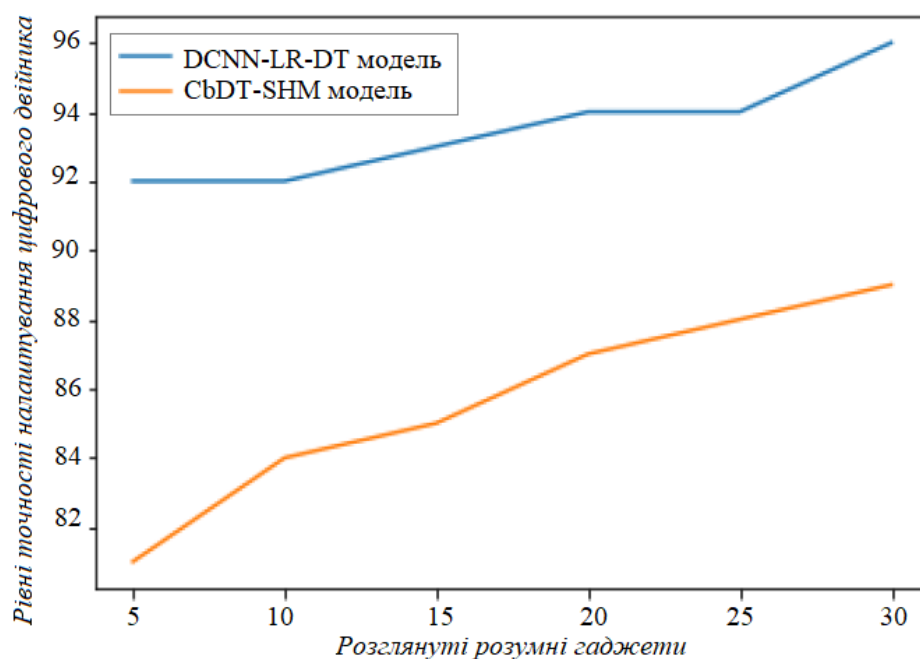


Рисунок 2.11 - Рівні точності налаштування цифрового двійника

Дані, зібрані за допомогою датчиків Інтернету речей для обробки. До цієї категорії можна віднести будь-що, від домашнього термостата до автомобіля. Інтернет-частина Інтернету речей стосується здатності пристроїв взаємодіяти один з одним, обмінюватися інформацією та передавати цю інформацію через мережі для подальшої обробки. Зібрані дані датчиків будуть використовуватися для ідентифікації робочого стану розумних пристроїв. Рівні часу збору даних датчиків запропонованої та існуючої моделей показано на Рис. 2.12.

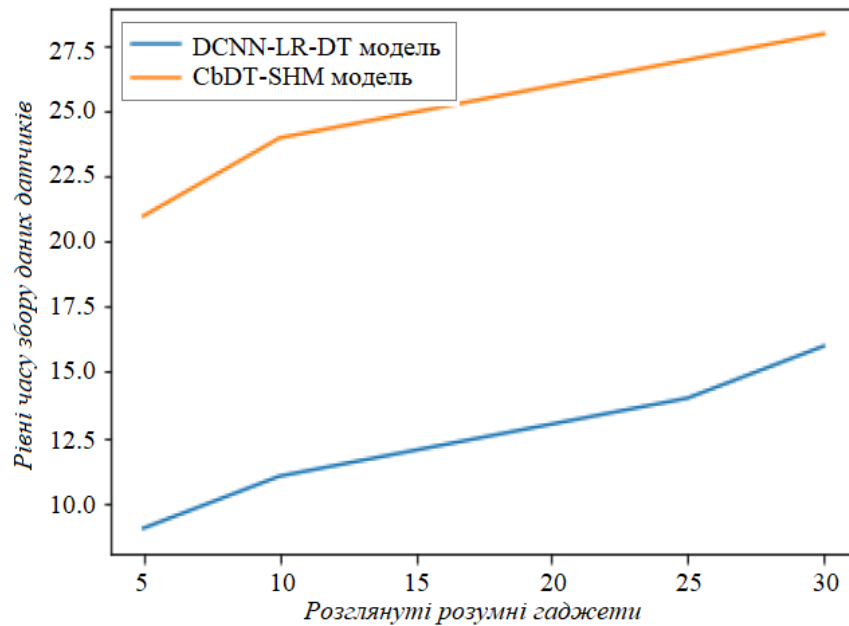


Рисунок 2.12 - Рівні часу збору даних датчиків

По суті, цифровий двійник є живим відображенням фізичного таланту або системи, яка може постійно адаптуватися до нових умов та операцій, щоб забезпечити оптимальні результати для організації. Його також легко масштабувати та швидко розгорнути для використання з порівнянними програмами. Розгортання всіх датчиків, програмного забезпечення, мереж та фізичних активів має вирішальне значення для побудови розумної будівлі. Концепція цифрового двійника, або безперервного віртуального відтворення фізичної системи, набирає популярності. Його можна використовувати для моделювання розумного будинку з людьми-мешканцями та роботами-помічниками. Це корисно для оптимізації роботизованих систем і навіть комфорту розумного будинку для моніторингу стану розумних гаджетів та пропонування користувачам необхідних дій для тривалого терміну служби гаджетів. Рівні часу моніторингу стану розумних гаджетів запропонованої та існуючої моделей показано на Рис. 2.13.

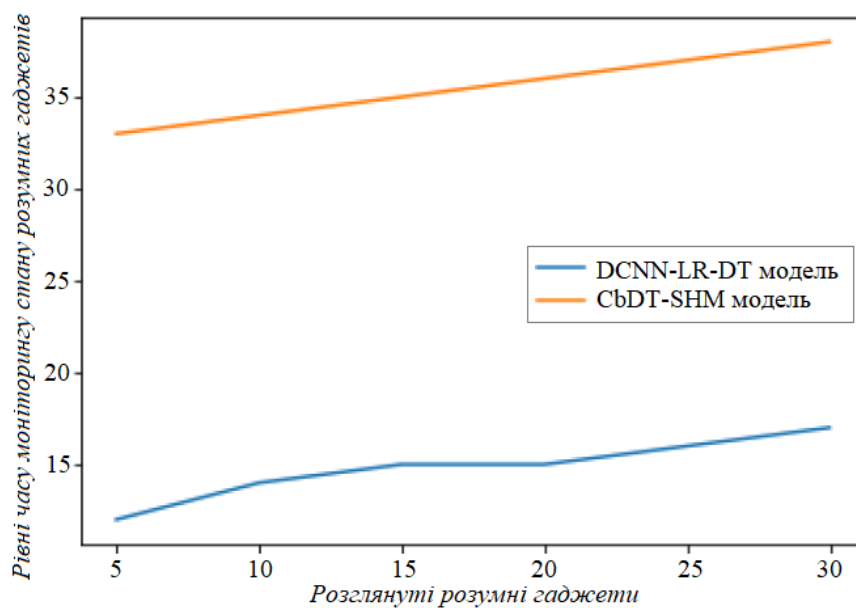


Рисунок 2.13 - Рівні часу моніторингу стану смарт-гаджета

Порівняльні результати рівнів точності моніторингу стану розумних гаджетів представлені на Рис. 2.14.

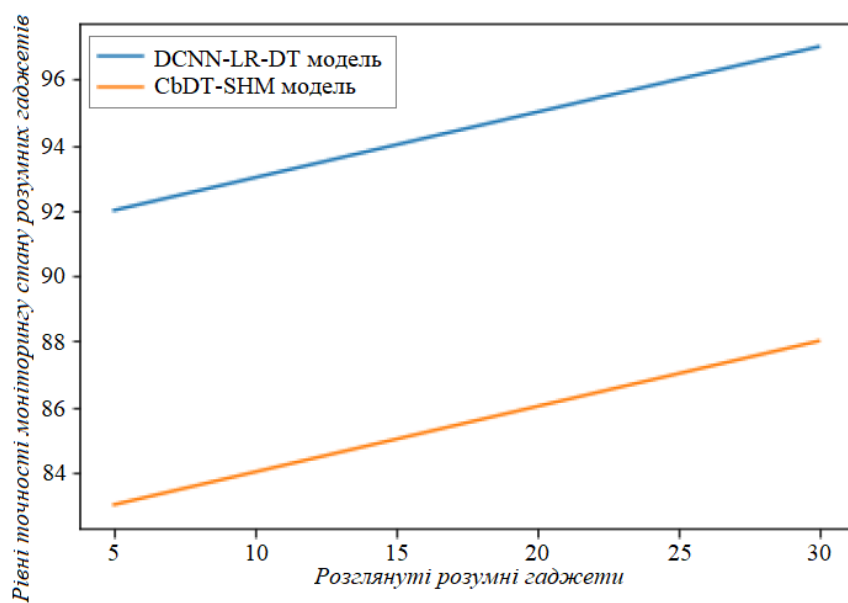


Рисунок 2.14 - Рівні точності моніторингу стану розумних гаджетів

3 ПРАКТИЧНІ РЕКОМЕНДАЦІЇ ЩОДО ВИКОРИСТАННЯ ЦИФРОВИХ ДВІЙНИКІВ ТА ГЛИБОКИХ ЗГОРТКОВИХ НЕЙРОМЕРЕЖ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ЗАГРОЗ У СИСТЕМАХ SMART HOME

3.1 Рекомендація щодо побудови цифрового двійника Smart Home як основи прогнозування загроз

Рекомендується реалізувати цифровий двійник системи Smart Home як динамічну багаторівневу модель, що забезпечує повну синхронізацію між фізичним житловим середовищем та його віртуальним відображенням. Такий підхід дозволяє використовувати цифровий двійник не лише для моніторингу поточного стану пристроїв, а й як базову платформу для прогнозування потенційних загроз, аномалій і відмов у роботі елементів системи.

Побудова цифрового двійника має здійснюватися з урахуванням трьох основних складових: фізичного рівня, рівня збору та обробки даних і аналітичного рівня. Фізичний рівень включає сенсорні та виконавчі пристрої Smart Home, які забезпечують збір інформації про температуру, вологість, споживання енергії, стан обладнання та параметри безпеки. Для забезпечення безперервного надходження даних доцільно використовувати енергоефективні сенсорні мережі, зокрема на базі технології ZigBee, що гарантує масштабованість і стабільність функціонування системи.

На рівні збору та обробки даних цифровий двійник повинен забезпечувати двосторонній обмін інформацією між фізичною та віртуальною частинами системи. Це передбачає не лише передавання актуальних вимірювань у віртуальне середовище, а й можливість формування керуючих впливів або рекомендацій на основі результатів аналізу. Накопичення історичних даних у поєднанні з поточними показниками створює інформаційну основу для навчання інтелектуальних моделей та підвищення точності прогнозування.

Аналітичний рівень цифрового двійника має бути інтегрований із методами штучного інтелекту, зокрема з глибокими згортковими нейронними мережами, які дозволяють виявляти приховані закономірності в багатовимірних потоках даних. Використання таких моделей у складі цифрового двійника дає змогу здійснювати прогнозування можливих загроз, збоїв або аномальної поведінки пристроїв ще до їхнього фактичного виникнення. Особливу увагу доцільно приділяти реалізації петлі зворотного зв'язку, що забезпечує адаптивне оновлення параметрів моделі на основі нових даних у режимі реального часу.

Таким чином, цифровий двійник Smart Home, побудований як інтегрована динамічна система з підтримкою інтелектуального аналізу, виступає ефективною основою для прогнозування загроз і підвищення рівня безпеки та надійності функціонування розумного житлового середовища. Реалізація такої рекомендації сприяє переходу від реактивного управління до проактивного підходу, що дозволяє своєчасно виявляти ризики, оптимізувати роботу обладнання та мінімізувати негативні наслідки потенційних відмов у системі Smart Home.

3.2 Рекомендація щодо використання сенсорних мереж ZigBee для збору даних цифрового двійника

Ефективність функціонування цифрового двійника в системах Smart Home безпосередньо залежить від якості, своєчасності та повноти даних, що надходять від фізичних сенсорів. У цьому контексті доцільним є використання бездротових сенсорних мереж на базі протоколу ZigBee, які забезпечують надійний, енергоефективний та масштабований механізм збору інформації для цифрового відображення стану житлового середовища.

Сенсорні мережі ZigBee доцільно застосовувати як базову інфраструктуру для збору показників температури, вологості, освітленості, руху, споживання енергії та інших параметрів, що характеризують функціонування елементів Smart Home. Архітектура ZigBee підтримує топології «зірка», «дерево» та «mesh», що дозволяє забезпечити гнучке розміщення сенсорних вузлів, високу

стійкість до відмов окремих елементів та можливість динамічного масштабування мережі без істотного зростання енергоспоживання.

Для інтеграції із цифровим двійником рекомендується організувати централізований вузол збору даних (координатор ZigBee), який виконує функції агрегації, попередньої фільтрації та передачі даних до аналітичного ядра системи. Такий підхід дозволяє зменшити затримки передачі інформації, знизити навантаження на обчислювальні ресурси та забезпечити стабільний потік актуальних даних для процесів моделювання, прогнозування та виявлення аномалій.

Використання ZigBee є особливо доцільним у задачах цифрового двійника, оскільки протокол орієнтований на малу швидкість передавання даних і низьке енергоспоживання, що відповідає вимогам тривалої автономної роботи сенсорних вузлів. Це забезпечує безперервність моніторингу та підвищує точність синхронізації між фізичною системою та її цифровою копією. Крім того, підтримка стандартизованих механізмів адресації та маршрутизації дозволяє реалізувати надійний двосторонній обмін даними, необхідний для актуалізації станів цифрового двійника.

Для підвищення ефективності функціонування системи рекомендується використовувати механізми буферизації та попередньої обробки даних на рівні сенсорних вузлів або координатора мережі. Це дозволяє зменшити вплив шумів, втрат пакетів та тимчасових збоїв зв'язку, що є критично важливим для коректної роботи прогнозних моделей і глибоких нейронних мереж.

Таким чином, використання сенсорних мереж ZigBee у поєднанні з цифровим двійником Smart Home є практично обґрунтованим рішенням, яке забезпечує стабільний збір даних, підвищує точність цифрового моделювання та створює надійну основу для прогнозування загроз і оптимізації роботи інтелектуальних домашніх систем.

3.3 Рекомендація щодо застосування глибоких згорткових нейромереж для виявлення аномалій і загроз

Однією з ключових практичних рекомендацій за результатами проведеного дослідження є застосування глибоких згорткових нейромереж (Deep Convolutional Neural Networks, DCNN) для виявлення аномалій та прогнозування потенційних загроз у системах Smart Home. Використання DCNN є доцільним з огляду на складну, багатовимірну та динамічну природу даних, що формуються сенсорними мережами розумного дому, зокрема показниками температури, вологості, енергоспоживання, активності пристроїв та стану мережевих компонентів.

Глибокі згорткові нейромережі забезпечують автоматичне виділення прихованих ознак із великих масивів даних без необхідності ручного формування характеристик. Це дозволяє виявляти нелінійні залежності, атипові патерни поведінки та відхилення від нормального режиму роботи, які складно ідентифікувати традиційними статистичними або правилами методами. У контексті Smart Home такі аномалії можуть свідчити про збої обладнання, несанкціоноване втручання, кібератаки, некоректну роботу сенсорів або потенційні аварійні ситуації.

Рекомендується інтегрувати DCNN безпосередньо з цифровим двійником системи Smart Home, що забезпечує надходження як поточних, так і історичних даних у режимі реального часу. Така інтеграція дозволяє використовувати цифровий двійник як віртуальне середовище для навчання, тестування та валідації нейромережевих моделей без ризику впливу на реальну систему. Крім того, цифровий двійник може генерувати синтетичні сценарії загроз, що підвищує стійкість нейромережі до рідкісних або нетипових подій.

Практичне впровадження глибоких згорткових нейромереж доцільно здійснювати у поєднанні з механізмами класифікації або логістичної регресії, що дозволяє формувати кількісну оцінку рівня ризику та ймовірності виникнення загрози. Такий підхід забезпечує не лише факт виявлення аномалії, але й

інтерпретацію результатів для системи автоматизованого управління або користувача.

Застосування DCNN у складі інтегрованої архітектури Smart Home сприяє переходу від реактивного реагування на інциденти до проактивного прогнозування загроз. Це підвищує рівень безпеки, надійності та адаптивності системи, а також створює основу для подальшого розвитку інтелектуальних кіберфізичних рішень у сфері розумних житлових середовищ.

3.4 Рекомендація щодо адаптивного навчання моделей у режимі реального часу

Однією з ключових практичних рекомендацій щодо підвищення ефективності прогнозування загроз у системах Smart Home є впровадження механізмів адаптивного навчання моделей штучного інтелекту в режимі реального часу на основі цифрового двійника. З огляду на динамічність побутового середовища, змінність поведінки користувачів, зовнішніх факторів та параметрів функціонування обладнання, використання статичних або попередньо навчених моделей не забезпечує достатньої точності прогнозування та своєчасного виявлення аномалій.

Адаптивне навчання передбачає безперервне оновлення параметрів глибоких згорткових нейронних мереж на основі нових даних, що надходять із сенсорної мережі Smart Home у режимі реального часу. Цифровий двійник у цьому контексті виконує роль інтелектуального посередника між фізичною системою та алгоритмами машинного навчання, забезпечуючи синхронізацію станів, накопичення історичних даних та формування зворотного зв'язку для корекції прогнозних моделей.

Рекомендується реалізовувати адаптивне навчання з використанням петлі зворотного зв'язку, в якій результати прогнозування порівнюються з фактичними даними фізичної системи. У разі виявлення відхилень або зростання похибки прогнозу цифровий двійник ініціює процедуру коригування параметрів

нейронної мережі, що дозволяє оперативно адаптувати модель до нових умов експлуатації. Такий підхід забезпечує поступове самонавчання системи без необхідності повного перенавчання моделі або втручання оператора.

Особливу увагу доцільно приділити використанню ковзних вікон даних, оновленню ваг нейронної мережі з урахуванням актуальності інформації та контролю стабільності навчального процесу. Це дозволяє уникнути перенавчання, зменшити вплив шумів сенсорних даних та підвищити надійність прогнозування загроз, пов'язаних із несправностями обладнання, аномальним енергоспоживанням або порушенням безпеки.

Впровадження адаптивного навчання в режимі реального часу у поєднанні з цифровим двійником забезпечує підвищення точності прогнозування, скорочення часу реакції системи на критичні події та зростання загальної стійкості Smart Home до змін середовища. Такий підхід створює основу для побудови саморегульованих, інтелектуальних та безпечних кіберфізичних систем, здатних ефективно функціонувати в умовах невизначеності та динамічних навантажень.

3.5 Рекомендація щодо використання цифрового двійника для тестування сценаріїв без ризику

Однією з ключових практичних переваг використання цифрового двійника у системах Smart Home є можливість безпечного тестування різноманітних сценаріїв функціонування без впливу на реальне житлове середовище. У контексті прогнозування загроз це набуває особливої актуальності, оскільки пряме експериментування з аварійними, критичними або нестандартними ситуаціями в реальній системі може призвести до порушення комфорту мешканців, пошкодження обладнання або виникнення небезпечних умов експлуатації.

Рекомендується використовувати цифровий двійник як віртуальне середовище для моделювання сценаріїв типу *what-if*, що дозволяє досліджувати

реакцію системи Smart Home на потенційні загрози ще до їх фактичного виникнення. До таких сценаріїв можуть належати різкі коливання температури, збої в роботі сенсорів, порушення мережевої комунікації, нештатна поведінка виконавчих пристроїв, а також комбіновані ситуації, що виникають внаслідок взаємодії кількох факторів одночасно. Проведення подібних експериментів у межах цифрового двійника забезпечує можливість оцінки стійкості системи, виявлення вразливих місць та перевірки ефективності алгоритмів прогнозування загроз.

Практичне використання цифрового двійника для тестування сценаріїв без ризику передбачає поетапне формування віртуальних моделей подій, які можуть відбуватися в реальному середовищі Smart Home. На першому етапі здійснюється відтворення базового стану системи на основі актуальних сенсорних даних і історичних показників. Далі задаються параметри потенційної загрози або аномалії, після чого цифровий двійник дозволяє простежити динаміку змін стану системи та поведінку інтегрованих алгоритмів штучного інтелекту. Отримані результати використовуються для корекції моделей прогнозування, налаштування порогових значень та оптимізації логіки прийняття рішень.

Застосування цифрового двійника як інструмента безпечного тестування сприяє підвищенню надійності системи Smart Home, оскільки дозволяє виявляти потенційні проблеми на етапі віртуального аналізу, а не під час реальної експлуатації. Крім того, такий підхід забезпечує можливість багаторазового повторення експериментів за різних початкових умов, що є складним або неможливим у фізичному середовищі. Це особливо важливо для навчання та валідації глибоких нейромереж, оскільки цифровий двійник дозволяє сформувати розширений набір навчальних даних, зокрема для рідкісних або критичних сценаріїв.

Таким чином, використання цифрового двійника для тестування сценаріїв без ризику є доцільною практичною рекомендацією для систем Smart Home, орієнтованих на прогнозування загроз. Реалізація такого підходу забезпечує

підвищення точності прогнозних моделей, зменшення ймовірності помилкових рішень та формування більш стійкої, адаптивної та безпечної інтелектуальної системи домашньої автоматизації.

ВИСНОВКИ

У магістерській кваліфікаційній роботі вирішено актуальне науково-практичне завдання, що полягає у підвищенні ефективності функціонування систем Smart Home шляхом інтеграції цифрових двійників, технологій Інтернету речей та методів штучного інтелекту для моніторингу, прогнозування станів обладнання та виявлення потенційних загроз.

У ході дослідження виконано аналіз сучасних підходів до побудови цифрових двійників, визначено їх ключові характеристики, класифікацію та життєвий цикл. Обґрунтовано, що цифровий двійник є найбільш повною формою цифрового представлення фізичної системи, яка забезпечує двонаправлений обмін даними, адаптивність та можливість прогнозування поведінки об'єкта у режимі реального часу. Показано доцільність використання цифрових двійників саме у системах Smart Home, де необхідне поєднання точного моделювання, безпеки та енергоефективності.

У роботі досліджено інтеграцію цифрового двійника з алгоритмами машинного навчання та глибокими нейронними мережами. Обґрунтовано вибір глибоких згорткових нейромереж як ефективного інструмента для аналізу багатовимірних сенсорних даних та прогнозування загроз у системах розумного дому. Запропоновано модель DCNN-LR-DT, яка поєднує цифровий двійник із нейромережевими методами прогнозування та дозволяє підвищити точність виявлення аномалій і потенційних несправностей.

Окрему увагу приділено інтеграції цифрового двійника в сенсорну мережу на базі ZigBee. Проведене моделювання показало, що використання даної технології забезпечує енергоефективний та стабільний збір даних у режимі реального часу, що є необхідною умовою для коректного функціонування цифрового двійника та алгоритмів прогнозування. Запропоновано підхід до

побудови прогностичної моделі із замкненим контуром зворотного зв'язку, що дозволяє системі адаптуватися до змін середовища та умов експлуатації.

У результаті дослідження підтверджено, що застосування цифрового двійника як віртуального середовища для тестування сценаріїв функціонування Smart Home дає змогу безпечно аналізувати критичні та аварійні ситуації без ризику для реальної системи. Такий підхід дозволяє підвищити надійність системи, зменшити ймовірність помилкових рішень та покращити якість навчання нейромережевих моделей.

На основі отриманих результатів сформульовано практичні рекомендації щодо впровадження цифрових двійників і глибоких згорткових нейромереж для прогнозування загроз у системах Smart Home. Реалізація запропонованих підходів сприяє підвищенню енергоефективності, безпеки та адаптивності інтелектуальних домашніх систем, а також створює передумови для подальшого розвитку кіберфізичних систем нового покоління.

Загалом результати магістерської роботи підтверджують, що інтеграція цифрових двійників та технологій штучного інтелекту є перспективним і ефективним напрямом розвитку систем Smart Home, здатним забезпечити інтелектуальне управління, прогнозування загроз і оптимізацію роботи обладнання в умовах зростаючої складності сучасних житлових середовищ.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Palensky P., Cvetkovic M., Gusain D., Joseph A. Digital twins and their use in future power systems. *Digital Twin*. 2024. Vol. 1, No. 3. P. 4. DOI: 10.12688/digitaltwin.17435.2.
2. The 4 Levels of the Digital Twin Technology. Vidyatec. URL: <https://vidyatec.com/blog/the-4-levels-of-the-digital-twin-technology/> (дата звернення: 28.11.2025).
3. Corssac L. B., Wickboldt J. A. A Digital Twin-based Smart Home: A Proof of Concept Study. Instituto de Informática, Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS), Porto Alegre, Brazil, 2024.
4. Iranshahi K., Brun J., Arnold T., Sergi T., Müller U. C. Digital twins: Recent advances and future directions in engineering fields. *Intelligent Systems with Applications*. Lucerne University of Applied Sciences & Arts, Switzerland, 2025.
5. Di Natale L., Svetozarevic B., Heer P., Jones C. N. Physically Consistent Neural Networks for building thermal modeling: Theory and analysis. *Applied Energy*. 2022. Vol. 325. 119806.
6. Wastensteiner J., Weiss T. M., Haag F., Hopf K. Explainable AI for tailored electricity consumption feedback – An experimental evaluation of visualizations. *ECIS 2021 Proceedings*. AIS: Atlanta, GA, USA, 2021.
7. Piras G., Agostinelli S., Muzi F. Smart Buildings and Digital Twin to Monitoring the Efficiency and Wellness of Working Environments: A Case Study on IoT Integration and Data-Driven Management. *Applied Sciences*. 2025. Vol. 15. 4939. DOI: 10.3390/app15094939.
8. Emmert-Streib F. What Is the Role of AI for Digital Twins? *AI*. 2023. Vol. 4, No. 3. P. 721–728.
9. Teng M., Al-Hamdawee Z. M. A., Ali A. B. M., Jin K., Ahmadi M. Integrating digital twins and neural networks for real-time temperature management in

smart homes: An innovative approach using ZigBee networks. *Energy Reports*. 2025. Vol. 13. P. 6201–6218. ISSN 2352-4847. DOI: 10.1016/j.egyр.2025.05.055.

10. Islam, M. R., Subramaniam, M., & Huang, P.-C. Image-based deep learning for smart digital twins: a review. *Artificial Intelligence Review*, 2025, p.146.

11. Wang, Y., Su, Z., Guo, S., Dai, M., Luan, T. H., & Liu, Y. A survey on digital twins: Architecture, enabling technologies, security and privacy, and future prospects. *arXiv preprint*, 2023, pp. 301-350.

12. Karabulut, E., Pileggi, S. F., Groth, P., & Degeler, V. Ontologies in digital twins: A systematic literature review. *arXiv preprint*, 2023, pp.23-44.

13. Shapovalova, S. I., & Titov, V. M. Засоби реалізації цифрового двійнику розподіленої комп'ютерної системи з енергетичними об'єктами. *Інформаційні технології і моделювання*, 2025, с.80–91.

14. Ostrovska, K., Ostrovsky, Y., & Staryk, V. Технологія створення цифрових двійників на основі ресурсів хмарної обчислювальної платформи. *Системні технології*, 2024, с. 154–163.

15. Sciullo, L., De Marchi, A., Trotta, A., Montori, F., Bononi, L., & Di Felice, M. Relativistic digital twin: Bringing the IoT to the future. *arXiv preprint*, 2023, p.250.

16. Qiu, S., Zaheer, Q., Ali, F., Wajid, S., Chen, H., Ai, C., & Wang, J. Exploring the impact of digital twin technology in infrastructure management: a comprehensive review. *Journal of Civil Engineering and Management*, 2025, pp.395–417.

17. Anonymous. (2024). Towards the application of machine learning in digital twin technology: a multi-scale review. *Discover Applied Sciences*, 2024, p.502.

18. Гончаренко, Т. Сучасні інформаційні технології для моделювання міського середовища та розробки цифрових двійників міських об'єктів. *Управління розвитком складних систем*, 2021, pp.87–93.

19. Шаптала, С., & Миронова, Н. Впровадження технології цифрових двійників для робототехніки. *Управління розвитком складних систем*, 2020, pp.45–51.

20. Tao, F., Zhang, M., Liu, Y., & Nee, A. Y. C. Digital twin in industry: State-of-the-art. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2018, pp. 24–26.
21. Jones, D., Snider, C., Nassehi, A., Yon, J., & Hicks, B. Characterising the digital twin: A systematic literature review. *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology*, 2020, pp.36–52.
22. Kritzinger, W., Karner, M., Traar, G., Henjes, J., & Sihn, W. Digital Twin in manufacturing: A categorical literature review and classification. *IFAC-PapersOnLine*, 2019, pp.16–22.
23. Lu, Y., Liu, C., Wang, K. I.-K., Huang, H., & Xu, X. Digital twin-driven smart manufacturing: Connotation, reference model, applications and research issues. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2022.
24. Tao, F., Qi, Q., Liu, A., & Kusiak, A. (2018). Data-driven smart manufacturing. *Journal of Manufacturing Systems*, 48, 157–169.
25. Fuller, A., Fan, Z., Day, C., & Barlow, C. Digital twin: Enabling technologies, challenges and open research. *IEEE Access*, 2020, pp.52–71.
26. Negri, E., Fumagalli, L., & Macchi, M. A review of the roles of digital twin in CPS-based production systems. *Computers in Industry*, 2020, pp.1–17.
27. Uhlemann, T. H.-J., Schock, C., Lehmann, C., Freiberger, S., & Steinhilper, R. The digital twin: Realizing the cyber-physical production system for Industry 4.0. *Procedia CIRP*, 2024, pp.335–340.
28. Kuo, Y.-F., Su, C.-T., & Wu, Y.-C. Digital twin-driven smart assembly system in Industry 4.0. *Journal of Manufacturing Systems*, 2019, pp.16–30.
29. Leng, J., Zhang, Y., Yan, D., Liu, Q., & Chen, X. Digital twin-driven intelligent manufacturing: A review. *Advanced Engineering Informatics*, 2021, pp.144–152.
30. Grieves, M., & Vickers, J. Digital twin: Mitigating unpredictable, undesirable emergent behavior in complex systems. *Transdisciplinary Perspectives on Complex Systems*, 2019, pp. 85–113.
31. Tao, F., Zhang, H., Liu, A., & Nee, A. Y. C. Digital twin shop-floor: A new shop-floor paradigm towards smart manufacturing. 2023, pp.33–43.

32. Sadeghi, H., Motlagh, N. H., Bagheri, M., & Gohary, S. Digital twin in smart building: A review. *Automation in Construction*, 2022, p.136.
33. Leng, J., Liu, Q., Zhang, Y., & Chen, X. (2020). Digital twin-enabled smart factory: A review. *Enterprise Information Systems*, 2020, pp. 385–409.
34. Feng, T., Liu, Y., & Chen, S. Digital twin-driven predictive maintenance for smart home devices. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2021, pp.129–130.

ПРЕЗЕНТАЦІЯ

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ДЕРЖАВНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

ДИПЛОМНА РОБОТА
на ступінь вищої освіти магістр
із спеціальності F3 Комп'ютерні науки

«Модель інтеграції штучного інтелекту, Інтернету речей та цифрових двійників у системі Smart Home»

Виконав: студентка 6 курсу, групи КНДМ-62
Загороднюк Яна Анатоліївна

Керівник: д.т.н., доцент Катков Ю.І.

Київ – 2025

1

Загальна характеристика дипломної роботи

- **Мета роботи** - підвищення ефективності функціонування систем smart home шляхом створення інтегрованої моделі, що поєднує цифровий двійник із засобами штучного інтелекту для моніторингу, прогнозування станів обладнання та прийняття керуючих рішень.
- **Об'єктом дослідження** є процеси функціонування та керування системами smart home із використанням цифрових двійників та інтелектуальних алгоритмів.
- **Предмет дослідження** – методи інтеграції цифрових двійників і алгоритмів машинного навчання для оптимізації параметрів роботи smart-систем та прогнозування їх поведінкових характеристик.
- **Науковим завданням** є розроблення та обґрунтування підходів до застосування цифрового двійника у поєднанні з глибокими нейронними мережами для аналізу, прогнозування та виявлення аномалій у роботі компонентів smart home, а також формування рекомендацій щодо практичної реалізації такої системи.
- **Актуальність роботи** визначається стрімким розвитком технологій автоматизації побутових систем та зростанням потреби в інтелектуальних рішеннях для підвищення енергоефективності, комфорту, безпеки й надійності житлових об'єктів. Інтеграція цифрового двійника та штучного інтелекту робить можливим адаптивне прогнозування станів обладнання, виявлення потенційних загроз і оптимізацію процесів керування, створюючи основу для подальшого удосконалення кіберфізичних smart-систем.

2

Постановка завдання дипломної роботи

Проблема - розглядається актуальна проблема підвищення ефективності функціонування систем smart home шляхом інтеграції цифрових двійників та технологій штучного інтелекту для удосконалення процесів моніторингу, прогнозування та автоматизованого управління обладнанням.

Завдання роботи:

- Провести аналіз концепції та технологій цифрових двійників у системі Smart Home;
- Виконати дослідження інтеграції цифрового двійника та штучного інтелекту у системі Smart Home;
- Розробити практичні рекомендації щодо використання цифрових двійників та глибоких згорткових нейромереж для прогнозування загроз у системі Smart Home.

3

1 РЕЗУЛЬТАТИ АНАЛІЗУ КОНЦЕПЦІЇ ТА ТЕХНОЛОГІЙ ЦИФРОВИХ ДВІЙНИКІВ У СИСТЕМІ SMART HOME

1. **Визначено роль цифрового двійника** як найбільш повної форми цифрового представлення Smart Home, що забезпечує двонаправлений обмін даними між фізичною та віртуальною системами у режимі реального часу.
2. **Проаналізовано класифікацію цифрових двійників** (модель, цифрова тінь, цифровий двійник) та обґрунтовано доцільність використання саме цифрового двійника для задач моніторингу, прогнозування та керування у житлових smart-системах.
3. **Досліджено життєвий цикл цифрового двійника**, що включає етапи ініціалізації, підключення, синхронізації, експлуатації та завершення, та визначено його вплив на надійність і адаптивність Smart Home.
4. **Встановлено ключові технологічні складові цифрового двійника Smart Home**, зокрема сенсорні мережі IoT, платформи обробки даних та алгоритми штучного інтелекту, які забезпечують точне відтворення фізичних процесів.
5. **Підтверджено стратегічні переваги використання цифрових двійників у Smart Home**, зокрема можливість безпечного тестування сценаріїв, прогнозування загроз, підвищення енергоефективності та якості управління системою.

4

2 РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕННЯ ІНТЕГРАЦІЇ ЦИФРОВОГО ДВІЙНИКА ТА ШІ У СИСТЕМІ SMART HOME

1. **Обґрунтовано доцільність використання цифрового двійника** як базового елемента інтелектуальної архітектури Smart Home для моніторингу, прогнозування та оптимізації роботи системи в режимі реального часу.
2. **Розроблено інтегровану модель поєднання цифрового двійника та глибоких нейронних мереж**, що забезпечує аналіз багатовимірних сенсорних даних і прогнозування потенційних загроз та аномалій у роботі пристроїв.
3. **Досліджено ефективність використання сенсорної мережі ZigBee** для збору даних цифрового двійника, підтверджено її енергоефективність, стабільність і придатність для безперервного функціонування Smart Home.
4. **Реалізовано прогностичну модель з адаптивним навчанням і зворотним зв'язком**, яка дозволяє системі автоматично коригувати параметри керування залежно від змін середовища та поведінки користувачів.
5. **Підтверджено можливість безпечного тестування сценаріїв та загроз** у віртуальному середовищі цифрового двійника, що зменшує ризики помилкових рішень і підвищує надійність системи Smart Home.

5

3 РОЗРОБКА ПРАКТИЧНИХ РЕКОМЕНДАЦІЙ ЩОДО ВИКОРИСТАННЯ ЦИФРОВИХ ДВІЙНИКІВ ТА ГЛИБОКИХ ЗГОРТКОВИХ НЕЙРОМЕРЕЖ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ЗАГРОЗ У СИСТЕМІ SMART HOME

1. **Рекомендація щодо побудови цифрового двійника Smart Home як основи прогнозування загроз**
 - Використовувати цифровий двійник як основну платформу для моніторингу, аналізу та прогнозування стану системи.
2. **Рекомендація щодо використання сенсорних мереж ZigBee для збору даних цифрового двійника**
 - Забезпечити збір даних у реальному часі для коректного функціонування цифрового двійника та алгоритмів прогнозування.
3. **Рекомендація щодо застосування глибоких згорткових нейромереж для виявлення аномалій і загроз**
 - Використовувати DCNN для виявлення аномалій і прогнозування потенційних загроз у роботі пристроїв.
4. **Рекомендація щодо адаптивного навчання моделей у режимі реального часу**
 - Забезпечити постійне оновлення нейромережових моделей на основі зворотного зв'язку з цифровим двійником.
5. **Рекомендація щодо використання цифрового двійника для тестування сценаріїв без ризику**
 - Моделювати критичні та аварійні ситуації у віртуальному середовищі для підвищення надійності та безпеки системи.

6

Висновки

1. **Цифровий двійник Smart Home** забезпечує точне відтворення стану системи в реальному часі та двонаправлений обмін даними між фізичними пристроями та віртуальною моделлю.
2. **Інтеграція з глибокими нейронними мережами (DCNN)** дозволяє ефективно прогнозувати аномалії та потенційні загрози для інтелектуальних домашніх систем.
3. **Сенсорні мережі на базі ZigBee** забезпечують стабільний збір даних і енергоефективну роботу цифрового двійника у реальному середовищі.
4. **Адаптивне навчання у режимі реального часу** підвищує точність прогнозів та дозволяє системі швидко реагувати на зміни у поведінці користувачів та стані обладнання.
5. **Тестування сценаріїв без ризику** через цифровий двійник дозволяє перевіряти критичні ситуації та оптимізувати алгоритми управління без впливу на фізичну систему.

7

Апробація результатів

В статті:

- Загороднюк Я.А. (2025) Інтеграція цифрового двійника та глибоких нейронних мереж для систем розумного дому: прогнозний та адаптивний підхід до управління// Наукові записки Державного університету інформаційно-комунікаційних технологій №2, 2025, Подано до друку.
<https://journals.dut.edu.ua/index.php/sciencenotes/issue/view/186>

В тезах:

- 1. Загороднюк Я.А. (2025) ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА МОДЕЛЬ ВЕРИФІКАЦІЇ ІОТ-СИСТЕМ SMART HOME ІЗ ЗАСТОСУВАННЯМ ЦИФРОВИХ ДВІЙНИКІВ// Всеукраїнська науково-технічна конференція "Виклики та рішення в програмній інженерії". 26 листопада 2025.
https://duikt.edu.ua/ua/news-1-1009-14812-zaprosuemo-do-uchasti-u-ii-vseukrainskiy-naukovo-tehnichniy-konferencii-vikliki-ta-rishennya-v-programniy-inzhenerii_kafedra-inzhenerii-programnogo-zabezpechennya
- 2. Загороднюк Я.А. (2025)МОДЕЛЬ ВЕРИФІКАЦІЇ SMART HOME ІОТ ЧЕРЕЗ ЦИФРОВІ ДВІЙНИКИ З ВИКОРИСТАННЯМ РІШЕНЬ НРЕ// Сучасні досягнення компанії Hewlett Packard Enterprise в галузі іт та нові можливості їх вивчення і застосування. 11 грудня 2025 https://duikt.edu.ua/ua/news-1-576-14841-duikt-zaprosue-na-mizhnarodnu-naukovo-tehnichnu-konferenciyu-suchasni-dosyagnennya-kompanii-hewlett-packard-enterprise-v-galuzi-it-ta-novi-mozhливosti-ix-vivchennya-i-zastosuvannya_kafedra-shtuchnogo-intelektu

8