

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Комп'ютерних наук
(повна назва)
Кафедра Інформаційних управляючих систем
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА Пояснювальна записка

рівень вищої освіти другий (магістерський)
Дослідження методів оцінювання ризиків ІТ-проєкту розробки системи
«Розумний будинок»
(тема)

Виконав:
студент 2 курсу, групи УПГІТм-22-1
Клюванський Євген Геннадійович
(прізвище, ім'я, по батькові)

Спеціальність 122 Комп'ютерні
науки
(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-наукова
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма Управління проєктами
в галузі інформаційних технологій
(повна назва освітньої програми)

Керівник професор кафедри ІУС
Наталія ВАСИЛЬЦОВА
(посада, власне ім'я, прізвище)

Допускається до захисту

Зав. кафедри



(підпис)

Костянтин ПЕТРОВ

(власне ім'я, прізвище)

2024 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Комп'ютерних наук
Кафедра Інформаційних управляючих систем
Рівень вищої освіти другий (магістерський)
Спеціальність 122 Комп'ютерні науки
(код і повна назва)
Тип програми освітньо-наукова
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)
Освітня програма Управління проектами в галузі інформаційних технологій
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри

(підпис)

« 01 » квітня 20 24 р.

ЗАВДАННЯ

НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

студентові Клюванському Євгену Геннадійовичу

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Дослідження методів оцінювання ризиків ІТ-проекту розробки системи «Розумний будинок»
затверджена наказом університету від 01 квітня 2024 р. № 258 Ст
2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії 05 червня 2024 р.
3. Вихідні дані до роботи: науково-технічна література, публікації та інтернет-ресурси, що стосуються теми кваліфікаційної роботи, дані проєктів з розробки систем «Розумний будинок» та ризики їх затримок
4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі: аналіз особливостей класу інформаційних систем «Розумний будинок»; аналіз особливостей проєктів розробки і впровадження інформаційних систем «Розумний будинок», аналіз ризиків ІТ-проєктів та процесу оцінювання ризиків розробки систем «Розумний будинок»; аналіз існуючих методів оцінювання ризиків ІТ-проєкту та їх порівняння, постановка задачі дослідження; розробка комбінованого методу оцінювання ризиків ІТ-проєкту з розробки ІС «Розумний будинок»; дослідження особливостей реалізації комбінованого методу оцінювання ризиків ІТ-проєкту з розробки ІС «Розумний будинок»; оцінка результатів реалізації комбінованого методу оцінювання ризиків ІТ-проєкту з розробки ІС «Розумний будинок»; апробація комбінованого методу оцінювання ризиків ІТ-проєкту з розробки ІС «Розумний будинок»; аналіз результатів апробації комбінованого методу оцінювання ризиків ІТ-проєкту з розробки ІС «Розумний будинок»

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Терміни виконання етапів роботи	Примітка
1	Аналіз сучасного стану об'єкта дослідження	01.04.2024-11.04.2024	виконано
2	Аналіз існуючих методів вирішення задачі оцінювання ризиків ІТ-проектів розробки систем «Розумний будинок»	12.04.2024-18.04.2024	виконано
3	Постановка задачі дослідження	19.04.2024-21.04.2024	виконано
4	Розробка комбінованого методу оцінювання ризиків ІТ-проекту з розробки ІС «Розумний будинок»	22.04.2024-05.05.2024	виконано
5	Дослідження особливостей практичної реалізації комбінованого методу оцінювання ризиків ІТ-проекту з розробки ІС «Розумний будинок»	06.05.2024-12.05.2024	виконано
6	Апробація комбінованого методу оцінювання ризиків ІТ-проекту з розробки ІС «Розумний будинок»	13.05.2024-18.05.2024	виконано
7	Аналіз результатів апробації комбінованого методу оцінювання ризиків ІТ-проекту з розробки ІС «Розумний будинок»	19.05.2024-21.05.2024	виконано
8	Оформлення пояснювальної записки	22.05.2024-29.05.2024	виконано
9	Підготовка презентаційного матеріалу	30.05.2024-31.05.2024	виконано
10	Перевірка роботи на плагіат	01.06.2024	виконано
11	Попередній захист	05.06.2024	виконано
12	Захист кваліфікаційної роботи	07.06.2024	виконано

Дата видачі завдання 01 квітня 2024 р.

Студент _____
(підпис)

Керівник роботи _____ проф. каф. ІУС Наталія ВАСИЛЬЦОВА
(підпис) (посада, власне ім'я, прізвище)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка до кваліфікаційної роботи: 107 сторінок, 12 рисунків, 5 таблиць, 2 додатка, 49 джерел.

ІНФОРМАЦІЙНА СИСТЕМА, ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ, МАШИННЕ НАВЧАННЯ, МЕТОД МОНТЕ-КАРЛО, МЕТОД ОПОРНИХ ВЕКТОРІВ, ОЦІНЮВАННЯ РИЗИКІВ, ПРОЄКТ, РОЗУМНИЙ БУДИНОК.

Об'єкт дослідження кваліфікаційної роботи – процес управління ризиками ІТ-проєктів розробки систем «Розумний будинок».

Мета дослідження – розробка комбінованого методу оцінювання ризиків ІТ-проєктів розробки систем «Розумний будинок», який би поєднував машинне навчання та метод Монте-Карло для підвищення точності прогнозування та ефективності управління ризиками. Подібне рішення дозволить покращити управління ризиками в таких проєктах, зменшити ймовірність виникнення непередбачених затримок і перевищення бюджету, а також забезпечити більш ефективне планування ресурсів.

Проведено аналіз існуючих методів оцінювання ризиків в ІТ-проєктах, розроблено комбінований метод оцінювання ризиків з використанням машинного навчання та методу Монте-Карло, а також здійснено практичну реалізацію та апробацію запропонованого методу на прикладі ІТ-проєкту розробки системи «Розумний будинок».

Проведено й описано практичне використання комбінованого методу оцінювання ризиків, включаючи детальний аналіз отриманих результатів моделювання та оцінку точності прогнозів ризиків. Візуалізовано результати симуляцій для кращого розуміння та представлення отриманих даних, що дозволяє виявити закономірності, аномалії та ключові фактори, що впливають на тривалість проєкту.

ABSTRACT

The explanatory note to the qualification work: 107 pages, 12 images, 5 tables, 2 appendices, 48 sources.

INFORMATION SYSTEM, IT PROJECT, MACHINE LEARNING, MONTE CARLO METHOD, RISK ASSESSMENT, SMART HOME, SUPPORT VECTOR METHOD.

The object of the qualification work is the risk management process of IT projects for developing smart home systems.

The aim of the research is to develop a combined risk assessment method for IT projects developing smart home systems, which combines machine learning and the Monte Carlo method to improve forecasting accuracy and risk management efficiency. Such a solution will enhance risk management in such projects, reduce the likelihood of unforeseen delays and budget overruns, and ensure more effective resource planning.

An analysis of existing risk assessment methods in IT projects has been conducted, a combined risk assessment method using machine learning and the Monte Carlo method has been developed, and the proposed method has been practically implemented and tested using the example of an IT project developing a smart home system.

The practical use of the combined risk assessment method has been conducted and described, including a detailed analysis of the modeling results, determination of performance indicators, and evaluation of risk forecast accuracy. The simulation results have been visualized for better understanding and presentation of the obtained data, allowing the identification of patterns, anomalies, and key factors affecting the project duration.

ЗМІСТ

Скорочення та умовні позначки.....	9
Вступ.....	10
1 Аналіз ризиків ІТ-проектів розробки систем «Розумний будинок» та методів їх оцінювання	12
1.1 Огляд та аналіз особливостей класу інформаційних систем «Розумний будинок».....	12
1.2 Огляд та аналіз особливостей проектів розробки і впровадження інформаційних систем «Розумний будинок».....	16
1.3 Аналіз ризиків ІТ-проектів розробки систем «Розумний будинок».....	18
1.4 Аналіз процесу оцінювання ризиків проекту розробки систем «Розумний будинок».....	20
1.5 Опис і аналіз існуючих методів оцінювання ризиків ІТ-проекту...	25
1.6 Порівняння методів оцінювання ризиків ІТ-проектів, враховуючи специфіку створення систем «Розумний будинок».....	31
1.7 Постановка задачі дослідження.....	35
2 Розробка комбінованого методу оцінювання ризиків ІТ-проекту з розробки ІС «Розумний будинок».....	37
2.1 Опис комбінованого методу оцінювання ризиків ІТ-проекту з розробки ІС «Розумний будинок».....	37
2.2 Збір та підготовка даних для оцінювання ризиків.....	40
2.3 Розробка моделей машинного навчання.....	43
2.4 Опис процесу моделювання симуляцій.....	48
2.5 Висновки з розробки комбінованого методу оцінювання ризиків..	50
3 Дослідження особливостей реалізації комбінованого методу оцінювання ризиків ІТ-проекту з розробки ІС «Розумний будинок».....	52

3.1 Дослідження практичної реалізації комбінованого методу оцінювання ризиків ІТ-проєкту з розробки ІС «Розумний будинок»...	52
3.1.1 Опис етапів практичної реалізації комбінованого методу оцінювання ризиків ІТ-проєкту	52
3.1.2 Опис підготовки даних та налаштування системи	53
3.1.3 Опис процесу розробки та інтеграції моделей машинного навчання з симуляціями Монте-Карло.....	55
3.1.4 Опис програмного інструментарію, що використовується при реалізації комбінованого методу.....	56
3.2 Оцінка результатів реалізації комбінованого методу оцінювання ризиків ІТ-проєкту з розробки ІС «Розумний будинок».....	59
3.2.1 Аналіз отриманих результатів застосування комбінованого методу.....	
3.2.2 Визначення індикаторів ефективності та оцінка точності прогнозів ризиків.....	60
3.2.3 Візуалізація результатів моделювання.....	61
3.3 Висновки з дослідження особливостей реалізації комбінованого методу оцінювання ризиків ІТ-проєкту з розробки ІС «Розумний будинок».....	65
4 Апробація комбінованого методу оцінювання ризиків ІТ-проєкту з розробки ІС «Розумний будинок».....	66
4.1 Підготовка даних для апробації комбінованого методу.....	66
4.2 Реалізація симуляцій для визначення прогнозованої тривалості проєкту з врахуванням затримок за комбінованим методом.....	70
4.3 Порівняння результатів комбінованого методу з традиційним методом Монте-Карло.....	73
4.4 Аналіз результатів апробації комбінованого методу оцінювання ризиків ІТ-проєкту з розробки ІС «Розумний будинок».....	76
Висновки.....	78
Перелік джерел посилання.....	80

Додаток А Програмний код реалізації комбінованого методу.....	86
Додаток Б Графічний матеріал кваліфікаційної роботи.....	88

СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ

ІС – інформаційна система

ІТ – інформаційна технологія

ОВМ – опорні векторні машини

API (Application Programming Interface) – прикладний програмний інтерфейс

DAG (Directed Acyclic Graph) – орієнтований ациклічний граф

IoT (Internet of Things) – інтернет речей

MAE (Mean Absolute Error) – середня абсолютна похибка

MSE (Mean Squared Error) – середня квадратична похибка

ВСТУП

Інформаційні системи (ІС) «Розумний будинок» є однією з провідних тенденцій сучасних технологій, які інтегрують автоматизацію та контроль різних інженерних систем у житлових та комерційних приміщеннях. Їх розвиток вимагає поєднання численних технічних та управлінських рішень, що спрямовані на забезпечення комфорту, безпеки та енергоефективності.

Сучасні технології управління проектами в цій сфері орієнтовані на оптимізацію розробки, зменшення ризиків та підвищення ефективності виконання проєктів. Це відкриває нові можливості для створення інноваційних рішень, які трансформують спосіб життя людей, роблячи його більш зручним та безпечним.

Актуальність напрямку досліджень, розглянутого в роботі, зумовлена необхідністю забезпечення ефективного управління ризиками в ІТ-проєктах, що стосуються розробки систем «Розумний будинок». Успішна реалізація таких проєктів вимагає детального аналізу потенційних ризиків, які можуть виникнути на різних етапах розробки, впровадження та експлуатації систем такого класу. Забезпечення безпеки даних, сумісності обладнання від різних виробників, а також управління комерційними та організаційними ризиками є критично важливими завданнями для досягнення успіху в цьому напрямку.

Об'єктом дослідження в роботі є процес управління ризиками ІТ-проєктів розробки систем «Розумний будинок».

Предметом дослідження є методи оцінювання та управління ризиками в ІТ-проєктах, спрямованих на розробку та впровадження інформаційних систем «Розумний будинок».

Метою даної кваліфікаційної роботи є розробка комбінованого методу оцінювання ризиків ІТ-проєктів розробки систем «Розумний будинок», який поєднує машинне навчання та метод Монте-Карло для підвищення точності прогнозування та ефективності управління ризиками.

Для досягнення цієї мети в роботі поставлено наступні задачі:

- аналіз існуючих методів оцінювання ризиків в ІТ-проектах;
- розробка комбінованого методу оцінювання ризиків з використанням машинного навчання та методу Монте-Карло;
- практична реалізація запропонованого методу на прикладі ІТ-проекту розробки системи «Розумний будинок»;
- експериментальна перевірка ефективності розробленого методу оцінювання ризиків.

Результати цього дослідження можуть бути корисними для ІТ-менеджерів, розробників та всіх, хто займається управлінням проектами у сфері інтелектуальних систем автоматизації, забезпечуючи їх успішну реалізацію та впровадження.

1 АНАЛІЗ РИЗИКІВ ІТ-ПРОЄКТІВ РОЗРОБКИ СИСТЕМ «РОЗУМНИЙ БУДИНОК» ТА МЕТОДІВ ЇХ ОЦІНЮВАННЯ

1.1 Огляд та аналіз особливостей класу інформаційних систем «Розумний будинок»

Клас інформаційних систем, які носять назву «Розумний будинок», особливості розробки і впровадження яких розглядаються і досліджуються в кваліфікаційній роботі, – це складні інтегровані системи автоматизації, призначені для контролю та управління різними інженерними системами в сучасній будівлі [1].

Інтеграція інженерного обладнання будівлі в централізовану керовану систему є прогресивним кроком у розвитку сучасного будівництва. Наприклад, системи опалення завжди забезпечували адаптивне регулювання залежно від температури навколишнього середовища, внутрішньої температури приміщення та часу доби.

З появою інтегрованих систем «Розумний будинок» з'являється ще більше можливостей для підвищення комфорту та енергоефективності будівель. Такі системи можуть включати в себе автоматичне управління освітленням, вентиляцією, опаленням, безпекою та навіть побутовими приладами [2].

Поширення систем «Розумний будинок» залежить від низки факторів. Основними серед таких факторів є:

- рівень життя (системи дорогі);
- обсяг житлового будівництва (системи найбільш поширені в новобудовах);
- надійність (захист від хакерських атак, вірусів, поломок, протікання, ремонтпридатність, обслуговування тощо);
- можливість економії енергії, води, часу;
- інформація та мотивація мешканців в енерго- та ресурсозбереженні.

Інтегровані системи автоматизації пропонують економічну вигоду за рахунок зниження витрат на енергію при одночасному підвищенні рівня комфорту. Ця технологія пропонує системи для централізованого контролю та інтелектуального адміністрування в багатьох типах будівель, таких як житлові, офісні або громадські приміщення [2].

ІС «Розумний будинок» складається з трьох категорій пристроїв:

– центральний контролер (хаб) (виконує роль керуючого пристрою, що об'єднує всі компоненти системи і встановлює її зв'язок із зовнішнім середовищем);

– датчики (сенсори) (пристрої, які збирають інформацію про зовнішні умови);

– виконавчі пристрої (актуатори) (категорія пристроїв, що виконують певні дії, та до якої належать розумні вимикачі, розетки, розумні трубопровідні клапани, кліматичні контролери та інші реле).

Датчики розроблені для збору даних про стан навколишнього середовища. Наразі існує широкий спектр різноманітних датчиків, зокрема для вимірювання вологості, температури, диму та затоплення, руху та об'єму.

Виконавчі пристрої використовуються для маніпулювання матеріальними об'єктами, обладнанням або для зміни стану навколишнього середовища [1].

Основний контролер розумного будинку, відомий як хаб, збирає дані з датчиків і передає команди виконавчим пристроям.

Хаб служить центральним місцем, де консолідується весь інтелект розумного будинку. Зазвичай хаб є посередником між розумним будинком, який складається з мережі датчиків і виконавчих пристроїв, і навколишнім середовищем [1].

Часто центральний контролер має власний компактний веб-сервер.

Це дозволяє отримати доступ до управління розумним будинком з будь-якого веб-браузера, включаючи персональні комп'ютери (ПК), ноутбуки, планшети і смартфони.

Основою систем «Розумний будинок» є Інтернет речей (IoT), який дозволяє підключати до мережі різноманітні пристрої та сенсори, роблячи їх здатними збирати дані, обмінюватися ними та автоматично реагувати на зміни у середовищі [1].

Розвиток технологій бездротового зв'язку, таких як Wi-Fi, Bluetooth Low Energy (BLE) та Zigbee, спрощує інтеграцію та управління пристроями в системі «Розумний будинок» [3].

Основною особливістю технології розробки ІС «Розумний будинок» є об'єднання окремих підсистем і пристроїв у єдиний комплекс, керований за допомогою автоматики.

Кожна підсистема ІС «Розумний будинок», також відома як модуль, виконує одне або декілька функціональних завдань.

Кожен модуль виконує свої функції автоматично, а користувач має можливість змінювати лише конфігурації системи (наприклад, режим роботи, розклад і специфічні налаштування для певних приміщень).

Як правило, сучасний розумний будинок включає в себе всі контрольовані інфраструктурні частини та побутове обладнання, що використовується в будинку.

Приклад структурної схеми ІС «Розумний будинок», що складається з 9 модулів, представлений на рисунку 1.1.

ІС «Розумний будинок» включає в себе наступні основні модулі:

- «Управління температурою повітря в приміщенні»;
- «Управління освітленням»;
- «Управління водопостачанням»;
- «Управління електроживленням»;
- «Управління інтерактивними системами»;
- «Управління безпекою»;
- «Управління пожежною безпекою»;
- «Догляд за тваринами та рослинами»;
- «Контроль аварійних станів».

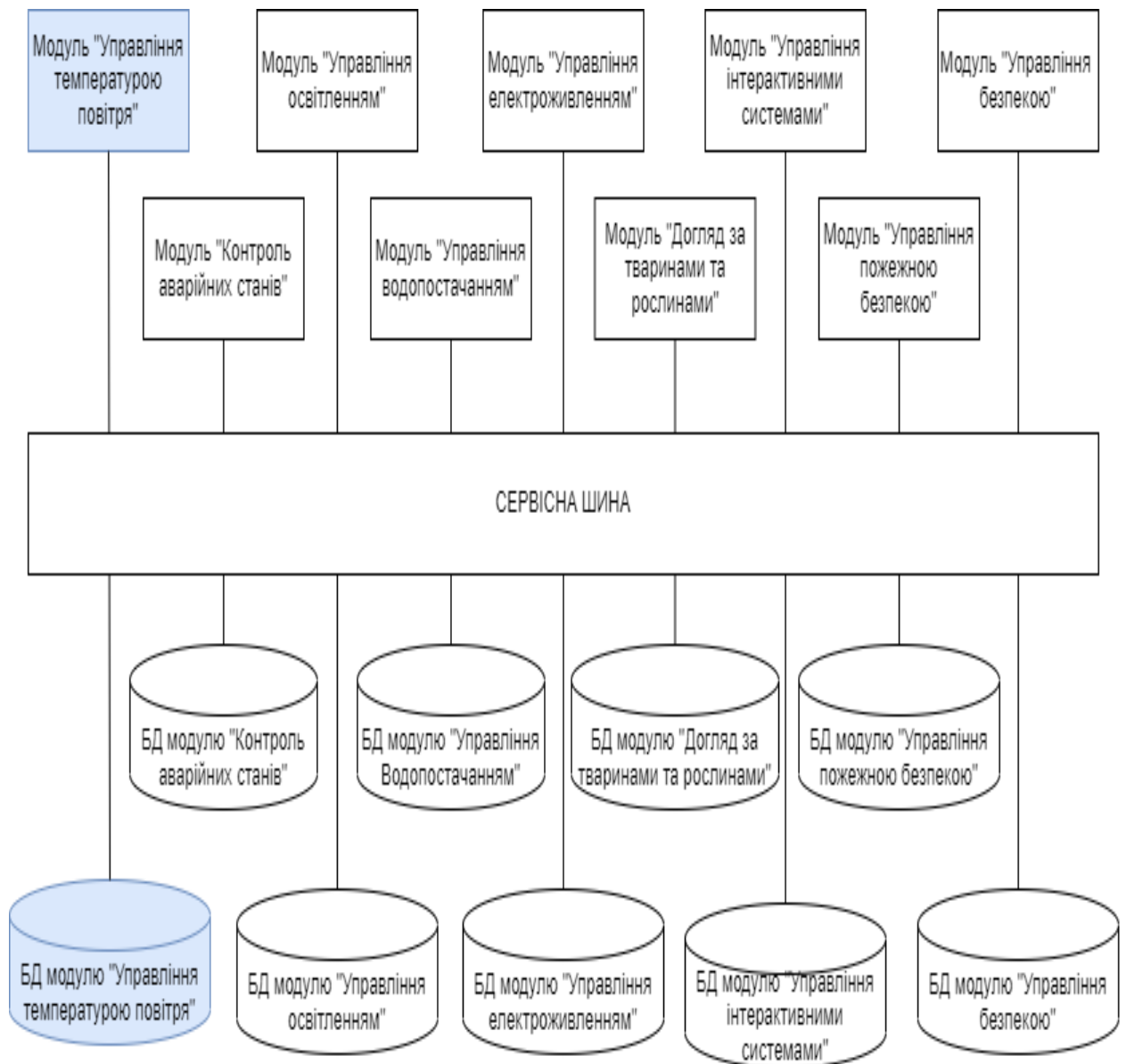


Рисунок 1.1 – Структурна схема ІС «Розумний будинок»

Огляд сучасного стану технологій розробки ІС «Розумний будинок» відкриває перспективи для розвитку та впровадження інноваційних рішень, які трансформують спосіб життя людей, роблячи його більш зручним, безпечним та енергоефективним. Інноваційні рішення у сфері інтегрованих систем автоматизації також сприяють створенню більш безпечного середовища, завдяки автоматичному виявленню загроз та попередженню аварійних ситуацій. У результаті, впровадження цих технологій сприяє підвищенню якості життя, створюючи інтелектуальне житло, яке адаптується до потреб та звичок користувачів [1], [3].

1.2 Огляд та аналіз особливостей проєктів розробки і впровадження інформаційних систем «Розумний будинок»

В умовах стрімкого розвитку інформаційних технологій та зростаючого інтересу до інтелектуальної автоматизації житлових просторів, проєкти з розробки систем «Розумний будинок» набувають особливої актуальності.

Розробка та впровадження систем «Розумний будинок» є складним процесом, що вимагає інтеграції різноманітних технологій і методів управління проєктами.

Аналіз показав, що сучасні підходи, методи та технології управління проєктами в цій сфері спрямовані на оптимізацію розробки, зменшення ризиків і підвищення ефективності виконання проєктів [4].

Розглянемо загальний склад і послідовність виконання етапів проєктів з розробки і впровадження ІС «Розумний будинок».

Початковим (першим) етапом проєкту з розробки системи «Розумний будинок» є створення ескізного проєкту. У ньому мають бути описані всі завдання, які виконуватиме система. Ця інформація потрібна для попереднього підбору обладнання, особливості якого впливають на характеристики всієї системи [4], [5].

Розробка системи управління будинком ведеться, виходячи із запитів споживача. Відповіддю на кожен запит є пристрій, що виконує те чи інше завдання. Сукупність таких пристроїв становить систему зовнішніх пристроїв розумного будинку. Складовими частинами системи є датчики, що надають інформацію про стан об'єктів, виконавчі пристрої, що забезпечують вплив на стан об'єктів згідно з командами [4].

До складових частин системи також входять мережі збору даних і передавання команд, що здійснюють приймання даних із датчиків і видавання команд на виконавчі пристрої і систему зберігання даних, що зберігає, наприклад, стан датчиків і виконавчих пристроїв.

Ще до складових частин системи управління розумним будинком варто зарахувати клієнтський застосунок та інтелектуальне ядро – програмну систему, що відповідає за роботу інтелектуальних пристроїв.

Однією з важливих проблем розробки такого класу систем є забезпечення зв'язності датчиків і виконавчих пристроїв з ядром системи управління.

Система зв'язку має забезпечувати надійну ідентифікацію активних пристроїв, мати достатню пропускну здатність, а також підтримувати легку інтеграцію нових пристроїв.

Зібравши всю необхідну інформацію про систему, на другому етапі проєктування складається технічне завдання на систему. Особливістю проєктів розробки ІС «Розумний будинок» є те, що замовник до моменту складання технічного завдання вже має уявлення про вартість системи і функції, які вона зможе виконувати [5].

На третьому етапі проєктування здійснюється розробка детального проєкту, що містить усю документацію: комплект будівельних креслень, специфікацію обладнання, календарний план виконання робіт тощо. На цьому етапі працюють системні інженери, архітектор, дизайнер, та інші фахівці, що дає змогу оперативно враховувати побажання замовника.

Підсумком роботи над проєктом виявляється повний комплект документів з розробленої та встановленої системи, що задовольняє потреби замовника і враховує специфіку конкретного приміщення. Замовник отримує специфікацію обладнання та функціональні схеми, а також креслення, кабельний журнал, схеми електричних і приладових шаф тощо.

Втім, разом з численними перевагами, які пропонують ІС «Розумний будинок», вони також стикаються з рядом викликів та ризиків, включаючи питання безпеки даних, інтеграції різноманітних пристроїв та платформ, а також високі витрати на розробку та впровадження.

У цьому контексті оцінювання ризиків стає критично важливим завданням, що вимагає детального аналізу та ефективного управління [6].

1.3 Аналіз ризиків ІТ-проектів розробки систем «Розумний будинок»

Ризик ІТ-проекту означає потенційну можливість виникнення події або низки подій, які можуть негативно вплинути на успішність проекту в галузі інформаційних технологій [6].

Проведений аналіз ризиків ІТ-проекту з розробки і впровадження ІС «Розумний будинок» показав, що джерелами таких ризиків, найчастіше, бувають:

- технічні неполадки;
- проблеми з програмним забезпеченням;
- затримки в реалізації;
- перевищення бюджету;
- проблеми з кібербезпекою;
- зміни в законодавстві або ринкових умовах;
- людський фактор (наприклад, помилки в управлінні або недоліки в комунікації).

Ризик є потенційною проблемою проекту, виникнення якої не обов'язкове. Не всі проблеми можна заздалегідь усунути і навіть передбачати, але багато проблем можна передбачити наперед, і це дає можливість управління ризиками [6], [7].

По відношенню до проектів, які розглядаються в роботі, ризики можна розділити на внутрішні та зовнішні.

Внутрішніми ризиками вважають такі події, на які керівник проекту і група управління проектом здатні вплинути.

Зовнішні ризики не залежать ні від керівника проекту, ні від групи управління проектом.

Групи ризиків ІТ-проекту та джерела їх появи мають досить розвинуту ієрархічну структуру, що показана на рисунку 1.2 [7].



Рисунок 1.2 – Групи ризиків ІТ-проекту та джерела їх появи

Проведемо аналіз джерел специфічних ризиків, які можуть виникати при розробці та впровадженні систем «Розумний будинок».

Джерелами технічних ризиків при розробці ІС «Розумний будинок» є:

- проблеми з сумісністю обладнання (розрізненість стандартів та протоколів може ускладнити інтеграцію компонентів від різних виробників);
- забезпечення безпеки даних (цифрова безпека є критичною, оскільки системи «Розумний будинок» збирають і зберігають великі обсяги даних);
- надійність системи (висока складність та інтегрованість системи збільшують ризики виникнення збоїв у її роботі).

Джерелами комерційних ризиків при розробці ІС «Розумний будинок» можуть бути:

- вартість розробки (великі витрати на дослідження, розробку та тестування можуть збільшити загальну вартість проєкту);
- конкуренція на ринку (швидкий розвиток технологій та наявність численних конкурентів можуть вплинути на успішність проєкту);
- зміни законодавства (нормативно-правові зміни можуть вплинути на вимоги до продуктів і послуг, а також на умови їх впровадження на ринку).

Джерелами організаційних ризиків при розробці ІС «Розумний будинок» є:

- проблеми з плануванням (недостатнє або неправильне планування може призвести до затримок в реалізації проєкту та збільшення витрат);
- комунікація між учасниками проєкту (неякісна комунікація та відсутність чіткої координації можуть призвести до помилок у роботі);
- відсутність кваліфікованих фахівців (дефіцит спеціалістів у цій області може ускладнити процес розробки та впровадження системи).

1.4 Аналіз процесу оцінювання ризиків проєкту розробки систем «Розумний будинок»

Вплив ризику може призвести до того, що продукт перестане задовольняти замовника. Вплив часто має період дії від моменту появи ризику до його зникнення чи усунення. Для оцінки впливу ризику, звичайно, використовують деякі умовні одиниці або якісну шкалу (наприклад, малий, середній, великий та ін.) [6].

Імовірність ризику – це ймовірність того, що даний ризик стане подією, що за своїм впливом перетвориться на проблему. Тут має бути застосована конкретна якісна шкала, що пов'язана з числовими значеннями.

Ризики бажано виявляти ще до того, як вони перетворилися на проблему.

Після виявлення ризику необхідно прийняти рішення про відповідні дії. Задача керівника проєкту вибрати такі дії, які дозволять зменшити імовірність несприятливих подій або зменшити їх наслідки у разі реалізації ризику.

Значення імовірності виникнення ризиків та величину втрат можливо оцінити як деякі дискретні величини, значення яких визначаються відповідно до порушень строків виконання робіт по задачах на дату оцінки стану проєкту, що може бути визначена таким параметром як індекс ризику [8].

Імовірність виникнення ризиків має відображати сукупні середні відносні порушення строків по всіх задачах, що виконуються на момент оцінки цього впливу. Вона може бути оцінена та визначена при оцінці впливу ризику на момент оцінки цього впливу шляхом розрахунку середнього по всіх задачах порушення строків виконання задач, що виконуються на момент оцінки, у процентах [8].

Відповідно до навчального посібника «Основи управління ІТ проєктами» В. О. Кузьмініх та Р. А. Тарананенка [8], процент виконання задачі на дату оцінки ризику, що визначено внесеними даними, може бути визначено за формулою:

$$p_{oi} = p_{vi} * \frac{doi-dpi}{dvi-dpi} \quad (1.1)$$

де p_{oi} – процент виконання i -ої задачі на дату внесення даних;

p_{vi} – процент виконання i -ої задачі на дату внесення даних;

doi – дата оцінки ризику;

dpi – дата початку i -ої задачі, що виконується на момент оцінки ризику;

dvi – дата внесення даних про виконання i -ої задачі, що виконується на момент оцінки ризику.

Процент виконання задачі на дату оцінки ризику, що прогнозується за планом може бути визначено за формулою, яка надається в джерелі [8]:

$$p_{ni} = \frac{d_{oi} - d_{pi}}{d_{zi} - d_{pi}} * 100, \quad (1.2)$$

де p_{ni} – процент виконання задачі на дату оцінки ризику;

d_{oi} – дата оцінки ризику;

d_{pi} – дата початку i -ої задачі, що виконується на момент оцінки ризику;

d_{zi} – дата закінчення i -ої задачі, що виконується на момент оцінки ризику.

Ймовірність виникнення ризику розраховується за формулою, яка надається в джерелі [8]:

$$X = \sum_{i=1}^k (p_{ni} - p_{oi}) / k, \quad (1.3)$$

де X – ймовірність виникнення ризику;

p_{ni} – процент виконання задачі на дату оцінки ризику, що прогнозується;

p_{oi} – процент виконання задачі на дату оцінки ризику, що визначено внесеними даними;

k – кількість задач, що виконуються на момент оцінки ризику.

Для оцінки можливого впливу ризику на стан виконання проєкту може бути використане значення показника індексу ризику [8].

Індекс ризику – показник оцінки вірогідних втрат, який дає можливість оцінити ступінь дії і рівень загрози ризику, визначається за формулою:

$$R = I * B, \quad (1.4)$$

де R – індекс ризику (в балах);

I – ймовірність виникнення ризиків (в балах);

B – величина втрат (в балах).

Управління ризиками у проєктах розробки систем «Розумний будинок» вимагає комплексного підходу. Щоб зрозуміти цей процес, важливо провести аналіз ключових компонентів процесу управління [9]:

- ідентифікація;
- оцінювання;
- кількісне оцінювання;
- планування реагування;
- моніторинг і контроль.

Ідентифікація включає в себе виявлення потенційних ризиків, які можуть вплинути на цілі проєкту. Ризики можуть виникати з різних джерел, включно з технічними складнощами, невизначеністю ринку, нестачею ресурсів і зовнішніми факторами, як-от законодавчі та нормативні зміни [10].

Після виявлення, ризики оцінюються з погляду ймовірності їхнього виникнення та потенційного впливу на проєкт.

Оцінювання допомагає визначити пріоритетність ризиків залежно від їхньої значущості, дозволяє проєктним групам зосередитися на тих, які можуть мати найбільший вплив.

Кількісне оцінювання включає присвоєння числових значень на основі їхньої ймовірності та впливу. Цей крок дає змогу провести більш точний аналіз схильності до ризику.

Залежно від характеру ризиків та потенційних наслідків, планування реагування може включати запобігання, пом'якшення, передачу або прийняття ризиків.

Протягом усього життєвого циклу потенційні ризики постійно відстежуються. Регулярні перевірки та оновлення гарантують, що управління залишається відповідно до цілей проєкту.

Розуміння процесу оцінювання ризиків дає змогу оптимізувати продуктивність проєкту. Він забезпечує структурований підхід до роботи з невизначеностями та дає змогу ухвалювати обґрунтовані рішення, що призводить до кращих результатів.

Важливо враховувати технічні, комерційні та організаційні аспекти для забезпечення успішної реалізації та впровадження інтегрованих систем автоматизації.

Адекватний ризик-менеджмент може значно знизити ймовірність виникнення проблем на кожному етапі проєкту, від концепції до впровадження, та забезпечити високий рівень задоволеності кінцевих користувачів.

Важливість оцінювання ризиків розглядається як:

- забезпечення стабільності проєкту (оцінювання ризиків дозволяє ідентифікувати потенційні проблеми на ранніх етапах реалізації проєкту, що забезпечує можливість для їх своєчасного усунення та запобігання);

- оптимізація ресурсів (розуміння можливих ризиків сприяє ефективному розподілу ресурсів, зокрема фінансових і людських, з мінімізацією непотрібних витрат);

- збільшення довіри інвесторів та замовників (показник детального аналізу ризиків та стратегій їх управління зміцнює довіру до проєкту з боку потенційних інвесторів та замовників).

Важливість мінімізації ризиків розглядається як:

- забезпечення якості та надійності продукту (мінімізація технічних ризиків веде до підвищення якості та надійності кінцевого продукту, що є ключовим аспектом для користувачів систем «Розумний будинок»);

- зменшення фінансових ризиків (ефективне управління комерційними ризиками знижує ймовірність перевитрат та забезпечує краще фінансове планування);

- підтримка репутації компанії (успішне подолання організаційних викликів та реалізація проєкту в умовах високої конкуренції сприяє підтримці та покращенню репутації компанії-розробника на ринку).

Актуальність дослідження ризиків у проєктах розробки ІС «Розумний будинок» визначається необхідністю забезпечення їх успішної реалізації у складних технічних, економічних та соціальних умовах [8], [10].

Впровадження систематичного підходу до прогнозування та мінімізації ризиків дозволяє не лише знизити ймовірність невдачі проєкту, а й значно підвищити його ефективність та якість кінцевих продуктів.

Такий підхід сприяє створенню безпечного, комфортного та ефективного житлового простору, що відповідає вимогам сучасного споживача.

1.5 Опис і аналіз існуючих методів оцінювання ризиків IT-проєкту

Використання новітніх технологій, складність завдань, відсутність у розробника необхідної кваліфікації – це значні фактори, що визначають неоднозначність можливих ситуацій у виконанні проєкту та невизначеність кінцевих результатів. Завдяки цим і багатьом іншим факторам хід виконання проєктів та кінцеві результати часто відрізняється від попередніх планів.

Одним із заходів, що підвищує у таких умовах імовірність успіху, є використання методів оцінювання ризиків.

Під оцінюванням ризиків розуміють процеси ідентифікації та аналізу подій, а також відгуку на них. При цьому ставиться мета максимізувати імовірність сприятливих подій та їх наслідків і мінімізувати імовірність й наслідки несприятливих. Втім, досить часто обмежуються лише роботою з несприятливими подіями [11].

Існує багато методів та інструментів, призначених для прогнозування та управління ризиками, кожен з яких має свої переваги та обмеження. Розглянемо найпоширеніші підходи та оцінимо їх застосовність до проєктів розробки систем «Розумний будинок» [10], [12].

До класичних методів оцінювання ризиків IT-проєктів можна віднести SWOT-аналіз, PEST-аналіз та аналіз ризиків на основі експертних оцінок.

SWOT-аналіз – це методика стратегічного планування, яка дозволяє оцінити сильні та слабкі сторони організації, а також можливості та загрози, з якими вона стикається [12].

PEST-аналіз – це інструмент, який допомагає визначити зовнішні фактори, які можуть вплинути на проєкт. Ці методи є часто надто загальними та не забезпечують глибокого аналізу специфічних технічних ризиків, які властиві системам «Розумний будинок». Вони можуть пропустити критичні технічні виклики, пов'язані з інтеграцією різних технологій та платформ. Обмеженнями цих методів є те, що обидва аналізи не надають кількісної оцінки ризиків, що ускладнює процес прийняття рішень щодо призначення ресурсів для мінімізації або уникнення ризиків [12].

Метод експертних оцінок полягає у можливості використання досвіду експертів в процесі аналізу ризиків й урахування впливу різноманітних якісних чинників. Це його основна перевага. Недоліком даного методу є велика залежність від досвіду та інтуїції експертів, що може призвести до суб'єктивної оцінки ризиків. Крім того, експертні оцінки можуть бути недостатньо об'єктивними та враховувати не всі потенційні ризики. Обмеженням цього методу є його можлива неефективність у випадку високої складності проєкту та великої кількості інтегрованих систем і компонентів, що характерно для систем «Розумний будинок» [13].

До сучасних методів оцінювання ризиків можна віднести метод Монте-Карло, аналіз чутливості та побудова «дерева рішень» [14], [15].

Методи оцінювання ризиків можуть бути якісними або кількісними. У якісному відношенні ризики описуються в термінах як дуже низький, низький, середній, високий і дуже високий.

Кількісні методи, однак, охоплюють розрахунок імовірностей і оцінку впливу різних сценаріїв. Таким чином, можна визначити ризики, які потребують найбільшої уваги через вплив на кінцеві результати проєкту та визначити реалістичні й досяжні цілі та терміни. Основним кількісним методом управління ризиками проєктів є метод Монте-Карло.

Метод Монте-Карло – це метод імітації для приблизного відтворення реальних явищ. Він об'єднує аналіз чутливості (сприйнятливості) і аналіз розподілу ймовірностей вхідних змінних. Цей метод дає змогу побудувати модель, мінімізуючи дані, а також максимізувати значення даних, які використовуються в моделі [15], [16].

Метод Монте-Карло охоплює систематичний процес створення випадкових вибірок для моделювання різних сценаріїв і оцінювання потенційних результатів проєкту або процесу [16].

Ключові кроки метод Монте-Карло наведені нижче.

Крок 1. Визначення вхідних змінних, що впливають на результати проєкту. Ці змінні можуть включати тривалість завдань, доступність ресурсів, ринкові умови та інші фактори, які можуть внести невизначеність.

Крок 2. Для кожної вхідної змінної визначають розподіли ймовірностей, що представляють їхні можливі значення і пов'язані з ними ймовірності. Загальні типи розподілу, що використовуються в симуляціях Монте-Карло, включають нормальний, рівномірний, трикутний і логарифмічно нормальний розподіли.

Крок 3. Випадкові вибірки генеруються для кожної вхідної змінної на основі їхнього ймовірнісного розподілу. Це включає в себе витяг значень з розподілу з використанням відповідних методів генерації випадкових чисел, таких як зворотне перетворення або методи прийняття-відхилення.

Крок 4. Після створення випадкових вибірок для всіх вхідних змінних виконуються розрахунки або моделювання з використанням цих значень для визначення результатів проєкту. Це може включати в себе запуск комп'ютерних моделей, виконання математичних розрахунків або виконання моделювання, характерного для предметної області проєкту.

Крок 5. Симуляції Монте-Карло зазвичай повторюються багато разів, щоб створити статистично значущу кількість сценаріїв. Кожна ітерація моделювання включає створення нового набору випадкових вибірок для вхідних змінних і повторне виконання обчислень або моделювання.

Крок 6. Результати кожної ітерації моделювання збираються та аналізуються для визначення діапазону можливих результатів. Методи статистичного аналізу, такі як середнє значення, стандартне відхилення, перцентилі та довірчі інтервали, застосовують для узагальнення та інтерпретації результатів моделювання.

Крок 7. Розподіли, створені за результатами моделювання, дають уявлення про ймовірність різних результатів. На основі цих аналізів можна оцінити ризик і невизначеність, пов'язані з проєктом.

Крок 8. На основі отриманої інформації, проєктні групи можуть уточнювати й оптимізувати свої плани, розподіл ресурсів і стратегії управління ризиками. Цей процес дає змогу постійно вдосконалюватися.

Для кількісної оцінки результатів використовуються два критерія: середнє значення і невизначеність [16]. Середнє значення є одним з основних статистичних показників, який дозволяє отримати уявлення про центральну тенденцію результатів симуляції, визначається за формулою:

$$M = \frac{1}{N} \sum_1^N f_n, \quad (1.5)$$

де M – середнє значення;

N – кількість дослідів;

f_n – отримані значення показника.

Невизначеність (коефіцієнт варіації) розраховується за формулою:

$$\varepsilon = \frac{1}{M} \sqrt{\frac{\sum_1^N (f_n - M)^2}{N}}, \quad (1.6)$$

де ε – невизначеність, характеристика розсіювання отриманих значень;

f_n – отримані значення показника;

M – очікуване значення випадкової величини f_n ;

N – кількість дослідів.

Невизначеність показує ступінь варіації результатів симуляцій навколо середнього значення. Чим менше коефіцієнт варіації, тим точніше середня величина характеризує очікуване значення. Невизначеність можна розглядати також як оцінку ризику, пов'язаного з тим, що отримане значення показника відхилиться від очікуваного значення випадкової величини [16].

Таким чином, методо включає в себе визначення вхідних змінних, їхніх ймовірнісних розподілів, створення випадкових вибірок, виконання розрахунків, повторення моделювання, аналіз результатів, уточнення планів проєкту, оцінку ризику та невизначеності. Цей системний підхід дає змогу проєктним групам отримувати цінну інформацію про результати проєкту.

Хоча цей метод надає кількісну оцінку ризиків, він вимагають великих обчислювальних ресурсів та високої кваліфікації для належного моделювання. Це може бути недосяжним для невеликих команд або проєктів з обмеженим бюджетом [16]. Метод Монте-Карло може не враховувати нові або нестандартні ризики, що швидко з'являються в динамічному технологічному ландшафті систем «Розумний будинок» .

Переваги методу Монте-Карло:

- об'єктивне оцінювання ризиків;
- врахування невизначеності;
- візуалізація результатів;
- ідентифікація критичних чинників.

Метод дає змогу кількісно оцінити ризики, пов'язані із затримками в графіку, перевищенням бюджету та іншими ключовими показниками проєкту, що вкрай важливо для складних і багатокomпонентних проєктів. Завдяки використанню ймовірнісних розподілів для вхідних змінних, метод Монте-Карло дає змогу враховувати невизначеність і варіативність проєктних параметрів, що особливо актуально під час роботи з новими або нестандартними технологіями [17].

Метод дає змогу визначити, які змінні найбільше впливають на ризики проєкту, що може допомогти в пріоритезації управлінських зусиль.

Недоліки методу Монте-Карло:

- складність у підготовці даних;
- високі вимоги до обчислювальних ресурсів;
- ризик неправильної інтерпретації;
- залежність від якості вхідних даних.

Для ефективного використання методу необхідно точно визначити ймовірнісні розподіли для всіх ключових змінних, що може бути важко без достатньої кількості історичних даних або глибокого розуміння процесів. Точність результатів методу Монте-Карло безпосередньо залежить від точності та актуальності вхідних даних, що використовуються. Неякісні або застарілі дані можуть призвести до невірних оцінок ризиків.

Якщо мають місце два чи більше послідовних безлічі рішень, причому подальші рішення ґрунтуються на результатах попередніх, і (або) два або більше безлічі станів середовища (тобто з'являється цілий ланцюжок рішень, що впливають одне з іншого, які відповідають подіям, що відбуваються з деякою відомою або заданою ймовірністю), використовується метод побудови «дерева рішень». З його допомогою часто оцінюють ризик за проєктами, при реалізації яких інвестування коштів відбувається протягом тривалого періоду часу.

Ідея методу «дерева рішень» полягає у тому, що, просуваючись гілками дерева у напрямку справа наліво (тобто від вершини дерева до першої точки прийняття рішення), спочатку розраховуються очікувані виграші по кожній гілці дерева, тобто чиста приведена вартість, згідно з [13], за формулою:

$$NVP = \rho \times R, \quad (1.7)$$

де NVP – чиста приведена вартість;

ρ – ймовірність настання події;

R – величина виграшу або втрат.

Порівнюючи очікувані виграші, необхідно зробити остаточний вибір найкращої альтернативи. В аналізі рішень «дерево рішень» використовується як візуальний і аналітичний інструмент підтримки ухвалення рішень, де розраховуються очікувані значення (або очікувана корисність) конкуруючих альтернатив.

Недоліком є те, що розробка дерев рішень для комплексних систем «Розумний будинок» може стати надзвичайно складним та часовитратним завданням. Також цей метод може не враховувати вплив зовнішніх чинників, які можуть раптово змінитися. Використання дерев рішень може бути обмежене в проєктах з високим ступенем невизначеності та інноваційності, де важко передбачити всі можливі сценарії [13].

1.6 Порівняння методів оцінювання ризиків ІТ-проєктів, враховуючи специфіку створення систем «Розумний будинок»

Визначимо основні критерії, за якими проводиться порівняння розглянутих методів:

- складність застосування (аналізуємо час для освоєння та використання методу);
- необхідні ресурси (аналізуємо ресурси, тобто час, гроші, експертність, що необхідні для проведення оцінювання);
- точність результатів (аналізуємо ступінь точності та надійності результатів, одержуваних за допомогою методу);
- сфера застосування (аналізуємо, у яких ситуаціях або для яких видів бізнесу найефективніший цей метод);
- візуалізація даних (чи підтримує наочне представлення інформації).

Розглянемо та порівняємо кожен метод та його застосування для оцінювання ризиків проєкту розробки інформаційних систем «Розумний будинок». Результат представимо у таблицях 1.1 та 1.2.

Загальними висновками відповідно до результатів порівняння є:

- SWOT-аналіз є простим і швидким аналізом, який підходить для початкової оцінки ситуації;
- PEST-аналіз є аналізом зовнішнього середовища, який використовується для стратегічного планування;
- метод експертних оцінок включає думки фахівців, він корисний для оцінки нестандартних ситуацій;
- метод Монте-Карло використовує статистичне моделювання, вирізняється високою точністю та підходить для оцінювання ризиків при розробці комплексних систем, але потребує значних ресурсів;
- метод аналізу чутливості досліджує вплив змін різних параметрів, допомагає визначити найважливіші фактори;
- метод дерева рішень візуально представляють можливі результати рішень, дають змогу оцінити наслідки різних варіантів.

При аналізі методів управління ризиками для проєктів з розробки систем «Розумний будинок» важливо враховувати їхні недоліки та обмеження у контексті унікальних викликів та особливостей таких проєктів.

Не існує універсального методу, який би ідеально підходив для всіх ситуацій, тому ефективне управління ризиками вимагає комбінації різних підходів, адаптованих до конкретних умов проєкту [18].

Для проєкту розробки систем «Розумний дім» метод Монте-Карло, метод аналізу чутливості та дерева рішень можуть бути найбільш корисними через їх кількісний характер та здатність детально аналізувати технічні параметри та їх вплив на проєкт.

Метод Монте-Карло є основним та найбільш точним для оцінювання ризиків при розробці систем «Розумний будинок», але потребує значних ресурсів, що є найбільшим недоліком цього методу [18].

Таблиця 1.1 – Опис розглянутих методів оцінювання ризиків для проєкту розробки систем «Розумний будинок».

Метод	Якісний або кількісний	Опис	Застосування у сфері розробки систем «Розумний будинок»
SWOT-аналіз	Якісний	SWOT-аналіз розділяє фактори на внутрішні (сильні та слабкі сторони) та зовнішні (можливості та загрози). Це допомагає зрозуміти загальні стратегічні позиції компанії.	Може використовуватися для оцінки стратегічних аспектів, але через свою якісну оцінку може не виявити всіх потенційних ризиків
PEST-аналіз	Якісний	Оцінює вплив політичних, економічних, соціальних та технологічних факторів. Це допомагає визначити зовнішні чинники, що можуть впливати на проєкт.	Корисний для розуміння впливу зовнішніх умов, але також обмежений якісною оцінкою.
Метод експертних оцінок	Якісний або кількісний, залежно від підходу	Включає збір оцінок від експертів з відповідної області. Може включати якісні інтерв'ю або кількісні анкети.	Вельми ефективний для отримання деталізованої оцінки ризиків, особливо коли необхідна глибока технічна експертиза.
Метод Монте-Карло	Кількісний	Використовується для моделювання та аналізу ризиків шляхом виконання численних симуляцій для оцінки ймовірностей різних результатів.	Дуже придатний для оцінки ризиків, пов'язаних з різними технічними та фінансовими параметрами проєкту.
Метод аналізу чутливості	Кількісний	Досліджує, як різні зміни вхідних даних впливають на результат, що дозволяє визначити, які параметри найбільш впливові.	Корисний для визначення чутливості проєкту до змін у технічних специфікаціях або вартості компонентів.
Метод дерева рішень	Якісний або кількісний	Візуалізує можливі рішення та їх наслідки у формі дерева, дозволяє оцінити різні сценарії.	Ефективний для планування та визначення стратегій управління ризиками.

Таблиця 1.2 – Порівняння розглянутих методів оцінювання ризиків за визначеними критеріями

Критерії порівняння	Методи					
	SWOT-аналіз	PEST-аналіз	Метод експертних оцінок	Метод Монте-Карло	Метод аналізу чутливості	Метод дерева рішень
Складність застосування	Низька	Низька	Середня	Висока	Середня	Середня
Необхідні ресурси	Низькі	Низькі	Середні	Високі	Середні	Середні
Точність результатів	Низька	Низька	Середня	Висока	Висока	Висока
Сфера застосування	Загальний аналіз	Зовнішнє середовище	Широкий спектр	Комплексні системи	Чутливі параметри	Рішення та їх наслідки
Візуалізація даних	Проста	Проста	Залежить від методу	Складні графіки	Графіки змін	Діаграми

1.7 Постановка задачі дослідження

Аналіз сучасних методів оцінювання ризиків в ІТ-проектах розробки систем «Розумний будинок» показав, що більшість з них не враховують специфіку цих систем, зокрема високий рівень інтеграції різних технологій та високу динамічність змін. Існуючі підходи переважно фокусуються на загальних аспектах управління ризиками, не враховуючи особливостей, властивих саме проектам «Розумний будинок», таких як забезпечення сумісності обладнання, захисту даних та надійності систем.

З математичної точки зору задача оцінювання ризиків в ІТ-проектах розробки систем «Розумний будинок» є задачею моделювання, що базується на методах машинного навчання та теорії ймовірності. Оцінювання ризиків включає аналіз та прогнозування можливих негативних подій, що можуть вплинути на успішність проекту.

Процес оцінювання ризиків у проектах розробки систем «Розумний будинок» представляє собою складну задачу через низку визначальних факторів, пов'язаних з технічними, комерційними та організаційними аспектами. Особливістю даних проектів є те, що вони потребують високої інтеграції різних технологій та платформ, а також забезпечення високого рівня безпеки та надійності.

Аналіз існуючих методів, які можна використати для оцінювання ризиків, показав, що методи машинного навчання та метод Монте-Карло є найбільш підходящими для вирішення цієї задачі. Машинне навчання дозволяє виявляти складні зв'язки у великих даних, а метод Монте-Карло ефективно моделює різні сценарії розвитку подій, що робить їх ефективними для оцінювання ризиків в ІТ-проектах.

Оцінювання ризиків в ІТ-проектах розробки систем «Розумний будинок» є важливою задачею для забезпечення успішної реалізації проектів

та мінімізації можливих втрат. Використання методів машинного навчання та Монте-Карло виявляється ефективним для цієї мети.

Об'єктом дослідження в роботі є процеси оцінювання ризиків в ІТ-проєктах розробки систем «Розумний будинок».

Предметом дослідження є методи оцінювання ризиків в ІТ-проєктах розробки систем «Розумний будинок», засновані на використанні методів машинного навчання та симуляцій Монте-Карло.

Метою даної кваліфікаційної роботи є розробка комбінованого методу оцінювання ризиків ІТ-проєктів розробки систем «Розумний будинок», який поєднує методи машинного навчання та симуляції Монте-Карло для підвищення точності прогнозування та ефективності управління ризиками.

Для досягнення поставленої мети у кваліфікаційній роботі пропонується такі задачі дослідження:

- аналіз існуючих методів та моделей оцінювання ризиків в ІТ-проєктах;
- розробка комбінованого методу оцінювання ризиків з використанням машинного навчання та методу Монте-Карло;
- практична реалізація запропонованого методу на прикладі ІТ-проєкту розробки системи «Розумний будинок»;
- експериментальна перевірка ефективності розробленого методу оцінювання ризиків.

2 РОЗРОБКА КОМБІНОВАНОГО МЕТОДУ ОЦІНЮВАННЯ РИЗИКІВ ІТ-ПРОЄКТУ З РОЗРОБКИ ІС «РОЗУМНИЙ БУДИНОК»

2.1 Опис комбінованого методу оцінювання ризиків ІТ-проєкту з розробки ІС «Розумний будинок»

У роботі запропоновано комбінований метод, який поєднує в собі сильні сторони:

– методів машинного навчання, таких як метод опорних векторів (ОВМ) та байєсові мережі;

– методу Монте-Карло для оцінювання ризиків ІТ-проєкту.

Запропонований метод складається з трьох основних етапів:

– збору та підготовки даних для оцінювання ризиків (етап 1);

– розробки моделей машинного навчання (етап 2);

– процесу моделювання симуляцій Монте-Карло (етап 3).

На практиці замовники визначають обсяг робіт проєкту ІС «Розумний будинок», а підрядники ініціюють планування цих робіт, щоб реалізувати проєкт у межах обсягу та часу. Ключовою частиною планування робіт для успішної реалізації проєкту є аналіз ризиків затримки проєкту, викликані підрядними роботами, включаючи несвоєчасне виконання критичних етапів проєктування [19].

Використовуючи моделі машинного навчання для визначення взаємозалежностей між часом виконання завдання та його характеристиками, моделювання з використанням методу Монте-Карло оцінює вплив можливих затримок у кожному завданні на остаточну реалізацію проєкту [20].

Аналіз результатів моделювання виявляє критичні завдання, які мають значний вплив на завершення проєкту. Це дозволяє розробити цілеспрямовані стратегії зниження ризиків, зосередившись на найбільш впливових завданнях та їх ризиках [19].

На рисунку 2.1 зображено основні етапи запропонованого комбінованого методу з оцінювання ризиків ІТ-проєкту з розробки ІС «Розумний будинок».

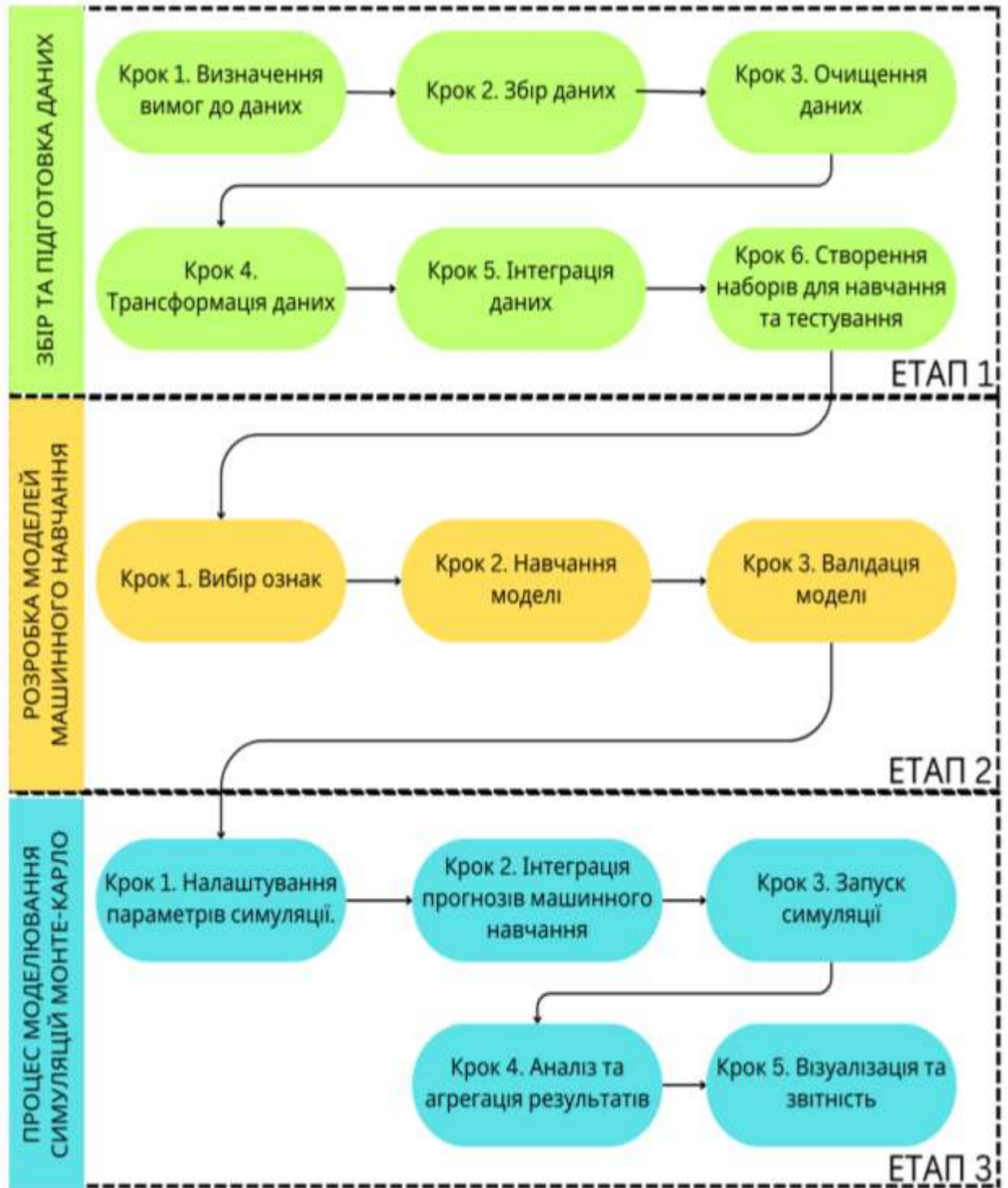


Рисунок 2.1 – Основні етапи запропонованого комбінованого методу з оцінювання ризиків ІТ-проєкту з розробки ІС «Розумний будинок»

Аналіз показав, що основними цілями комбінованого методу Монте-Карло і машинного навчання в контексті управління ІТ-проєктами для систем «Розумний будинок» є:

- підвищення точності прогнозування ризиків;
- створення адаптивного методу оцінювання ризиків;
- оптимізація розподілу ресурсів;
- розробка масштабованого підходу.

Підвищення точності прогнозування ризиків досягається шляхом включення моделей машинного навчання, які можуть аналізувати складні набори даних та виявляти приховані закономірності, що впливають на ризики проєкту. Моделі машинного навчання здатні обробляти великі обсяги даних і враховувати різноманітні фактори, що дозволяє більш точно передбачати потенційні ризики і реагувати на них завчасно.

Адаптивний метод дозволяє адаптуватися до нових даних і мінливих умов проєкту. Завдяки цьому, оцінки ризиків можуть постійно вдосконалюватися у міру просування проєкту.

Оптимізація розподілу ресурсів досягається шляхом прогнозування потенційних факторів ризику та критичних етапів проєктування, що дозволяє запобігати перевитратам і затримкам. Врахування ризиків на ранніх етапах дозволяє ефективніше планувати використання ресурсів, знижуючи ймовірність неефективного витрачання часу та коштів.

Масштабованість підходу дозволяє застосовувати його до проєктів з розробки систем «Розумний будинок» різних розмірів і складності.

Досягаючи цих цілей, комбінований метод не тільки покращує процес управління проєктами для систем «Розумний будинок», але й сприяє більш широкій сфері управління ІТ-проєктами, пропонуючи рішення, яке може бути адаптоване для інших складних ІТ-проєктів.

Такий підхід може принести значне покращення в управлінні невизначеностями, притаманними інноваційним та технологічним проєктам.

2.2 Збір та підготовка даних для оцінювання ризиків

Успішне впровадження комбінованого методу Монте-Карло та машинного навчання починається зі збору та підготовки історичних даних, що будуть використовуватися для навчання моделей машинного навчання.

Цей етап закладає основу для точного моделювання та симуляції ризиків.

Розглянемо основні кроки етапу збору та підготовки даних:

- визначення вимог до даних (крок 1);
- збір даних (крок 2);
- очищення даних (крок 3);
- трансформація даних (крок 4);
- інтеграція даних (крок 5);
- створення наборів для навчання та тестування (крок 6).

Першим кроком є визначення вимог до даних, що складається з визначення ключових змінних та ідентифікації джерел даних. Необхідно визначити ключові змінні, які впливають на ризик у проєкті.

Для інформаційної системи «Розумний дім» це може включати такі показники (змінні), як:

- вартість компонентів;
- час встановлення;
- надійність постачальника;
- сумісність технологій тощо.

Потенційними джерелами даних можуть бути звіти про проєкти, фінансові записи, дані про ефективність постачальників, історичні бази даних проєктів та інтерв'ю із зацікавленими сторонами [21].

Другим кроком є збір даних. На цьому кроці проводиться збір як структурованих даних (наприклад, числові дані в базах даних), так і неструктурованих даних (наприклад, текст у звітах про проєкти). Також

проводиться збір зовнішніх даних, таких як ринкові тенденції, технологічний прогрес і нормативні зміни, які можуть вплинути на проєкт.

Третім кроком є очищення даних. Проводиться перевірка на наявність відсутніх даних (наприклад, порожніх значень показників, необхідних для подальшого аналізу, відсутніх змінних в деяких наборах даних), та залежно від обсягу та характеру відсутніх даних виконується робота по їх видаленню або заміщенню (підстановки середнього значення серед інших даних).

Четвертим кроком є трансформація даних, на якому застосовуються методи нормалізації або стандартизації для масштабування даних, що робить їх придатними для алгоритмів машинного навчання, чутливих до масштабу вхідних даних.

Нормалізація даних виконується, згідно з [22], за формулою:

$$x' = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)}, \quad (2.1)$$

де x' – нормалізоване значення;

x – початкове значення;

$\min(x)$ – мінімальне значення в наборі даних;

$\max(x)$ – максимальне значення у наборі даних.

Стандартизація даних, згідно з [22], виконується за формулою:

$$z = \frac{x - \mu}{\sigma}, \quad (2.2)$$

де z – стандартизоване значення;

x – початкове значення;

μ – середнє значення в наборі даних;

σ – стандартне відхилення в наборі даних.

Також до цього кроку входить перетворення категоріальних даних в числовий формат, що робить їх інтерпретованими для моделей машинного навчання.

Категоріальні дані – це дані, які мають кінцеву кількість значень або категорій. Наприклад, назви міст, типи будівель, кольори тощо.

Для машинного навчання ці дані необхідно перетворити в числові значення, оскільки більшість алгоритмів працюють саме з числовими даними. Для перетворення категоріальних змінних будуть використані методи мітки кодування (Label Encoding) та одноразового кодування (One-Hot Encoding) [23].

П'ятим кроком є інтеграція даних. Проводиться інтегрування даних з різних джерел для створення комплексного набору даних.

Цей крок може включати:

- вирівнювання даних на спільній часовій шкалі;
- об'єднання наборів даних на основі спільних ідентифікаторів;
- агрегування точок даних до відповідного рівня деталізації;
- виведення нових змінних, які можуть краще відображати динаміку ризиків проєкту.

Останнім (шостим) кроком є створення наборів для навчання та тестування. На цьому кроці проводиться розділення даних на навчальні та тестові набори. При цьому 70% даних використовуються для навчання, а 30% даних – для тестування. Дані перемішуються випадковим чином, щоб забезпечити рівномірний розподіл прикладів в обох вибірках. Отримана навчальна множина використовується для побудови та навчання моделей машинного навчання, тоді як тестовий набір зарезервований для перевірки продуктивності моделі [24].

Дотримання цих кроків є гарантією, що дані, які використовуються для аналізу в комбінованому методі Монте-Карло та машинного навчання, є надійними та структурованими таким чином, щоб максимізувати ефективність подальших процесів моделювання та проведення симуляцій.

2.3 Розробка моделей машинного навчання

Розробка моделей є критично важливим етапом інтеграції машинного навчання з симуляціями Монте-Карло. Цей етап передбачає:

- вибір відповідних ознак (крок 1);
- навчання моделей на історичних даних (крок 2);
- перевірку ефективності моделей (крок 3).

Розглянемо детально кожен крок виконання етапу розробки моделі машинного навчання.

Першим кроком є вибір ознак. Вибір відповідних ознак є важливим етапом підготовки даних у машинному навчанні. Це процес відбору найбільш релевантних ознак (характеристик) з наявного набору даних, які роблять значний внесок у прогнозування результатів. Метою вибору ознак є покращення продуктивності моделі, зменшення перенавчання, посилення узагальнення та прискорення тренувальних процесів. Ефективний вибір ознак також може допомогти зрозуміти, які фактори впливають на цільову змінну (змінну, яку модель машинного навчання намагається передбачити або пояснити). Для виконання цього процесу використовуються методи фільтрації. Ці методи застосовують статистичний показник для призначення оцінки кожній ознаці.

До поширених методів вибору ознак належать [25]:

- коефіцієнт кореляції (обираються ознаки з високою кореляцією з цільовою змінною);
- тест χ -квадрат (цей тест використовується для перевірки незалежності двох категоріальних змінних);
- приріст інформації (вимірює зменшення ентропії або несподіванку від перетворення набору даних певним чином);
- методи обгортки (ці методи розглядають вибір набору ознак як задачу пошуку, де різні комбінації готуються, оцінюються та порівнюються з

іншими комбінаціями. Прогностична модель використовується для оцінки комбінації ознак і присвоєння оцінки на основі точності моделі).

Для вибору та оцінки важливості ознак буде використано коефіцієнт кореляції або тест χ^2 -квадрат (у випадку категоріальних змінних).

Коефіцієнт кореляції визначається, згідно з [26], за формулою:

$$r = \frac{\sum(x_i - x')(y_i - y')}{\sqrt{\sum(x_i - x')^2 \sum(y_i - y')^2}}, \quad (2.3)$$

де r – коефіцієнт кореляції Пірсона;

x_i – значення ознаки x ;

y_i – значення цільової змінної y ;

x' – середнє значення ознаки x ;

y' – середнє значення цільової змінної y ;

Значення коефіцієнта кореляції $r = 1$ означає ідеальну додатну лінійну кореляцію, $r = -1$ означає ідеальну від'ємну лінійну кореляцію, $r = 0$ означає відсутність лінійної кореляції [25].

Значення χ^2 -квадрат, яке показує, наскільки спостережувані значення відрізняються від очікуваних, розраховується, згідно з [26], за формулою:

$$\chi^2 = \sum \frac{(O_i - E_i)^2}{E_i}, \quad (2.4)$$

де χ^2 – значення χ^2 -квадрат;

O_i – спостережуване значення для категорії i ;

E_i – очікуване значення для категорії i , яке розраховується на основі припущення, що ознаки незалежні.

Другим кроком є навчання моделі. Мета навчання моделі полягає в тому, щоб створити модель, яка точно прогнозує результат, вивчаючи взаємозв'язки між ознаками та результатом на основі історичних даних.

Машинне навчання пропонує низку алгоритмів і методів, які можуть обробляти та аналізувати великі обсяги даних для виявлення закономірностей, прогнозування та навчання на минулих результатах. У запропонованому комбінованому методі використовуються такі моделі машинного навчання, як опорні векторні машини (ОВМ) та байесові мережі.

Опорні векторні машини – це набір методів контрольованого навчання, які використовуються для класифікації, регресії та виявлення викидів [27].

ОВМ ефективні, оскільки вони спрямовані на максимізацію різниці між різними класами в наборі даних, що допомагає чітко визначити межі рішень. Це особливо корисно в завданнях класифікації ризиків, де важливо точно розрізняти сценарії високого та низького ризику.

ОВМ може обробляти нелінійні вхідні простори, перетворюючи вхідні дані в простір вищої розмірності, де може бути знайдений лінійний роздільник. Така гнучкість дозволяє ОВМ моделювати складні взаємозв'язки між факторами ризику в ІТ-проектах.

Навчаючись на історичних даних, ОВМ прогнозує ймовірність ризикових подій, допомагаючи в проактивному управлінні потенційними проблемами в реалізації проєкту «Розумний будинок».

Байесові мережі – це тип імовірнісної графічної моделі, яка представляє набір випадкових змінних та їхніх умовних залежностей за допомогою орієнтованого ациклічного графа (DAG) [28].

Кількісно оцінюючи імовірнісний вплив однієї змінної на іншу, байесові мережі допомагають визначити, як зміни в одному аспекті проєкту можуть поширюватися на інші сфери.

Для навчання моделі необхідно провести налаштування параметрів та тренування моделі машинного навчання.

У цьому випадку встановлюються початкові параметри моделі, які також можуть бути налаштовані пізніше на етапі перевірки. Після тренування модель оцінюється на тестових даних для перевірки її узагальнюючої здатності. Якщо модель демонструє хорошу продуктивність

на тестових даних, вона готова до використання для передбачення нових даних. У разі необхідності, модель може бути додатково налаштована або тренувана на більшому обсязі даних для покращення її продуктивності.

Процес навчання моделі є ітеративним і може вимагати кілька раундів налаштування та оцінки для досягнення оптимальної продуктивності.

Третім кроком етапу розробки моделі машинного навчання є її валідація. Проводиться перевірка правильності роботи (передбачуваної спроможності) аналітичної моделі, побудованої на основі машинного навчання, а також перевірка відповідності вимогам завдання, що розв'язується.

Валідація моделі проводиться на незалежній (тобто не використовуваній для навчання та тестування) валідаційній множині даних після навчання моделі.

Методами валідації, які можна використовувати для перевірки правильності роботи аналітичної моделі, є:

- перехресна перевірка;
- метод утримання;
- показники ефективності.

Техніка перехресної перевірки передбачає розбиття даних на підмножини, навчання моделі на деяких підмножинах (навчальна множина) та перевірку її на решті підмножин (валідаційна множина).

Метод утримання передбачає утримання частини набору даних, яка не використовується в навчанні моделі, а потім використання цього набору для перевірки продуктивності моделі.

Для регресії використовуються такі показники ефективності, як середня квадратична похибка (Mean Squared Error, MSE), середня абсолютна похибка (Mean Absolute Error, MAE), r-квадрат) [29].

Ці показники дозволяють оцінити точність і надійність моделі, а також порівнювати її продуктивність з іншими моделями.

Середня квадратична похибка, згідно з [30], визначається за формулою:

$$\text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y'_i)^2, \quad (2.5)$$

де MSE – середня квадратична похибка;

n – кількість зразків;

y_i – фактичне значення;

y'_i – передбачене значення.

Середня абсолютна похибка розраховується згідно з [30], за формулою:

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - y'_i|, \quad (2.6)$$

де MAE – середня абсолютна похибка;

n – кількість зразків;

y_i – фактичне значення;

y'_i – передбачене значення.

Коефіцієнт детермінації розраховується, згідно з [30], за формулою:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - y'_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - y'')^2}, \quad (2.7)$$

де R^2 – середня абсолютна похибка;

n – кількість зразків;

y_i – фактичне значення;

y'_i – передбачене значення.

y'' – середнє значення фактичних значень.

Запропоновані кроки для розробки моделей машинного навчання гарантують, що інтегровані моделі машинного навчання забезпечать точні та надійні результати, які покращать моделювання Монте-Карло та прогнозування ризиків ІТ-проектів для систем «Розумний будинок».

2.4 Опис процесу моделювання симуляцій Монте-Карло

Процес моделювання симуляцій Монте-Карло є завершальним кроком у реалізації комбінованого методу Монте-Карло та машинного навчання. Цей крок передбачає використання розроблених моделей для моделювання різних сценаріїв і результатів проєкту, інтегруючи прогнози машинного навчання зі стохастичним характером симуляцій Монте-Карло. Процес покликаний забезпечити всебічний аналіз потенційних ризиків та їх впливу на проєкт розробки системи «Розумний будинок».

Моделювання Монте-Карло – це імовірнісна методика, яка використовується для розуміння впливу ризику та невизначеності на моделі прогнозування та прогнозування. Метод ґрунтується на повторюваній випадковій вибірці для моделювання різноманітних можливих результатів у процесі, який неможливо легко передбачити через втручання випадкових змінних [28].

Процес моделювання використовує уточнені вхідні дані та розподіли ймовірностей, надані моделями машинного навчання, для виконання моделювання Монте-Карло.

Ці симуляції мають вирішальне значення для оцінки діапазону можливих результатів та їх ймовірностей, що дозволяє краще приймати рішення та управляти ризиками [29].

Розглянемо основні кроки процесу моделювання симуляцій Монте-Карло:

- налаштування параметрів симуляції (крок 1);
- інтеграція прогнозів машинного навчання (крок 2);
- запуск симуляції (крок 3);
- аналіз та агрегація результатів (крок 4);
- візуалізація та звітність (крок 5).

Першим кроком є налаштування параметрів симуляції. На цьому кроці необхідно визначити кількість імітаційних запусків Монте-Карло – більша кількість прогонів може призвести до більш точних і стабільних оцінок, але ціною збільшення обчислювального часу. На основі вибору функцій та результатів моделі налаштовуються початкові умови та вхідні змінні для кожного запуску моделювання. Це включає налаштування розподілу ймовірностей для кожного входу, які були вдосконалені за допомогою прогнозів машинного навчання.

Другим кроком є інтеграція прогнозів машинного навчання. Результати моделей машинного навчання (ймовірності ризику, очікувані затримки) використовуються як вхідні дані або модифікатори в симуляції. Наприклад, модель машинного навчання може передбачити ймовірність затримки в отриманні матеріалів, які потім можуть бути використані для коригування оцінок часу для пов'язаних проєктних завдань.

Третім кроком є запуск симуляції. На ньому проводиться запуск моделювання симуляцій Монте-Карло, яке передбачає випадкову вибірку з розподілів ймовірностей вхідних даних для кожної ітерації та обчислення отриманих результатів.

Для кожного запуску симуляції фіксуються результати, такі як загальна вартість та час завершення проєкту. Ці результати використовуються для подальшого аналізу та оцінки ризиків, що дозволяє визначити найбільш ймовірні сценарії розвитку подій [30]. Оцінка тривалості проєкту за методом Монте-Карло визначається, згідно з [31], за формулою:

$$T_j = \sum_{i=1}^n T_{i,j}, \quad (2.8)$$

де T_j – загальна тривалість проєкту для симуляції;

$T_{i,j}$ – тривалість задачі i в симуляції j , яка генерується випадковим чином з розподілу ймовірностей для задачі;

n – кількість задач.

Четвертим кроком проводиться аналіз та агрегація результатів моделювання, щоб визначити тенденції, ймовірності різних результатів і потенційні критичні фактори ризиків.

Обчислюються статистичні показники, такі як середнє значення, медіана, дисперсія та довірчі інтервали для результатів. Ця статистика має важливе значення для розуміння очікуваної продуктивності та діапазону можливих відхилень.

П'ятим кроком проводиться створення візуалізацій, таких як гістограми, точкові діаграми та прямокутні діаграми, що ілюструє розподіл результатів. Це допомагає візуально оцінити ризики та їх наслідки [32].

Кінцевим етапом є об'єднання отриманих результати в комплексний звіт, який містить уявлення про найбільш значні ризики, їх ймовірні наслідки та рекомендовані стратегії пом'якшення.

Результатом комбінованого методу оцінювання ризиків ІТ-проєкту з розробки ІС «Розумний будинок» є оцінка часових ризиків затримок проєкту, отримана у результаті аналізу історичних даних розкладу попередніх проєктів та подальшого прогнозування можливого часу завершення ІТ-проєкту та його окремих завдань.

2.5 Висновки з розробки комбінованого методу оцінювання ризиків

У цьому розділі докладно описано процес розробки і застосування комбінованого методу, що об'єднує моделювання Монте-Карло з методами машинного навчання для прогнозування ризиків в ІТ-проєктах, специфічних для систем «Розумний будинок». Методологія використовує прогностичні можливості машинного навчання для уточнення вхідних даних, що використовуються в моделюванні Монте-Карло, що призводить до більш надійного та адаптивного інструменту оцінки ризиків.

Інтеграція моделювання Монте-Карло та машинного навчання, зокрема моделей ОВМ та байесових мереж, покращує традиційний метод моделювання. Такий підхід підвищує точність і надійність прогнозів ризиків.

Метод був викладений в кілька детальних кроків:

- збір та підготовка даних (наголошено на важливості якісних та всебічних даних та використанні методів для підготовки даних до моделювання);

- розробка моделі (описано процес вибору ознак, навчання моделей та валідації, щоб переконатися, що моделі є точними та узагальненими);

- процес моделювання симуляцій Монте-Карло (описано процес інтеграції прогнозів машинного навчання з моделюванням симуляцій Монте-Карло, а також інтерпретацію результатів для управління ризиками проєкту).

Комбінований метод може стати значним прогресом в області управління проєктами, особливо для технологічних проєктів, таких як системи «Розумний будинок». Розглядаючи як кількісні, так і якісні аспекти ризику, запропонований метод забезпечує основу, яка покращує передбачуваність та управління ризиками, тим самим підтримуючи успішне завершення проєктів у межах визначених бюджетів та термінів.

3 ДОСЛІДЖЕННЯ ОСОБЛИВОСТЕЙ РЕАЛІЗАЦІЇ КОМБІНОВАНОГО МЕТОДУ ОЦІНЮВАННЯ РИЗИКІВ ІТ-ПРОЄКТУ З РОЗРОБКИ ІС «РОЗУМНИЙ БУДИНОК»

3.1 Дослідження практичної реалізації комбінованого методу оцінювання ризиків ІТ-проєкту з розробки ІС «Розумний будинок»

3.1.1 Опис етапів практичної реалізації комбінованого методу оцінювання ризиків ІТ-проєкту

На основі опису комбінованого методу оцінювання ризиків ІТ-проєкту з розробки ІС «Розумний будинок», що наведено в попередньому розділі, основними етапами практичної реалізації є:

- підготовка даних (етап 1);
- розробка моделей машинного навчання (етап 2);
- інтеграція з Монте-Карло симуляціями (етап 3);
- оцінка результатів (етап 4).

Етап підготовки даних включає завантаження і підготовку історичних даних для аналізу, очищення та трансформацію даних, а також розділення даних на навчальні, тестові та валідаційні набори [33].

При об'єднанні даних з кількох джерел, велика ймовірність різних стандартів даних, тому необхідно обробити дані таким чином, щоб зробити їх узгодженими. Це може включати нормалізацію даних, заповнення пропущених значень та кодування категоріальних змінних.

Етап розробки моделей машинного навчання включає вибір та конфігурацію моделей машинного навчання (у нашому випадку ОВМ (метод опорних векторів) та байесових мереж), тренування моделей на створеному навчальному наборі та валідацію моделей для перевірки їхньої точності та узагальнення на тестовому наборі. Це включає використання показників ефективності, таких як середня квадратична похибка (MSE), середня абсолютна похибка (MAE) та коефіцієнт детермінації (R^2).

Етап інтеграції з Монте-Карло симуляціями включає розробку скриптів для Монте-Карло симуляцій, що використовують вихідні дані розроблених машинних моделей та виконання симуляцій для оцінки різних сценаріїв ризиків.

Етап оцінки результатів включає аналіз та візуалізацію результатів для оцінки ризиків та підготовку звітів та висновків на основі аналізу. Аналіз результатів допомагає ідентифікувати найбільш критичні завдання та ризикові фактори, що можуть вплинути на успіх проєкту. На основі аналізу результатів готуються звіти та висновки, що містять рекомендації щодо управління ризиками, включаючи пропозиції щодо коригування плану проєкту, перерозподілу ресурсів та прийняття превентивних заходів для мінімізації можливих затримок та перевищення бюджету.

3.1.2 Опис підготовки даних та налаштування системи

Збір та підготовка даних є критичними для коректної реалізації комбінованого методу. Збір даних включає визначення та збір необхідних даних з різних джерел. Було зібрано як історичні дані про попередні проєкти та оперативні дані поточних проєктів.

Джерела даних включали внутрішні бази даних компаній, звіти проєктних команд, а також відкриті дані в мережі Інтернет [33].

Першим кроком етапу є визначення ключових параметрів та змінних, які зазвичай впливають на ризики в проєктах з розробки ІС «Розумний будинок»:

- тривалість завдань (час, необхідний для завершення кожного завдання);
- вартість програмно-технічних компонентів (витрати на кожен компонент, який використовується у системі «Розумний будинок»);

- затримки поставок обладнання (можливі затримки в постачанні компонентів, які можуть вплинути на загальний графік проєкту);
- взаємозалежності завдань (вплив затримок в одному завданні на тривалість інших завдань);
- ресурси (доступність та потреби в ресурсах, таких як персонал або обладнання).

Відповідно до проведеного аналізу ключових параметрів та змінних, було сформовано структуру даних, що буде використана для навчання та валідації моделей машинного навчання. Структура даних для навчання та валідації моделей машинного навчання включає:

- унікальний ідентифікатор проєкту (Project_ID);
- унікальний ідентифікатор завдання в межах проєкту (Task_ID);
- тривалість завдання, у днях (Duration);
- вартість завдання, у доларах США (Cost);
- ризик затримки завдання, у відсотках (Delay_Risk);
- взаємозалежності між завданнями (Dependency).

Очищення даних є наступним кроком. Очищення даних включає виявлення та усунення пропущених або некоректних значень, що можуть впливати на якість моделей [34].

Під час цього процесу проводять наступні дії:

- видаляються або заповнюються пропущені значення;
- видаляються дублікатні записи;
- виправляються або видаляються аномальні значення.

Трансформація даних необхідна для приведення змінних до спільного масштабу, що полегшує тренування моделей машинного навчання.

Для цього були використані такі методи:

- нормалізація (приведення значень змінних до діапазону [0, 1]);
- стандартизація (приведення значень змінних до нормального розподілу з середнім значенням 0 та стандартним відхиленням 1).

Останнім кроком підготовки даних для розробки моделей машинного навчання є розділення даних на навчальні, тестові та валідаційні набори.

Цей крок дозволяє розділити набір даних на частини для навчання, тестування та валідації моделі.

3.1.3 Опис процесу розробки та інтеграції моделей машинного навчання з симуляціями Монте-Карло

Наступний етап практичної реалізації комбінованого методу полягає в інтеграції моделей машинного навчання з симуляціями Монте-Карло. Цей процес починається з розробки моделей машинного навчання, таких як ОВМ і байесові мережі, які використовуються для виявлення та аналізу закономірностей в даних.

Моделі машинного навчання вчать на історичних даних попередніх проєктів для прогнозування ризиків, таких як вартість, тривалість та залежність між завданнями в ІТ-проєктах.

В подальшому ці прогнози використовуються як вхідні параметри для симуляцій Монте-Карло, що дозволяє проводити численні ітерації імітацій з метою оцінки різних сценаріїв впливу ризиків на проєкт.

З огляду на структуру даних, що використовується для навчання моделей, цільовою змінною для моделювання повинен виступати ризик затримки `Delay_Risk`, а як функції будуть використовуватися значення тривалості завдання `Duration`, вартості завдання `Cost` та залежностей між завданнями `Dependency`.

Моделі ОВМ байесові мережі вирішують різні типи завдань і надають різні типи результатів. Результатом моделі опорних векторних машин для регресії є неперервна величина. Модель ОВМ використовується для отримання точного числового прогнозу ризику затримки завдання, який

потім буде використовуватися у моделі Монте-Карло як параметр для симуляції різних сценаріїв.

Байесові мережі надають ймовірнісні оцінки, які можуть включати ймовірність настання певних рівнів ризику. Вони моделюють залежності між змінними і можуть надати розуміння про вплив різних вхідних факторів на ризик затримки завдання.

Ймовірності, отримані з байесової мережі, використані для задання розподілів вхідних даних у симуляціях Монте-Карло, що дозволяє відтворити більш реалістичні сценарії із залученням взаємозалежностей між змінними.

3.1.4 Опис програмного інструментарію, що використовується при реалізації комбінованого методу

Для реалізації комбінованого методу оцінювання ризиків у проєктах з розробки ІС «Розумний будинок» було використано програмні інструменти, які забезпечують моделювання і прогнозування ризиків.

Мова програмування Python – є основною мовою програмування, яка використовувалася для розробки моделей машинного навчання та проведення симуляцій Монте-Карло. Її популярність у сфері наукових обчислень та аналітики даних забезпечує широкий доступ до різноманітних бібліотек та інструментів, що спрощує процес розробки [35].

Google Colab – це хмарний сервіс для виконання Python кодів, що дозволяє використовувати безкоштовні обчислювальні ресурси. Colab підтримує спільну роботу та дозволяє зберігати роботу у Google Drive [36].

Основні особливості:

- інтерактивні блокноти (використовуються для написання, виконання та збереження коду);
- підтримка бібліотек (встановлення і використання бібліотек Python).

В таблиці 3.1 наведено опис та аналіз основних інструментів та програмних пакетів згідно джерел [37]–[40], що використовувалися в процесі розробки та інтеграції моделей машинного навчання з симуляціями методу Монте-Карло.

Таблиця 3.1 – Опис та аналіз основних інструментів та програмних пакетів, що використовуються при реалізації комбінованого методу

Інструменти та програмні пакети	Опис	Основні компоненти, що використовуються
1	2	3
Бібліотека машинного навчання Scikit-learn	Містить широкий спектр алгоритмів для класифікації, регресії та кластеризації, а також інструменти для підготовки даних, вибору моделі та оцінки її якості	1. SVR (Support Vector Regression) (використовується для регресійного аналізу тривалості завдань) 2. Метрики оцінки (середньоквадратична помилка (MSE) для оцінки точності моделей)
Бібліотека машинного навчання rgmpu	Бібліотека Python для побудови та роботи з ймовірнісними графічними моделями, включаючи байесові мережі. Вона забезпечує інструменти для визначення структури моделей, навчання параметрів і проведення висновків	1. BayesianModel: використовується для створення структури байесової мережі 2. MaximumLikelihoodEstimator: використовується для оцінювання параметрів моделі
Бібліотека для обробки даних Pandas	Бібліотека Python, призначена для роботи з структурованими даними. Вона забезпечує високоефективні, легкі у використанні структури даних та інструменти для роботи з реляційними або мітками даних	1. DataFrame: використовується для зберігання та маніпуляції табличними даними 2. Функції обробки даних: read_csv для завантаження даних і get_dummies для кодування категорійних змінних

Кінець таблиці 3.1

1	2	3
Бібліотека для обробки даних NumPy	Бібліотека Python для роботи з великими багатовимірними масивами та матрицями, а також колекцією високорівневих математичних функцій для виконання операцій над цими масивами	1. Масиви: використовуються для зберігання числових даних та виконання математичних операцій 2. Генерація випадкових чисел: використовується для симуляцій Монте-Карло
Інструменти для візуалізації Matplotlib і Seaborn	бібліотеки Python для створення статичних, анімаційних та інтерактивних візуалізацій. Вони використовуються для створення графіків, діаграм і інших засобів візуалізації результатів моделювання	1. plot: використовується для створення лінійних графіків; 2. hist: використовується для створення гістограм; 3. scatter: Використовується для створення діаграм розсіювання.

Використання цих інструментів та програмного забезпечення дозволило ефективно реалізувати комбінований метод оцінювання ризиків для ІТ-проектів з розробки ІС «Розумний будинок». Завдяки своїй гнучкості та потужним можливостям ці інструменти допомагають у вирішенні складних завдань аналізу та моделювання ризиків. Вони не тільки спрощують процес обробки та аналізу даних, але й забезпечують високу точність і надійність результатів.

Їх інтеграція забезпечує потужні можливості для обробки даних, розробки моделей машинного навчання та проведення складних симуляцій Монте-Карло, що дозволяє здійснювати точне прогнозування ризиків та приймати обґрунтовані управлінські рішення.

Це дозволяє здійснювати точне прогнозування ризиків та приймати обґрунтовані управлінські рішення, що, в свою чергу, сприяє підвищенню ефективності та надійності проектів у сфері розумних будинків.

3.2 Оцінка результатів реалізації комбінованого методу оцінювання ризиків ІТ-проєкту з розробки ІС «Розумний будинок»

3.2.1 Аналіз отриманих результатів застосування комбінованого методу

Розглянемо результати застосування комбінованого методу оцінювання ризиків ІТ-проєкту з розробки ІС «Розумний будинок». Метод поєднує в собі моделювання за допомогою симуляцій Монте-Карло та прогнозування тривалості завдань за допомогою методів машинного навчання, зокрема, методу ОВМ.

Було завантажено історичні дані проєктів, що містили інформацію про тривалість, вартість, ризик затримки та залежності завдань. Дані були поділені на тренувальний та тестовий набори. Для нормалізації даних використовувалася стандартизація. Це забезпечило узгодженість між різними джерелами даних та покращило якість моделей.

Для прогнозування тривалості завдань було обрано метод ОВМ. Використання ОВМ обумовлено його здатністю ефективно працювати з невеликими наборами даних та виявляти нелінійні залежності. Після підготовки даних була проведена процедура тренування моделі.

Для аналізу було створено проєкт, що складається з 20 завдань, та визначено тривалість кожного завдання, вартість та залежність між завданнями. Побудовано граф завдань, визначено критичний шлях та його тривалість.

На основі прогнозованих за допомогою методів машинного навчання тривалостей завдань були проведені симуляції Монте-Карло, щоб оцінити вплив затримок на загальну тривалість проєкту.

Було згенеровано 1000 сценаріїв, в яких тривалості завдань модифікувалися з урахуванням можливих затримок. Це дозволило оцінити розподіл можливих тривалостей проєкту та визначити ймовірність перевищення запланованих термінів.

3.2.2 Визначення індикаторів ефективності та оцінка точності прогнозів ризиків

Для оцінки ефективності та точності прогнозів ризиків, що генеруються комбінованим методом, використовуються різні індикатори. Ці індикатори дозволяють оцінити, наскільки добре модель передбачає потенційні затримки та їхній вплив на тривалість проєкту.

Індикатори ефективності:

- середньоквадратична помилка (MSE);
- середня абсолютна помилка (MAE);
- коефіцієнт детермінації (R^2).

MSE вимірює середню величину помилки між фактичними значеннями тривалості завдань і прогнозованими значеннями. Низьке значення MSE вказує на високу точність моделі. У нашому випадку MSE для моделі ОБМ склала 0.00957, що свідчить про високу точність прогнозування [41].

MAE визначає середню абсолютну величину різниці між фактичними та прогнозованими значеннями. Цей індикатор є менш чутливим до великих помилок у порівнянні з MSE і дозволяє оцінити загальний рівень помилок у прогнозах.

Коефіцієнт детермінації (R^2) показує, яка частка варіації тривалості завдань пояснюється моделлю. Значення R^2 , близьке до 1, вказує на те, що модель добре підходить до даних.

Для оцінки точності прогнозів використовуються наступні методики:

- крос-валідація;
- тестування на окремих наборах даних;
- аналіз залишків.

Для оцінки стійкості моделі була проведена крос-валідація з використанням 5-кратного перехресного тестування. Цей метод дозволяє перевірити, наскільки модель узагальнює дані та уникає переобучення.

Результати крос-валідації показали стабільно низькі значення помилок на різних підмножинах даних, що підтверджує надійність моделі.

Моделювання було протестовано на окремому тестовому наборі даних, який не використовувався під час тренування. Значення MSE на тестовому наборі також було низьким (0.00957), що підтверджує високу точність прогнозів моделі.

Аналіз залишків (різниць між фактичними та прогнозованими значеннями) показав, що залишки розподілені випадковим чином без значущих систематичних відхилень. Це вказує на те, що модель добре захоплює основні закономірності в даних і не схильна до перенавчання.

3.2.3 Візуалізація результатів моделювання

Візуалізація результатів моделювання є важливим етапом для кращого розуміння і представлення отриманих даних. Візуальні методи допомагають виявити закономірності, аномалії та ключові фактори, що впливають на тривалість проекту. Розглянемо методи візуалізації, які були використані для аналізу результатів комбінованого методу:

- візуалізація розподілу залишків;
- візуалізація порівняння прогнозів проти фактичних значень;
- візуалізація критичного шляху;
- візуалізація результатів симуляцій Монте-Карло.

Розподіл залишків (різниць між фактичними та прогнозованими значеннями), візуалізація якого представлена на рисунку 3.1, дозволяє оцінити, наскільки добре модель узагальнює дані.

Випадковий розподіл залишків без значущих систематичних відхилень свідчить про адекватність моделі.

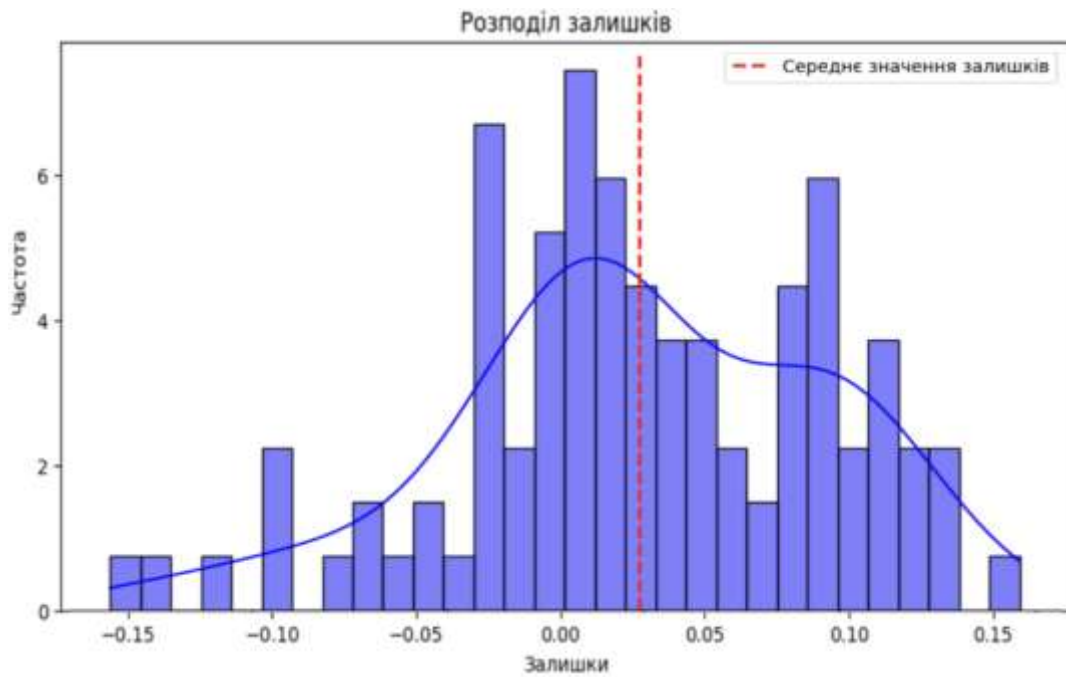


Рисунок 3.1 – Візуалізація розподілу залишків за результатами моделювання

Візуалізація порівняння прогнозованих значень з фактичними, представлена на рисунку 3.2, дозволяє виявити точність моделі та області, де вона може бути покращена.

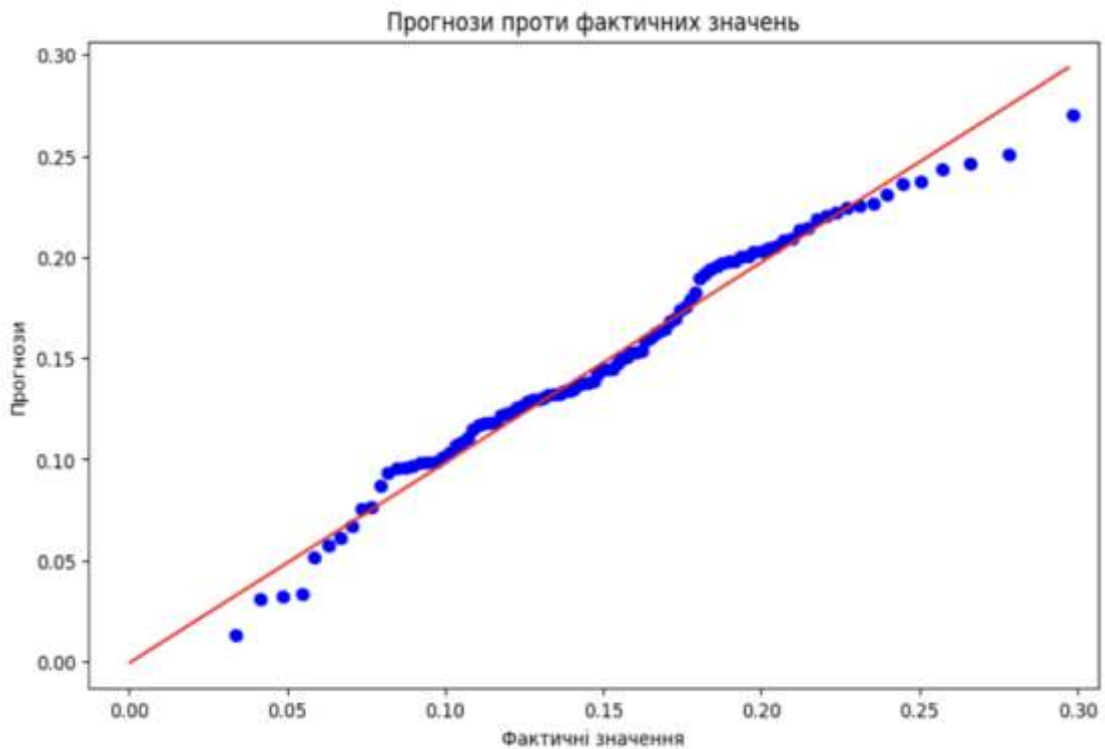


Рисунок 3.2 – Візуалізація порівняння прогнозованих значень з фактичними

Візуалізація графу завдань проєкту та критичного шляху, представлена на рисунку 3.3, допомагає зрозуміти структуру проєкту та виявити завдання, що мають найбільший вплив на його тривалість [41].

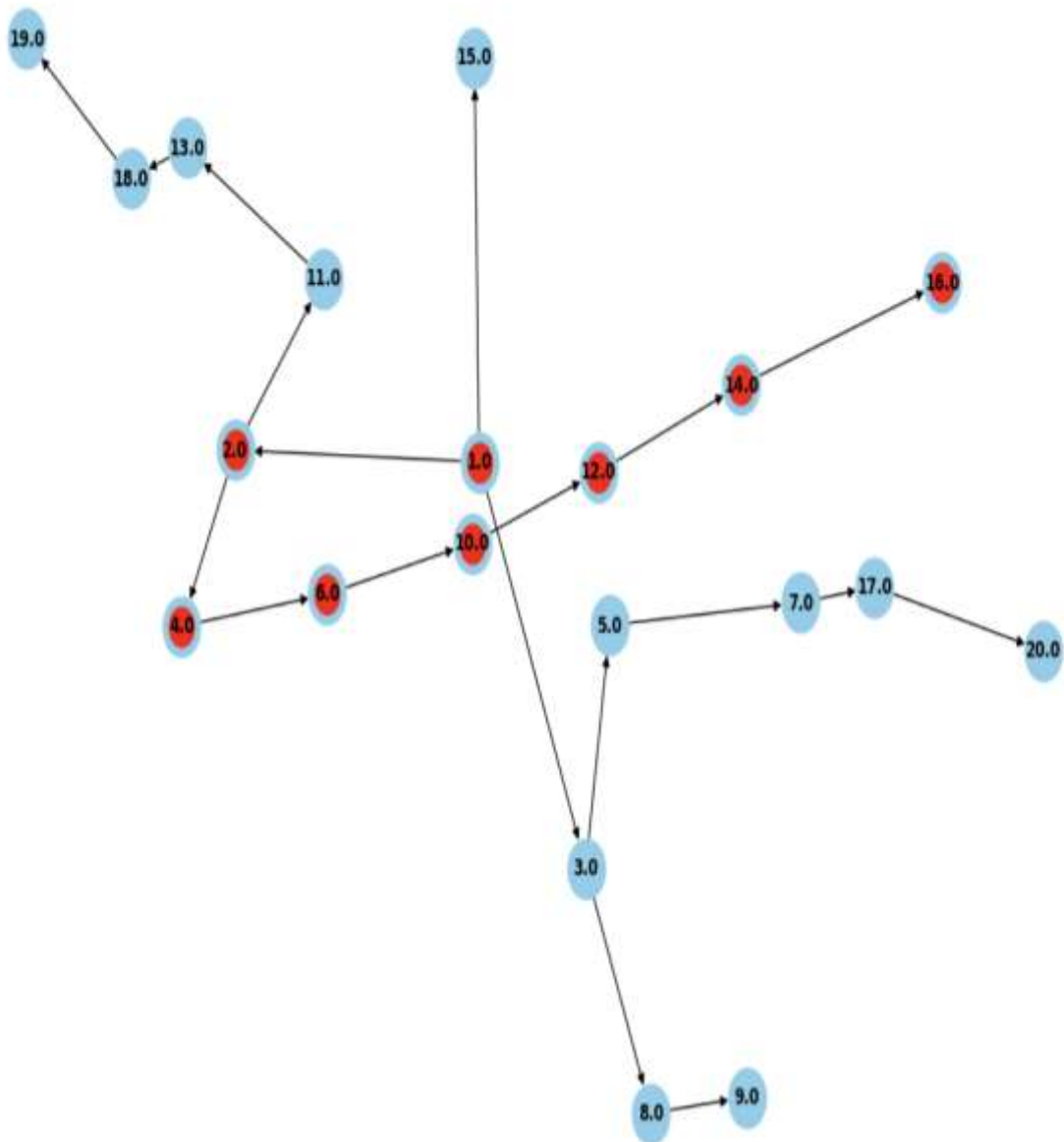


Рисунок 3.3 – Візуалізація графу завдань ІТ-проєкту та критичного шляху

Візуалізація розподілу тривалості проєкту за результатами симуляцій Монте-Карло, представлена на рисунку 3.4, дозволяє оцінити розподіл тривалості проєкту з урахуванням можливих затримок [41].

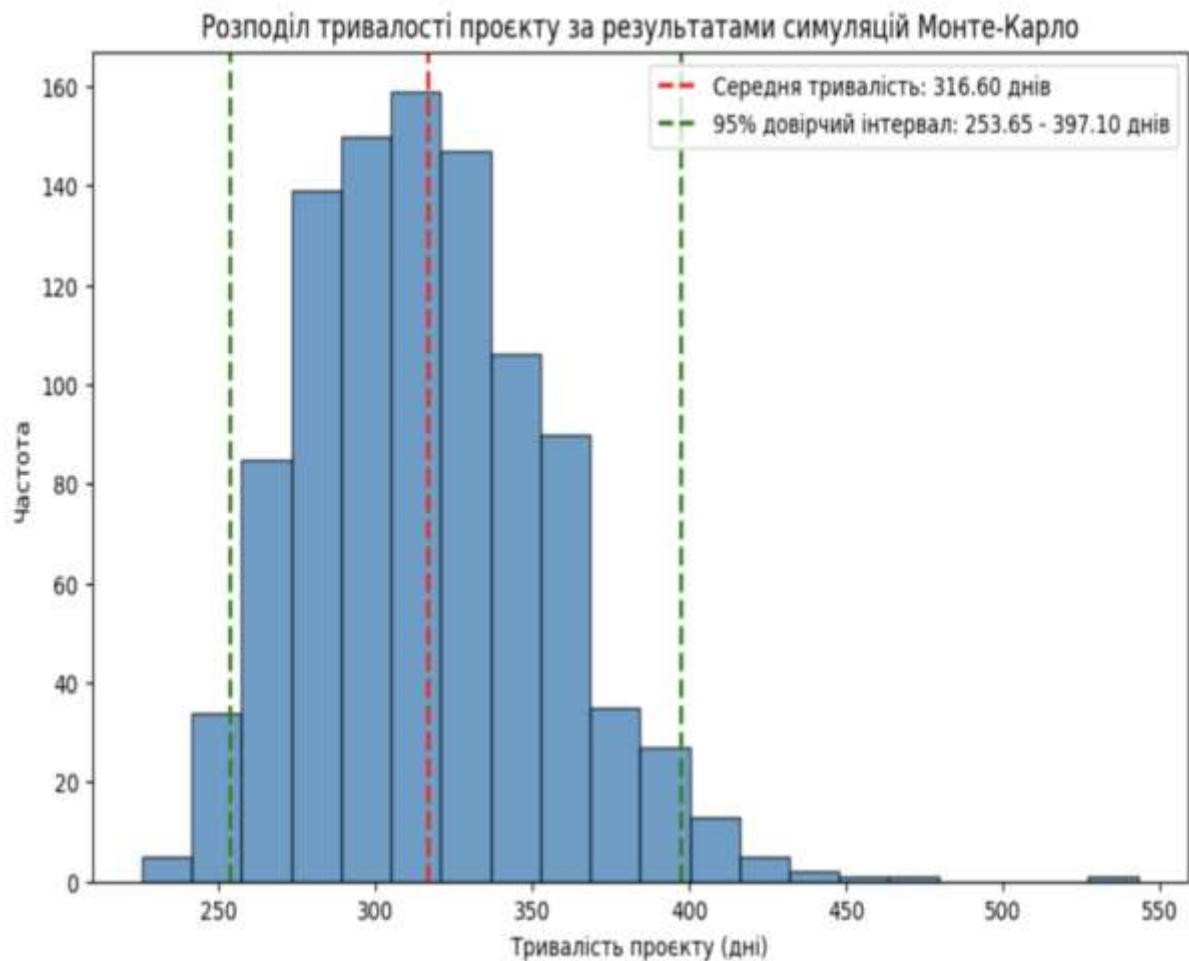


Рисунок 3.4 – Візуалізація розподілу тривалості проєкту за результатами симуляцій Монте-Карло

Візуалізація результатів дозволяє глибше зрозуміти дані та результати моделювання. Розподіл залишків, порівняння прогнозованих і фактичних значень, візуалізація графу завдань та критичного шляху, а також результати симуляцій Монте-Карло допомагають виявити ключові фактори, що впливають на тривалість проєкту, та приймати більш обґрунтовані рішення щодо управління ризиками.

Візуалізації забезпечують наочне представлення результатів та полегшують інтерпретацію отриманих даних.

Результати симуляцій Монте-Карло надають детальний розподіл можливих результатів тривалості проєкту з урахуванням різних сценаріїв ризиків. Візуалізація результатів симуляцій дає змогу легко ідентифікувати ймовірність перевищення термінів та оцінити вплив затримок на проєкт.

3.3 Висновки з дослідження особливостей реалізації комбінованого методу оцінювання ризиків ІТ-проєкту з розробки ІС «Розумний будинок»

У даному розділі були досліджені особливості реалізації комбінованого методу оцінювання ризиків ІТ-проєкту з розробки ІС «Розумний будинок», що поєднує моделювання за допомогою симуляцій Монте-Карло та методи машинного навчання, зокрема метод опорних векторних машин.

Результати моделювання показали, що комбінований метод дозволяє ефективно прогнозувати тривалість проєкту та оцінювати ризики затримок.

Використання моделей машинного навчання дозволяє отримати надійні прогнози та визначити критичні завдання, що мають найбільший вплив на тривалість проєкту.

Висока точність моделі OBM ($MSE = 0.00957$) підтверджується низьким значенням середньої абсолютної помилки ($MAE = 0.07387$), що свідчить про її здатність до точного прогнозування. Симуляції Монте-Карло дозволили оцінити розподіл тривалості проєкту з урахуванням можливих затримок.

Візуалізація результатів моделювання та аналізу (розподіл залишків, порівняння прогнозованих та фактичних значень, візуалізація графу завдань) дозволяє краще розуміти основні фактори, що впливають на тривалість проєкту, та приймати більш обґрунтовані рішення.

Розподіл залишків дає можливість оцінити адекватність моделей машинного навчання, виявляючи будь-які систематичні відхилення між прогнозованими та фактичними значеннями.

Порівняння прогнозованих і фактичних значень надає інформацію про те, наскільки точно модель передбачає тривалість завдань, що є критично важливим для оцінки ефективності прогнозування.

4 АПРОБАЦІЯ КОМБІНОВАНОГО МЕТОДУ ОЦІНЮВАННЯ РИЗИКІВ ІТ-ПРОЄКТУ З РОЗРОБКИ ІС «РОЗУМНИЙ БУДИНОК»

4.1 Підготовка даних для апробації комбінованого методу

Метою апробації комбінованого методу є перевірка його ефективності в реальних умовах на основі даних реального ІТ-проєкту з розробки ІС «Розумний будинок».

Для апробації комбінованого методу оцінювання ризиків ІТ-проєкту з розробки ІС «Розумний будинок» необхідно обрати реальні проєктні дані, які забезпечать об'єктивність і точність результатів.

Критерії вибору даних включають:

- актуальність (дані повинні бути отримані з проєктів, які реалізовувалися не пізніше останніх п'яти років);
- повнота (вибрані проєкти повинні містити повну інформацію про всі завдання, включаючи прогнозовану тривалість, вартість, та взаємозалежності між завданнями);
- доступність (дані повинні бути доступні для дослідження без порушення конфіденційності та прав власності);
- якість (дані повинні бути точними, верифікованими та без помилок, що можуть спотворити результати дослідження).

Актуальність забезпечує відповідність сучасним умовам проєктного середовища, оскільки технології та методи швидко змінюються. Повнота дозволить провести комплексний аналіз та виявити ключові ризики, що впливають на успішність проєкту. Якість даних є ключовим фактором для забезпечення надійності та достовірності результатів аналізу [42].

ІТ-проєкт з розробки ІС «Розумний будинок» включає розробку інтегрованої системи, яка дозволяє користувачам віддалено управляти системами будинку, використовуючи інтуїтивно зрозуміли інтерфейс мобільного додатку або веб-інтерфейсу. Розроблювана система домашньої

автоматизації включає модулі управління освітленням, опаленням, безпекою та контролем доступу, але може бути розширена іншими модулями.

Проект передбачає виконання таких основних етапів:

- аналіз вимог користувачів;
- розробку технічного завдання, архітектури системи;
- створення бази даних та інтерфейсу програмного додатку (API);
- розробку мобільного та веб-додатків;
- інтеграцію з існуючими системами управління;
- тестування та впровадження.

Більш детальний перелік та опис завдань ІТ-проєкту з розробки ІС «Розумний будинок» наведено в таблиці 4.1. В таблиці вказана інформація про прогнозовану тривалість кожного завдання, його вартість та взаємозалежності між завданнями.

Таблиця 4.1 – Перелік та опис завдань ІТ-проєкту з розробки ІС «Розумний будинок»

Номер завдання	Назва завдання	Опис	Відповідальний	Тривалість	Вартість	Взаємозалеж.
1	2	3	4	5	6	7
1	Аналіз вимог користувачів	Вивчення потреб користувачів, формування вимог до системи	Бізнес-аналітик	10	1000	0
2	Створення технічного завдання	Розробка технічного завдання на основі вимог користувачів	Бізнес-аналітик, Архітектор	12	1500	1
3	Розробка архітектури системи	Проектування архітектури системи	Архітектор	8	900	1
4	Розробка баз даних	Створення схеми баз даних	ДБА, Розробник	15	2000	2
5	Створення API	Розробка API для взаємодії з базою даних та зовнішніми системами	Розробник	7	800	2

Кінець таблиці 4.1

1	2	3	4	5	6	7
5	Створення API	Розробка API для взаємодії з базою даних та зовнішніми системами	Розробник	7	800	2
6	Розробка мобільного додатку	Створення мобільного додатку для управління системою	Мобільний розробник	9	1100	3
7	Розробка веб-інтерфейсу	Створення веб-інтерфейсу для управління системою	Веб-розробник	13	1300	4
8	Інтеграція з системами управління	Інтеграція з існуючими системами управління розумним будинком	Інтегратор	11	1200	5
9	Розробка модуля управління освітленням	Створення модуля для управління освітленням	Розробник	6	700	5
10	Розробка модуля управління опаленням	Створення модуля для управління опаленням	Розробник	14	1600	6
11	Розробка модуля безпеки	Створення модуля для управління безпекою	Розробник	10	1000	7
12	Розробка модуля контролю доступу	Створення модуля для контролю доступу до будинку	Розробник	9	950	8
13	Тестування функціональності	Проведення тестування всіх модулів на коректність роботи	Тестувальник	7	850	9
14	Інтеграційне тестування	Тестування інтеграції між усіма модулями	Тестувальник	12	1400	10
15	Тестування на безпеку	Проведення тестування системи на безпеку	Тестувальник безпеки	8	900	11
16	Оптимізація продуктивності	Оптимізація системи для забезпечення високої продуктивності	Системний інженер	13	1500	12
17	Документація користувача	Підготовка документації для кінцевих користувачів	Технічний письменник	9	950	13
18	Пілотне впровадження	Пілотне впровадження системи в обраних будинках	Інтегратор	6	700	14
19	Навчання користувачів	Проведення навчання для користувачів системи	Тренер	11	1200	15
20	Остаточне впровадження	Остаточне впровадження системи та забезпечення підтримки	Інтегратор	14	1600	16

Після вибору відповідних даних проведено їх підготовку та очищення, щоб забезпечити точність та надійність проведення апробації.

Цей процес включає декілька ключових етапів:

- збір даних (формування єдиного набору даних для подальшого аналізу);
- попередня обробка даних (видалення дублікатів, перевірка наявності всіх необхідних полів, тобто тривалості, вартості, залежності);
- нормалізація даних (нормалізація числових даних для забезпечення однорідності масштабів та полегшення подальшого аналізу);
- перевірка якості даних (перевірка узгодженості даних та їх відповідності реальним умовам проєкту);
- кодування категоріальних змінних (перетворення категоріальних змінних (залежностей між завданнями) у числові формати, які можуть бути використані для машинного навчання).

На основі плану завдань ІТ-проєкту побудовано діаграму Ганта проєкту, що зображено на рисунку 4.1.

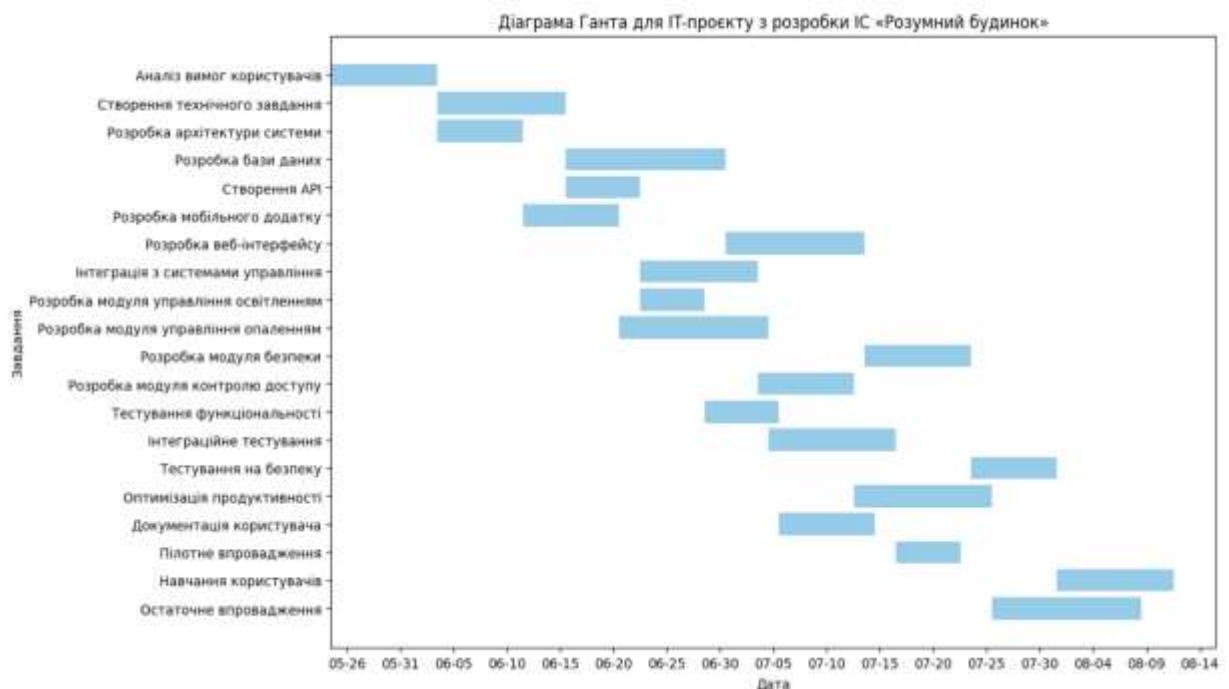


Рисунок 4.1 – Діаграма Ганта для ІТ-проєкту з розробки ІС «Розумний будинок»

4.2 Реалізація симуляцій для визначення прогнозованої тривалості проєкту

Реалізація симуляцій для визначення прогнозованої тривалості проєкту з урахуванням можливих затримок за комбінованим методом передбачає поєднання машинного навчання та методу Монте-Карло. Цей підхід дозволяє врахувати історичні дані та можливі варіації у тривалості завдань через затримки.

Моделі машинного навчання використовуються для прогнозування ризиків затримок окремих завдань проєкту. Для їх тренування використовуються історичні дані про тривалість, вартість, взаємозалежності між завданнями та ризики затримки з попередніх проєктів.

На основі прогнозів моделей машинного навчання проводяться симуляції Монте-Карло для оцінки тривалості проєкту з урахуванням різних сценаріїв затримок.

Основні кроки реалізації симуляцій для визначення прогнозованої тривалості проєкту з урахуванням затримок за комбінованим методом наведено нижче.

Крок 1. Підготовка даних:

- завантаження історичних даних;
- підготовка даних для тренування, включаючи тривалість, вартість і взаємозалежності завдань та ризики затримки з попередніх проєктів.

Крок 2. Тренування моделі ОВМ:

- розділення даних на навчальну і тестову вибірки;
- масштабування даних;
- тренування моделі ОВМ на навчальних даних;
- оцінка точності моделі на тестових даних.

Крок 3. Прогнозування ризиків затримок для аналізованого проєкту:

- завантаження даних аналізованого проєкту;

- масштабування даних проєкту;
- використання тренованої ОВМ моделі для прогнозування ризиків затримок для кожного завдання проєкту.

Крок 4. Створення графу завдань:

- створення графу завдань проєкту з вузлами та залежностями між завданнями;
- візуалізація графу завдань проєкту для наочного представлення (представлена на рисунку 4.2).

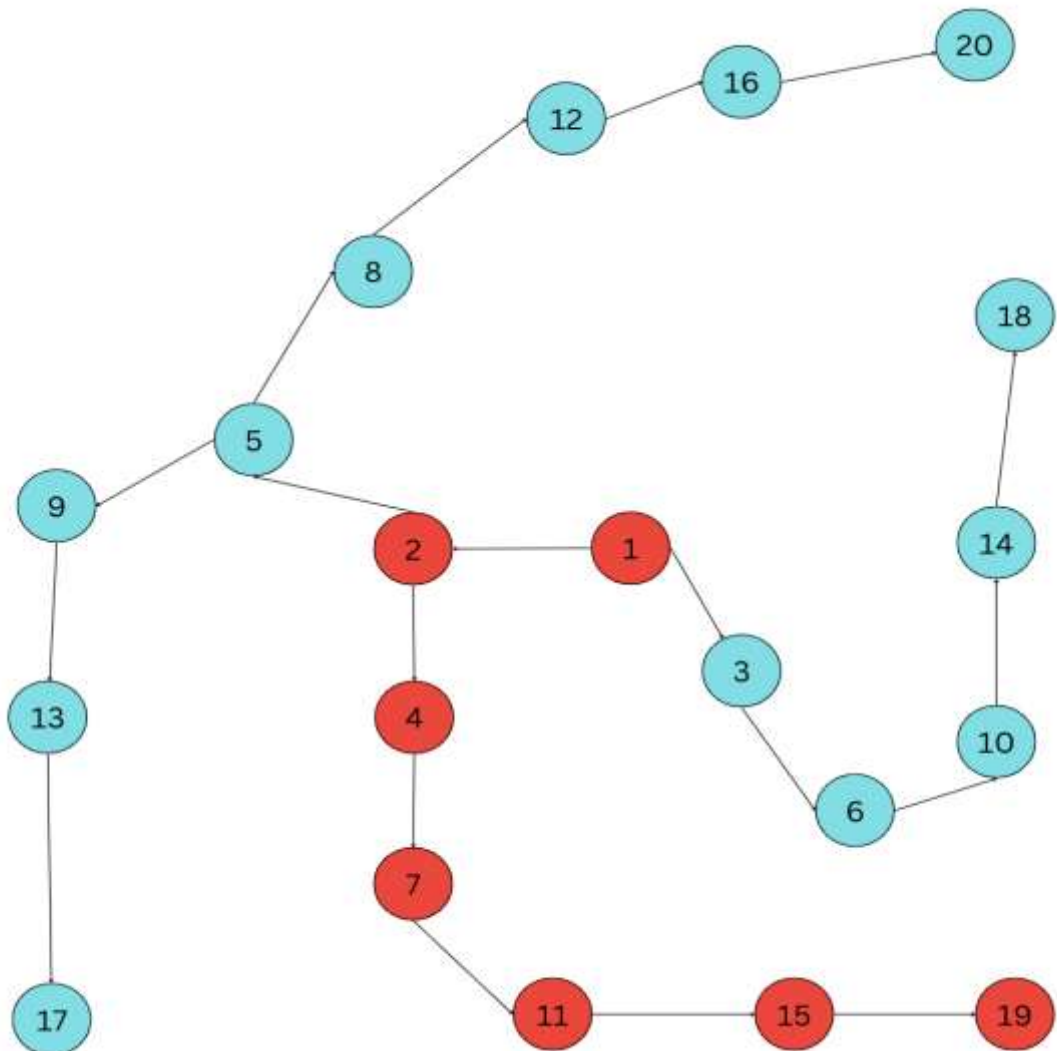


Рисунок 4.2 – Візуалізація графу завдань ІТ-проєкту з розробки ІС «Розумний будинок»

Крок 5. Проведення симуляцій Монте-Карло:

- проведення 1000 симуляцій для оцінки загальної тривалості проєкту з урахуванням затримок;
- для кожної симуляції проведено розрахунок загальної тривалості проєкту, враховуючи прогнозовані ризики затримок.

Крок 6. Аналіз результатів симуляцій:

- обчислення середньої тривалості проєкту та довірчого інтервалу;
- візуалізація розподілу тривалості проєкту за результатами симуляцій, представлена на рисунку 4.3 .

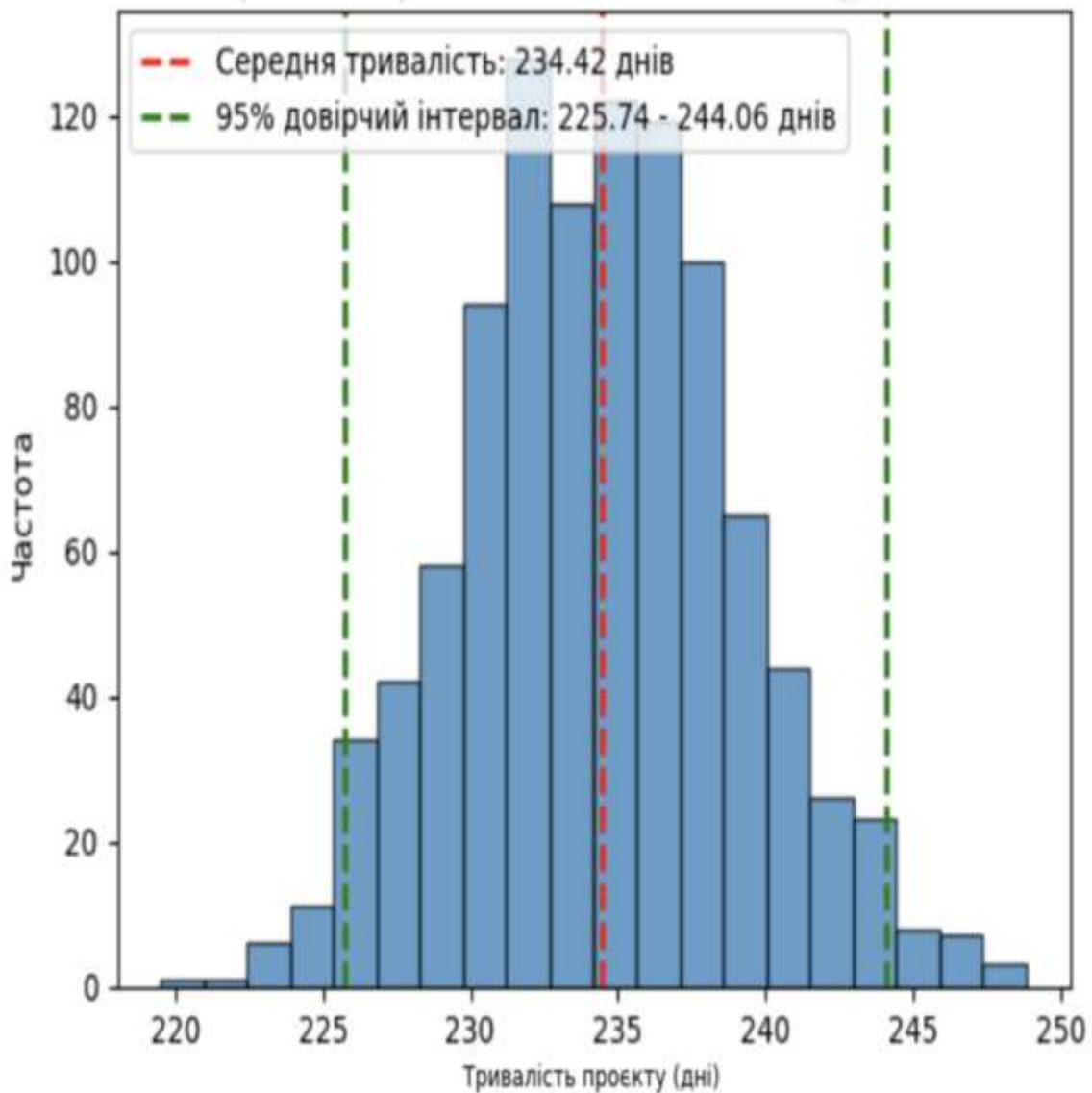


Рисунок 4.3 – Візуалізація розподілу тривалості проєкту за результатами симуляцій Монте-Карло

4.3 Порівняння результатів комбінованого методу з традиційним методом Монте-Карло

Проведемо порівняння результатів комбінованого методу, який використовує машинне навчання (ОВМ) для прогнозування ризиків затримок, з традиційним методом Монте-Карло.

Метою цього порівняння є оцінка ефективності та точності обох підходів у контексті оцінки тривалості проєкту та управління ризиками.

Традиційний метод Монте-Карло для оцінки тривалості проєкту базується на статистичному підході, який дає можливість моделювати ймовірні затримки для кожного завдання проєкту за допомогою випадкових значень, що відповідають певному розподілу ймовірностей [21]. Цей метод не враховує історичні дані чи специфічні ризики для кожного завдання, що обмежує його точність. Наприклад, завдання з високою ймовірністю затримки через технічні труднощі чи обмежену доступність ресурсів можуть не отримати належної уваги в рамках загальної статистичної моделі.

Комбінований метод поєднує машинне навчання та метод Монте-Карло для покращення точності прогнозування тривалості проєкту.

Використовуючи метод ОВМ для прогнозування ризиків затримок на основі історичних даних, є можливість отримати більш точні оцінки, які враховують специфічні особливості кожного завдання.

Використання комбінованого методу може допомогти командам проєктів приймати більш обґрунтовані рішення щодо ресурсів, планування та виконання. Цей метод також може допомогти командам проєктів краще реагувати на ризики та непередбачені обставини.

Відповідно до таблиці 4.2, комбінований метод дає більш точні оцінки тривалості проєкту, ніж традиційний метод Монте-Карло. Таким чином, комбінований метод є більш ефективним та точним інструментом для оцінки тривалості проєкту та управління ризиками.

Таблиця 4.2 – Порівняння результатів прогнозування тривалості проєкту за традиційним та комбінованим методом Монте-Карло

Метод	Прогнозована тривалість (дні)	95% Довірчий інтервал (дні)
Традиційний метод Монте-Карло	224,5	206 – 243
Комбінований метод (ОВМ + Монте-Карло)	234,5	226 – 244

На рисунку 4.4 наведено візуалізацію розподілу тривалості проєкту за результатами традиційного методу Монте-Карло.

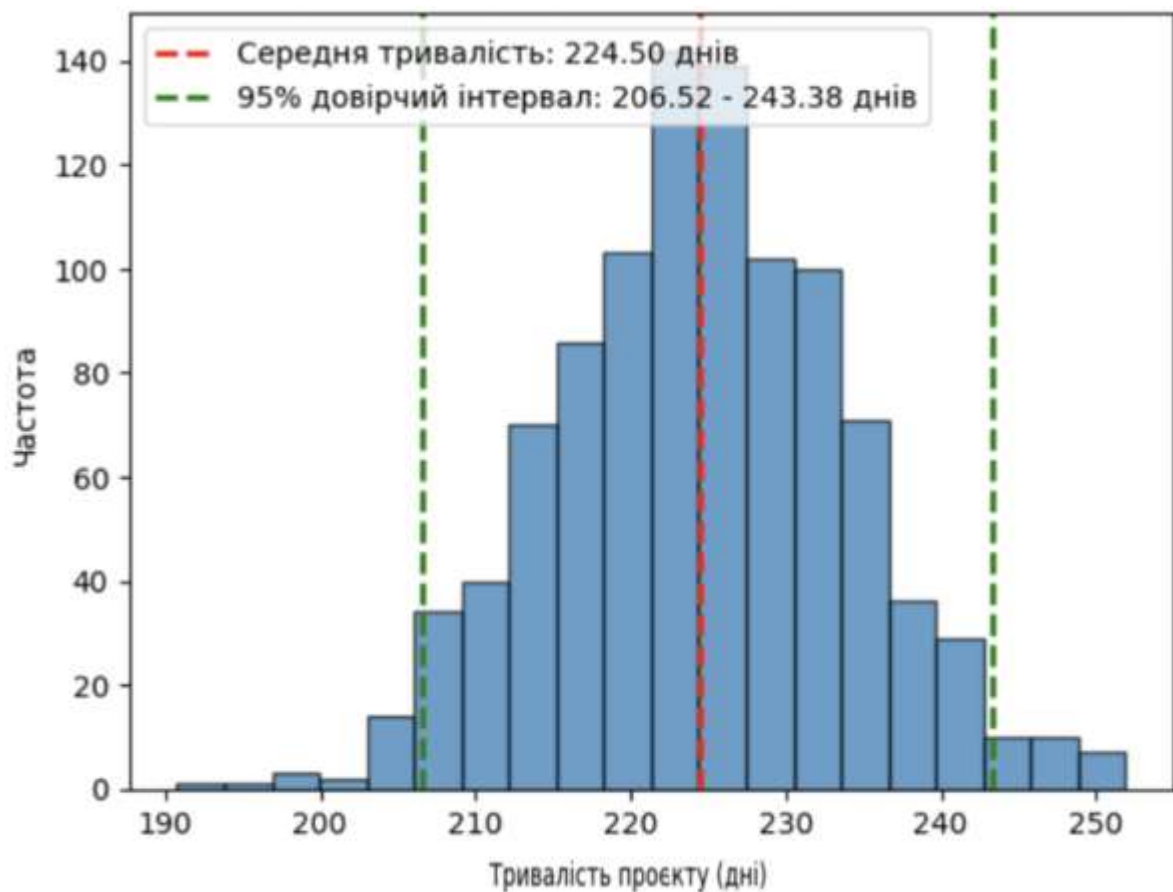


Рисунок 4.4 – Візуалізація розподілу тривалості проєкту за результатами традиційного методу

Візуалізація розподілу тривалості ІТ-проєкту розробки системи «Розумний будинок» за результатами традиційного та комбінованого методів, що надана на рисунку 4.5, дозволяє побачити різницю в прогнозах.

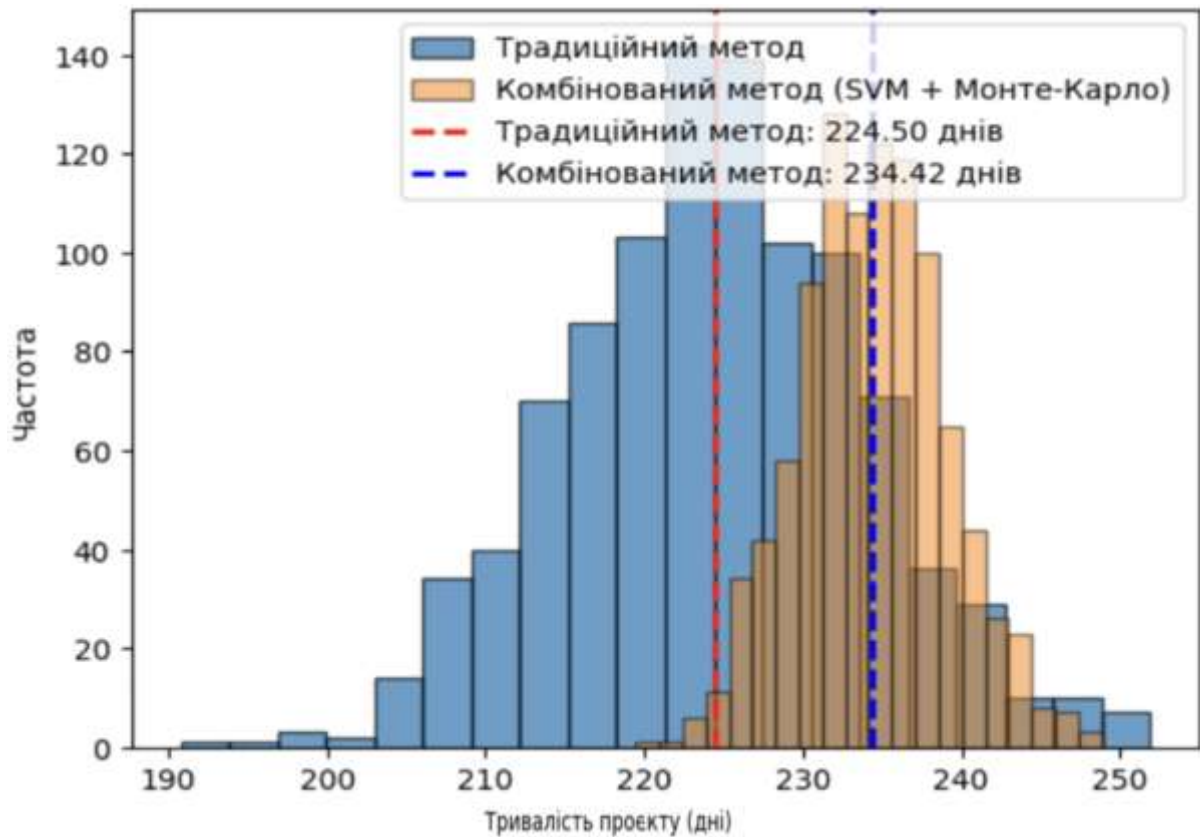


Рисунок 4.5 – Порівняння розподілу тривалості проєкту за результатами традиційного та комбінованого методів

Порівняння отриманих результатів показує, що комбінований метод забезпечує більш точні оцінки тривалості проєкту та більш вузький довірчий інтервал, що свідчить про вищу надійність прогнозів.

Використання машинного навчання дозволяє краще враховувати специфічні ризики для кожного завдання, що робить цей підхід більш ефективним для управління ризиками проєктів з розробки ІС «Розумний будинок».

Симуляції Монте-Карло, проведені на основі прогнозів ОБМ, дозволяють моделювати багато сценаріїв виконання проєкту з урахуванням імовірних затримок.

Це дає можливість оцінити розподіл тривалості проєкту та виявити завдання, які найчастіше спричиняють затримки. Таким чином, можна визначити завдання, що мають високий ризик впливу на терміни проєкту.

4.4 Аналіз результатів апробації комбінованого методу оцінювання ризиків ІТ-проєкту з розробки ІС «Розумний будинок»

Після проведення симуляцій Монте-Карло на основі прогнозів, отриманих за допомогою ОВМ моделі, проводиться порівняння результатів з результатами традиційного методу Монте-Карло. Аналіз точності прогнозів включає оцінку середньої тривалості проєкту та довірчого інтервалу.

Довірчий інтервал для комбінованого методу був значно вужчим порівняно з традиційним методом. Це означає, що комбінований метод здатен надавати більш впевнені прогнози щодо тривалості проєкту, зменшуючи невизначеність і ризики. Вужчий довірчий інтервал вказує на більшу точність та передбачуваність прогнозів, що є критично важливим для ефективного управління проєктами.

Для порівняння результатів обох методів було проведено візуальний аналіз розподілу тривалості проєкту. Гістограми показали, що комбінований метод забезпечує більш стабільні і передбачувані результати.

Комбінований метод дозволяє точніше ідентифікувати завдання, які мають високу ймовірність затримок, що дозволяє краще розподілити ресурси і зосередити увагу на критичних завданнях. Це забезпечує більш ефективне управління проєктом і зменшує ризики затримок.

Ефективність комбінованого методу була оцінена на основі кількох ключових показників:

- надійність (менший довірчий інтервал – 18 днів у випадку прогнозування комбінованим методом у порівнянні з 37 днями при прогнозуванні традиційним методом – свідчить про високу надійність прогнозів);

- ідентифікація ризиків (метод дозволив точніше виявити критичні завдання і ризики).

Аналіз результатів апробації комбінованого методу оцінювання ризиків показав, що метод є ефективним інструментом для управління ризиками в ІТ-проєктах.

Використання машинного навчання у поєднанні з методом Монте-Карло забезпечує більш точні та надійні прогнози, дозволяє краще ідентифікувати ризики і управляти ними. Виявлення критичних завдань та їх впливу на проєкт дозволяє приймати превентивні заходи, що сприяє успішному завершенню проєктів в рамках запланованих термінів і бюджету.

Комбінований метод може бути рекомендований для широкого застосування в управлінні ІТ-проєктами, особливо для складних проєктів з великою кількістю завдань і високим рівнем невизначеності. Його використання сприяє підвищенню ефективності управління, знижує ризики і забезпечує своєчасне та якісне виконання проєктів. Завдяки цьому, організації можуть досягти більш високих результатів та забезпечити стабільний розвиток своїх ІТ-ініціатив.

ВИСНОВКИ

В результаті виконання кваліфікаційної роботи було проведено детальний аналіз ризиків ІТ-проектів, пов'язаних з розробкою систем «Розумний будинок». Здійснено огляд існуючих методів оцінювання ризиків та проаналізовано роботи науковців у сфері управління ризиками в ІТ-проектах. Це дозволило виявити, що процес управління ризиками в проектах розробки систем «Розумний будинок» потребує більш ефективних методів, які б враховували специфіку даних проектів та швидкий розвиток технологій.

На основі проведених досліджень було поставлено і виконано задачу аналізу існуючих методів оцінювання ризиків, таких як SWOT-аналіз, метод Монте-Карло, байєсівські мережі та інші. Це дозволило виявити основні переваги та недоліки кожного з методів у контексті розробки систем «Розумний будинок». Запропоновано використання комбінованого методу, який об'єднує методи машинного навчання та симуляції Монте-Карло для більш точної оцінки та управління ризиками.

В роботі запропоновано комбінований метод оцінювання ризиків, який об'єднав переваги методів опорних векторних машин (ОВМ) та симуляції Монте-Карло. Використання методів машинного навчання дозволило аналізувати великі обсяги даних та виявляти приховані закономірності, що впливають на ризики проекту. Метод Монте-Карло забезпечив можливість моделювання різних сценаріїв розвитку подій та оцінки ймовірностей виникнення ризиків.

Проведено експериментальну перевірку запропонованого методу на основі реальних даних проектів розробки систем «Розумний будинок». Результати показали, що запропонований метод дозволяє ефективно ідентифікувати та оцінювати ризики, підвищуючи точність прогнозування можливих затримок та інших негативних факторів.

В ході роботи було вирішено задачу розробки комбінованого методу оцінювання ризиків ІТ-проектів з розробки систем «Розумний будинок», що забезпечує більш ефективне управління ризиками на всіх етапах проекту. Це дозволить підвищити ефективність реалізації проектів, зменшити ймовірність виникнення несприятливих подій та забезпечити стабільне функціонування систем «Розумний будинок».

Матеріали досліджень за тематикою кваліфікаційної роботи були опубліковані та доповідалися на міжнародній науково-технічна конференції «Сучасні напрями розвитку інформаційно-комунікаційних технологій та засобів управління» [43], 11-ій міжнародній науково-практичній конференції «Проблеми розвитку науки та світогляд суспільства» [44] та міжнародних молодіжних форумах [45], [46].

Кваліфікаційна робота виконувалась згідно з вимогами методичних вказівок з організації та виконання кваліфікаційної роботи [47] та національним стандартом ДСТУ 3008:2015 «Інформація та документація. Звіти у сфері науки і техніки. Структура та правила оформлення» [48].

Перелік джерел посилання оформлено згідно з національним стандартом ДСТУ 8302:2015 «Бібліографічне посилання. Загальні положення та правила складання» [49].

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. James G. Home automation and wiring. New York, N.Y : McGraw-Hill, 1999. 322 с.
2. Що таке розумний будинок. URL: <https://funduk.ua/uk/technoblog/layfkhaki/chto-takoe-umnyu-dom/>(дата звернення: 14.03.2024).
3. Валуйський С. В., Шилов В. О., Гуйда О. Г. Переваги танедоліки протоколів мережевого рівня, що використовуються в безпроводних сенсорних мережах. Вісник АМУ серія «Техніка». 2015. No 9. С. 37 – 44.
4. Hamilton S., Professor S. H. How to Make Your Home a Smart Home. Createspace Independent Publishing Platform, 2017. 238 с.
5. Розумний будинок з чого почати проектування. SmartHouse. URL: <https://www.smarthouse.ua/ua/umnyj-dom-s-chego-nachat-proektirovanie.html> (дата звернення: 18.04.2024).
6. Project Management Institute Project Management Institute. The standard for risk management in portfolios, programs, and projects. Project Management Institute, 2022. 175 с.
7. Institute P. M. PMBOK Guide: The Project Management Body of Knowledge. Booksmith Publishing LLC, 2021.
8. Основи управління ІТ проектами / уклад.: В. О. Кузьмініх, Р. А. Тараненко. Київ : КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2019. 75 с.
9. Катренко А. В. Управління ІТ-проектами. Львів : Новий світ - 2000, 2011. 550 с.
10. Hopkin P. Fundamentals of Risk Management: Understanding, Evaluating and Implementing Effective Risk Management. Kogan Page, 2018. 480 с.
11. SMART HOME SYSTEM SECURITY RISK ASSESSMENT / O. MOROZOVA та ін. Computer systems and information technologies. 2022.

№ 3. С. 81–88. URL: <https://doi.org/10.31891/csit-2021-5-11>(дата звернення: 20.03.2024).

12. Jacobsson A., Boldt M., Carlsson B. A risk analysis of a smart home automation system. *Future Generation Computer Systems*. 2016. Vol. 56. P. 719–733. URL: <https://doi.org/10.1016/j.future.2015.09.003>(date of access: 21.03.2024).

13. Терещенко Л. УПРАВЛІННЯ РИЗИКАМИ ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ: ЕТАПИ ПРОЦЕСУ УПРАВЛІННЯ РИЗИКАМИ. *Економіка та суспільство*. 2021. № 31. URL: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2021-31-12> (дата звернення: 15.04.2024).

14. Прохорова В. Методи оцінки проєктних ризиків ІТ-компаній. *Adaptive Management Theory and Practice Economics*. 2023. Т. 16, № 32. URL: [https://doi.org/10.33296/2707-0654-16\(32\)-16](https://doi.org/10.33296/2707-0654-16(32)-16) (дата звернення: 05.05.2024).

15. Beard R. E., Pentikäinen T., Pesonen E. Monte Carlo Method. *Risk Theory*. Dordrecht, 1977. С. 91–97. URL: https://doi.org/10.1007/978-94-009-5781-7_7 (дата звернення: 14.05.2024).

16. Оцінка ризиків. Метод “Монте - Карло”. Приклади використання. *Майстерня бізнес - планів*. URL: <https://teo.biz.ua/ua/a259274-otsenka-riskov-metod.html>(дата звернення: 15.03.2024).

17. Monte Carlo. Estimating Risk. 2017. С. 213–232. URL: <https://doi.org/10.4324/9781315256122-25> (дата звернення: 10.05.2024).

18. Aziz S., Dowling M. M. AI and machine learning for risk management. *SSRN electronic journal*. 2018. URL: <https://doi.org/10.2139/ssrn.3201337> (дата звернення: 01.03.2024)

19. Kukunin S. Development of a holistic methodology for the organization of smart home systems in the framework of the "Internet of Things" paradigm. *COMPUTER-INTEGRATED TECHNOLOGIES: EDUCATION, SCIENCE, PRODUCTION*. 2020. № 38. С. 40–45. URL: <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2020-38-06> (дата звернення: 20.05.2024).

20. Paltrinieri N., Comfort L., Reniers G. Learning about risk: Machine learning for risk assessment. *Safety Science*. 2019. T. 118. С. 475–486. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ssci.2019.06.001> (дата звернення: 20.05.2024).

21. Abdallah Z. S., Du L., Webb G. I. Data Preparation. *Encyclopedia of Machine Learning and Data Science*. New York, NY, 2023. С. 1–10. URL: https://doi.org/10.1007/978-1-4899-7502-7_62-2 (дата звернення: 21.05.2024).

22. Normalize Data: Component Reference. Microsoft Learn. URL: <https://learn.microsoft.com/uk-ua/azure/machine-learning/component-reference/normalize-data?view=azureml-api-2> (дата звернення: 15.05.2024).

23. Jo T. Data Encoding. *Machine Learning Foundations*. Cham, 2020. С. 47–68. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-030-65900-4_3 (дата звернення: 25.05.2024).

24. Tucci L., Burns E. What is Machine Learning and How Does It Work? In-Depth Guide. *Enterprise AI*. URL: <https://www.techtarget.com/searchenterpriseai/definition/machine-learning-ML> (дата звернення: 02.05.2024).

25. Polishchuk M., Tsyben D., Karpluk Y. Обробка інформації за допомогою машинного навчання засобами Python. *COMPUTER-INTEGRATED TECHNOLOGIES: EDUCATION, SCIENCE, PRODUCTION*. 2023. № 53. С. 205–209. URL: <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2023-53-30> (дата звернення: 12.05.2024).

26. Статистичні методи вимірювання взаємозв'язку. Центр дистанційного навчання СНАУ. URL: <https://cdn.snau.edu.ua/moodle/mod/page/view.php?id=10970&lang=ru> (дата звернення: 14.05.2024).

27. Boyle B. H. Support vector machines: Data analysis, machine learning, and applications. Hauppauge, N.Y : Nova Science Publishers, 2011.

28. Cholewa V. *Machine-Learning Basics for Beginners* : Machine Learning Methods: Enterprise Machine Learning Guide. Independently Published, 2021.

29. A Comprehensive Introduction to Evaluating Regression Models. Analytics Vidhya. URL: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/10/evaluation-metric-for-regression-models/> (дата звернення: 21.05.2024).
30. Kelleher J. D. Deep Learning. MIT Press, 2019. 296 с.
31. Kenton W. Monte Carlo Simulation: What It Is, History, How It Works, and 4 Key Steps. Investopedia. URL: <https://www.investopedia.com/terms/m/montecarlosimulation.asp> (дата звернення: 20.05.2024).
32. Monte Carlo Charts: How to Use Them in Practice?. Kanban Software for Agile Project Management. URL: <https://businessmap.io/blog/monte-carlo-chart-graph> (дата звернення: 22.05.2024).
33. ЯК ПІДГОТУВАТИ НАБІР ДАНИХ ДЛЯ МАШИННОГО НАВЧАННЯ ЗА 7 КРОКІВ. Zfort Блог. URL: <https://www.zfort.com.ua/blog/yak-pidgotuvati-nabir-danikh-mashinnogo-navchannya-za-7-krokiiv>(дата звернення: 27.05.2024).
34. Machine Learning, ML. IT-Enterprise. URL: <https://www.it.ua/knowledge-base/technology-innovation/machine-learning>(дата звернення: 28.05.2024).
35. Python. Machine Learning. 2011. С. 381-398. URL: <https://doi.org/10.1201/9781420067194-20>(дата звернення: 22.05.2024).
36. Google Colab. Google Research. URL: <https://research.google.com/colaboratory/faq.html>(дата звернення: 28.05.2024).
37. scikit-learn: machine learning in Python. URL: <https://scikit-learn.org/stable/>(дата звернення: 27.05.2024).
38. Supported Data Types – pgmpy 0.1.23 documentation. URL: <https://pgmpy.org>(дата звернення: 27.05.2024).
39. NumPy. URL: <https://numpy.org>(дата звернення: 27.05.2024).
40. Matplotlib – Visualization with Python. URL: <https://matplotlib.org> (дата звернення: 27.05.2024).

41. Vaingast S. Navigating the World of Data Visualization. Beginning Python Visualization. Berkeley, CA, 2014. С. 1–29. URL: https://doi.org/10.1007/978-1-4842-0052-0_1 (дата звернення: 29.05.2024).

42. Brandt S. Data Analysis. Cham : Springer International Publishing, 2014. URL: <https://doi.org/10.1007/978-3-319-03762-2> (дата звернення: 30.05.2024).

43. Васильцова Н. В., Ключованський Є. Г. Побудова та дослідження математичних моделей при вирішенні задачі прогнозування енергоспоживання на об'єкті // Дванадцята міжнародна науково-технічна конференція «Сучасні напрями розвитку інформаційно-комунікаційних технологій та засобів управління». Зб. матеріалів конференції. Баку-Харків-Жиліна, 2022, Т. 2. С. 80. URL: https://nure.ua/wp-content/uploads/conf-2022-akov/telecom_2022_volume_2.pdf (дата звернення: 28.05.2024).

44. Васильцова Н. В., Ключованський Є. Г. Прогнозування споживання енергії в системах управління температурою в приміщенні // The 11th International scientific and practical conference «Problems of the development of science and the view of society» Graz, Austria: International Science Group. 2023. P. 395-402.

45. Васильцова Н.В., Ключованський Є.Г. Оцінка ризиків проекту впровадження системи управління температурою повітря в приміщенні // XXVII Міжнародний молодіжний форум «Радіоелектроніка та молодь у XXI столітті». Зб. матеріалів форуму. Т. 6., Ч.1. Харків: ХНУРЕ, 2023. С. 210-211

46. Васильцова Н. В., Ключованський Є. Г. Аналіз методів оцінювання ризиків у проектах з розробки інформаційних систем «Розумний будинок» // 28-й Міжнародний молодіжний форум «Радіоелектроніка та молодь у XXI столітті». Зб. матеріалів форуму. Т. 6. Харків: ХНУРЕ. 2024. С.194-196.

47. Методичні вказівки щодо розробки та оформлення кваліфікаційної роботи другого (магістерського) рівня вищої освіти за освітньо-науковою програмою «Управління проектами в галузі інформаційних технологій» /

Упоряд.: Петров К.Е., Левикін В.М., Чалий С.Ф., Євланов М.В., Міхнов Д.К., Міхнова А.В., Чала О.В. Харків: ХНУРЕ, 2024. 24 с.

48. ДСТУ 3008:2015. Інформація та документація. Звіти у сфері науки і техніки. Структура та правила оформлювання, Чинний від 22.06.2015. Київ: ДП «УкрНДНЦ», 2016, 26 с.

49. ДСТУ 8302:2015. Бібліографічне посилання. Загальні положення та правила складання. / Видання офіційне. К.: ДП «УкрНДНЦ», 2016 20 с.