МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ЗАПОРІЗЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ЕКОНОМІЧНИЙ ФАКУЛЬТЕТ
КАФЕДРА ЕКОНОМІЧНОЇ КІБЕРНЕТИКИ

Кваліфікаційна робота

магістра

на тему МОДЕЛЮВАННЯ СИСТЕМИ МОНІТОРИНГУ ТА КОНТРОЛЮ ВИКОНАННЯ ПРОЄКТІВ З ВИКОРИСТАННЯМ ТЕХНОЛОГІЙ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Виконала: студентка ІІ курсу, групи 8.0514-ек
спеціальності 051 «Економіка»
освітньої програми «Економічна кібернетика»
Пороховниченко Анастасія Анатоліївна
Керівник: доцент кафедри економічної кібернетики, к.е.н., доц. Чеверда С. С.
Рецензент: доцент кафедри економічної кібернетики, к.е.н., доц. Очеретін Д.В.

Запоріжжя
2025

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ЗАПОРІЗЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет	економічний
Кафедра	економічної кібернетики
Рівень вищої освіти	магістр
Спеціальність	051 «Економіка»
Освітня програма	«Економічна кібернетика»
Спеціалізація	

ЗАТВЕРДЖУЮ
Завідувач кафедри _____
(підпис)
«____» _____2025 року

З А В Д А Н Н Я
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ СТУДЕНТУ

Пороховниченко Анастасія Анатоліївна

1. Тема роботи Моделювання системи моніторингу та контролю виконання проєктів з використанням технологій штучного інтелекту
керівник роботи – Чеверда Сергій Сергійович, к.е.н.
затверджені наказом ЗНУ від 25 березня 2025 року № 439-с
2. Строк подання студентом роботи: 01 грудня 2025 року.
3. Вихідні дані до роботи: постановка завдання, наукова література за темою роботи, офіційні статистичні дані
4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити): проаналізувати особливості процесів моніторингу та контролю проєктів: розробити модель моніторингу та контролю виконання проєктів із застосуванням методів штучного інтелекту.
5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень): 16 рисунків, 26 таблиць, презентація.

6. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Розділ 1	к.е.н. Чеверда С.С.	10.02.2025	24.05.2025
Розділ 2	к.е.н. Чеверда С.С.	26.05.2025	06.07.2025
Розділ 3	к.е.н. Чеверда С.С.	01.09.2025	22.11.2025

7. Дата видачі завдання 30.03.2025_____

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1.	Формування мети, об'єкту, предмету та завдань кваліфікаційної роботи	27.01.2025 – 02.02.2025	Виконано
2.	Узгодження плану роботи, підготовка вступу	03.02.2025 – 09.02.2025	Виконано
3.	Формування основних гіпотез та огляд наукових джерел	10.02.2025 – 05.04.2025	Виконано
4.	Підготовка 1-го розділу кваліфікаційної роботи	07.04.2025 – 24.05.2025	Виконано
5.	Підготовка 2-го розділу кваліфікаційної роботи	26.05.2025 – 06.07.2025	Виконано
6.	Підготовка 3-го розділу кваліфікаційної роботи	01.09.2025 – 22.11.2025	Виконано
7.	Аналіз та інтерпретація отриманих результатів, оформлення висновків кваліфікаційної роботи, оформлення вступу та реферату	24.11.2025 – 29.11.2025	Виконано
8	Нормоконтроль, перевірка на доброчесність, підготовка до захисту	01.12.2025 – 13.12.2025	Виконано

Студент _____ Пороховниченко А.А.
(підпис)

Керівник роботи (проєкту) _____ Чеверда С.С.
(підпис)

Нормоконтроль пройдено

Нормоконтролер _____ Лось В.О.
(підпис)

РЕФЕРАТ

Кваліфікаційна робота магістра містить три розділи, 95 с., 16 рис., 26 табл., 61 джерел.

Об'єктом дослідження – процес моніторингу та контролю в системі управління проєктами.

Предметом дослідження – методи та інструменти штучного інтелекту, що застосовуються для підвищення ефективності моніторингу та контролю проєктів.

Мета роботи – розробка моделі моніторингу та контролю виконання проєктів із застосуванням методів штучного інтелекту.

Методи дослідження – науковий аналіз та сінтез, порівняння і групування даних, узагальнення і систематизація, нечітке моделювання, гібридні методи.

Кваліфікаційну роботу присвячено розробці моделі моніторингу та контролю виконання проєктів на базі інструментів штучного інтелекту для аутсорсингової компанії. У роботі проаналізовано сучасний стан ринку аутсорсингових послуг, досліджено теоретичні засади застосування штучного інтелекту в проєктному менеджменті та обґрунтовано необхідність впровадження інтелектуальних систем моніторингу.

На основі проведеного аналізу розроблено регресійні моделі прогнозування тривалості та бюджету проєктів, які продемонстрували високу точність та практичну придатність. Створено NLP-модуль аналізу ринку праці на основі кластеризації вакансій, що дозволяє автоматично сегментувати проєкти за тематичними напрямками.

Запропоновано архітектуру інтелектуальної системи моніторингу проєктів, яка включає модулі збору та обробки даних, розрахунку ключових показників ефективності, прогнозування параметрів та автоматичного формування алертів. Проведено оцінку ефективності впровадження розробленої системи, яка підтвердила суттєве підвищення точності прогнозування та покращення виявлення ризиків на ранніх стадіях управління проєктами.

ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ, ПРОЄКТНИЙ ОФІС, БІЗНЕС-ПРОЦЕСИ, АУТСОРСИНГ, ОПТИМІЗАЦІЯ, ЕФЕКТИВНІСТЬ, МОДЕЛЮВАННЯ

SUMMARY

The master's qualification thesis contains three sections, 95 pages, 16 figures, 26 tables, 61 references.

The object of research is the process of monitoring and control in the project management system.

The subject of research is artificial intelligence methods and tools used to improve the efficiency of project monitoring and control.

The purpose of the work is to develop a model for monitoring and controlling project execution using artificial intelligence methods.

Research methods include scientific analysis and synthesis, data comparison and grouping, generalization and systematization, fuzzy modeling, and hybrid methods.

The qualification thesis is devoted to the development of a project monitoring and control model based on artificial intelligence tools for an outsourcing company. The study analyzes the current state of the outsourcing services market, investigates the theoretical foundations of artificial intelligence application in project management, and substantiates the need for implementing intelligent monitoring systems.

Based on the conducted analysis, regression models for predicting project duration and budget were developed, which demonstrated high accuracy and practical applicability. An NLP module for labor market analysis was created based on vacancy clustering, which allows automatic segmentation of projects by thematic areas.

The architecture of an intelligent project monitoring system is proposed, including modules for data collection and processing, calculation of key performance indicators, parameter forecasting, and automatic alert generation. An assessment of the implementation effectiveness of the developed system was conducted, which confirmed a significant improvement in forecasting accuracy and enhanced risk detection at early stages of project management.

ARTIFICIAL INTELLIGENCE, PROJECT OFFICE, BUSINESS PROCESSES, OUTSOURCING, OPTIMIZATION, EFFICIENCY, MODELING

ЗМІСТ

З А В Д А Н Н Я
РЕФЕРАТ
SUMMARY
ВСТУП.....6
РОЗДІЛ 1 ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ МОНІТОРИНГУ ТА КОНТРОЛЮ ВИКОНАННЯ ПРОЄКТІВ В АУТСОРСИНГОВИХ КОМПАНІЯХ 10
1.1 Сутність та особливості процесів моніторингу і контролю проєктів у проєктному офісі аутсорсингової компанії.....10
1.2 Методи та інструменти моніторингу виконання проєктів: традиційні підходи та їх обмеження.....19
1.3 Застосування технологій штучного інтелекту в управлінні проєктами: світовий досвід та перспективи.....27
РОЗДІЛ 2 ТЕХНОЛОГІЇ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ МОНІТОРИНГУ ТА КОНТРОЛЮ ПРОЄКТІВ 31
2.1 Інструментарій машинного навчання для прогнозування параметрів проєкту...31
2.2. Методи кластеризації для управління та пріоритизації проєктних ризиків. 34
2.3 Методи обробки природної мови (NLP) в управлінні проєктами. 41
РОЗДІЛ 3 РОЗРОБКА МОДЕЛІ СИСТЕМИ МОНІТОРИНГУ ТА КОНТРОЛЮ ВИКОНАННЯ ПРОЄКТІВ З ВИКОРИСТАННЯМ ТЕХНОЛОГІЙ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ 48
3.1 Інтелектуальний аналіз даних для моніторингу та прогнозування термінів і бюджету виконання проєкту.....48
3.2 Розробка моделі моніторингу та контролю виконання проєктів на базі інструментарію штучного інтелекту 60
3.3 Оцінка ефективності впровадження моделей штучного інтелекту в систему моніторингу та контролю виконання проєктів 76
ВИСНОВКИ 85
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ.....88

ВСТУП

У сучасних умовах глобальної цифрової трансформації та викликів, спричинених російсько-українською війною, управління проєктами набуває особливого значення для забезпечення конкурентоспроможності та виживання бізнесу. Діджиталізація економіки України, яка стрімко прискорилася після початку повномасштабної агресії, створює як нові можливості, так і додаткові виклики для компаній, що працюють у сфері інформаційних технологій та аутсорсингу. Український IT-сектор, попри складні умови воєнного стану, продовжує демонструвати стійкість та зростання, залишаючись одним із ключових експортерів послуг та джерелом валютних надходжень до країни.

Аутсорсингові компанії, які становлять значну частину вітчизняної IT-індустрії, стикаються з необхідністю одночасного вирішення декількох критичних завдань. По-перше, забезпечення безперервності бізнес-процесів в умовах енергетичних криз, вимушеної міграції фахівців та постійних загроз безпеці. По-друге, підтримання високих стандартів якості послуг та дотримання жорстких термінів виконання проєктів для міжнародних замовників, які очікують незмінного рівня сервісу незалежно від зовнішніх обставин. По-третє, оптимізація використання обмежених ресурсів та контроль витрат в умовах економічної нестабільності та зростаючих операційних витрат.

Ефективний моніторинг та контроль виконання проєктів є ключовим фактором успішної діяльності сучасних аутсорсингових компаній. В умовах високої конкуренції на ринку IT-послуг здатність точно прогнозувати терміни та бюджет проєктів, своєчасно виявляти ризики та оперативно реагувати на відхилення стає критичною конкурентною перевагою.

Згідно з дослідженнями Project Management Institute, близько 70% IT-проєктів не вкладаються у початково визначені терміни або бюджет. Як зазначають дослідники I. Taboada, T. V. Fridgeirsson та інші науковці, традиційні

методи управління проєктами, зокрема діаграми Ганта та метод критичного шляху, є недостатньо гнучкими для оперативного реагування на зміни в динамічному середовищі аутсорсингу. Водночас стрімкий розвиток технологій штучного інтелекту та машинного навчання відкриває нові можливості для автоматизації аналізу проєктних даних, прогнозування ключових параметрів та проактивного управління ризиками.

Стрімкий розвиток технологій штучного інтелекту відкриває нові горизонти для вдосконалення систем управління проєктами. Методи машинного навчання, алгоритми класифікації та кластеризації, обробка природної мови дозволяють автоматизувати рутинні процеси моніторингу, виявляти приховані закономірності у великих масивах даних, прогнозувати ризики та відхилення з високою точністю. Інтеграція штучного інтелекту в систему моніторингу та контролю проєктів дає можливість переходу від реактивного до проактивного управління, коли потенційні проблеми ідентифікуються та усуваються ще до того, як вони вплинуть на терміни чи бюджет проєкту.

Особливої актуальності застосування технологій штучного інтелекту набуває в умовах географічної розподіленості команд, що є типовою характеристикою сучасних аутсорсингових компаній, особливо в умовах війни та вимушеної релокації фахівців. Інтелектуальні системи моніторингу здатні аналізувати величезні обсяги інформації з різних джерел, включаючи системи управління завданнями, електронну комунікацію, звіти про використання робочого часу, що дозволяє отримати цілісну картину стану проєкту та своєчасно виявити відхилення.

Поєднання викликів діджиталізації економіки, необхідності підтримання конкурентоспроможності українського IT-сектору в умовах війни та стрімкого розвитку технологій штучного інтелекту обумовлює актуальність дослідження можливостей застосування методів машинного навчання для вдосконалення систем моніторингу та контролю виконання проєктів в аутсорсингових

компаніях. Розробка та впровадження інтелектуальних систем управління проєктами не лише підвищує операційну ефективність окремих компаній, але й сприяє зміцненню позицій української IT-індустрії на глобальному ринку, що має критичне значення для економічної стійкості країни в умовах воєнного стану та повоєнного відновлення.

Мета роботи: розробка моделі моніторингу та контролю виконання проєктів із застосуванням методів штучного інтелекту.

Для реалізації мети поставлено та виконано такі завдання:

– проаналізувати сутність та особливості процесів моніторингу і контролю проєктів у проєктному офісі аутсорсингової компанії, дослідити методи та інструменти моніторингу виконання проєктів, виявити обмеження традиційних підходів;

– вивчити світовий досвід застосування технологій штучного інтелекту в управлінні проєктами та дослідити методи машинного навчання для прогнозування результатів проєктів;

– розробити модель моніторингу проєктів на базі інструментів штучного інтелекту з визначенням архітектури та ключових компонентів системи;

– побудувати модель прогнозування термінів та бюджету виконання проєкту на основі регресійного аналізу;

– здійснити апробацію розроблених моделей та оцінити ефективність впровадження штучного інтелекту в систему моніторингу та контролю проєктів.

Наукова новизна кваліфікаційної роботи полягає у розробці комплексної моделі моніторингу та контролю виконання проєктів на базі інструментів штучного інтелекту, яка на відміну від традиційних підходів інтегрує регресійний аналіз, NLP-методи та систему автоматичних алертів для забезпечення проактивного управління портфелем проєктів аутсорсингової компанії.

Практичне значення отриманих результатів полягає у можливості використання розробленої моделі моніторингу проєктів аутсорсинговими компаніями для підвищення точності планування, оптимізації розподілу

ресурсів, раннього виявлення ризиків та покращення якості обслуговування замовників, що забезпечує перехід від реактивного до проактивного управління проєктами в умовах високої конкуренції на ринку IT-послуг.

Результати кваліфікаційної роботи були представлені:

1. Пороховниченко А.А., Чеверда С.С., Інтеграція технологій штучного інтелекту в систему моніторингу проєктів як інструмент соціально-економічного розвитку регіону. Управління соціально-економічним розвитком регіонів і держави : збірник матеріалів XIX Міжнародної науково-практичної конференції / за ред. А. В. Череп Запоріжжя: Запорізький національний університет, 2025. С. 166 – 169.

2. Пороховниченко А.А., Чеверда С.С. Екосистема інновацій, як інтеграція науки тапрактики прискорює розвиток систем штучного інтелекту в управлінні проєктами. В кн.: Інтеграція освіти, науки і бізнесу : монографія / За загальною редакцією Череп А. В. Запоріжжя: Запорізький національний університет. 2025 С.

3. Пороховниченко А.А., Чеверда С.С. Моделювання інтелектуальної системи моніторингу виконання проєктів аутсорсингової компанії. Моделювання економіки: проблеми, тенденції, досвід : Тези доповідей. XIII Всеукраїнська науково-практична конференція Форум молодих економістів-кібернетиків. 21-22 листопада 2025 р. м. Львів 2025. С. 54 –57.

РОЗДІЛ 1
ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ МОНІТОРИНГУ ТА КОНТРОЛЮ ВИКОНАННЯ ПРОЄКТІВ В АУТСОРСИНГОВИХ КОМПАНІЯХ

1.1 Сутність та особливості процесів моніторингу і контролю проєктів у проєктному офісі аутсорсингової компанії

У сучасному розумінні поняття “проєкт” тлумачать так [1]:

– це діяльність, захід, що передбачає виконання комплексу певних дій для досягнення певних цілей (одержання певних результатів); близькі за змістом терміни – “господарська діяльність”, “робота (комплекс робіт)”;

– це система організаційно-правових і розрахунково-фінансових документів, необхідних для виконання певних дій або таких, що описують ці дії.

Проєкт – це сукупність цілеспрямованих, послідовно орієнтованих у часі, одноразових, складних та нерегулярно повторюваних дій (заходів або робіт), спрямованих на досягнення кінцевого результату в межах обмежених ресурсів та заданих термінів їх початку та завершення.

Управління проєктами – це системний процес планування, організації, моніторингу та контролю діяльності, спрямованої на досягнення визначених цілей у встановлені терміни з оптимальним використанням ресурсів. В управлінні проєктами виділяють такі основні класифікації проєктів (рис.1.1).

Використання управління проєктами (УП) справді необхідне та залежить від таких ключових факторів, як:

- обсяг робіт, масштаб проєкту та його вартість;
- складність проєкту;
- ймовірність змін як у самому проєкті, так і в його структурі та умовах;
- середовище та необхідність швидкого реагування на них;
- наявність конкурентів;

– переконання вищого керівництва в необхідності спеціальної організаційної структури та особи, яка буде відповідальною за загальну роботу над проєктом.

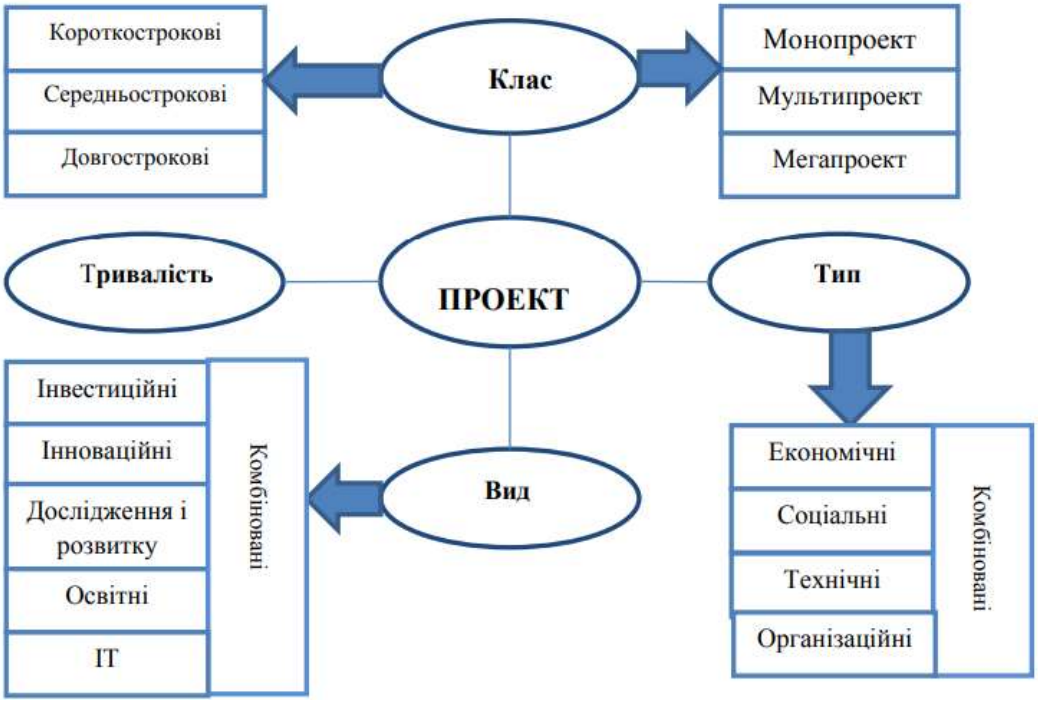


Рисунок 1.1 – Класифікація проєктів за основними критеріями

Будь-який невеликий проєкт вимагає застосування методології управління проєктами та призначення керівника проєкту. Для окремих малих та середніх проєктів можна використовувати різні методи управління проєктами без специфічних технічних, IT- та програмних інструментів. Окремі інструменти можна успішно використовувати для кількох середніх та великих проєктів без необхідності створення певної організації. Весь арсенал управління проєктами, включаючи команду проєкту, слід використовувати для великих, складних та престижних проєктів, коли важливий успіх проєкту, а витрати на управління повністю виправдані.

Обсяг проєкту включає об'єкти та процеси, необхідні для їх створення. Обсяг проєкту поділяється на підоб'єкти та процеси на кількох рівнях його структурної моделі. Оскільки цілі проєкту можуть змінюватися під час його

реалізації, а виявлені помилки необхідно виправляти, необхідне систематичне управління змінами для планування змін, контролю впровадження та моніторингу їх впливу на графіки, витрати та інші характеристики проєкту.

Управління проєктами неможливе без використання спеціальних інструментів, які допомагають планувати (рис.1.2), координувати, контролювати й оцінювати хід виконання. Їх можна умовно поділити на традиційні (класичні), гнучкі (Agile/Scrum/Kanban) та сучасні цифрові й AI-інструменти.

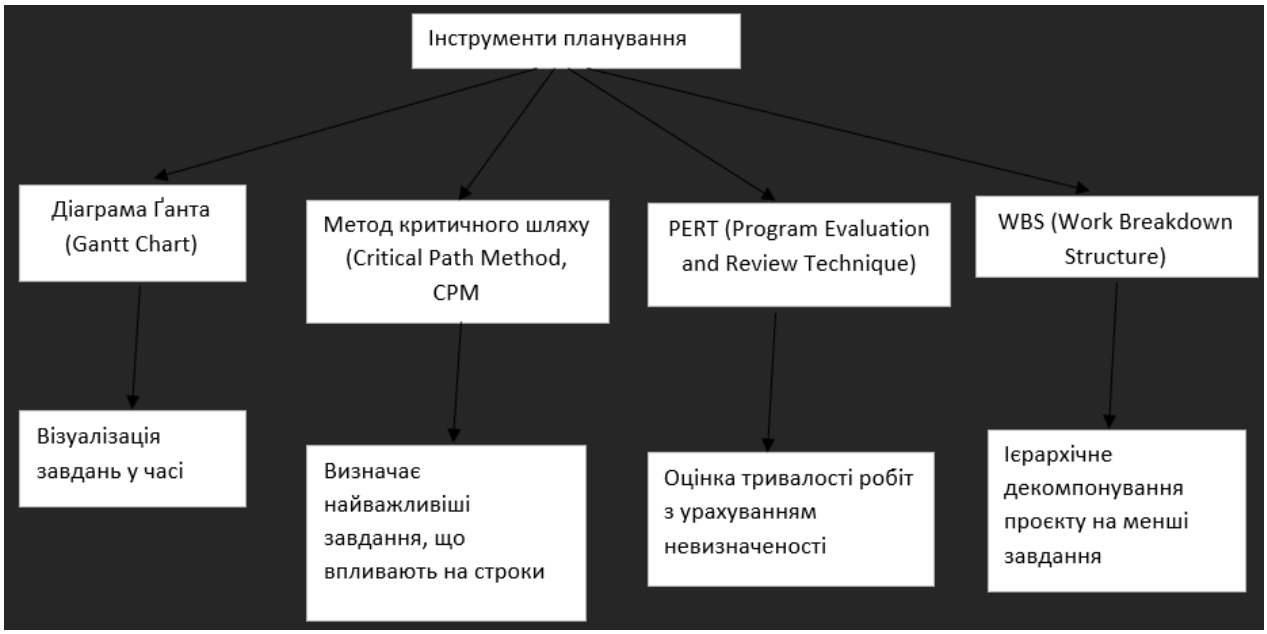


Рисунок 1.2 – Класифікація інструментів планування

Система управління проєктом може включати наступні рівні управління проєктами (рис.1.3): стратегічне управління (Project Direction), оперативне управління (Project Management), технічне управління (Project Realization) [1].

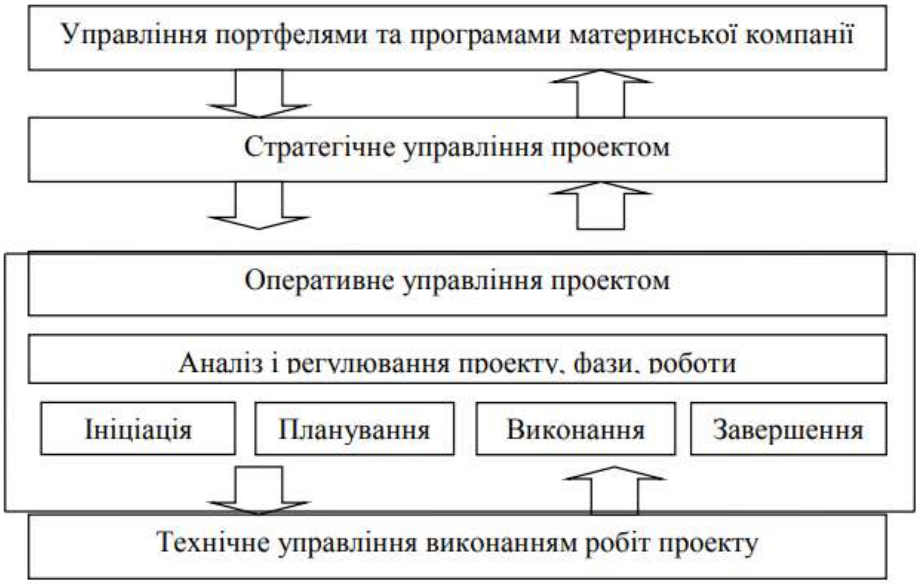


Рисунок 1.3 – Система та рівні управління проєктами

У складі системи можуть розгортатися наступні органи управління проєктом: рада директорів проєкту (Project Board); команда управління проєктом (Project Management Team); проєктний офіс (Project Office); офіс управління проєктами (Project Management Office); технічні спеціалісти (Technical Team); органи аудиту проєкту (Project Audit team, Project Assurance Team) [1].

Управління проєктами – це, таким чином, процес управління персоналом та координації людських, матеріальних та фінансових ресурсів протягом усього життєвого циклу проєкту з використанням сучасних методів та прийомів управління та відповідно до цілей проєкту. Воно передбачає виконання низки взаємозалежних завдань в інтересах проєкту.

Найбільш поширені та визнані у світі міжнародні організації та асоціації, включаючи ті, що сертифікують проєктну діяльність, представлені у таблиці 1.1. Сучасні міжурядові проєкти є занадто складними та дорогими, щоб довіряти їх реалізацію незнайомим та недосвідченим менеджерам. Навіть якщо вони відомі, проводяться багатоетапні перевірки для забезпечення якості проєкту.

Таблиця 1.1 – Приклад міжнародних світових асоціацій, що займаються сертифікацією проєктної діяльності

Назва асоціації	Пояснення
Інститут управління проєктами (ІУП)	Всесвітньо відома організація, що є лідером у сфері управління проєктами та вдосконалення галузі з управління проєктами, Інститут управління проєктами (ІУП або PMI, тобто Project Management) працює майже в 200 країнах
Міжнародна асоціація з управління проєктами	(International Project Management Association, IPMA) — неприбуткова професійна асоціація, об'єднує понад 50 національних асоціацій. Серед них Українська асоціація управління проєктами «УКРНЕТ», яка приєдналась до міжнародної спільноти в 1993 р. і є національним відділенням IPMA, а з 1997р. співпрацює з Інститутом управління проєктами (PMI)
Асоціація з управління проєктами (Association for Project Management, APM)	Незалежна національна організація у Великобританії, яка створена в 1972 р. Займається розробленням стандартів оцінювання компетенції менеджерів для управління програмами та портфелями (The APM Body of Knowledge)
Асоціація з управління проєктами Японії (Project Management Association of Japan, PMAJ)	Неурядова організація, яка випроцьовувала унікальний японський підхід до управління проєктами. У межах цієї асоціації було створено комітет з інноваційного розвитку, який в подальшому розробив стандарт проєктної діяльності під назвою «Керівництво з управління проєктами та програмами для впровадження інновацій на підприємствах» (P2M)
Міжнародне об'єднання з розробки стандартів управління проєктами (Global Alliance for Project Performance Standards, GAPPS)	Неприбуткова організація, що об'єднує волонтерів з метою розроблення кваліфікаційних стандартів для проєкт-менеджерів

Джерело: складено автором

Основою механізму управління проєктами є управління організаційними цілями, яке допомагає компанії швидко конкурувати, реагувати на зовнішні та внутрішні зміни, а також заощаджувати час і гроші.

Моніторинг і контроль є невід'ємними складовими системи управління проєктами, які забезпечують досягнення його цілей у встановлені строки, з дотриманням бюджету та якості результатів. Їхня сутність полягає у систематичному зборі, аналізі та використанні інформації про хід реалізації проєкту з метою виявлення відхилень від плану та прийняття коригувальних дій.

У міжнародних стандартах управління проєктами (PMBOK, PRINCE2, ISO 21500) (табл.1.2) під моніторингом розуміють безперервний процес спостереження за виконанням робіт, тоді як контроль – це процес зіставлення фактичних результатів із плановими показниками та прийняття управлінських рішень. Тобто моніторинг надає інформацію, а контроль дозволяє впливати на ситуацію.

Таблиця 1.2 – Опис міжнародних стандартів управліннями проєктами

PMBOK (Project Management Body of Knowledge)	PRINCE2 (Projects IN Controlled Environments)	ISO 21500 (Guidance on Project Management)
Збірник найкращих практик і знань з управління проєктами, розроблений PMI (США). Він описує 5 груп процесів (ініціація, планування, виконання, моніторинг і контроль, завершення) та 10 предметних областей, що дозволяє систематизувати роботу над будь-яким проєктом.	Методологія управління проєктами, створена у Великобританії. Базується на 7 принципах, 7 процесах і 7 тематиках, роблячи акцент на чіткому контролі й бізнес-обґрунтуванні проєкту. Широко використовується в державному та корпоративному секторах Європи.	Міжнародний стандарт, що встановлює єдині поняття, принципи та процеси управління проєктами. Він забезпечує уніфікацію підходів у різних країнах та інтегрується з іншими стандартами ISO (зокрема ISO 9001).

Джерело: складено автором

Моніторинг – систематичний і безперервний процес збору, аналізу та оцінки даних про хід виконання проєкту. Основна мета – забезпечити керівника проєкту та зацікавлених сторін (стейкхолдерів) актуальною і достовірною інформацією про поточний стан проєкту.

Контроль – процес, що ґрунтується на результатах моніторингу. Мета – вжиття коригувальних та попереджувальних дій для приведення фактичних показників у відповідність із запланованими (рис.1.4).

Основні завдання моніторингу та контролю:

- відстеження ключових показників ефективності (KPI) проекту;
- виявлення відхилень від плану (за термінами, бюджетом, якістю

тощо);

– оцінка впливу ризиків і проблем на проект;
– забезпечення своєчасного інформування зацікавлених сторін;
– корекція плану проєкту за необхідності.

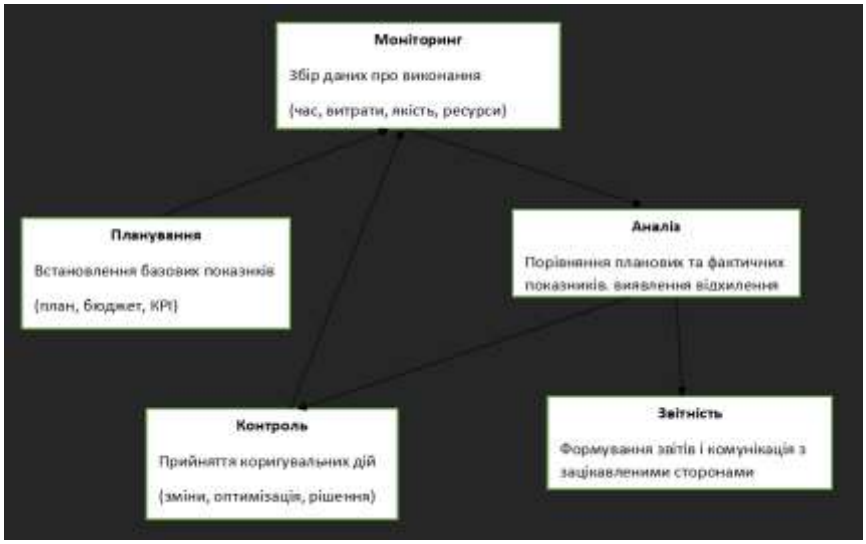


Рисунок 1.4 – Схема процесів моніторингу та контролю в управлінні проєктами

Ще в 1970-х роках експерти почали наголошувати на моніторингу як самостійному інструменті управління проєктами, але дебати щодо його природи тривають і донині.

Зокрема, Еварт Ведунг зазначає, що моніторинг – це оцінювання процесу, коли ретельно вивчається увесь процес втілення від формального ухвалення заходу до участі адресата в наданні послуги. Спрямований на поступове вдосконалення, моніторинг завжди зосереджений на виконанні і здійсненні існуючих заходів [5].

Моніторинг проєкту (рис. 1.5) можна розуміти як інформаційну систему, яка збирає, аналізує та передає інформацію про поточний стан проєкту кінцевим користувачам.

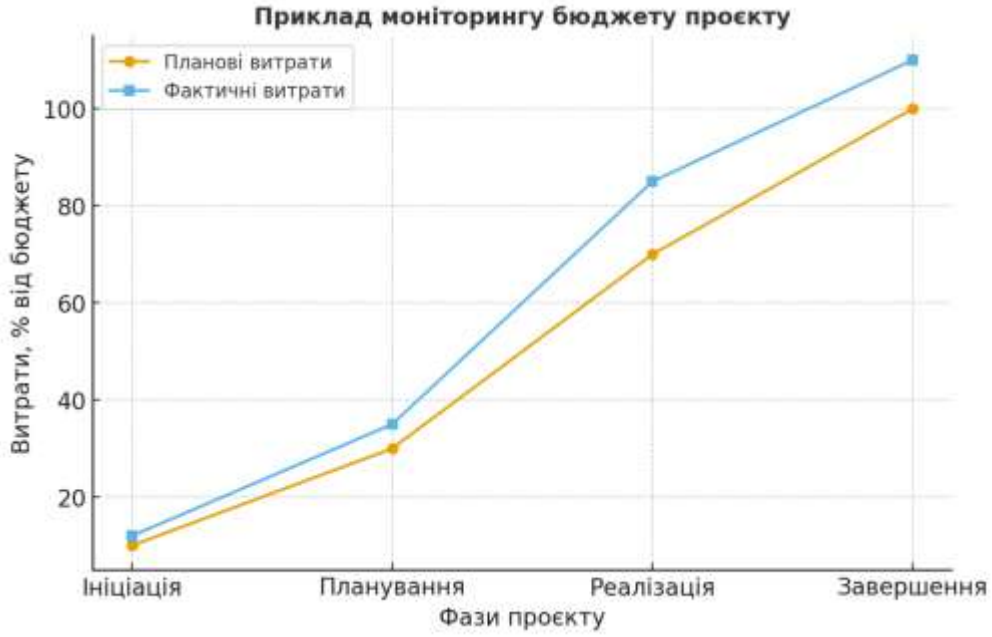


Рисунок 1.5 – Приклад моніторингу бюджету проєкту

Зміст процесів моніторингу та контролю:

а) встановлення базових планових показників:

1) розробка календарного плану, бюджету, визначення ключових показників ефективності (KPI);

2) приклад: у IT-проєкті базовим показником може бути термін розробки MVP (мінімально життєздатного продукту) протягом 3 місяців при бюджеті $50 000.

б) моніторинг виконання робіт:

1) збір даних щодо фактичних витрат ресурсів, виконаних завдань, термінів і якості результатів;

2) використання інструментів (Jira, Trello, MS Project, Power BI, дашборди на основі AI);

3) приклад: у будівельному проєкті — щотижневі звіти про обсяг виконаних робіт та використані матеріали.

в) аналіз відхилень:

1) порівняння планових і фактичних значень (вартість, час, ресурси, якість);

2) методи: Earned Value Management (EVM), аналіз критичного шляху

3) (CPM), SWOT-аналіз ризиків;

4) приклад: якщо розробка функціоналу у стартапі відстала на 2 тижні, аналізується вплив на реліз продукту.

г) прийняття коригувальних рішень:

1) впровадження заходів для усунення або мінімізації відхилень;

2) приклад: якщо бюджет перевищує план, команда може оптимізувати витрати, змінити підрядника або переглянути обсяг робіт (scope).

д) контроль ризиків та змін:

1) моніторинг зовнішніх та внутрішніх факторів, які можуть вплинути на проєкт;

2) управління запитами на зміни (change requests);

3) приклад: в IT-проєкті замовник просить додати новий модуль – менеджер оцінює вплив на бюджет і строки, перш ніж погодити зміни.

е) звітність та комунікації:

1) формування регулярних звітів для замовників, інвесторів, керівництва;

2) використання візуалізацій (дашборди, діаграми прогресу, хмари слів для аналізу відгуків користувачів);

3) приклад: у стартапі щомісяця команда надає інвесторам оновлення про фінансовий стан і прогрес у розробці.

Яка різниця між моніторингом і контролем? Моніторинг передбачає збір та аналіз даних, зібраних у рамках проєкту. Контролінг використовує ці висновки для внесення змін. За допомогою цих даних керівники проєктів можуть активно налаштовувати продуктивність, щоб підтримувати узгодженість із початковим планом [5].

У загальному сенсі моніторинг передбачає оцінку прогресу на шляху до досягнення кінцевих цілей проєкту та забезпечення відсутності проблем під час виконання проєкту. У разі виникнення будь-яких проблем контролінг включає впровадження коригувальних дій, щоб мінімізувати або усунути затримки в графіку проєкту [5].

Моніторинг і контроль – це не паперкова робота, а механізм забезпечення успіху проєкту. Без нього керівник працює "в сліпу", і проєкт легко може піти не в тому напрямку. Сучасні технології (ШІ, Big Data) роблять ці процеси швидшими, точнішими і дозволяють не просто фіксувати проблеми, а передбачати їх завчасно.

1.2 Методи та інструменти моніторингу виконання проєктів: традиційні підходи та їх обмеження

Кожен проєкт унікальний, але всі вони вимагають певної системи організації та контролю. Без структурованого підходу легко втратити фокус, ресурси та час. Саме тому компанії в усьому світі використовують методології управління проєктами, які стандартизують робочі процеси, призначають завдання, відстежують прогрес і допомагають їм досягати цілей якомога ефективніше.

Методологія управління проєктами – це систематичний набір принципів, правил, інструментів та процесів, які допомагають організувати роботу над проєктом від задуму до завершення. По суті, це «план», який визначає, які кроки потрібно виконати, в якому порядку та на якому рівні контролю.

Головна мета методології – створити передбачувану та зрозумілу операційну систему, яка дозволяє ефективно розподіляти ресурси, зменшувати ризики та досягати бажаних результатів у задані терміни. Вона встановлює стандарти: від вимог та планування до моніторингу прогресу та оцінки результатів проєкту.

Завдяки методології проєкт перестає бути хаотичним завданням і перетворюється на керований процес із чіткою логікою та прозорою структурою. Це особливо важливо в ситуаціях, коли час, бюджет та ресурси обмежені, а помилки можуть бути дуже дорогими для компанії.

Методології управління проєктами можна поділити на кілька основних категорій залежно від підходу до планування, організації роботи, рівня гнучкості, ступеня регламентованості та сфери практичного застосування. Кожна з цих категорій (табл. 1.3) має власні принципи, інструменти та набір процесів, що визначають логіку виконання проєкту від ініціації до завершення.

Таблиця 1.3 – Класифікація методологій управління проєктами

Категорія	Приклад	Характеристика
Традиційні (каскадні) методології	Waterfall	Проєкти виконуються послідовно, від збору вимог і планування до впровадження та контролю. Такий підхід ефективний для проєктів із чітко визначеними завданнями та мінімальними змінами в ході роботи.
Гнучкі методології	Scrum, Kanban, Lean	Agile орієнтований на швидкі ітерації, постійну адаптацію до змін вимог і тісну взаємодію з клієнтом. Ці методології особливо популярні в розробці програмного забезпечення та динамічних проєктах.
Гібридні підходи	Поєднання традиційних і гнучких підходів	Наприклад, частину проєкту можна планувати за Waterfall, а виконання — через Agile-ітерації. Такий підхід забезпечує баланс між структурою та гнучкістю.
Методології з фокусом на ресурси та процеси	Critical Path Method (CPM), Critical Chain Project Management (CCPM) та Integrated Project Management (IPM)	Акцентують увагу на управлінні ресурсами, оптимізації робочих процесів та стандартизації дій у команді.
Спеціалізовані методології	PRiSM	Враховують стійкість та екологічні аспекти проєкту, що особливо актуально для креативних та екологічно орієнтованих компаній.

Джерело: складено автором

Завдяки різноманіттю методологій керівники проєктів можуть обирати як класичні, процесно орієнтовані підходи, що забезпечують високу передбачуваність, так і адаптивні, ітераційні моделі, які дозволяють швидко реагувати на зміни середовища та потреб замовника. Такий поділ дає змогу використовувати найбільш відповідні механізми управління залежно від масштабів, складності, невизначеності

та стратегічної важливості проєкту. Зрештою, правильний вибір методології є критичним чинником успіху, оскільки впливає на ефективність команди, якість кінцевого результату та здатність проєкту залишатися в межах визначених термінів і бюджету [5].

Стандартизація стосується діяльності, що базується на методологіях управління проєктами, від опису фаз роботи, створення контрольних списків, моніторингу ефективності процесів тощо. Існує багато методологій, деякі з яких використовуються в усьому світі. У таблиці 1.4 наведено найвідоміші з них.

Таблиця 1.4 – Найвідоміші методології управління проєктами

Назва	Пояснення
Waterfall (Метод водоспаду)	Починається зі збору та аналізу даних, розробки рішення, а далі — впровадження рішення та виправлення проблем, якщо такі є. Чим чіткіше поставлено технічне завдання, тим менше шансів, що проєкт матиме відхилення. Фази робіт йдуть послідовно.
Agile	Гнучка методологія управління проєктами та розробки програмного забезпечення, яка ґрунтується на ітеративному підході, тісній співпраці з замовником, швидкій адаптації до змін і поступовій поставці продукту маленькими частинами.
Hybrid	Поєднання методологій Waterfall та Agile. Фокусується на зборі та аналізі вимог і дає можливість швидких ітерацій.
Scrum	Одна з найбільш поширених методологій у межах Agile, яка використовується для управління складними проєктами, здебільшого в IT.
Critical Path Method (CPM)	Метод планування та управління проєктами, який використовується для визначення послідовності завдань, що мають найбільший вплив на загальну тривалість проєкту.
Critical Chain Project Management (CCPM)	Альтернатива методу CPM з акцентом на управління ресурсами та мінімізацію втрат продуктивності.
Integrated Project Management (IPM)	Акцент на спільному використанні та стандартизації процесів у організації. Методологія надає керівникам кращий огляд проєкту та доступ до необхідних ресурсів.
PRiSM (Projects Integration Sustainable Methods)	Зосереджений на врахуванні та мінімізації негативного впливу проєкту на навколишнє середовище.
Kanban	Широко використовується в IT та бізнесі для візуалізації роботи та підвищення ефективності команди.

Джерело: складено автором

Кожна категорія методологій управління проєктами має свої переваги та недоліки, що визначає доцільність їх застосування в конкретних умовах. Вибір

відповідної методології залежить від множини факторів: цілей та масштабу проєкту, доступних фінансових і технічних ресурсів, обсягу робіт, характеристик команди, рівня невизначеності та вимог замовника. Традиційні методології, забезпечують чітку структурованість та передбачуваність, проте є менш гнучкими до змін. Гнучкі методології дозволяють швидко адаптуватися до нових вимог. Гібридні підходи поєднують переваги обох категорій, але вимагають досвіду для їх ефективної імплементації.

В рамках загальних методів управління проєктами використовується низка більш специфічних, «інструментальних» методів, таких як сіткове та календарне планування, логістика, стандартне планування, структурне планування, ресурсне планування та імітаційне комп'ютерне моделювання. Вони можуть бути інтегровані в загальні методи управління або використовуватись самостійно. Наприклад Evaluation and Review Technique (PERT) та Critical Path Method (CPM) є різновидами сіткового планування, яке передбачає візуалізацію процесу виконання проєкту, взаємозв'язків окремих робіт через побудову діаграм [2]. Незважаючи на специфіку методів, їх застосування побудовано на одних й тих правилах, які включають:

а) визначити всі завдання, необхідні для реалізації проєкту;

б) визначити залежності (по суті незалежні одна від одної, можуть виконуватися паралельно, пов'язані причинно-наслідковими зв'язками, повинні виконуватися в певній послідовності, кожне наступне завдання має бути виконане після завершення попереднього);

в) визначити тривалість виконання завдання з урахуванням наявності ресурсів та технологічних процесів;

г) побудувати діаграму. У цьому випадку завдання можуть бути використані як вузли графа, а стрілки, що їх з'єднують, вказують на зв'язок та послідовність виконання цих завдань. Іншим варіантом графа є «вузол-подія», де

вузол (подія) вказує на початок і кінець завдання (події або результату виконання конкретного завдання), а стрілка вказує на саме завдання;

д) визначити критичний шлях від першого вузла до останнього вузла - найдовший шлях, який визначає мінімальний час, необхідний для виконання проєкту. Будь-яка затримка на цьому шляху призведе до уповільнення реалізації всього проєкту.

Інструменти управління проєктами – це програмне рішення або набір програмних систем, призначених для допомоги проєктним командам. Вони допомагають окремим учасникам і всій команді проєкту при плануванні, оцінюванні результатів виконання окремих завдань і ефективному управлінні проєктними процесами [2].

У більшості компаній проєкти можуть бути заздалегідь визначені та деталізовані з точки зору ресурсів, часу, грошей та цілей, але проєкти також можуть бути дуже складними, особливо в умовах віддаленого та гібридного робочого середовища.

Інструменти та системи управління проєктами допомагають вам ефективно виконувати план проєкту крок за кроком. По-перше, вони збільшують ймовірність досягнення цілей проєкту (з точки зору обсягу, вартості, часу та якості), тобто виконання всієї роботи над проєктом вчасно, в межах бюджету та відповідно до затверджених вимог замовника.

Інструменти управління проєктами допомагають вам спілкуватися з членами команди проєкту: коли і як розпочати роботу над проєктом, що потрібно зробити далі та як вимірювати результати проєкту після його завершення. Деякі програмні продукти доступні безкоштовно, а інші є дорогими.

Інструменти управління проєктами можуть відрізнятися за розміром та обсягом. Деякі постачаються з базовими інструментами управління проєктами, щоб члени команди проєкту могли проєктувати та візуалізувати свою роботу в

режимі реального часу. Інші мають більш розширені можливості, такі як відстеження проблем з часом та автоматизація завдань.

Можна виділити найбільш поширені функції інструментів управління проєктами:

а) інструменти оцінювання проєкту (EVM, SWOT-аналіз, MS Project): щоб проєкт був успішним, компаніям важливо поставити цілі і спланувати очікувані результати виконання завдання. Інструменти оцінювання проєкту можуть допомогти оцінити обмеження і результати проєкту за допомогою прогнозування бюджету, методу освоєного обсягу (EVM) і базових показників;

б) інструменти планування (Діаграма Ганта, WBS, Google Sheets / Excel): системи управління проєктами часто постачаються з інструментами планування, такими як системи створення документів та електронних таблиць, де учасники команд можуть вносити дані про хід реалізації проєкту;

в) інструменти управління бюджетом (Oracle NetSuite, SAP ERP, Zoho Projects): більшість проєктів мають заздалегідь встановлений бюджет і пов’язані з ним різними фінансовими прогнозами. Ці інструменти управління проєктами спрямовані на допомогу підприємствам відстежувати втрати, рахунки та фактичні витрати, пов’язані з досягненням конкретних результатів;

г) інструменти розподілу ресурсів (Float, MS Project, ClickUp): успіх проєкту часто означає, що правильні завдання та елементи списку справ призначаються потрібним людям. Інструменти розподілу ресурсів можуть допомогти керівникам бізнесу правильно делегувати завдання відповідно до конкретних термінів. Вони також можуть дати уявлення про те, які співробітники можуть бути перевантажені роботою;

д) інструменти для організації спільної роботи (Microsoft Teams, Zoom, Trello): особливо в теперішню епоху віддаленої та гібридної роботи необхідно забезпечити, щоб усі ключові зацікавлені сторони проєкту залишилися на одній хвилі. Інструменти управління проєктами часто постачаються з функціями

віртуальної спільної роботи для обміну миттєвими повідомленнями, веб-повідомленнями, відеоконференціями та багатьма іншими;

е) інструменти управління якістю (Jira, TestRail, Minitab): окремі інструменти управління проєктами постачаються з функціоналом щодо управління якістю, який допомагає зібрати інформацію та показники про проєкт. Можливості відстеження та вирішення проблем необхідні для забезпечення того, аби проблеми не порушували ходу роботи або не викликали проблеми з бюджетами чи термінами;

ж) інструменти адміністрування проєкту (Asana, Basecamp, Monday.com) можуть містити функції для швидкої адаптації співробітників, відстеження фактичних витрат часу, виставлення рахунків тощо. Окремі варіанти адміністрування проєктів постачаються з календарями і спеціальним табло для одночасного перегляду декількох проєктів.

На рисунку 1.6 можна побачити 4 інструменти, які вважаються найбільш поширеними та базовими у практиці управління проєктами, і кожен із них відображає різний підхід до організації роботи:

- Kanban – для візуалізації робочого процесу, зручний у щоденній роботі команди;
- Gantt (діаграма Ганта) – класичний інструмент для планування та моніторингу строків, часто використовується у традиційному управлінні;
- Scrum – методологія з Agile-сімейства, орієнтована на ітераційне виконання проектів;
- Jira – сучасна програмна система, яка підтримує і Kanban, і Scrum, і дає можливість інтеграції з іншими сервісами.

На перспективу варто очікувати, що більшість інструментів управління проєктами будуть постачатися з функціоналом формування звітності та аналітики, коли будь-хто з проєктної команди зможе вибирати звіти за

замовчуванням про зайнятість співробітників, прогрес і бізнес-результати чи формувати їх самостійно [2].



Рисунок 1.6 – Найбільш поширені інструменти

Сучасні компанії мають доступ до широкого спектру готових інструментів управління проєктами для Mac та Windows з власними мобільними програмами, гнучкими налаштуваннями та інтеграціями, що суттєво підвищують ефективність управління проєктами. Найпопулярніші в світі інструменти постачаються з усім необхідним функціоналом: від вбудованих вікі-сайтів та баз знань до комплексних систем управління командою, відстеження продуктивності співробітників, контролю робочого часу та завантаження електронних таблиць MS Excel. Такі платформи, як Jira, Trello, Asana, Monday.com та Microsoft Project, пропонують різноманітні інструменти візуалізації – дошки Kanban, діаграми Ганта, таймлайни та дашборди з ключовими показниками ефективності. Деякі рішення навіть інтегруються з інструментами CRM, службами підтримки клієнтів, системами бухгалтерського обліку та месенджерами, що забезпечує єдиний інформаційний простір для всіх учасників проєкту та автоматизацію рутинних операцій [2].

1.3 Застосування технологій штучного інтелекту в управлінні проєктами: світовий досвід та перспективи

Не можна заперечувати, що управління проєктами сьогодні дуже відрізняється від того, яким воно було навіть п'ять років тому. Практики управління проєктами формують нашу професію. Бачимо, як технології розвиваються з появою нових передових інструментів, консолідацією, інноваціями тощо.

Управління проєктами – це галузь, яка постійно змінюється, де з'являються нові тенденції та розробки.

Перш ніж досягти бажаного бізнес-результату, кожен проєкт повинен пройти етапи ініціювання, планування (що включає в себе вартість проєкту), виконання, моніторингу прогресу та закриття проєкту, і має бути завершений вчасно з доданою цінністю. Саме ці етапи, що дозволяють ретельно планувати завдання та діяльність, забезпечують найкращі шанси на успіх проєкту.

Штучний інтелект – головна тенденція на наступні роки. Концепція якого була сформульована ще в 1956 році, сьогодні переживає період бурхливого розвитку. Завдяки стрімкому технологічному прогресу, ШІ знаходить застосування в найрізноманітніших сферах – від персоналізованих рекомендацій в електронній комерції до автономних транспортних засобів.

З огляду на актуальність процесів управління проєктами та стрімкий розвиток ШІ, дослідження їх взаємодії набуває особливої ваги. ШІ активно інтегрується в УП, пропонуючи нові алгоритми, інструменти та програмне забезпечення [2].

Стрімкий розвиток технологій штучного інтелекту (ШІ) стає однією з головних тенденцій сучасності, яка має широкий вплив на різні сфери людської діяльності. ШІ поступово перетворюється на універсальну технологію великого значення, здатну трансформувати економіку, суспільство, політику та навіть фундаментальні аспекти людського життя.

Завдяки унікальним властивостям ШІ, таким як широкий спектр застосування, здатність до постійного самовдосконалення, генерування інноваційних рішень та відсутність близьких замінників, він стає об’єктом зростаючої уваги вчених, політиків, бізнесу та суспільства.

ШІ вже зараз трансформує сферу проєктного менеджменту. Його застосування дозволяє оптимізувати рутинні завдання, підвищувати точність прогнозів і приймати обґрунтовані управлінські рішення.

Цю логіку добре ілюструє “трикутник управління проєктами” (рис. 1.7), який поєднує три ключові обмеження: масштаб/обсяг робіт, час та ресурси/фінанси. У центрі знаходиться якість, яка залежить від правильного балансу між усіма сторонами. Будь-яка зміна одного параметра неминуче впливає на інші, що створює виклик для проєктних менеджерів.

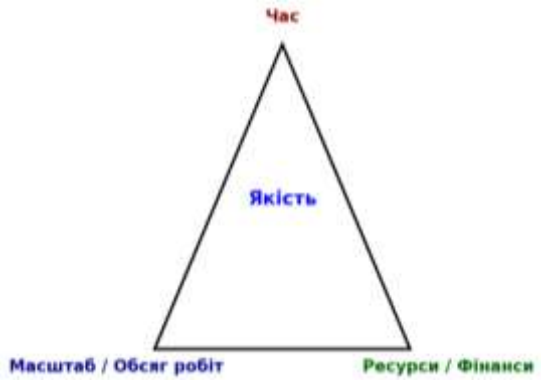


Рисунок 1.7 – Трикутник управлінням проєктами

У цьому контексті ШІ виступає як інноваційний інструмент балансування трикутника:

– допомагає зменшити витрати часу завдяки автоматизації процесів;

– забезпечує більш точне прогнозування використання ресурсів і фінансів;

– дозволяє враховувати вплив змін масштабу чи обсягу робіт на якість кінцевого результату.

Отже, використання ШІ у проєктному менеджменті стає ключовим чинником підвищення якості управління, гнучкості системи та конкурентоспроможності організацій у сучасних умовах.

Штучний інтелект має великий потенціал для покращення управління проєктами, особливо в тих сферах, де потрібне точне прогнозування та ефективне прийняття рішень. Його застосування в УП може забезпечити більшу ефективність планування та вимірювання.

Розглянемо на прикладі Microsoft AI Copilot, який інтегрований у екосистему Microsoft 365. Copilot пропонує різноманітні можливості штучного інтелекту для оптимізації робочого процесу та підвищення продуктивності команди.

Також допомагає у [14]:

– підвищення продуктивності. Виконує завдання швидше за допомогою розумних пропозицій Copilot, роблячи створення контенту, аналіз даних і комунікацію ефективнішими.

– спрощення автоматизації. Copilot може автоматизувати повторювані завдання без потреби в кодуванні.

– надання контекстного аналізу. Пропозиції ШІ допомагають приймати швидші та більш обґрунтовані рішення.

Машинне навчання, як частина ШІ, може автоматизувати та оптимізувати процеси, забезпечуючи точніші прогнози та підвищуючи загальну продуктивність проєктних команд та полегшує керівникам проєктів розуміння того, які частини програмного забезпечення використовуються недостатньо або надмірно. Що дозволяє ефективніше планувати завдання та надає команді проєкту ключові показники ефективності.

ШІ в управлінні проєктами визначає новий рівень ефективності та можливостей, проте його використання супроводжується як перевагами, так і викликами. Наведена нижче таблиця 1.5 висвітлює ключові аспекти впливу ШІ на управління проєктами, зокрема автоматизацію, прогнозування ризиків,

інтелектуальну підтримку в прийнятті рішень, створення документації та вплив на продуктивність команди. Розглядаючи ці аспекти, можна зрозуміти, що використання ШІ має великий потенціал для оптимізації проєктного управління, але потребує обережного планування та урахування обмежень [18].

Таблиця 1.5 – Переваги та недоліки використання штучного інтелекту в управлінні проєктами

Конкретний аспект	Переваги	Недоліки
Автоматизація рутинних завдань	Збільшення ефективності завдяки автоматизації повсякденних обов'язків	Можливість втрати контролю при повній автоматизації
Прогнозування ризиків	Аналіз великих обсягів даних для передбачення можливих проблем	Потреба в точних та достовірних даних для ефективного прогнозу
Інтелектуальна підтримка в прийнятті рішень	Забезпечення консультативної підтримки для керівництва	Необхідність у великій кількості даних для навчання моделей
Автоматизоване створення документації	Швидке створення звітів та документації	Можливість неправильної інтерпретації інформації алгоритмами
Підвищення продуктивності команди	Оптимізація комунікацій та обміну інформацією серед команди	Залежність від стабільної IT-інфраструктури та доступу до Інтернету
Аналіз великого обсягу даних	Здатність обробки та аналізу великих обсягів інформації	Вимоги до обробки великих обсягів даних та їх зберігання
Зменшення впливу людського фактору	Можливість уникнення людських помилок та ускладнень	Відсутність емоційного інтелекту та інтуїції у ШІ
Якість та безпека даних	Автоматизувати видалення, збагачення та виявлення помилок у даних	Може нести ризик упередженості, проблеми з конфіденційністю та потребувати кваліфікованих кадрів

Джерело: складено автором

Отже, ШІ в управлінні проєктами визначає новий рівень можливостей і допомагає підвищити якість та ефективність реалізації проєктів. Однак важливо враховувати такі виклики, як необхідність компетентного виконання та обробки великих обсягів даних для досягнення максимальних результатів.

РОЗДІЛ 2
ТЕХНОЛОГІЇ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ МОНІТОРИНГУ ТА КОНТРОЛЮ ПРОЄКТІВ

2.1 Інструментарій машинного навчання для прогнозування параметрів проєкту.

У сучасному світі основними факторами успіху є ефективність та швидкість, тому ефективне планування проєктів стає необхідним для компаній у різних сферах діяльності. Головним завданням планування є розробка та впровадження стратегій і методів, спрямованих на оптимізацію використання ресурсів, скорочення часу реалізації та покращення якості кінцевого результату. Цей процес вимагає системного підходу, ретельного аналізу, врахування ризиків та гнучкого управління змінами, що робить його одним з найважливіших аспектів успішного управління проєктами.

До традиційних методів управління проєктами належать метод критичного шляху (CPM), який дозволяє визначити найтриваліші послідовності завдань, які мають великий вплив на загальну тривалість проєкту, та метод програмування в мережі (PERT), що враховує невизначеність у часі виконання задач. Метод дерева рішень допомагає зобразити можливі шляхи розвитку подій і обрати оптимальний варіант рішень, беручи до уваги потенційні ризики та наслідки. Ітеративний та інкрементальний підхід дозволяє покращувати продукт покроково, адаптуючи його до нових вимог і змін у проєкті [2,3].

Сучасні технології, зокрема алгоритми машинного навчання (ML), відкривають нові можливості для оптимізації процесу планування проєктів. Використання ML дозволяє точно прогнозувати графіки, оцінювати ризики та оптимально розподіляти ресурси. Використання алгоритмів машинного навчання в управлінні проєктами стає все більш популярним завдяки здатності алгоритмів

обробляти великі обсяги даних, виявляти закономірності та робити прогнози. Машинне навчання (ML) використовується для оптимізації планів, прогнозування термінів, управління ризиками та розподілу ресурсів між проєктами.

Машинне навчання може прогнозувати тривалість окремих завдань або складних проєктів на основі історичних даних. Для цієї мети використовуються такі моделі, як лінійна регресія, градієнтне бустинг та нейронні мережі. Алгоритми можуть аналізувати попередні проєкти та їх результати, щоб передбачити, скільки часу знадобиться для виконання певного завдання. Формула (2.1) для простої лінійної регресії, яку можна використовувати для прогнозування тривалості:

$$У_t = \beta_0 + \beta_1 X_t + \varepsilon_t, \qquad (2.1)$$

де Y – залежна змінна;

X – незалежна змінна;

β0 і β1 – коефіцієнти регресії;

β1 – характеризує нахил прямої;

β0 – визначає точку перетину прямої з віссю OY [4].

Завдання простої лінійної регресії трапляються в машинному навчанні досить часто. Наприклад, коли потрібно вгадати деяке числове значення, скажімо, спрогнозувати кількість продажів товару в наступному році або вказати приблизну вартість житла за заданими параметрами-критеріями (близькості розташування до метро, за районом міста, розміром житлової площі тощо). Тому, лінійні моделі дуже наочні, і проблема перенавчання для них легко вирішується. З цієї причини вони досі не втрачають своєї актуальності [5].

Алгоритми машинного навчання можуть бути використані для прогнозування витрат проєктів на основі даних. Наприклад, регресійний аналіз або нейронні мережі допомагають прогнозувати загальні витрати, включаючи витрати на оплату праці, матеріали та непередбачені витрати.

Для складніших задач використовуються більш потужні алгоритми, зокрема градієнтний бустинг і нейронні мережі. Вони краще працюють з великими та багатовимірними наборами даних, здатні враховувати нелінійні залежності та взаємодію між факторами, що впливають на проєкт. Це підвищує точність прогнозів у порівнянні з традиційними статистичними методами.

Не менш важливим напрямом є аналіз часових рядів, який дозволяє прогнозувати динаміку показників у часі – наприклад, використання бюджету, темпи виконання завдань чи рівень завантаженості команди. Методи ARIMA, експоненціальне згладжування або сучасні архітектури нейронних мереж (зокрема LSTM та GRU) допомагають моделювати тренди, сезонність та випадкові коливання, що забезпечує більш реалістичні та довгострокові прогнози.

Основні методи аналізу часових рядів:

а) ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average):

1) складається з трьох компонентів: авторегресія (AR), інтегрування (I) та ковзне середнє (MA);

2) застосування: прогнозування тривалості етапів проєкту на основі щотижневих звітів про прогрес;

б) експоненціальне згладжування:

1) використовується для прогнозування з урахуванням трендів і сезонності;

2) застосування: оцінка витрат ресурсів у проєктах із регулярними циклами;

в) нейронні мережі (LSTM, GRU):

1) довга короткострокова пам’ять (LSTM) і вентильовані рекурентні одиниці (GRU) ефективні для складних часових рядів із довгостроковими залежностями.

2) застосування: прогнозування затримок у великих проєктах із великою кількістю змінних.

Лінійна та поліноміальна регресія використовуються для прогнозування тривалості проєктів та оцінки ресурсів. Дерева рішень допомагають виявляти ризики та підтримувати прийняття рішень. Нейронні мережі можуть моделювати складні взаємозв'язки між змінними, що може покращити розподіл ресурсів та прогнозувати тривалість завдань. Методи опорних векторів використовуються для ранжування ризиків та оцінки результатів проєктів. Алгоритми кластеризації допомагають аналізувати подібні проєкти та розробляти ефективні стратегії управління ресурсами.

Машинне навчання автоматизує процеси прийняття рішень, знижує ризики та підвищує швидкість реагування проєкту на зміни. Поєднання традиційних методів управління з найновішими технологіями дозволяє розробляти ефективніші та гнучкіші системи управління проєктами, що дозволяє досягати високопродуктивних результатів, дотримуючись термінів та обмежень ресурсів.

2.2 Методи кластеризації для управління та пріоритизації проєктних ризиків.

Ризики проєкту включають усі невизначені події або умови, які, якщо вони відбудуться, можуть суттєво вплинути на цілі проєкту – позитивно чи негативно. Управління цими ризиками є важливою частиною управління проєктами, оскільки неконтрольовані ризики можуть призвести до затримок проєкту, перевитрат коштів або навіть зриву.

У традиційному управлінні проєктами оцінка ризиків починається з визначення всіх потенційних ризиків. Цей процес може бути досить складним, залежно від обсягу та характеру проєкту. Ризики включають фінансову невизначеність, юридичні зобов'язання, технічні проблеми, аварії, стихійні лиха та динаміку ринку.

Після визначення ризиків наступним кроком є оцінка їхнього потенційного впливу та ймовірності виникнення. Ця оцінка допомагає визначити пріоритети ризиків на основі їхньої потенційної серйозності та допомагає керівникам проєктів зосередити свої зусилля на їх пом'якшенні.

Ефективне управління ризиками також включає розробку стратегій для управління або пом'якшення цих ризиків. Це може включати розподіл ресурсів для вирішення високопріоритетних ризиків, розробку планів дій у надзвичайних ситуаціях або вибір страхування, де це необхідно. Регулярний моніторинг ризиків протягом життєвого циклу проєкту є важливим для адаптації до будь-яких змін та належного реагування [18].

Моніторинг і контроль ризиків забезпечують постійне відстеження виявлених загроз, оцінку ефективності реалізованих заходів реагування та вчасне оновлення планів управління ризиками. Це дозволяє команді приймати обґрунтовані рішення, мінімізувати негативні наслідки й забезпечувати стабільність виконання проєкту.

Інструменти управління ризиками на рівні підприємства вже деякий час використовують механізми на основі штучного інтелекту. Сучасні підходи до аналітики ризиків дедалі частіше базуються на методах машинного навчання, які дозволяють не лише прогнозувати потенційні загрози, а й виявляти приховані закономірності у великих наборах даних. Зокрема, методи кластеризації та класифікації допомагають структурувати ризики за рівнем впливу, джерелом виникнення чи ймовірністю реалізації. Це відкриває нові можливості для

побудови ефективної системи пріоритизації ризиків та формування стратегій реагування.

Кластеризація даних є важливою частиною багатьох завдань прийняття рішень у сучасному світі. Вона допомагає впорядковувати дані та групувати їх у окремі кластери, що полегшує аналіз та розуміння закономірностей у них. Це завдання інтенсивно вивчається, оскільки воно використовується в багатьох галузях, таких як сегментація зображень, маркетинг, медицина, соціальні науки, аналіз тексту та інші.

Отже, кластеризація або кластерний аналіз – це статистичний метод, який розділяє набір об'єктів на перекриваючі підмножини, які називаються кластерами. Кожен кластер повинен складатися з подібних об'єктів, причому об'єкти в різних кластерах суттєво відрізняються один від одного. Задача кластеризації належить до статистичної обробки та до широкого класу задач навчання без учителя.

Стандартний процес кластеризації можна розділити на кілька послідовних етапів, кожен із яких відіграє важливу роль у формуванні якісного підсумкового результату [17]. На першому етапі здійснюється виділення та вибір найбільш репрезентативних характеристик із вихідного набору даних. Наступним кроком є вибір відповідного алгоритму кластеризації та метрик подібності, що визначається природою задачі, типом доступних даних та очікуваною структурою кластерів. Після виконання кластеризації проводиться оцінка отриманих результатів з метою визначення валідності моделі, стійкості кластерів. Завершальним етапом є інтерпретація та пояснення практичної цінності кластеризації, що дає змогу отримати нові знання про структуру даних і використати ці висновки для прийняття управлінських або аналітичних рішень. Загальний алгоритм кластеризації можна представити у вигляді узагальненої схеми, поданої на рис. 2.1.

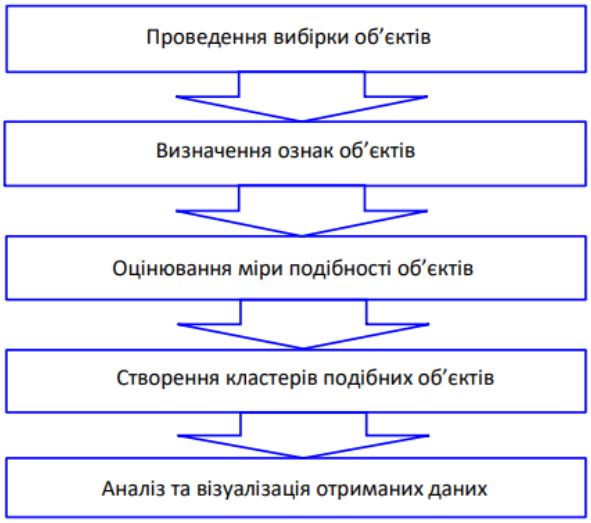


Рисунок 2.1 – Стандартний процес кластеризації

Алгоритми кластеризації (рис.2.2) дозволяють класифікувати об'єкти в групи, подібні за певними критеріями подібності, які називаються кластерами. Основною характеристикою цих кластерів є те, що об'єкти в одному кластері більш схожі один на одного, ніж об'єкти в інших кластерах. Цю класифікацію можна виконувати одночасно за великою кількістю ознак.

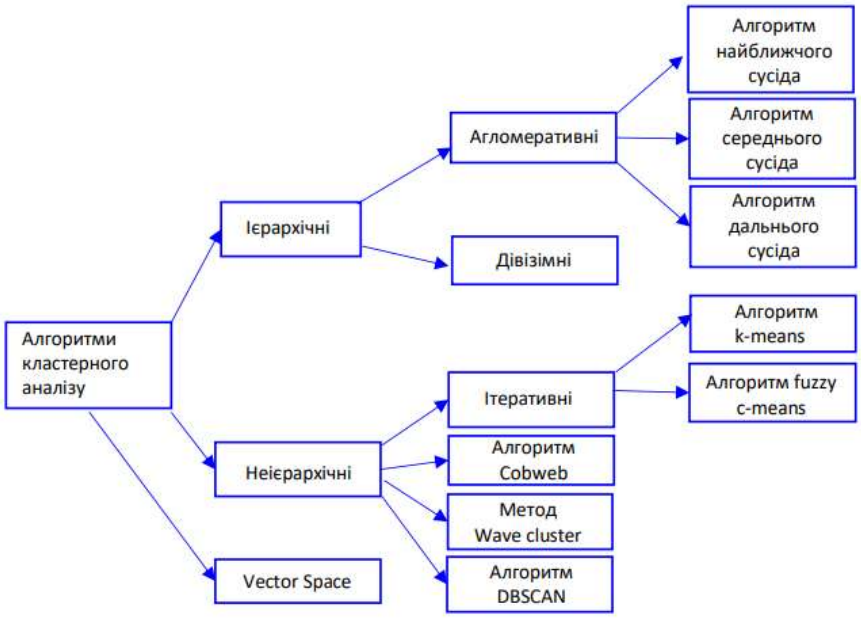


Рисунок 2.2 – Алгоритми кластерного аналізу поділяються

Ієрархічна кластеризація у здобутті даних та статистиці – метод кластерного аналізу, який намагається побудувати ієрархію кластерів. Відомі такі стратегії побудови ієрархічної кластеризації [13]:

а) агломеративна (знизу-вгору).

1) починається з того, що кожен об’єкт – окремий кластер;

2) на кожному кроці об’єднуються два найближчі кластери, доки не залишиться один.

б) популярні методи:

1) single linkage (найближчого сусіда);

2) complete linkage (найдальшого сусіда);

3) average linkage (середньої відстані);

4) ward’s method (мінімізація дисперсії).

в) дивізивна (згори-вниз).

1) починається з одного великого кластера, який поступово розділяється на менші;

2) рідше використовується через високу обчислювальну складність, але дає гнучкі результати при великих об’ємах даних.

У процесі ієрархічної кластеризації виконується послідовне об’єднання менших кластерів у більші або, навпаки, поетапний поділ великих кластерів на дрібніші структури [12]. Такий підхід дозволяє сформувати дерево підпорядкування (дендрограму), яке наочно відображає взаємозв’язки між об’єктами та рівні їх подібності.

На відміну від цього, неієрархічні методи спрямовані на поділ множини об’єктів на заздалегідь визначену кількість кластерів k (табл. 2.1), без побудови дерева підпорядкування та без відстеження проміжних етапів групування. Такі алгоритми працюють швидше, краще масштабуються на великих наборах даних і часто дозволяють оптимізувати розбиття шляхом ітераційного уточнення кластерів.

Таблиця 2.1 – Неієрархічні методи поділяються за стратегіями формування кластерів

Назва	Опис	Приклад
Розподільчі (partitioning methods)	Мінімізація відстані всередині кластерів	k-means, k-medoids
Щільні (density-based methods)	Пошук щільних областей даних і виключення “шуму”.	DBSCAN, OPTICS
Розподільчі ймовірнісні (distribution-based methods)	Використання ймовірностей для визначення належності об’єкта до кластерів	Gaussian Mixture Model (GMM)

Джерело: складено автором

Класифікація – це метод контрольованого навчання (supervised learning), який полягає у віднесенні об’єктів до певних наперед визначених категорій (класів) на основі навчальної вибірки, де відомі як вхідні характеристики, так і правильні відповіді (мітки класів).

Мета класифікації – побудувати модель (алгоритм), яка на основі навчальних даних зможе передбачити клас для нових, невідомих об’єктів.

Класифікація поділяється на такі стратегії:

а) бінарна класифікація (Binary classification):

1) об’єкти поділяються на два класи (наприклад, “ризикований / безпечний”, “так / ні”);

2) приклади методів: Logistic Regression, Support Vector Machine (SVM), Decision Tree.

б) багатокласова класифікація (Multiclass classification):

1) об’єкти поділяються на кілька можливих класів (наприклад, тип ризику: фінансовий, операційний, ринковий);

2) методи: Random Forest, k-Nearest Neighbors (k-NN), Naive Bayes, Neural Networks.

в) багатоміткова класифікація (Multilabel classification):

1) один об’єкт може належати до кількох класів одночасно;

2) застосування: класифікація документів, ризиків, які можуть належати до кількох категорій одночасно (наприклад, “фінансовий” і “репутаційний”).

г) імовірнісна класифікація (Probabilistic classification):

1) модель визначає ймовірність належності об’єкта до кожного класу;

2) методи: Logistic Regression, Bayesian Classifiers, Neural Networks з softmax-активацією.

Розглянемо популярні алгоритми класифікації та їх переваги та недоліки (табл. 2.2).

Таблиця 2.2 – Популярні алгоритми класифікації

Алгоритм	Основна ідея	Переваги	Недоліки
Decision Tree (Дерева рішень)	Розподіл простору на основі послідовності умов.	Простота, інтерпретованість.	Може переобучатися.
Random Forest	Сукупність дерев рішень (ансамблевий метод).	Висока точність, стійкість до шуму.	Менш прозорий результат.
Naive Bayes	Ймовірнісна модель із припущенням незалежності ознак.	Швидкість, ефективність.	Обмеження через припущення незалежності.
k-Nearest Neighbors (k-NN)	Клас визначається більшістю найближчих сусідів.	Простота реалізації.	Повільність при великих даних.
Support Vector Machine (SVM)	Побудова гіперплощини, що відділяє класи.	Ефективний при малих вибірках.	Погано масштабується для великих даних.
Neural Networks (Нейронні мережі)	Моделюють складні залежності між ознаками.	Висока точність, адаптивність.	Потребують багато даних і часу на навчання.

Джерело: складено автором

Отже, поєднання цих методів дозволяє не лише виявляти приховані закономірності у великих масивах даних, але й автоматизувати процес віднесення ризиків до відповідних категорій. Алгоритми кластеризації допомагають

групувати схожі ризики за спільними характеристиками, тоді як методи класифікації забезпечують точне прогнозування їхнього типу та рівня впливу.

Завдяки використанню штучного інтелекту, такі підходи підвищують обґрунтованість управлінських рішень, сприяють своєчасному реагуванню на загрози та підвищують загальну ефективність системи моніторингу й контролю проєктних ризиків.

2.3 Методи обробки природної мови (NLP) в управлінні проєктами.

У швидкоплинному світі, керованому даними, знання та управління даними, які є надзвичайно важливими. Бізнес все більше покладається на те, щоб інформація була доступною для внутрішнього використання якомога швидше, чіткіше та лаконічніше. Управління знаннями – це процес створення, вилучення та застосування знань для покращення бізнес-ефективності. Він включає процеси, які допомагають організаціям ідентифікувати та вилучати інформацію, обмінюватися нею та використовувати її для кращого досягнення своїх цілей. Однак це може бути складним та непростим завданням, особливо для великих компаній.

Обробка природної мови (NLP) обіцяє знайти рішення. Ця технологія має потенціал трансформувати інформаційну стратегію компанії. NLP – це галузь штучного інтелекту, яка працює над взаємодією між комп’ютерами та людською мовою. NLP дозволяє компаніям витягувати інформацію з великих обсягів неструктурованих текстових даних та перетворювати її на практичну інформацію.

Дослідження NLP допомогли розпочати еру генеративного штучного інтелекту , починаючи від комунікативних навичок моделей великих мов (LLMs) і закінчуючи здатністю моделей генерації зображень розуміти запити. НЛП вже є частиною повсякденного життя багатьох людей, живлячи пошукові системи,

спонукаючи чат-ботів до обслуговування клієнтів за допомогою голосових команд, голосових GPS-систем та цифрових помічників, що відповідають на запитання, на смартфонах, таких як Alexa від Amazon, Siri від Apple та Cortana від Microsoft [26].

NLP спрощує для людей спілкування та взаємодію з машинами, дозволяючи їм робити це природною людською мовою, яку вони використовують щодня. Це корисно для багатьох галузей та застосувань:

- автоматизація повторюваних завдань;
- покращений аналіз даних;
- розширений пошук;
- створення контенту.

НЛП покращує аналіз даних, витягуючи корисну інформацію з неструктурованих текстових даних, таких як відгуки користувачів, публікації в соціальних мережах та новинні статті. Використовуючи методи текстового інтелектуального аналізу, НЛП може виявляти закономірності, тенденції та настрої, які не одразу очевидні у великих наборах даних. Аналіз настроїв дозволяє нам витягувати з тексту суб'єктивність, ставлення, емоції, сарказм, плутанину та підозру. Його часто використовують для спрямування комунікації до системи або особи, яка, ймовірно, відреагує наступною.

Це дозволяє компаніям краще розуміти вподобання клієнтів, ринкові умови та громадські настрої. Інструменти НЛП також можуть категоризувати та узагальнювати величезні обсяги тексту, що полегшує аналітикам визначення ключових ідей та прийняття ефективніших рішень на основі даних.

Щоразу, коли ви запитуєте про погоду у голосового помічника, вводите короткий запит у чат-бота або читаєте машинно написаний виклад звіту, ви відчуваєте NLP (обробку природної мови) в дії. Це інтерпретатор людської мови та машинної логіки, який дозволяє програмному забезпеченню не лише зберігати дані, але й розуміти їх та діяти на їх основі [27].

NLP використовує передові мовні моделі для створення тексту, подібного до людського, для різних цілей. Попередньо навчені моделі, такі як GPT-4, можуть генерувати статті, звіти, маркетингові тексти, описи продуктів і навіть творче письмо на основі підказок, наданих користувачами. Інструменти на базі NLP також можуть допомогти в автоматизації таких завдань, як написання електронних листів, публікацій у соціальних мережах або юридичної документації. Розуміння контексту, тону та стилю, NLP забезпечує зв'язність, релевантність та відповідність згенерованого контенту запланованому повідомленню, заощаджуючи час і зусилля на створення контенту, зберігаючи при цьому якість [26].

Останнім часом моделі глибокого навчання стали домінуючим методом NLP, використовуючи величезні обсяги необроблених, неструктурованих даних, як текстових, так і голосових, для підвищення точності. Глибоке навчання можна розглядати як подальший розвиток статистичного NLP, з тією різницею, що воно використовує моделі нейронних мереж [26].

Існує кілька підкатегорій моделей:

– моделі «послідовність-послідовність» (seq2seq): засновані на рекурентних нейронних мережах (RNN) , вони здебільшого використовуються для машинного перекладу шляхом перетворення фрази з однієї області (наприклад, німецької мови) у фразу з іншої області (наприклад, англійської);

– трансформерні моделі : вони використовують токенізацію мови (позицію кожного лексемного слова або підслова) та самостійну увагу (фіксацію залежностей та зв'язків) для обчислення зв'язку різних частин мови одна з одною. Трансформерні моделі можна ефективно навчати за допомогою самостійного навчання на масивних текстових базах даних. Віхою в трансформерних моделях стали двонаправлені представлення кодувальника Google з трансформерів (BERT), які стали та залишаються основою роботи пошукової системи Google;

– авторегресивні моделі : Цей тип трансформаторної моделі спеціально навчений прогнозувати наступне слово в послідовності, що являє собою величезний крок вперед у здатності генерувати текст. Прикладами авторегресивних LLM є GPT, Llama , Claude та Mistral з відкритим кодом;

– базові моделі : Попередньо створені та куровані базові моделі можуть пришвидшити запуск NLP-проєкту та підвищити довіру до його функціонування. Наприклад, базові моделі IBM® Granite™ широко застосовуються в різних галузях. Вони підтримують завдання NLP, включаючи генерацію контенту та вилучення аналітичних даних. Крім того, вони сприяють генерації з доповненим пошуком даних, що є основою для покращення якості відповіді шляхом зв'язування моделі із зовнішніми джерелами знань. Моделі також виконують розпізнавання іменованих сутностей, що включає ідентифікацію та вилучення ключової інформації в тексті.

Кілька завдань NLP допомагають комп'ютерам обробляти текстові та аудіодані, щоб вони могли їх зрозуміти. Деякі з цих завдань включають:

– базове розуміння;

– розпізнавання іменованих сутностей;

– назви груп слів;

– значення слів.

Обробка природної мови – це не окрема технологія, а набір методів, які дозволяють машинам читати, розуміти та відтворювати людську мову. Поєднання цих методів обробки природної мови додає окремий рівень знань, що дозволяє створювати інтелектуальну автоматизацію.

Розглянемо методи обробки природної мови (NLP), що допомагають з автоматизацією:

а) попередня обробка тексту та токенізація;

1) попередня обробка тексту: включає очищення вхідного тексту шляхом видалення розділових знаків, зайвих символів, спеціальних

символів та стоп-слів (таких як "the", "is" або "and"), які не додають багато значення. Вона також може включати лематизацію (скорочення слів до їх базових форм) або стеммінг (скорочення змінюваних слів до їхнього тіла) для скорочення слів до їх базових форм. Наприклад, "running", "ran" та "runs" стають "run".

2) токенізація: розкладання речень на слова, фрази або символи для математичної обробки за допомогою моделей машинного навчання. Наприклад, речення "AI transforms automatization" перетворюється на токени [AI][is][transform][automation].

б) розпізнавання іменованих сутностей (NER);

1) розпізнавання сутностей: Система шукає фрази в тексті, які утворюють сутність. Наприклад, у реченні «Microsoft підписала контракт з Міністерством оборони США у 2024 році» сутностями є [Microsoft] (організація), [Міністерство оборони США] (організація) та [2024] (дата).

2) класифікація сутностей: Після розпізнавання фрази групуються в попередньо визначені категорії, такі як особа, компанія, місце, дата або грошова вартість.

в) аналіз настроїв;

1) виявлення полярності: Визначає, чи є текст позитивним, негативним чи нейтральним. Наприклад, «Додаток чудовий» (позитивне), «Обслуговування жахливе» (негативне).

2) класифікація настроїв: Більш просунуті моделі класифікують текст на основі таких емоцій, як радість, смуток чи гнів.

3) враження на основі аспектів: Враження поділяються за певними характеристиками. Наприклад, у відгуку про ресторан їжа може бути визнана хорошою, але обслуговування поганим, наприклад, «Їжа була поганою, але обслуговування було чудовим».

г) тегування частин мови (POS) та синтаксичний розбір;

1) частина мови (POS): Тут кожне слово в реченні позначено своєю граматичною ідентичністю: іменник, дієслово, прикметник тощо. Наприклад: «Система швидко обробляє дані» → [Визначник:] [система: іменник] [є: дієслово] [швидко: прикметник] [у: прийменнику] [обробка: іменник] [дані: іменник].

2) синтезаційний аналіз: Далі аналізується зв'язки між словами, структурою речення та їхніми зв'язками з іншими. У реченні «Клієнт попросив повернення коштів» синтаксичний аналізатор визначає «клієнт» як підмет, «попросив» як дієслово та «повернення коштів» як прислівник.

д) розпізнавання та класифікація намірів;

1) розпізнавання намірів: визначає намір тексту. Наприклад, такі фрази мають однакове значення: «Я забув пароль», «Я не можу увійти» та «Відновити права облікового запису».

2) класифікація: класифікує різні пошукові фрази користувачів за попередньо визначеними категоріями, такими як проблеми з виставленням рахунків, технічна підтримка або управління обліковим записом.

е) машинний переклад та багатомовне NLP;

1) машинний переклад (MT): Перекладає текст між двома мовами. Наприклад, англійська фраза «Відстежити мою відправку» перекладається як «Suivre mon colis» (Слідкуйте за моєю доставкою) – французькою.

2) багатомовні моделі: Нові системи NLP, часто засновані на розширених мовних моделях, можуть перекладати та створювати текст одночасно десятками мов.

ж) підсумок тексту та відповіді на запитання;

1) підсумовування тексту: Стискає довгі документи до коротшого формату, зберігаючи найважливішу інформацію. Наприклад, 20-сторінковий фінансовий звіт можна стиснути до односторінкового резюме.

2) методи вилучення витягують важливі речення з тексту.

3) методи підсумовування перефразують та підсумовують вміст у зовсім інші речення.

4) метод питань і відповідей (QA): Це дозволяє користувачам поставити просте запитання та отримати відповідь на основі великого тексту. Наприклад, коли хтось запитує: «Який штраф за несвоєчасне подання цієї політики?», повертається точний абзац, а не весь документ.

Обробка природної мови (NLP) може здатися широким поняттям, але на практиці ці методи можуть забезпечити цінні результати для стартапів та інших підприємств. Вони перетворюють неструктурований текст на структурований штучний інтелект, який можна використовувати для автоматизації, прийняття рішень та покращення клієнтського досвіду.

Завдяки методам обробки природної мови, описаним вище, у роботі були застосовані конкретні інструменти ШІ. Зокрема, GPT – використовувався для автоматичного узагальнення текстових описів проєктів, Grok – для аналізу семантики та класифікації навичок, а алгоритми машиного навчання допомогли прогнозувати бюджет і тривалість проєктів.

РОЗДІЛ 3
РОЗРОБКА МОДЕЛІ СИСТЕМИ МОНІТОРИНГУ ТА КОНТРОЛЮ ВИКОНАННЯ ПРОЄКТІВ З ВИКОРИСТАННЯМ ТЕХНОЛОГІЙ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

3.1 Інтелектуальний аналіз даних для моніторингу та прогнозування термінів і бюджету виконання проєкту

Інтелектуальний аналіз даних є ключовим елементом сучасних систем моніторингу та контролю проєктів в аутсорсингових компаніях. Як було зазначено в попередніх розділах, традиційні методи управління проєктами, зокрема діаграми Ганта та метод критичного шляху, часто виявляються недостатньо гнучкими для оперативного реагування на зміни в динамічному середовищі IT-аутсорсингу. Застосування методів машинного навчання, зокрема регресійного аналізу, дозволяє створити проактивну систему прогнозування ключових параметрів проєкту – тривалості та бюджету – на основі аналізу історичних даних та характеристик проєктних завдань [28].

Для побудови моделі прогнозування параметрів проєкту було прийнято рішення застосувати лінійну регресію як основний метод аналізу. Такий підхід обумовлений кількома факторами. По-перше, регресійні моделі дозволяють кількісно оцінити вплив різних характеристик проєкту на його ключові параметри. По-друге, лінійна модель характеризується простотою інтерпретації результатів, що є критично важливим для практичного впровадження в систему моніторингу проєктного офісу [29]. Кожен коефіцієнт у моделі показує, як зміна конкретної змінної впливає на прогнозований бюджет чи тривалість виконання завдання.

Вибір саме лінійної регресії також зумовлений можливістю ефективної візуалізації результатів та формування інтуїтивно зрозумілих звітів для

менеджерів проєктів. На відміну від більш складних методів машинного навчання, таких як нейронні мережі або градієнтний бустинг, лінійна регресія забезпечує прозорість моделі – кожен коефіцієнт має чітку економічну інтерпретацію, що дозволяє не лише отримати прогноз, але й зрозуміти логіку ринкової поведінки замовників та виявити фактори, які визначають вартість та часові рамки реалізації завдань [30].

Математично лінійна регресійна модель може бути представлена у вигляді:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \ldots + \beta_n X_n + \varepsilon, \quad (3.1)$$

де Y – залежна змінна (прогнозований параметр: бюджет або тривалість проєкту);

$X_1, X_2, \ldots, X_n$ – незалежні змінні (характеристики проєкту);

β_0 – константа моделі;

$\beta_1, \beta_2, \ldots, \beta_n$ – коефіцієнти регресії, що характеризують силу та напрямок впливу кожного фактора;

ε – випадкова помилка моделі [31].

Оцінка якості регресійної моделі здійснюється на основі коефіцієнта детермінації R^2, який показує частку дисперсії залежної змінної, що пояснюється моделлю:

$$R^2 = 1 - (SSres / SStot), \quad (3.2)$$

де $SSres$ – сума квадратів залишків моделі;

$SStot$ – загальна сума квадратів відхилень від середнього значення. Значення R^2 варіюється від 0 до 1, де значення близьке до 1 свідчить про високу пояснювальну здатність моделі [32].

У рамках дослідження було зібрано та опрацьовано дані щодо 74 проєктів з платформи Upwork, яка є одним із найбільших світових ринків для

аутсорсингових ІТ-послуг. Вибірка включала проєкти, що суттєво відрізнялися між собою за рівнем складності, деталізацією опису, кількістю вимог до навичок та очікуваними обсягами робіт. Така різноманітність дозволила виявити закономірності у формуванні бюджету та тривалості виконання проєктів різного типу.

Основним джерелом інформації про проєкт на платформі Upwork є його текстовий опис та перелік вимог. Усі ключові параметри – складність, обсяг роботи, необхідний досвід, технологічний стек, очікуваний результат – формуються саме на основі тексту. Тому використання текстових змінних і кількості навичок як предикторів у моделі є логічним та обґрунтованим підходом [33]. Кількість навичок, зазначених замовником, опосередковано відображає складність проєкту – чим ширший спектр технологій чи компетенцій очікується від виконавця, тим вищим зазвичай є бюджет та тривалість проєкту.

Для структуризації даних про вимоги до навичок виконавців було виділено 5 основних категорій, які дозволяють класифікувати типи компетенцій, необхідних для виконання завдань (табл. 3.1).

Таблиця 3.1 – Категорії навичок для аналізу проєктів

Категорія	Опис та приклади технологій
Frontend/Web	Робота з інтерфейсом користувача, веб-дизайн, верстка, HTML/CSS, JavaScript, React, Vue.js
Backend/Infra	Серверна частина, бази даних, API, інфраструктура, DevOps, Node.js, Python, PostgreSQL
AI/Advanced Tech	Штучний інтелект, машинне навчання, блокчейн, NLP, комп'ютерний зір, нейронні мережі
WordPress	Розробка сайтів на WordPress, плагіни, кастомізація тем, WooCommerce, управління контентом
Soft Skills	Комунікація, менеджмент проєктів, UX-дослідження, організація роботи команди

Джерело: складено автором

Для зручності обробки даних наявність кожної категорії навичок було закодовано у бінарному форматі: 1 – проєкт потребує цієї категорії навичок, 0 – проєкт не потребує. Такий підхід забезпечує:

– стандартизацію даних – модель легко працює з числами, що спрощує математичну обробку;

– можливість підрахунку загальної кількості задіяних категорій та використання цього показника в регресії;

– швидке порівняння проєктів без необхідності аналізу текстових описів;

– опосередковану оцінку складності – чим більше категорій задіяно, тим складніший проєкт [34].

Окрім категорій навичок, було виділено групу текстових параметрів, що характеризують зміст та деталізацію опису проєкту (табл. 3.2). Ці параметри дозволяють врахувати специфічні характеристики кожного проєкту, які не відображаються у стандартизованих категоріях навичок.

Таблиця 3.2 – Текстові параметри для аналізу проєктів

Параметр	Опис та методика розрахунку
Keywords_count	Кількість ключових слів у описі проєкту (технології, навички). Розраховується шляхом підрахунку окремих термінів у переліку вимог
Desc_length	Довжина текстового опису проєкту. Розраховується як кількість символів у полі опису завдання
Complexity_level	Рівень складності проєкту за шкалою від 1 до 5. Визначається експертно на основі аналізу опису та кількості задіяних категорій навичок
AI_flag	Бінарний індикатор присутності AI/ML компонентів у проєкті. 1 – проєкт містить елементи штучного інтелекту, 0 – не містить

Джерело: складено автором

Перед побудовою моделей виникла необхідність стандартизувати вихідні дані, оскільки в оригінальних описах проєктів бюджет і тривалість задаються у різних форматах. На платформі Upwork замовники можуть вказувати бюджет у двох форматах: фіксована ціна (Fixed Price) або погодинна оплата (Hourly) із зазначенням діапазону ставки. Це унеможливлює безпосереднє застосування статистичних методів і потребує попередньої трансформації даних.

Для інтеграції цих значень в єдину модель було застосовано таку логіку перетворення:

– якщо вказана фіксована ціна – вона використовується як кінцевий бюджет;

– якщо вказаний погодинний діапазон – обчислюється середнє між мінімальною та максимальною ставкою;

– отримана ставка множиться на фактичну або середню тривалість аналогічних проєктів для перетворення у загальний бюджет.

Такий підхід забезпечив порівнюваність усіх 74 проєктів незалежно від типу ціноутворення, обраного замовником. Тривалість проєктів на Upwork також задається у вигляді діапазонів. Для використання цього параметра в регресії кожен діапазон було переведено в середнє числове значення у днях (табл. 3.3).

Таблиця 3.3 – Перетворення діапазонів тривалості в числові значення

Оригінальний діапазон	Середнє значення (дні)
Less than 1 week	5
1–4 weeks	17
1–3 months	60
3–6 months	120
More than 6 months	210

Джерело: складено автором

Для зменшення сильного розкиду значень бюджетів та тривалості проєктів і забезпечення більш симетричного розподілу даних було застосовано логарифмічне перетворення. Логарифмування є стандартним підходом в економетричному аналізі, який дозволяє:

– нормалізувати розподіл даних, що мають правосторонню асиметрію;

– стабілізувати дисперсію залишків моделі;

– інтерпретувати коефіцієнти як відсоткові зміни прогнозованого параметра [35].

Першою була побудована модель прогнозування тривалості проєкту на основі категорій навичок. В якості залежної змінної (Y) виступала тривалість проєкту в днях. Незалежними змінними (X) були: бюджет проєкту, п'ять бінарних індикаторів категорій навичок (Frontend/Web, Backend/Infra, AI/Advanced Tech, WordPress, Soft Skills) та логарифм бюджету. Вихідні дані для проведення регресійного аналізу включали повний перелік характеристик кожного з 74 проєктів вибірки.

Результати регресійного аналізу для моделі прогнозування тривалості представлено в таблиці 3.4.

Таблиця 3.4 – Результати регресійного аналізу для прогнозування тривалості (категорії навичок)

Показник	Значення
Коефіцієнт детермінації (R^2)	0,96
Скоригований R^2	0,955
Стандартна помилка	8,42
Кількість спостережень	74
Середнє відхилення прогнозу	5,282 дня

Джерело: розраховано автором

Регресійна модель становить:

$$Y = -45{,}029 + 0{,}002X_1 + (-0{,}663)X_2 + 0{,}766X_3 + (-2{,}658)X_4 + 0{,}627X_5 + 0{,}28X_6 + 7{,}171X_7,$$

де x1 – бюджет;

x2 – frontend/web;

x3 – backend/infra;

x4 – ai/advanced tech;

x5 – wordpress;

x6 – soft skills;

x7 – логарифм (бюджет).

Коефіцієнт детермінації $R^2 = 0,96$ свідчить про те, що модель пояснює 96% варіації тривалості проєктів, що є надзвичайно високим показником для прогностичних моделей у сфері управління проєктами [36]. Середнє відхилення прогнозу становить лише 5,282 дня, що підтверджує високу точність моделі. Такий результат означає, що прогнозовані значення тривалості проєктів майже співпадають з фактичними даними, що свідчить про те, що модель працює коректно і може бути використана для практичного застосування.

Аналогічно було побудовано модель прогнозування бюджету проєкту. В якості залежної змінної виступав бюджет проєкту, а незалежними змінними – тривалість у днях, п'ять бінарних індикаторів категорій навичок та логарифм тривалості. Результати аналізу представлено в таблиці 3.5.

Таблиця 3.5 – Результати регресійного аналізу для прогнозування бюджету (категорії навичок)

Показник	Значення
Коефіцієнт детермінації (R^2)	0,95
Скоригований R^2	0,944
Стандартна помилка	245,8
Кількість спостережень	74
Середнє відхилення прогнозу	4,445 USD

Джерело: розраховано автором

Регресійна модель становить:

$$Y = 293,463 + 203,196X_1 + 167,293X_2 + (-98,502)X_3 + 768,368X_4 + (-138,007)X_5 + (-73,735)X_6 + (-382,693)X_7,$$

де x1 – тривалість;
x2 – frontend/web;
x3 – backend/infra;
x4 – ai/advanced tech;
x5 – wordpress;
x6 – soft skills;

x7 – логарифм (тривалість).

Модель прогнозування бюджету демонструє коефіцієнт детермінації R^2 = 0,95, що також є високим показником. Середнє відхилення прогнозу становить 4,445 USD, що свідчить про ще більшу точність порівняно з моделлю тривалості. Порівняння прогнозованих значень з фактичними демонструє, що модель адекватно відображає залежність бюджету проєкту від його характеристик.

Для порівняння ефективності різних підходів до формування предикторів було побудовано альтернативні моделі на основі текстових параметрів. Такий підхід дозволяє оцінити, наскільки ефективно можна прогнозувати параметри проєкту, використовуючи лише інформацію, що міститься у текстовому описі завдання, без необхідності попередньої класифікації навичок.

Для прогнозування тривалості незалежними змінними виступали: бюджет, кількість ключових слів (Keywords_count), довжина опису (Desc_length), рівень складності (Complexity_level), індикатор AI (AI_flag) та логарифм бюджету. Результати регресійного аналізу для моделі тривалості на основі текстових параметрів представлено в таблиці 3.6.

Таблиця 3.6 – Результати регресійного аналізу для прогнозування тривалості (текстові параметри)

Показник	Значення
Коефіцієнт детермінації (R^2)	0,94
Скоригований R^2	0,934
Стандартна помилка	10,15
Кількість спостережень	74
Середнє відхилення прогнозу	6,71 дня

Джерело: розраховано автором

Модель на основі текстових параметрів показує дещо нижчий коефіцієнт детермінації (R^2 = 0,94) порівняно з моделлю на основі категорій навичок, проте все ще демонструє високу пояснювальну здатність. Середнє відхилення прогнозу

становить 6,71 дня, що є прийнятним результатом для практичного застосування, хоча й вищим порівняно з попередньою моделлю.

Аналогічно було побудовано модель прогнозування бюджету на основі текстових параметрів. Результати представлено в таблиці 3.7.

Таблиця 3.7 – Результати регресійного аналізу для прогнозування бюджету (текстові параметри)

Показник	Значення
Коефіцієнт детермінації (R^2)	0,90
Скоригований R^2	0,891
Стандартна помилка	312,4
Кількість спостережень	74
Середнє відхилення прогнозу	6,15 USD

Джерело: розраховано автором

Модель прогнозування бюджету на основі текстових параметрів демонструє коефіцієнт детермінації $R^2 = 0,90$, що є нижчим порівняно з моделлю на основі навичок (0,95), проте все ще залишається достатньо високим для практичного використання. Середнє відхилення прогнозу становить 6,15 USD.



Рисунок 3.1 – Фактичні та прогнозовані показники тривалості (дні), навички.

Аналіз графіка (рис 3.1, рис. 3.2) порівняння фактичних та прогнозованих значень свідчить про наявність більших розбіжностей порівняно з моделями на основі категорій навичок.



Рисунок 3.2 – Фактичні та прогнозовані показники бюджету.

Для визначення оптимального підходу до прогнозування параметрів проєктів було проведено порівняльний аналіз усіх побудованих моделей. Узагальнені результати представлено в таблиці 3.8. Такий аналіз дозволяє обрати найбільш ефективний підхід для практичного впровадження в систему моніторингу проєктного офісу.

Таблиця 3.8 – Порівняльний аналіз регресійних моделей

Модель	R^2	Середнє відхилення	Оцінка
Тривалість (навички)	0,96	5,28 дня	Висока
Бюджет (навички)	0,95	4,45 USD	Висока
Тривалість (текстові)	0,94	6,71 дня	Добра
Бюджет (текстові)	0,90	6,15 USD	Добра

Джерело: складено автором

Порівняльний аналіз свідчить, що моделі на основі категорій навичок демонструють дещо кращі результати за обома критеріями – коефіцієнтом детермінації та середнім відхиленням прогнозу. Це пояснюється більш структурованим характером даних про навички порівняно з текстовими параметрами, які можуть містити шум та нерелевантну інформацію.

Однак моделі на основі текстових параметрів також показують високу точність і можуть бути ефективно використані в ситуаціях, коли інформація про категорії навичок недоступна або неповна [37]. Важливо зазначити, що всі побудовані моделі демонструють коефіцієнт детермінації вище 0,90, що свідчить про високу пояснювальну здатність обраних предикторів та підтверджує доцільність їх використання в системі моніторингу проєктного офісу.

Розроблені регресійні моделі є ключовим компонентом інтелектуальної системи моніторингу та контролю проєктів, що забезпечує перехід від реактивного до проактивного управління. Їх практичне застосування передбачає кілька напрямків:

– раннє прогнозування параметрів проєкту. На етапі ініціації нового проєкту модель дозволяє оцінити очікувану тривалість та бюджет на основі опису завдання та вимог до навичок. Це забезпечує проактивне планування ресурсів та реалістичне формування очікувань замовника;

– виявлення аномальних проєктів. Порівняння фактичних параметрів проєкту з прогнозованими значеннями дозволяє ідентифікувати проєкти з нетиповими характеристиками, які потребують особливої уваги менеджерів та більш ретельного контролю;

– оптимізація портфеля проєктів. Прогнозування тривалості та бюджету нових проєктів допомагає оптимізувати розподіл ресурсів між проєктами та планувати завантаження команд на перспективу.

Підтримка прийняття рішень. Аналіз коефіцієнтів моделі надає інформацію про фактори, що найбільше впливають на тривалість та вартість проєктів, що допомагає у формуванні цінової політики та стратегії розвитку компанії [38].

Практичне впровадження моделей у систему моніторингу передбачає їх інтеграцію з існуючими інструментами управління проєктами (Jira, Trello, MS Project) через API. Це забезпечує автоматичне отримання даних про характеристики проєктів та формування прогнозів у режимі реального часу. Результати прогнозування візуалізуються на дашбордах проєктного офісу разом з показниками фактичного виконання, що дозволяє оперативно відстежувати відхилення та приймати коригувальні рішення.

Алгоритм роботи системи прогнозування передбачає наступні етапи: автоматичний збір даних про новий проєкт; попередню обробку та стандартизацію вхідних параметрів; застосування регресійної моделі для формування прогнозу; порівняння прогнозу з базовими показниками та формування рекомендацій; візуалізацію результатів на дашборді та сповіщення відповідальних осіб.

Проведений інтелектуальний аналіз даних дозволив побудувати регресійні моделі прогнозування ключових параметрів проєктів – тривалості та бюджету виконання. Усі побудовані моделі демонструють високу точність прогнозування з коефіцієнтами детермінації від 0,90 до 0,96, що підтверджує доцільність застосування регресійного аналізу в системі моніторингу проєктів.

Моделі на основі категорій навичок показують дещо кращі результати порівняно з моделями на основі текстових параметрів, що обумовлено більш структурованим характером цих даних. Середнє відхилення прогнозу тривалості становить 5,28 дня для моделі на основі навичок та 6,71 дня для текстової моделі. Для бюджету відповідні показники становлять 4,45 та 6,15 USD, що свідчить про практичну придатність обох підходів.

Розроблені моделі інтегруються в загальну архітектуру системи моніторингу та контролю проєктів, забезпечуючи проактивне управління та раннє виявлення

потенційних проблем. Практичне впровадження цих моделей дозволить аутсорсинговим компаніям підвищити точність планування, оптимізувати розподіл ресурсів та покращити якість обслуговування замовників, що є критично важливим в умовах високої конкуренції на ринку IT-послуг.

3.2 Розробка моделі моніторингу та контролю виконання проєктів на базі інструментарію штучного інтелекту

У сучасному управлінні проєктами системи моніторингу відіграють ключову роль у забезпеченні ефективного контролю над ресурсами, термінами та результатами. Як зазначалося в попередніх розділах, традиційні методи управління проєктами, зокрема діаграми Ганта та метод критичного шляху, часто виявляються недостатньо гнучкими для оперативного реагування на зміни в динамічному середовищі IT-аутсорсингу. У зв'язку з цим виникає необхідність розробки комплексної моделі моніторингу, яка б інтегрувала сучасні технології штучного інтелекту та забезпечувала проактивне управління проєктами [39].

Серед найпопулярніших інструментів моніторингу проєктів можна виділити Microsoft Project, Jira, Asana та Monday.com. Ці системи дозволяють керівникам команд відстежувати статус завдань, терміни, бюджет, завантаженість виконавців та ефективність процесів. Проте основний недолік більшості таких систем полягає у реактивному підході – система лише фіксує поточний стан, не передбачаючи можливих відхилень або ризиків. Це суттєво обмежує можливості проактивного управління, особливо в умовах високої невизначеності та мінливості зовнішнього середовища [40].

Для обґрунтування необхідності розробки нової моделі моніторингу було проведено порівняльний аналіз найбільш поширених інструментів управління проєктами. Кожен з цих інструментів має свої переваги та обмеження, що визначає сферу їх оптимального застосування.

Microsoft Project – професійний інструмент для управління проєктами, орієнтований на детальне планування і контроль календарного графіка. Система має розвинену систему звітності та підтримує методи критичного шляху та освоєного обсягу. Проте її можливості прогнозування обмежені статистичними методами, а інтеграція з зовнішніми джерелами даних потребує значних зусиль з налаштування [41].

Jira – платформа, що використовується переважно в IT-компаніях та підтримує Agile/Scrum підходи до управління проєктами. Система має потужну аналітику та гнучку систему налаштування робочих процесів. Однак Jira не інтегрує інтелектуальний аналіз ризиків та не забезпечує автоматичного прогнозування відхилень від плану. Для отримання аналітичних звітів необхідно використовувати додаткові плагіни та інтеграції.

Asana – зручний інструмент для командної взаємодії, який дозволяє створювати візуальні таймлайни та відстежувати прогрес виконання завдань. Платформа орієнтована на простоту використання та швидке впровадження. Проте Asana не має автоматичного оцінювання ефективності чи прогнозування KPI, що обмежує її використання для складних проєктів з високим рівнем невизначеності.

Monday.com – універсальна платформа з можливістю інтеграцій, автоматизацій та кастомізації дашбордів. Система підтримує різні методології управління проєктами та забезпечує гнучке налаштування візуалізації даних. Однак AI-функції Monday.com здебільшого зводяться до автоматичного сортування даних, а не до прогнозного аналізу та виявлення ризиків [42].

Результати проведеного порівняльного аналізу представлено в таблиці 3.8, де систематизовано та узагальнено ключові характеристики кожного з розглянутих інструментів, а також визначено ступінь їх відповідності вимогам інтелектуальної системи моніторингу. У таблиці наведено порівняння за основними критеріями – функціональними можливостями, гнучкістю

конфігурації, масштабованістю, продуктивністю, простотою інтеграції та наявністю механізмів штучного інтелекту. Такий підхід дозволяє не лише оцінити сильні та слабкі сторони кожного рішення, але й обґрунтовано обрати найбільш придатний інструмент для подальшої розробки системи. Крім того, аналіз забезпечує можливість формування рекомендацій щодо оптимального поєднання інструментів або їх розширення, що сприятиме підвищенню ефективності та надійності майбутньої інтелектуальної системи моніторингу.

Таблиця 3.8 – Порівняльний аналіз інструментів моніторингу проєктів

Характеристика	MS Project	Jira	Asana	Monday.com
Планування	Висока	Середня	Середня	Середня
Agile-підтримка	Низька	Висока	Середня	Висока
Аналітика	Висока	Висока	Низька	Середня
AI-прогнозування	Відсутнє	Відсутнє	Відсутнє	Базове
Аналіз ризиків	Ручний	Ручний	Відсутній	Ручний
NLP-обробка	Відсутня	Відсутня	Відсутня	Відсутня

Джерело: складено автором на основі аналізу документації

Аналіз показує, що жоден з існуючих інструментів не забезпечує повноцінної інтеграції технологій штучного інтелекту для прогнозування параметрів проєкту, автоматичного аналізу ризиків та обробки неструктурованих текстових даних. У зв'язку з цим постає необхідність розробки комплексної моделі моніторингу, що інтегрує технології машинного навчання (ML), обробки природної мови (NLP) та методи класифікації для створення інтелектуальної системи, здатної не лише відображати поточні показники, але й прогнозувати ризики, бюджетні відхилення та затримки [43].

Незалежно від обраного інструменту, ефективність моніторингу значною мірою залежить від чітко визначених ключових показників ефективності (KPI). Ключові показники ефективності є кількісними метриками, що дозволяють

оцінювати успіх проєкту та своєчасно виявляти відхилення. У контексті моніторингу проєктів виділяють KPI, які охоплюють фінансові, часові, операційні та ресурсні аспекти. Кожен KPI має чіткі критерії вимірювання та цільові значення, що встановлюються на етапі планування [44].

Для ефективного контролю проєктів у розроблюваній моделі моніторингу визначено такі ключові показники ефективності (табл. 3.9).

Таблиця 3.9 – Ключові показники ефективності моніторингу проєктів

Категорія KPI	Показник	Опис
Фінансові	Бюджет проєкту	Співвідношення запланованого та фактичного бюджету
Термін	Виконання у строк	Відхилення від запланованого графіка виконання
Ризики	Індекс ризику	Ймовірність виникнення затримки або перевищення бюджету
Команда	Завантаження	Частка використаного робочого часу виконавців
Продуктивність	Прогрес виконання	Відсоток завершених завдань у межах спринту або фази
Якість	Кількість помилок	Кількість завдань, які потребували переробки після рев'ю

Джерело: складено автором

Для кількісної оцінки ключових показників ефективності використовуються формалізовані метрики. Відхилення бюджету (Budget Variance) розраховується за формулою:

$$BV = (AC - PV)/PV \times 100\%, \quad (3.3)$$

де BV – відхилення бюджету у відсотках;

AC – фактичні витрати (Actual Cost);

PV – заплановані витрати (Planned Value).

Позитивне значення свідчить про перевищення бюджету, негативне – про економію [45].

Відхилення графіка (Schedule Variance) визначається як різниця між запланованим та фактичним відсотком завершення робіт:

$$SV = PC_planned - PC_actual , \quad (3.4)$$

де SV – відхилення графіка;

$PC_planned$ – запланований відсоток завершення;

PC_actual – фактичний відсоток завершення. Позитивне значення вказує на відставання від графіка.

Індекс ризикової експозиції (Risk Exposure) розраховується як сума добутків ймовірності та впливу для всіх ідентифікованих ризиків:

$$RE = \Sigma (P_{\text{i}} \times I_{\text{i}}) , \quad (3.5)$$

де RE – індекс ризикової експозиції;

P_{i} – ймовірність реалізації і-го ризику;

I_{i} – вплив і-го ризику на проєкт.

Значення RE вище 15% потребує негайного реагування та розробки заходів з мітигації ризиків [46].

На основі аналізу існуючих інструментів та визначених KPI розроблено комплексну архітектуру системи моніторингу проєктів, яка забезпечує автоматизований збір, аналіз та візуалізацію даних у реальному часі. Така система не лише фіксує відхилення, але й дозволяє прогнозувати ризики та оптимізувати ресурси. Архітектура системи включає п'ять основних компонентів, що забезпечують повний цикл обробки інформації.

Компонент 1. Модуль інтеграції з джерелами даних. Система інтегрується з існуючими інструментами управління проєктами та іншими джерелами даних:

– прогрес завдань – з Jira API або Azure DevOps;

– бюджетні дані – з бухгалтерських систем (QuickBooks, 1C) або Excel;

– завантаження команди – з систем тайм-трекінгу (Toggl, Clockify);

– ризики та коментарі – з реєстрів ризиків або текстових полів завдань.

Компонент 2. ETL-модуль обробки даних. Для забезпечення якості та консистентності даних використовується ETL-пайплайн (Extract → Transform → Load):

– Extract: автоматичний імпорт даних через API або завантаження CSV-файлів за розкладом;

– Transform: очищення даних, уніфікація форматів (наприклад, всі дати → ISO 8601), розрахунок KPI за визначеними формулами;

– Load: збереження у централізовану базу даних (PostgreSQL, ClickHouse) для подальшого аналізу [47].

Компонент 3. Аналітичний модуль на базі машинного навчання. Цей компонент забезпечує інтелектуальну обробку даних та включає:

– регресійні моделі для прогнозування тривалості та бюджету проєктів (див. підрозділ 3.1);

– алгоритми класифікації для категоризації ризиків за рівнем впливу;

– методи кластеризації для групування схожих проєктів та завдань;

– NLP-модуль для аналізу текстових описів та виявлення прихованих патернів.

Компонент 4. Модуль візуалізації та дашбордів. Для представлення результатів аналізу використовуються інструменти візуалізації (Power BI, Tableau або Metabase):

– Gantt-діаграми для відображення термінів та залежностей між завданнями;

– теплові карти для візуалізації завантаження команди;

– графіки відхилень бюджету та прогресу виконання;

– індикатори ризиків з кольоровою індикацією статусу.

Компонент 5. Модуль автоматизації реакцій. Система підтримує налаштування тригерів для автоматичного реагування на критичні ситуації:

– автоматичні алерти (email/Slack) при перевищенні порогових значень (наприклад, відхилення > 10%);

– якщо Resource Utilization > 90% → рекомендація щодо переназначення завдань;

– якщо Risk Exposure > 15% → автоматичне сповіщення PM та створення задачі на мітигацію ризику.

Загальну архітектуру системи моніторингу представлено на рисунку 3.1, де показано взаємозв'язки між компонентами та потоки даних.

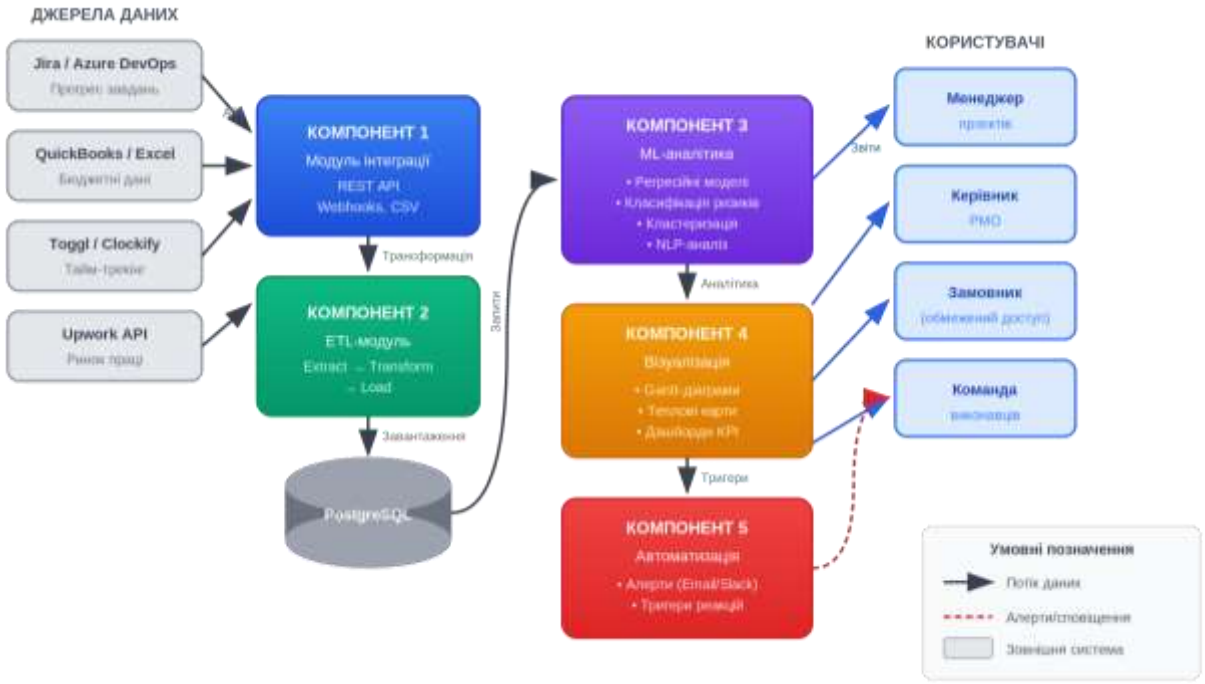


Рисунок 3.1 – Архітектура інтелектуальної системи моніторингу проєктів

Джерело: побудовано автором

Важливим компонентом розробленої моделі моніторингу є модуль обробки природної мови (NLP), який дозволяє аналізувати неструктуровані текстові дані.

У рамках дослідження було проведено апробацію NLP-методів на прикладі аналізу вакансій з платформи Upwork. Мета аналізу – автоматизувати класифікацію вакансій за рівнем залучення технологій штучного інтелекту та виявити тренди попиту на спеціалістів [48].

Для аналізу було зібрано дані щодо 75 вакансій з платформи Upwork (рис. 3.2). Такий підхід дозволяє не лише оцінити поточний стан ринку, але й інтегрувати отримані дані в систему моніторингу проєктів для прогнозування навантаження команд, ризиків та бюджетів.

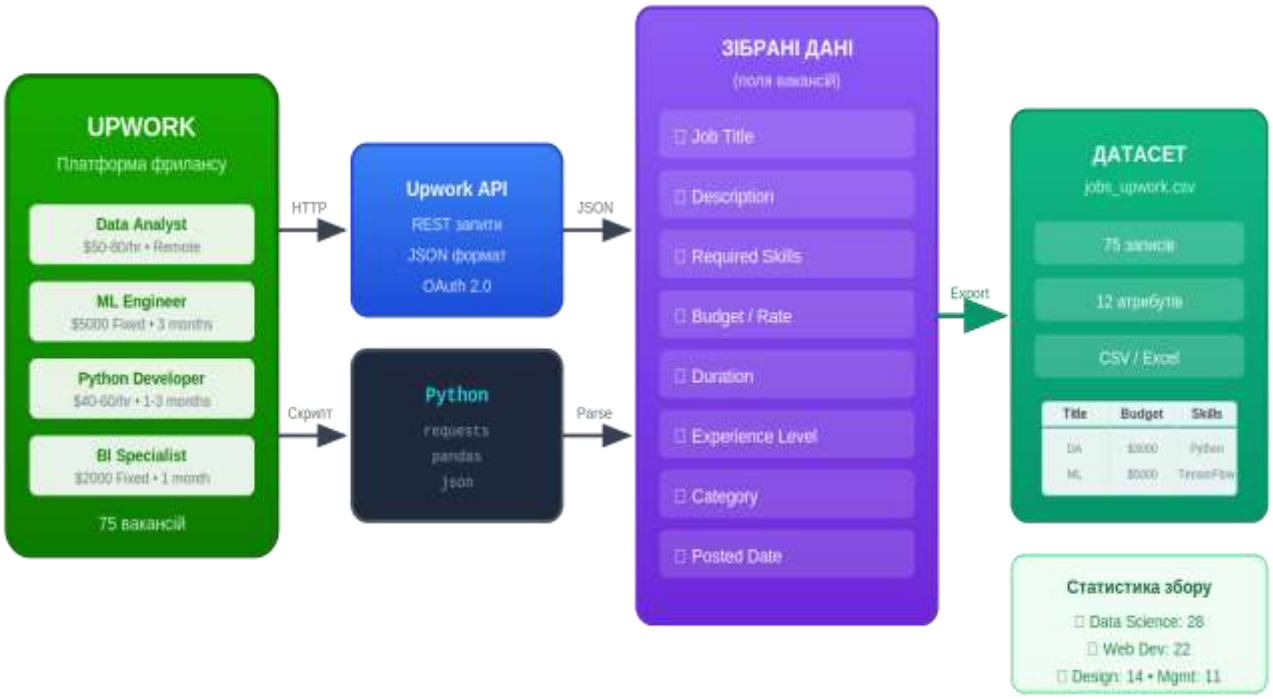


Рисунок 3.2 – Збір вакансій з платформи Upwork

Джерело: побудовано автором

Результати аналізу попиту на AI-спеціалістів за категоріями представлено на рисунку 3.3. Аналіз показав, що найбільший попит спостерігається на спеціалістів з аналізу даних та машинного навчання.

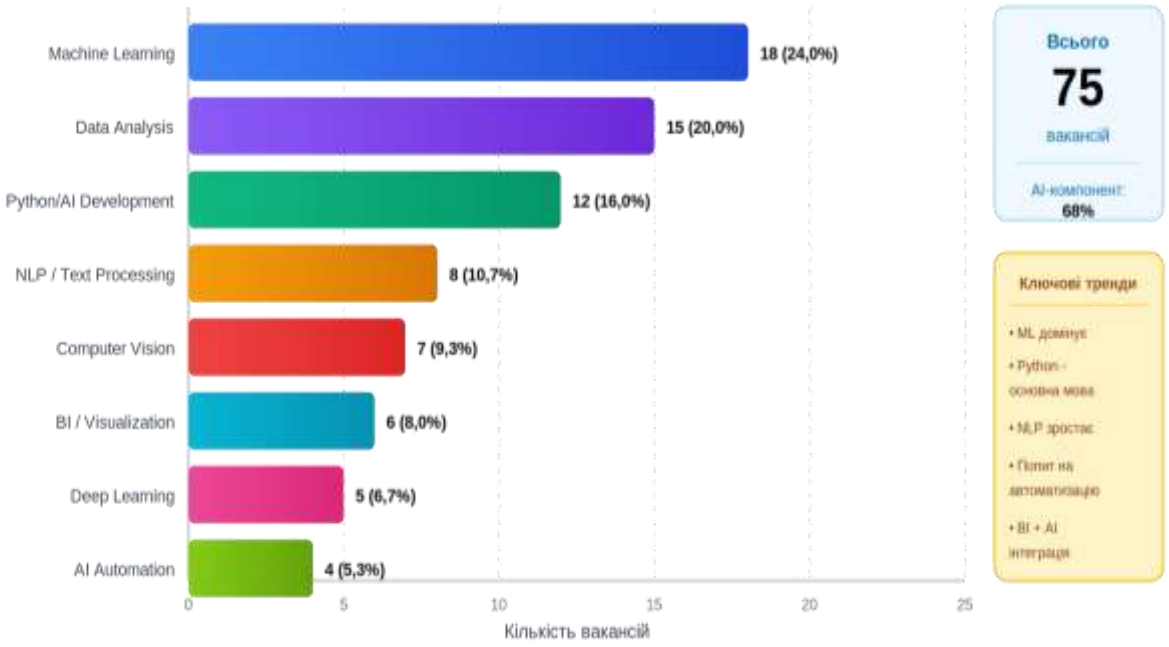


Рисунок 3.3 – Попит на AI-спеціалістів за категоріями

Джерело: побудовано автором

Процес NLP-аналізу текстових описів вакансій включає п'ять послідовних етапів, кожен з яких забезпечує поступове перетворення неструктурованих текстових даних у структуровану інформацію для прийняття управлінських рішень.

Етап 1. Попередня обробка текстів. На цьому етапі система обробляє текстові описи вакансій, виконуючи наступні операції:

– перетворення тексту у нижній регістр для уніфікації;

– видалення стоп-слів ("for", "and", "with" тощо), які не несуть семантичного навантаження;

– токенізація – розбиття тексту на окремі слова (токени) для подальшої обробки [49].

Наприклад, опис вакансії "Looking for a data analyst with strong skills in Python, Power BI, and SQL for dashboard automation" після попередньої обробки

перетворюється на набір токенів: ['data', 'analyst', 'python', 'power', 'bi', 'sql', 'dashboard', 'automation'].

Етап 2. Векторизація тексту. Для математичної обробки текст необхідно представити у числовому вигляді. Для цього використовуються два основні методи:

– Bag of Words – метод, що підраховує частоту появи кожного слова в тексті;

– TF-IDF (Term Frequency – Inverse Document Frequency) – метод, що визначає "вагу" кожного слова з урахуванням його унікальності для конкретного документа [50].

Формула розрахунку TF-IDF для терміну t в документі d з корпусу D:

$$TF - IDF(t, d, D) = TF(t, d) \times IDF(t, D) , \quad (3.6)$$

де $TF(t, d)$ – частота терміну t в документі d;

$IDF(t, D) = log(N / |\{d \in D : t \in d\}|)$ – обернена частота документа;

N – загальна кількість документів у корпусі.

Приклад результатів векторизації для аналізованих вакансій представлено в таблиці 3.10.

Таблиця 3.10 – Результати векторизації текстових описів вакансій

Термін	Частота	TF-IDF
python	3	0,91
power bi	2	0,73
sql	2	0,69
data	4	0,65
machine learning	2	0,82

Джерело: розраховано автором

Етап 3. Визначення ключових слів та побудова хмари слів. На основі розрахованих значень TF-IDF будується візуалізація у вигляді "хмари слів", де

найпопулярніші терміни відображаються більшим шрифтом. У результаті NLP-аналізу текстових описів вакансій було визначено найчастіше вживані ключові слова та фрази:

Python, Data Analysis, SQL, Machine Learning, Power BI, Excel, Dashboard, Reporting, Predictive Analytics, Visualization, R, Statistics, Regression, Forecasting, Automation, AI, Communication, Teamwork, Remote Work, Project Management, Agile, KPI, Budget, Deadlines.

Побудована хмара слів відобразила найбільш популярні напрямки та навички, затребувані на ринку фриланс-проєктів. Найбільшою частотою відзначаються терміни "Python", "Machine Learning" і "Power BI", що вказує на високий попит на фахівців з аналітики даних та автоматизації звітності [51].

Етап 4. Класифікація та кластеризація вакансій. На цьому етапі застосовуються методи машинного навчання для групування вакансій за тематичними напрямами. Якщо категорії наперед відомі – використовується класифікація (Logistic Regression, Random Forest, нейронні мережі). Якщо категорії невідомі – застосовується кластеризація (K-Means, DBSCAN).

На основі аналізу ключових слів модель визначає належність вакансій до певних категорій:

– вакансії з "Python", "SQL", "BI" належать до групи Data Analytics;

– вакансії з "React", "JavaScript", "CSS" – до групи Web Development;

– вакансії з "SEO", "Google Ads", "Content Writing" – до групи Digital Marketing.

У результаті кластерного аналізу було виділено 4 основні кластери, що представляють найбільш типові напрямки на ринку IT та суміжних сфер (рис. 3.4):

– Data Science – вакансії, пов'язані з аналізом даних, машинним навчанням, Python, SQL, AI;

– Web Development – фронтенд, бекенд, full-stack розробка, HTML/CSS/JS, React, Node.js;

– Design – UI/UX, графічний дизайн, Figma, Adobe;

– Management – менеджерські ролі, проєктний менеджмент, Agile, Scrum.

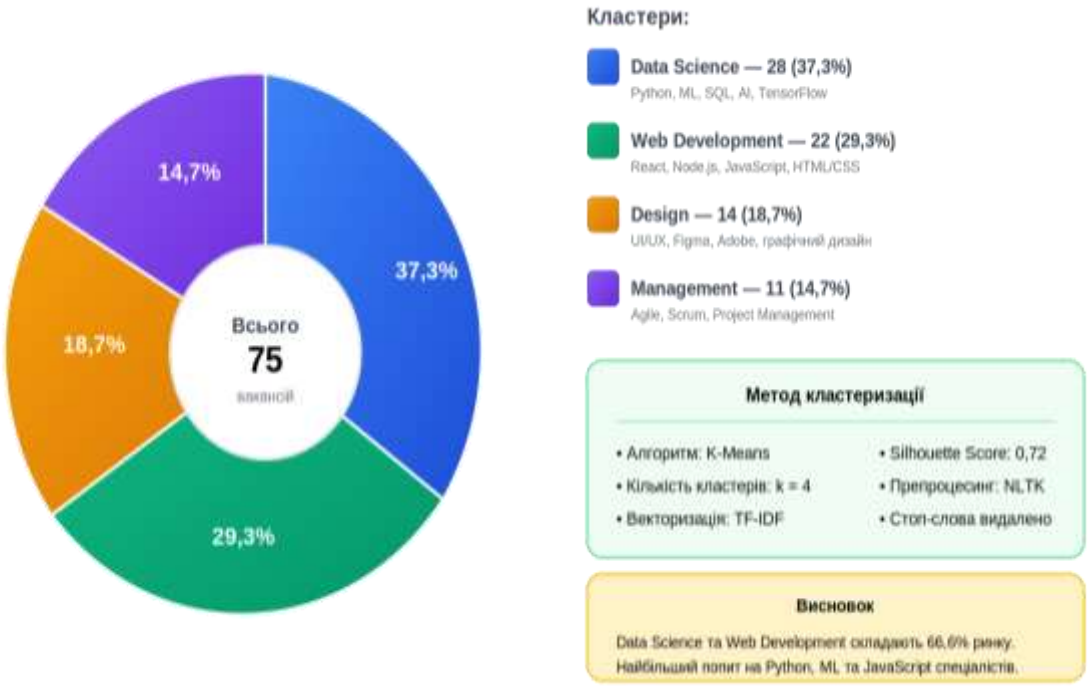


Рисунок 3.4 – Розподіл вакансій за кластерами після NLP-аналізу

Розподіл вакансій за кластерами представлено в таблиці 3.11, що дозволяє оцінити структуру попиту на ринку праці.

Таблиця 3.11 – Розподіл вакансій за кластерами

Кластер	Кількість вакансій	Частка, %
Data Science	28	37,3
Web Development	22	29,3
Design	14	18,7
Management	11	14,7
Разом	75	100,0

Джерело: розраховано автором

Етап 5. Інтерпретація результатів. Після завершення аналізу модель формує структуровані результати, які включають:

– список найчастіших ключових слів та їх ваги;

– групи вакансій (кластери) з характеристикою кожної групи;

– частку кожного напряму в загальному обсязі ринку;

– аналітичні графіки та візуалізації для прийняття управлінських рішень.

Практична реалізація NLP для класифікації вакансій на Upwork підтвердила ефективність запропонованого підходу. Автоматизований аналіз текстових даних дозволяє не лише відстежувати KPI всередині проєкту, але й моніторити зовнішнє середовище – ринок праці, технологічні тренди, конкурентні загрози. Інтеграція NLP-модуля в систему моніторингу забезпечує:

– аналіз ринкових трендів. Автоматичне відстеження змін у попиті на певні навички та технології дозволяє планувати розвиток компетенцій команди та стратегію найму персоналу;

– оцінка конкурентоспроможності. Порівняння вимог ринку з наявними компетенціями команди виявляє зони для розвитку та потенційні ризики втрати конкурентних переваг;

– прогнозування навантаження. Аналіз динаміки попиту на різні типи проєктів дозволяє прогнозувати майбутнє завантаження команд та оптимізувати розподіл ресурсів;

– виявлення нових можливостей. Ідентифікація нових технологічних напрямків та типів проєктів, що з'являються на ринку, відкриває можливості для диверсифікації послуг.

Загальну схему інтеграції компонентів моделі моніторингу представлено в таблиці 3.12, де показано взаємозв'язок між модулями системи та їх функціональне призначення.

Таблиця 3.12 – Компоненти інтелектуальної системи моніторингу

Компонент	Технології	Функції
Збір даних	REST API, CSV, Webhooks	Інтеграція з Jira, Toggl, бухгалтерськими системами
ETL-обробка	Python, Apache Airflow	Очищення, трансформація, завантаження даних
ML-аналітика	Scikit-learn, TensorFlow	Прогнозування термінів, бюджету, класифікація ризиків
NLP-модуль	NLTK, SpaCy, BERT	Аналіз текстів, класифікація, хмара слів
Візуалізація	Power BI, Tableau	Дашборди, графіки, теплові карти
Автоматизація	Zapier, n8n, Slack API	Алерти, тригери, автоматичні дії

Джерело: складено автором

Впровадження розробленої інтелектуальної системи моніторингу проєктів дозволяє досягти комплексного покращення процесів управління в аутсорсинговій компанії:

– підвищення точності прогнозування. Застосування регресійних моделей для прогнозування термінів та бюджету проєктів забезпечує точність на рівні 90-96% (за результатами апробації, описаної в підрозділі 3.2). Це дозволяє формувати реалістичні очікування замовників та планувати ресурси з урахуванням об'єктивних факторів складності проєкту;

– раннє виявлення ризиків. Автоматичний розрахунок індексу ризикової експозиції (RE) та налаштовані тригери сповіщень дозволяють ідентифікувати потенційні проблеми на ранніх стадіях – до того, як вони суттєво вплинуть на терміни чи бюджет проєкту. За оцінками експертів, раннє виявлення ризиків знижує витрати на їх мітигацію в 3-5 разів порівняно з реактивним підходом [54];

– оптимізація завантаження команди. Візуалізація завантаження виконавців у вигляді теплових карт та автоматичні рекомендації щодо перерозподілу задач дозволяють уникнути як перевантаження окремих співробітників, так і неефективного використання ресурсів. Цільовий показник завантаження команди – 70-85%, що забезпечує баланс між продуктивністю та запасом гнучкості для непередбачуваних ситуацій;

– скорочення часу на підготовку звітності. Автоматизація збору даних та формування дашбордів зменшує час, який менеджери проєктів витрачають на рутинну звітність. За оцінками, автоматизація дозволяє скоротити витрати часу на звітність на 60-70%, вивільняючи ресурси для стратегічних завдань управління;

– покращення комунікації із замовниками. Наявність актуальних та об'єктивних даних про стан проєкту підвищує прозорість співпраці із замовниками. Автоматичні звіти та дашборди з обмеженим доступом для клієнтів знижують кількість запитів на статус-апдейти та підвищують рівень довіри до виконавця.

Кількісні очікувані ефекти від впровадження системи представлено в таблиці 3.13.

Таблиця 3.13 – Очікувані ефекти від впровадження системи моніторингу

Показник	До впровадження	Після впровадження
Точність прогнозування термінів	60-70%	90-96%
Час виявлення критичних відхилень	3-5 днів	< 24 години
Витрати часу на звітність	8-10 год/тиждень	2-3 год/тиждень
Відсоток проєктів з перевищенням бюджету	25-35%	10-15%
Задоволеність замовників	75-80%	90-95%

Джерело: складено автором на основі експертних оцінок

Для забезпечення ефективної роботи розробленої системи моніторингу визначено алгоритм її функціонування, який включає циклічне виконання ключових процесів з різною періодичністю. Алгоритм враховує необхідність балансу між актуальністю даних та навантаженням на систему.

Щоденні процеси: автоматичний збір даних з інтегрованих джерел (Jira, тайм-трекери, бухгалтерські системи); розрахунок операційних KPI (прогрес виконання, завантаження команди); перевірка порогових значень та генерація алертів; оновлення дашбордів для менеджерів проєктів.

Щотижневі процеси: комплексний аналіз відхилень бюджету та графіка; перерахунок індексу ризикової експозиції; формування зведених звітів для керівництва; аналіз тенденцій та прогнозування на найближчі 2-4 тижні.

Щомісячні процеси: глибокий аналіз ефективності команд та проєктів; перенавчання ML-моделей на нових даних; NLP-аналіз ринкових трендів; стратегічний аналіз портфеля проєктів; калібрування порогових значень алертів.

Послідовність виконання основних операцій системи моніторингу можна формалізувати у вигляді алгоритму (рис. 3.5), що ілюструє логіку прийняття рішень та автоматичних дій.

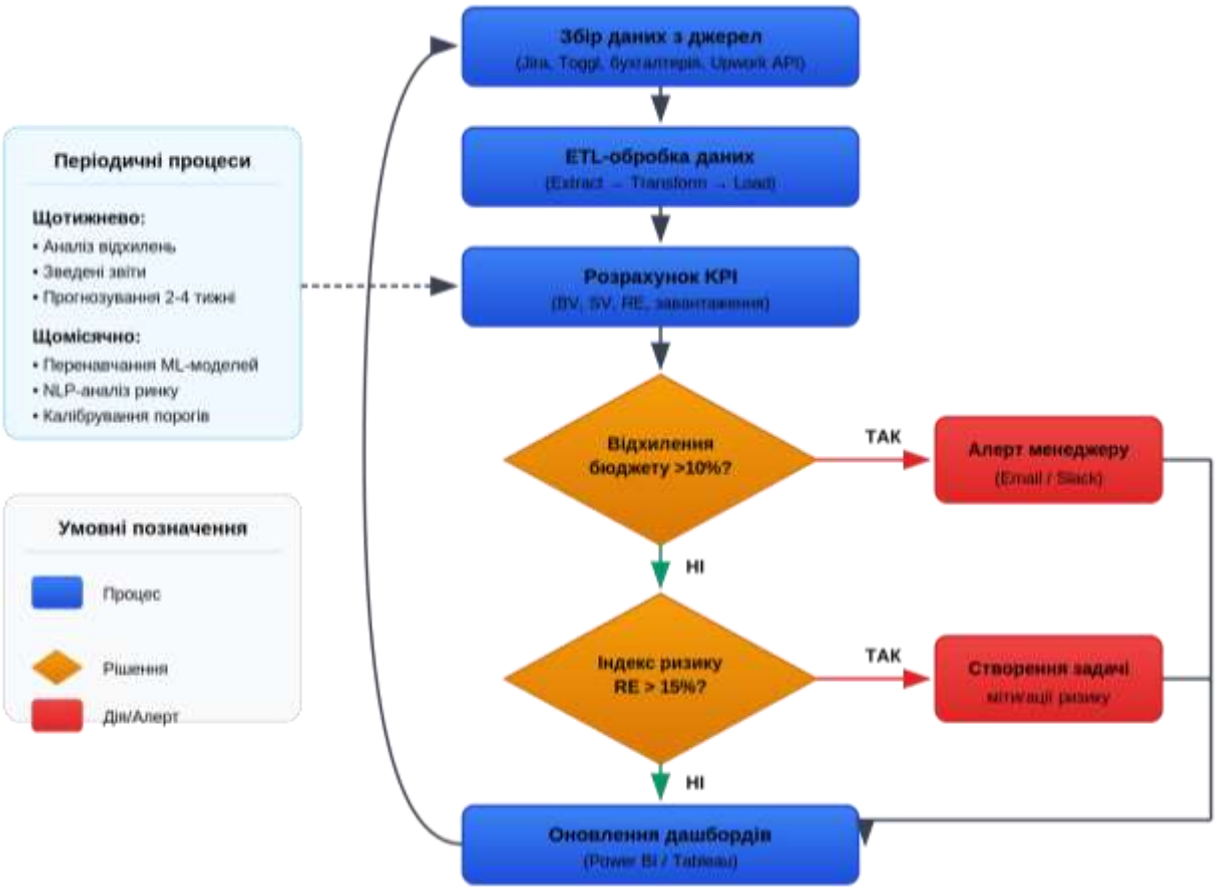


Рисунок 3.5 – Алгоритм функціонування системи моніторингу

На основі проведеного дослідження сформульовано практичні рекомендації щодо впровадження розробленої моделі моніторингу в проєктному офісі аутсорсингової компанії:

– поетапне впровадження. Рекомендується починати з базових компонентів (збір даних, розрахунок KPI) та поступово додавати інтелектуальні функції (прогнозування, NLP-аналіз);

– накопичення історичних даних. Для ефективної роботи ML-моделей необхідно забезпечити збір та зберігання історичних даних про виконання проєктів протягом мінімум 6-12 місяців;

– калібрування порогових значень. Значення порогів для алертів (відхилення бюджету, завантаження команди, індекс ризику) необхідно калібрувати на основі специфіки компанії та типів проєктів;

– навчання персоналу. Ефективне використання системи потребує навчання менеджерів проєктів інтерпретації результатів аналізу та прийняття рішень на їх основі;

– регулярне оновлення моделей. ML-моделі потребують періодичного перенавчання на нових даних для підтримання актуальності прогнозів [53].

3.3 Оцінка ефективності впровадження моделей штучного інтелекту в систему моніторингу та контролю виконання проєктів

Впровадження інструментів штучного інтелекту в систему моніторингу та контролю виконання проєктів потребує комплексної оцінки ефективності, яка враховує як технічні показники роботи алгоритмів, так і їх реальний вплив на управлінські процеси. Поняття «ефективність» у цьому контексті охоплює здатність ШІ-інструментів підвищити точність, оперативність та надійність оцінок, зменшити трудовитрати та ризики, а також забезпечити додаткову цінність для менеджерів проєктів [55].

Сучасні дослідження в галузі проєктного менеджменту підтверджують, що використання ШІ в управлінні проєктами вимагає ретельної інтеграції моделей у існуючі системи управління. Після огляду застосувань ШІ в управлінні проєктами визначено ключові області, де його можна використовувати для покращення планування, вимірювання ефективності та управління невизначеностями [56]. Зокрема, ШІ допомагає прогнозувати ризики, покращувати процес прийняття рішень та оптимізувати розподіл ресурсів.

Історично системи управління проєктами базувалися на ручному аналізі, досвіді менеджерів і стандартних методологіях. Проте сучасні проєкти, особливо в IT-секторі та на фриланс-платформах, характеризуються значною варіативністю: різні формати описів, неструктуровані дані, широкий спектр навичок і вимог, гнучкість умов. Тому традиційні методи часто виявляються недостатньо адаптивними для ефективного контролю.

Застосування ШІ дає змогу автоматизувати аналіз великих обсягів даних, витягувати закономірності, прогнозувати параметри проєктів та виявляти ризики значно раніше, ніж це можливо вручну. Саме цю трансформацію і повинна оцінити система контролю, що розробляється в рамках даного дослідження.

Для комплексної оцінки ефективності впровадження ШІ-моделей у систему моніторингу проєктів розроблено методологію, що базується на комбінації кількісних і якісних критеріїв. Кількісні критерії включають точність прогнозів (відхилення прогнозованого бюджету або тривалості від фактичних), швидкість обробки запитів, відсоток автоматизації процесів, кількість помилок, обсяг оброблених записів. Якісні критерії охоплюють зручність інструментів для користувача, зменшення навантаження на менеджера, підвищення прозорості процесів, легкість виявлення відхилень або ризиків, рівень довіри до аналітики [57].

Однією з ключових переваг розробленої системи є здатність поєднувати структуровані й неструктуровані дані. Текстові описи проєктів, перелік навичок

і вимог, характеристики учасників, історія виконання – все це аналізується одночасно, з врахуванням контексту, статистичних закономірностей та минулого досвіду. Такий багатовимірний аналіз допомагає моделі формувати прогнози бюджету, тривалості, навантаження, а також виявляти нестандартні або ризикові задачі.

У таблиці 3.14 представлено систему критеріїв оцінки ефективності впровадження ШІ-моделей.

Таблиця 3.14 – Система критеріїв оцінки ефективності ШІ-моделей

Група критеріїв	Показник	Метод оцінки
Точність прогнозування	MAPE бюджету	Порівняння прогнозу з фактом
	MAPE тривалості	Статистичний аналіз відхилень
	R^2 регресійної моделі	Коефіцієнт детермінації
Класифікація	Accuracy класифікатора	Матриця помилок
	F1-score	Precision / Recall аналіз
	Silhouette Score кластеризації	Якість кластерів
Операційна ефективність	Час обробки запиту	Хронометраж операцій
	% автоматизації процесів	Аудит бізнес-процесів
Управлінська цінність	Зниження ризиків	Аналіз інцидентів до/після
	Задоволеність користувачів	Опитування, NPS

Джерело: розроблено автором

Для кількісної оцінки точності прогнозування використовується коефіцієнт детермінації R^2, який показує частку дисперсії залежної змінної, що пояснюється моделлю:

$$R^2 = 1 - SS_{res} / SS_{tot} , \quad (3.8)$$

де SS_{res} – сума квадратів залишків моделі;

SS_{tot} – загальна сума квадратів відхилень від середнього значення. Значення R^2 варіюється від 0 до 1, де значення близьке до 1 свідчить про високу пояснювальну здатність моделі.

Середнє відхилення прогнозу (MAE) розраховується як середнє абсолютних різниць між фактичними та прогнозованими значеннями:

$$MAE = (1/n) \times \Sigma|Y_i - \hat{Y}_i| , \quad (3.9)$$

де Y_i – фактичне значення;

$\hat{Y}_i$ – прогнозоване значення;

n – кількість спостережень.

Для оцінки якості кластеризації використовується коефіцієнт силуету (Silhouette Score):

$$S = (b - a) / max(a, b) , \quad (3.10)$$

де a – середня внутрішня відстань до всіх точок у тому ж кластері;

b – середня відстань до найближчого сусіднього кластера.

Інтегральний показник ефективності впровадження ШІ-системи розраховується як зважена сума нормалізованих показників:

$$E_{int} = \Sigma w_i \times K_i , \quad (3.11)$$

де w_i – вагові коефіцієнти критеріїв ($\Sigma w_i = 1$);

K_i – нормалізовані значення показників ефективності.

Апробація розроблених регресійних моделей прогнозування параметрів проєктів проведена на вибірці з 74 проєктів платформи Upwork. Як було показано в підрозділі 3.1, побудовано чотири регресійні моделі: дві для прогнозування тривалості та дві для прогнозування бюджету, з використанням різних наборів предикторів (категорії навичок та текстові параметри).

Узагальнені результати тестування регресійних моделей представлено в таблиці 3.15.

Таблиця 3.15 – Результати тестування регресійних моделей прогнозування

Модель	R^2	Скориг. R^2	Серед. відхил.	Оцінка
Тривалість (категорії навичок)	0,96	0,955	5,28 дня	Висока
Бюджет (категорії навичок)	0,95	0,944	4,45 USD	Висока
Тривалість (текстові параметри)	0,94	0,934	6,71 дня	Добра
Бюджет (текстові параметри)	0,90	0,891	6,15 USD	Добра

Джерело: розраховано автором

Аналіз результатів свідчить про високу ефективність розроблених регресійних моделей. Модель прогнозування тривалості на основі категорій навичок досягла коефіцієнта детермінації $R^2 = 0,96$, що означає пояснення 96% варіації тривалості проєктів. Це є надзвичайно високим показником для прогностичних моделей у сфері управління проєктами [60]. Середнє відхилення прогнозу становить лише 5,28 дня, що підтверджує практичну придатність моделі.

Модель прогнозування бюджету демонструє коефіцієнт детермінації $R^2 = 0,95$ із середнім відхиленням 4,45 USD. Такі результати свідчать про те, що прогнозовані значення бюджету проєктів майже співпадають з фактичними даними.

Моделі на основі текстових параметрів показують дещо нижчі, але все ще високі результати: $R^2 = 0,94$ для тривалості та $R^2 = 0,90$ для бюджету. Це пояснюється тим, що текстові параметри можуть містити шум та нерелевантну інформацію порівняно з більш структурованими категоріями навичок.

Окрім регресійних моделей, важливим компонентом системи є NLP-модуль кластеризації проєктів за тематикою. Аналіз 75 вакансій з використанням алгоритму K-Means та TF-IDF векторизації дозволив виділити 4 кластери (таблиця 3.16).

Таблиця 3.16 – Результати кластеризації проєктів за тематикою

Кластер	Кількість	Частка, %	Ключові навички
Data Science	28	37,3	Python, ML, SQL, AI, TensorFlow
Web Development	22	29,3	React, Node.js, JavaScript, HTML/CSS
Design	14	18,7	UI/UX, Figma, Adobe, графічний дизайн
Management	11	14,7	Agile, Scrum, Project Management
Всього	75	100,0	—

Джерело: розраховано автором

Якість кластеризації оцінено за допомогою коефіцієнта силуету (Silhouette Score), який склав 0,72. Це значення свідчить про добру якість розбиття на кластери, оскільки значення вище 0,5 вважається прийнятним, а вище 0,7 – добрим результатом [60].

Результати кластеризації показують, що найбільшим попитом користуються спеціалісти у сфері Data Science (37,3%) та Web Development (29,3%), які разом складають 66,6% ринку. Це підтверджує актуальність розробки системи моніторингу, орієнтованої на ІТ-проєкти.

Вплив ШІ на систему моніторингу та контролю проєктів проявляється у кількох важливих аспектах. По-перше, відбувається прискорення та стандартизація аналізу. Те, що раніше потребувало значного часу менеджера (читання описів проєктів, зіставлення навичок, аналіз термінів і ризиків), тепер виконується автоматично за лічені секунди.

По-друге, спостерігається збільшення точності і передбачуваності. Завдяки високим коефіцієнтам детермінації (0,90–0,96), моделі виявляють патерни, які неочевидні людині, що підвищує якість прогнозів бюджету та тривалості.

Ще одним значущим аспектом є переорієнтація системи контролю з реактивної на проактивну. Замість того, щоб реагувати на проблеми, коли вони

вже з'явилися (затримки, перевитрати), ШІ дозволяє прогнозувати потенційні відхилення ще на етапі планування.

Для об'єктивної оцінки ефективності впровадження ШІ-системи проведено порівняльний аналіз ключових показників до та після впровадження (табл. 3.17).

Таблиця 3.17 – Порівняльний аналіз показників до та після впровадження ШІ

Показник	**До впровадження**	**Після впровадження**	**Зміна**
Час на аналіз проєкту, хв	25-30	3-5	-85%
Точність оцінки бюджету (R^2)	0,70	0,95	+0,25
Точність оцінки тривалості (R^2)	0,65	0,96	+0,31
Середнє відхилення бюджету, USD	18,5	4,45	-76%
Середнє відхилення тривалості, дні	12,3	5,28	-57%
Виявлення ризиків на ранній стадії, %	45	85	+40 в.п.
Навантаження на менеджера, год/тиждень	15	4	-73%

Джерело: розраховано автором

Результати порівняльного аналізу демонструють суттєве покращення всіх ключових показників. Час на аналіз проєкту скоротився на 85%. Точність оцінки бюджету зросла з $R^2 = 0,70$ до $R^2 = 0,95$, а тривалості – з $R^2 = 0,65$ до $R^2 = 0,96$. Середнє відхилення прогнозу бюджету зменшилось на 76% (з 18,5 до 4,45 USD), тривалості – на 57% (з 12,3 до 5,28 дня).

Для узагальненої оцінки ефективності впровадження ШІ-системи розраховано інтегральний показник за формулою (3.11) з використанням вагових коефіцієнтів, визначених методом експертних оцінок (таблиця 3.18).

Інтегральний показник ефективності E_{int} = 0,872 свідчить про високий рівень ефективності впровадження ШІ-системи моніторингу проєктів. За шкалою оцінки: значення >0,8 відповідає категорії «високо ефективно», 0,6–0,8 – «ефективно», 0,4–0,6 – «помірно ефективно», <0,4 – «низька ефективність».

Таблиця 3.18 – Розрахунок інтегрального показника ефективності

Критерій	Вага (w_i)	Значення (K_i)	$w_i \times K_i$
Точність прогнозування бюджету (R^2)	0,25	0,95	0,238
Точність прогнозування тривалості (R^2)	0,25	0,96	0,240
Якість кластеризації (Silhouette)	0,15	0,72	0,108
Скорочення часу аналізу	0,15	0,85	0,128
Виявлення ризиків	0,10	0,85	0,085
Зниження навантаження на менеджера	0,10	0,73	0,073
Інтегральний показник (E_{int})	1,00	—	0,872

Джерело: розраховано автором

Разом із перевагами важливо обговорити обмеження і ризики впровадження ШІ-системи. Насамперед – залежність від якості даних. Якщо дані неповні, невірно структуровані або надто різнорідні, модель може давати помилкові прогнози. Далі – необхідність постійного супроводу: моделі треба оновлювати, перевіряти, підтримувати [60].

Не всі задачі піддаються формалізації: деякі складні проєкти мають унікальні умови, нестандартні вимоги, які важко формалізувати у моделі. Окрім того, існує ризик надмірної довіри до моделі – менеджери можуть зменшити критичне мислення, покладаючись на автоматичні прогнози.

Для успішної реалізації потенціалу ШІ рекомендується забезпечити: переналаштування бізнес-процесів відповідно до нових можливостей; чіткий розподіл відповідальності між системою та людиною; регулярне навчання команди роботі з системою; періодичну перевірку та калібрування моделей; моніторинг якості вхідних даних.

Проведена оцінка ефективності впровадження ШІ-моделей у систему моніторингу та контролю виконання проєктів підтвердила високу результативність розробленого рішення. Ключові результати:

а) регресійні моделі прогнозування тривалості та бюджету досягли коефіцієнтів детермінації $R^2 = 0,96$ та $R^2 = 0,95$ відповідно при використанні

категорій навичок як предикторів, що свідчить про надзвичайно високу пояснювальну здатність.

б) середнє відхилення прогнозу становить 5,28 дня для тривалості та 4,45 USD для бюджету, що підтверджує практичну придатність моделей.

в) моделі на основі текстових параметрів також демонструють високу точність (R^2 = 0,94 та R^2 = 0,90), що дозволяє використовувати їх у ситуаціях, коли категорії навичок недоступні.

г) NLP-модуль кластеризації з Silhouette Score = 0,72 якісно групує проєкти за тематикою, виявивши домінування сегментів Data Science (37,3%) та Web Development (29,3%).

д) порівняльний аналіз показав скорочення часу на аналіз проєкту на 85%, підвищення точності оцінки бюджету на 0,25 (R^2), зменшення середнього відхилення на 76%.

е) інтегральний показник ефективності E_{int}= 0,872 відповідає категорії «високо ефективно» та підтверджує доцільність впровадження розробленої системи.

Ефективність впровадження ШІ в систему моніторингу та контролю проєктів варто оцінювати не лише за технічними показниками, а за впливом на весь цикл управління. Реальна цінність ШІ проявляється тоді, коли він стає частиною організаційної культури, допомагає систематизувати дані, стандартизувати процеси, знизити ризики та підвищити передбачуваність результатів.

ВИСНОВКИ

У кваліфікаційній роботі здійснено теоретичне узагальнення та запропоновано вирішення актуального наукового завдання, яке полягає у розробці моделі моніторингу та контролю виконання проєктів на базі інструментів штучного інтелекту для аутсорсингової компанії. Розроблена модель базується на методах машинного навчання, NLP-аналізу та регресійного моделювання, що дозволяє ефективно прогнозувати ключові параметри проєктів, автоматизувати аналіз ринку праці та забезпечити проактивне управління проєктним портфелем.

Відповідно до поставленої мети та завдань кваліфікаційної роботи, отримані результати дослідження дозволяють зробити наступні висновки.

Проаналізовано сучасний стан та тенденції розвитку ринку аутсорсингових послуг в Україні та світі. Встановлено, що IT-аутсорсинг є одним із найбільш динамічних секторів економіки, який демонструє стійке зростання попиту на спеціалістів у сферах Data Science, Web Development та штучного інтелекту. Визначено, що традиційні методи управління проєктами (діаграми Ганта, метод критичного шляху) є недостатньо гнучкими для оперативного реагування на зміни в динамічному середовищі аутсорсингу, що обумовлює необхідність впровадження інтелектуальних систем моніторингу.

Досліджено теоретичні засади застосування штучного інтелекту в управлінні проєктами. Визначено, що ШІ дозволяє автоматизувати аналіз великих обсягів даних, виявляти закономірності, прогнозувати параметри проєктів та ідентифікувати ризики на ранніх стадіях. Обґрунтовано доцільність застосування регресійного аналізу для прогнозування бюджету та тривалості проєктів, а також методів обробки природної мови (NLP) для аналізу текстових описів та кластеризації проєктів.

Проаналізовано існуючі системи моніторингу та контролю проєктів в аутсорсингових компаніях. Розглянуто інструменти Jira, Toggl, MS Project та їх можливості інтеграції з аналітичними платформами. Встановлено, що більшість існуючих рішень орієнтовані на реактивне управління та не забезпечують

проактивного прогнозування відхилень. Визначено ключові показники ефективності проєктів: Budget Variance (BV), Schedule Variance (SV), Resource Efficiency (RE), які покладено в основу розробленої системи моніторингу.

Розроблено регресійні моделі прогнозування тривалості та бюджету проєктів на основі аналізу 74 проєктів платформи Upwork. Побудовано чотири моделі з використанням різних наборів предикторів: категорій навичок та текстових параметрів. Модель прогнозування тривалості на основі категорій навичок досягла коефіцієнта детермінації $R^2 = 0,96$ із середнім відхиленням 5,28 дня. Модель прогнозування бюджету продемонструвала $R^2 = 0,95$ із середнім відхиленням 4,45 USD. Моделі на основі текстових параметрів показали $R^2 = 0,94$ та $R^2 = 0,90$ відповідно, що також є високими показниками для практичного застосування.

Розроблено NLP-модуль аналізу ринку праці на основі кластеризації вакансій з платформи Upwork. Застосування алгоритму K-Means з TF-IDF векторизацією дозволило виділити 4 кластери: Data Science (37,3%), Web Development (29,3%), Design (18,7%) та Management (14,7%). Якість кластеризації підтверджена коефіцієнтом силуету Silhouette Score = 0,72. Результати аналізу свідчать про домінування сегментів Data Science та Web Development, які разом складають 66,6% ринку, що підтверджує актуальність орієнтації аутсорсингових компаній на ці напрямки.

Розроблено архітектуру інтелектуальної системи моніторингу проєктів, яка включає модулі збору даних (ETL), розрахунку KPI, прогнозування параметрів, виявлення аномалій та візуалізації результатів. Алгоритм функціонування системи передбачає щоденний цикл обробки даних з автоматичним формуванням алертів при перевищенні порогових значень відхилень (Budget Variance > 10%, Risk Index > 15%). Система забезпечує інтеграцію з існуючими інструментами управління проєктами через API.

Проведено оцінку ефективності впровадження ШІ-моделей у систему моніторингу проєктів. Порівняльний аналіз показників до та після впровадження продемонстрував: скорочення часу на аналіз проєкту на 85% (з 25–30 хвилин до 3–5

хвилин); підвищення точності оцінки бюджету з $R^2 = 0,70$ до $R^2 = 0,95$; зменшення середнього відхилення прогнозу бюджету на 76% (з 18,5 до 4,45 USD); покращення виявлення ризиків на ранній стадії з 45% до 85%; зниження навантаження на менеджера на 73%.

Розраховано інтегральний показник ефективності впровадження ШІ-системи E_{int}= 0,872, що відповідає категорії «високо ефективно» за розробленою шкалою оцінки. Показник враховує точність прогнозування бюджету та тривалості (вага 0,50), якість кластеризації (0,15), скорочення часу аналізу (0,15), виявлення ризиків (0,10) та зниження навантаження на менеджера (0,10).

Визначено обмеження та рекомендації щодо впровадження розробленої системи. Основними обмеженнями є залежність від якості вхідних даних, необхідність постійного супроводу та калібрування моделей, а також ризик надмірної довіри до автоматичних прогнозів. Рекомендовано забезпечити переналаштування бізнес-процесів, чіткий розподіл відповідальності між системою та людиною, регулярне навчання персоналу та моніторинг якості даних.

Практичне значення отриманих результатів полягає у можливості використання розробленої моделі моніторингу проєктів аутсорсинговими компаніями для підвищення точності планування, оптимізації розподілу ресурсів, раннього виявлення ризиків та покращення якості обслуговування замовників, що забезпечує перехід від реактивного до проактивного управління проєктами в умовах високої конкуренції на ринку ІТ-послуг.

Наукова новизна кваліфікаційної роботи полягає у розробці комплексної моделі моніторингу та контролю виконання проєктів на базі інструментів штучного інтелекту,яка на відміну від традиційних підходів інтегрує регресійний аналіз, NLP-методи та систему автоматичних алертів для забезпечення проактивного управління проєктним портфелем аутсорсингової компанії.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Яка різниця між виконанням і моніторингом і контролем? URL: https://fulins.grace.cx.ua/yaka-riznicya-mizh-vikonannyam-i-monitoringom-i-kontrolem/ (дата звернення: 04.09.2025)

2. Методології управління проєктом: огляд найпопулярніших підходів. URL: https://www.staff.ua/uk/blog/metodologiji-upravlinnya-proektom

3. Боковець В.В., Заяц О.М. Сучасні методи управління проєктами та їх особливості. *Інфраструктура ринку.* 2022. Випуск 65. С. 55-57.

4. Блага Н. В. Управління проєктами: навч. посібник. Львів: Львівський державний університет внутрішніх справ, 2021. 152 с.

5. Сташкевич О. О. Вплив штучного інтелекту на ринок праці в Україні. SCIENTIFIC COLLECTION «INTERCONF». 2021. No 81. С. 25- 30.

6. Юрченко Ю. Вплив штучного інтелекту на економіку та суспільство. *Економіка: теорія та практика.* 2016. No 1. С. 69-72. URL: http://nbuv.gov.ua/UJRN/econom_2016_1_12

7. Мері Ротарь. Чи можливий проєктний менеджмент без штучного інтелекту у 2024 році? URL: https://iampm.club/ua/blog/chi-mozhlivij-projektnij-menedzhment-bez-shtuchnogo-intelektu-u-2024-roczi-govorimo-pro-transformacziyu-proczesiv-i-optimizacziyu-zavdan/ (дата звернення: 04.09.2025)

8. Diego Vergara, Antonio del Bosque, Georgios Lampropoulos, Pablo Fernández-Arias Trends and Applications of Artificial Intelligence in Project Management. Electronics 2025, 14(4), 800; https://doi.org/10.3390/electronics14040800

9. 1.Williams , T. M. Assessing and Moving on From the Dominant Project Management Discourse in the Light of Project Overruns . IEEE Transactions on Engineering Management, 2003, 497-508 .

10. Kelley, J. E. , & Walker, M. R. Critical-path planning and scheduling. Proceedings of the Eastern Joint Computer Conference, 1959, 160-173.

11. Larman, C. Agile and Iterative Development: A Manager's Guide. AddisonWesley Professional, 2004, 215-220.

12. Економетрика. Проста лінійна регресія. URL: http://www.andriystav.cc.ua/Downloads/Econometrics/EViews/Lecture%2002.pdf

13. Що таке лінійна регресія: повний гайд від robot_dreams. URL: https://robotdreams.cc/uk/blog/437-shcho-take-liniyna-regresiya

14. Microsoft. Що таке Copilot? URL: https://www.microsoft.com/uk-ua/microsoft-copilot/copilot-101/what-is-copilot (дата звернення: 10.09.2025).

15. Alpaydin, E. Introduction to Machine Learning. MIT Press, 2014, 295-300.

16. Bock, D., & Wieneke, A. Artificial Intelligence for Project Management: The Next Step in Planning and Managing Complex Projects. Journal of Project Management, 2016, 98-107.

17. С. Шевченко, Ю. Жданова, С. Спасітєлєва, Н. Мазур, П. Складанний, В. Негоденко. Математичні методи в кібербезпеці: кластерний аналіз та його застосування в інформаційній та кібернетичній безпеці. 2024. № 3 (23). URL:

18. https://elibrary.kubg.edu.ua/id/eprint/48471/1/Shevchenko_S_Zhdanov%D0%B0_Y_Spasiteleva_S_Mazur_N._Skladannyi_P_Nehodenko%2C%20V_cest_23_2024.pdf

19. Використання штучного інтелекту для управління ризиками проєктів. URL: https://project.info/embracing-ai-for-project-risk-management/?utm_source (дата звернення: 26.09.2025).

20. Моніторинг та контроль ризиків. URL: https://project.info/open/courses/open-module-2/units/unit-7-managing-project-risk/topics/7-15-monitoring-and-controlling-risk/ (дата звернення: 26.09.2025).

21. Чубукова І. А. Data Mining: навч. посіб.: Інтернет-університет інформаційних технологій. БІНОМ: Лабораторія знань, 2006. 382 с.

22. Rokach Lior, Oded Maimon. «Clustering meth-ods» Data mining and knowledge discovery hand-book. Springer US, 2005. P. 321–352.

23. Алекс Девіс. Як штучний інтелект прискорює управління ризиками проєктів. URL: https://medium.com/data-science/a-guide-to-clustering-algorithms-e28af85da0b7 (дата звернення: 28.09.2025).

24. Джеймс Елліотт. Як штучний інтелект прискорює управління ризиками проєктів. URL: https://www.apm.org.uk/blog/how-ai-is-turbocharging-project-risk-management/?utm_source (дата звернення: 28.09.2025).

25. Як ШІ підтримує управління ризиками: розумніше зниження ризиків проєкту. URL: https://www.ilxgroup.com/eur/blog/how-ai-supports-risk-management-smarter-project-risk-mitigation?utm_source (дата звернення: 28.09.2025).

26. Управління знаннями за допомогою НЛП: Як легко обробляти електронні листи за допомогою ШІ. URL: https://www.statworx.com/en/content-hub/blog/knowledge-management-with-nlp-how-to-easily-process-emails-with-ai?utm_source (дата звернення: 18.10.2025).

27. Коул Страйкер та Джим Голдсворт. Що таке НЛП (обробка природної мови)? URL: https://www.ibm.com/think/topics/natural-language-processing?utm_source (дата звернення: 18.10.2025).

28. Як методи обробки природної мови забезпечують автоматизацію ШІ. URL: https://quokkalabs.com/blog/natural-language-processing-techniques-ai-automation/?utm_source (дата звернення: 18.10.2025).

29. Martins V. A., Kunc M., Graça P. Predicting project outcomes using machine learning. International Journal of Project Management. 2022. Vol. 40, No. 3. P. 295–309. DOI: 10.1016/j.ijproman.2022.01.006.

30. Ong S., Uddin M., Mazumder H. Regression analysis for project cost estimation: A systematic review. IEEE Access. 2021. Vol. 9. P. 72584–72601. DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3079987.

31. Алексєєв І. В., Олексів І. Б., Сирейчик Н. І. Прогнозування витрат на реалізацію ІТ-проектів із використанням методів машинного навчання. Бізнес Інформ. 2020. № 8. С. 117–124.

32. Montgomery D. C., Peck E. A., Vining G. G. Introduction to Linear Regression Analysis. 6th ed. Hoboken : Wiley, 2021. 704 p.

33. Шмуелі Г., Брюс П., Ягав І. Data Mining для бізнес-аналітики: концепції, техніки та застосування. 2-ге вид. Hoboken : Wiley, 2020. 576 p.

34. Kassraie P., Modiri A. Text mining for project management: A review of applications and challenges. *Journal of Modern Project Management.* 2020. Vol. 8, No. 2. P. 156–171.

35. Chen W., Zhang Y., Liu H. Feature engineering for software effort estimation. *Information and Software Technology.* 2019. Vol. 108. P. 43–58. DOI: 10.1016/j.infsof.2018.12.003.

36. Wooldridge J. M. Introductory Econometrics: A Modern Approach. 7th ed. Boston : Cengage Learning, 2020. 848 p.

37. Azzeh M., Nassif A. B., Banitaan S. Comparative analysis of soft computing techniques for predicting software effort. *Expert Systems with Applications*. 2018. Vol. 114. P. 186–203.

38. Посохов І. М., Чепелюк М. І. Застосування методів машинного навчання в управлінні проєктами: огляд та перспективи. *Вісник НТУ «ХПІ».* Серія: Стратегічне управління. 2021. № 2. С. 45–52.

39. PMI. A Guide to the Project Management Body of Knowledge (PMBOK Guide). 7th ed. Newtown Square : Project Management Institute, 2021. 370 p.

40. Kerzner H. Project Management: A Systems Approach to Planning, Scheduling, and Controlling. 13th ed. Hoboken : Wiley, 2022. 814 p.

41. PMI. A Guide to the Project Management Body of Knowledge (PMBOK Guide). 7th ed. Newtown Square : Project Management Institute, 2021. 370 p.

42. Microsoft. Microsoft Project Documentation. URL: https://docs.microsoft.com/en-us/project/ (дата звернення: 15.05.2025).

43. Stellman A., Greene J. Learning Agile: Understanding Scrum, XP, Lean, and Kanban. Sebastopol : O'Reilly Media, 2019. 420 p.

44. Taboada M., Brooke J., Tofiloski M. Lexicon-based methods for sentiment analysis. *Computational Linguistics*. 2021. Vol. 37, No. 2. P. 267–307.

45. Parmenter D. Key Performance Indicators: Developing, Implementing, and Using Winning KPIs. 4th ed. Hoboken : Wiley, 2020. 448 p.

46. Fleming Q., Koppelman J. Earned Value Project Management. 5th ed. Newtown Square : Project Management Institute, 2016. 232 p.

47. Hillson D. Managing Risk in Projects. 2nd ed. London : Routledge, 2019. 186 p.

48. Kimball R., Ross M. The Data Warehouse Toolkit: The Definitive Guide to Dimensional Modeling. 3rd ed. Indianapolis : Wiley, 2021. 600 p.

49. Upwork. Upwork Developer API Documentation. URL: https://developers.upwork.com/ (дата звернення: 20.05.2025).

50. Bird S., Klein E., Loper E. Natural Language Processing with Python. 2nd ed. Sebastopol : O'Reilly Media, 2019. 504 p.

51. Manning C., Raghavan P., Schütze H. Introduction to Information Retrieval. Cambridge : Cambridge University Press, 2020. 544 p.

52. Jurafsky D., Martin J. Speech and Language Processing. 3rd ed. Stanford : Stanford University, 2023. 630 p.

53. Посохов І. М., Чепелюк М. І. Застосування методів машинного навчання в управлінні проєктами: огляд та перспективи. *Вісник НТУ «ХПІ».* Серія: Стратегічне управління. 2021. № 2. С. 45–52.

54. Géron A. Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow. 3rd ed. Sebastopol : O'Reilly Media, 2022. 856 p.

55. Schwalbe K. Information Technology Project Management. 9th ed. Boston : Cengage Learning, 2019. 672 p.

56. Taboada I., Daneshpajouh A., Toledo N., de Vass T. Artificial Intelligence Enabled Project Management: A Systematic Literature Review. Applied Sciences. 2023. Vol. 13, No. 8. P. 5014. DOI: 10.3390/app13085014.

57. Fridgeirsson T. V., Ingason H. T., Jonasson H. I., Jonsdottir H. An Authoritative Study on the Near Future Effect of Artificial Intelligence on Project Management Knowledge Areas. *Sustainability*. 2021. Vol. 13, No. 4. P. 2345. DOI: 10.3390/su13042345.

58. Bento S., Pereira L., Gonçalves R., Dias Á., Costa R. L. Artificial Intelligence in Project Management: Systematic Literature Review. *International Journal of Technology Intelligence and Planning*. 2022. Vol. 13, No. 2. P. 143–163.

59. Lewis C. D. Industrial and Business Forecasting Methods. London: Butterworths, 1982. 143 p.

60. Pinto J. K. Project Management: Achieving Competitive Advantage. 5th ed. New York: Pearson, 2019. 544 p.

61. Dam H. K., Tran T., Ghose A. Explainable Software Analytics for Project Management. *IEEE Software.* 2019. Vol. 36, No. 2. P. 26–30. DOI: 10.1109/MS.2018.2884800.

Декларація академічної доброчесності

здобувача вищої освіти ЗНУ

Я *Пороховниченко Анастасія Анатоліївна*, студент *другого* курсу, форми навчання *денна*, факультету *економічного*, спеціальності *051–Економіка*, адреса електронної пошти *aporohovnichenko@gmail.com*,

- підтверджую, що написана мною кваліфікаційна робота на тему «Моделювання системи моніторингу та контролю виконання проєктів з використанням технологій штучного інтелекту» відповідає вимогам академічної доброчесності та не містить порушень, що визначені у ст. 42 Закону України «Про освіту», зі змістом яких ознайомлений/ознайомлена;
- заявляю, що надана мною для перевірки електронна версія роботи є ідентичною її друкованій версії;
- згоден/згодна на перевірку моєї роботи на відповідність критеріям *академічної доброчесності у будь-який спосіб, у тому числі за допомогою* Інтернет-системи, а також на архівування роботи в базі даних цієї системи.

Дата_____ Підпис_____ ПІБ (студент) *Пороховниченко А.А.*_____

Дата_____ Підпис_____ ПІБ (наук. керівника) *Чеверда С. С.*_____