

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
БУДІВНИЦТВА І АРХІТЕКТУРИ

Кваліфікаційна наукова праця
на правах рукопису

ЯКИМІВ АНДРІЙ РОМАНОВИЧ

УДК 005.8:004.9:316.77

ДИСЕРТАЦІЯ

**РОЗВИТОК СОЦІО-ТЕХНІЧНИХ СИСТЕМ НА ОСНОВІ ЗАСТОСУВАННЯ
ПІДХОДІВ СОЦІАЛЬНОЇ ІНФОРМАТИКИ**

Спеціальність: 073 «Менеджмент»

Галузь знань: 07 «Управління та адміністрування»

Подається на здобуття наукового ступеня доктора філософії вперше

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

_____ А.Р. Якимів

Науковий керівник: Єгорченкова Наталія Юріївна, д. т. н., професор

Київ – 2026

АНОТАЦІЯ

Якимів А.Р. Розвиток соціо-технічних систем на основі застосування підходів соціальної інформатики. – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 073 «Менеджмент». – Київський національний університет будівництва і архітектури Міністерства освіти і науки України, Київ, 2026.

Дисертаційна робота присвячена дослідженню процесів функціонування та розвитку соціо-технічних систем у цифровому середовищі організацій із акцентом на оцінювання, аналіз та прогнозування продуктивності працівників у IT-проектах. Продуктивність розглядається як інтегральна характеристика соціальної складової соціо-технічної системи, що безпосередньо впливає на ефективність управління проектною діяльністю.

У сучасних умовах цифровізації організацій IT-проекти формуються як складні соціо-технічні системи, у яких взаємодіють працівники, інформаційні системи, інструменти розробки та організаційні процеси. У таких умовах результати діяльності визначаються не лише технічними характеристиками завдань, а й особливостями командної взаємодії, організації роботи та управлінських рішень.

Показано, що традиційні методи оцінювання продуктивності, які базуються на окремих показниках або експертних оцінках, не забезпечують достатнього рівня обґрунтованості управлінських рішень через обмежене врахування факторної структури діяльності, невизначеності та часової динаміки процесів. У зв'язку з цим обґрунтовано доцільність використання методів аналізу даних для комплексного дослідження продуктивності працівників у цифровому проектному середовищі.

У роботі використано статистичні, ймовірнісні, регресійні, нейромережеві та експертні методи аналізу даних для оцінювання, прогнозування та інтерпретації продуктивності працівників. Особливу увагу приділено інтерпретації результатів аналізу у вигляді управлінських показників, зокрема відхилення строків виконання робіт, витрат, пропускну здатності команди та ризиків порушення графіка проекту.

Основна частина дисертаційної роботи складається зі вступу, п'яти розділів та загальних висновків.

У розділі 1 проаналізовано сучасні підходи до дослідження соціо-технічних систем і методи оцінювання продуктивності працівників у проєктному менеджменті, визначено основні фактори, що впливають на ефективність діяльності у цифровому середовищі.

У розділі 2 досліджено використання ймовірнісних методів аналізу даних для оцінювання продуктивності з урахуванням невизначеності та неповноти інформації у проєктному середовищі.

У розділі 3 розглянуто можливості регресійного аналізу для оцінювання впливу факторів діяльності працівників та їх інтерпретації через показники відхилення строків виконання робіт і витрат проєкту.

У розділі 4 досліджено застосування методів машинного навчання, зокрема моделей типу LSTM, для прогнозування динаміки продуктивності та оцінювання змін пропускнуої здатності команди і ризиків виконання проєкту.

У розділі 5 проаналізовано використання механізму Bayesian Truth Serum для виявлення причин змін продуктивності працівників на основі аналізу розбіжностей між фактичними оцінками та колективними очікуваннями.

Основні результати дослідження полягають у:

- систематизації методів аналізу продуктивності працівників у проєктному середовищі;
- формуванні системи показників продуктивності на основі даних цифрових інформаційних систем;
- обґрунтуванні використання статистичних, ймовірнісних та машинних методів для оцінювання та прогнозування продуктивності;
- визначенні можливостей інтерпретації результатів аналізу у вигляді управлінських метрик ефективності;
- встановленні ролі соціальних факторів у зміні продуктивності працівників на основі експертних оцінок.

Наукова новизна полягає у формуванні аналітичної логіки оцінювання, прогнозування та інтерпретації продуктивності працівників у цифровому проєктному середовищі з орієнтацією на підтримку управлінських рішень та врахування взаємодії соціальних і технічних компонентів соціо-технічних систем.

Практичне значення отриманих результатів полягає у можливості їх використання для підтримки управлінських рішень у процесах планування робіт, управління ресурсами, координації діяльності команд та оцінювання ризиків виконання проєктів. Отримані результати можуть застосовуватися в діяльності ІТ-компаній та проєктних команд, що використовують сучасні системи управління розробкою програмного забезпечення.

Практичне значення підтверджується апробацією результатів у діяльності ІТ-компанії, а також їх обговоренням на наукових заходах.

Отримані результати можуть бути використані у подальших дослідженнях, спрямованих на розвиток аналітичних методів управління соціо-технічними системами у цифровій економіці.

Ключові слова: соціо-технічні системи, продуктивність працівників, ІТ-проєкти, управління проєктами, статистичний аналіз, байєсівські методи, регресійний аналіз, машинне навчання, LSTM, цифрове проєктне середовище.

ABSTRACT

Yakymiv A.R. Development of socio-technical systems based on the application of social informatics approaches. – Qualifying scientific work as a manuscript. Dissertation for obtaining the Doctor of Philosophy degree in specialty 073 “Management”. – Kyiv National University of Construction and Architecture of the Ministry of Education and Science of Ukraine, Kyiv, 2026.

The dissertation is devoted to the study of the functioning and development of socio-technical systems in the digital environment of organizations. The main focus is on the evaluation, analysis, and forecasting of employee productivity in IT projects. Productivity is considered as an integral characteristic of the social component of a socio-technical system that directly affects project management efficiency.

In modern conditions of digitalization, IT projects are complex socio-technical systems. In such systems, employees, information systems, development tools, and organizational processes interact. The results of work depend not only on technical aspects, but also on communication, organization of work, and management decisions.

Traditional methods of productivity evaluation are limited. They usually use simple indicators or expert opinions. They do not fully capture relationships between factors, uncertainty, or changes over time. Therefore, data analysis methods are needed for a more complete evaluation of productivity in a digital project environment.

The research uses statistical, probabilistic, regression, machine learning, and expert-based methods. Special attention is given to the interpretation of results in the form of management metrics. These include schedule deviation, cost deviation, team capacity, and risk of project delay.

The main part of the dissertation consists of an introduction, five chapters, and general conclusions.

Chapter 1 analyzes modern approaches to socio-technical systems and methods of productivity evaluation in project management. Key factors that influence efficiency in the digital environment are identified.

Chapter 2 studies the use of probabilistic methods for productivity evaluation under uncertainty and incomplete data.

Chapter 3 examines regression analysis for evaluating the influence of different factors on productivity. The results are interpreted through schedule and cost deviations.

Chapter 4 studies the use of machine learning methods, especially LSTM models, for forecasting productivity over time. These models help to evaluate team capacity changes and project risks.

Chapter 5 analyzes the use of the Bayesian Truth Serum method to identify causes of productivity changes. The method is based on differences between actual answers and expected answers of respondents.

The main results of the research are:

- systematization of methods for productivity analysis in project environments;
- formation of a system of productivity indicators based on digital project data;
- justification of the use of statistical, probabilistic, and machine learning methods for productivity evaluation and forecasting;
- interpretation of analytical results through management metrics;
- identification of the role of social factors in productivity changes based on expert data.

The scientific novelty consists in forming an analytical framework for evaluating, forecasting, and interpreting productivity in a digital project environment with a focus on management decision support and the interaction between social and technical components.

The practical significance of the results lies in their possible use for management decision support. This includes planning, resource management, team coordination, and risk evaluation. The results can be used in IT companies and project teams that use modern project management systems.

The practical value is confirmed by testing the results in an IT company and by presenting them at scientific events.

The results can be used in further research related to the development of analytical methods for managing socio-technical systems in the digital economy.

Keywords: socio-technical systems, employee productivity, IT projects, project management, statistical analysis, Bayesian methods, regression analysis, machine learning, LSTM, digital project environment.

СПИСОК ОПУБЛІКОВАНИХ ПРАЦЬ ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

1. Yakymiv A., Yehorchenkova N. Forecasting employee productivity using LSTM networks: synthetic data approach and baseline comparison. Економіка та суспільство. 2026. № 84. URL: <https://economyandsociety.in.ua/index.php/journal/article/view/7671> (дата звернення: 12.04.2026). DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2026-84-67>

Особистий внесок здобувача: формування підходу до моделювання продуктивності працівників із використанням нейронних мереж типу LSTM; розроблення структури вхідних даних та генерація синтетичних наборів даних для навчання моделі; реалізація алгоритмів прогнозування часових рядів продуктивності; проведення експериментального дослідження та порівняльного аналізу отриманих результатів із базовими підходами.

2. Yakymiv A., Verenych O. Bayesian Approach to Productivity Evaluation in Project Management. 2025 IEEE 13th International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS). Gliwice, Poland. 2025. P. 1–6. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/11322040> (дата звернення: 18.04.2026). DOI: <https://doi.org/10.1109/IDAACS68557.2025.11322040>

Особистий внесок здобувача: розроблення байєсівського підходу до оцінювання продуктивності працівників у проєктному менеджменті; формалізація структури моделі у вигляді ймовірнісної мережі; визначення апіорних та апостеріорних розподілів для оцінювання показників продуктивності; реалізація моделі та проведення експериментальної перевірки її ефективності.

3. Yakymiv A. Regression analysis for evaluating employee productivity in IT project management. Management of Development of Complex Systems. 2026. № 65. P. 47–53. URL: <https://mdcs.knuba.edu.ua/article/view/357022> (дата звернення: 18.04.2026). DOI: <https://doi.org/10.32347/2412-9933.2026.65.47-53>

Особистий внесок здобувача: обґрунтування використання регресійного аналізу для оцінювання продуктивності працівників у IT-проєктах; формування системи показників, що характеризують індивідуальну та командну ефективність;

побудова регресійної моделі та оцінювання впливу факторів на продуктивність; аналіз результатів моделювання та інтерпретація отриманих залежностей.

4. Yakymiv A. R. Bayesian Truth Serum for True Performance Diagnostics. Збірник наукових праць НУК. 2026. № 1(503). URL: https://znp.nuos.mk.ua/archives/2026/1/part_2/26.pdf (дата звернення: 26.05.2026). DOI: [https://doi.org/10.15589/znp2026.1\(503\).2.24](https://doi.org/10.15589/znp2026.1(503).2.24).

Особистий внесок здобувача: обґрунтування використання методу Bayesian Truth Serum для виявлення прихованих факторів впливу на продуктивність працівників; розроблення підходу до інтеграції експертних оцінок у систему аналізу продуктивності; формування процедури збору та обробки суб'єктивних даних; аналіз отриманих результатів та оцінювання узгодженості експертних суджень.

Наукові праці, які додатково відображають наукові результати дисертації та засвідчують їх апробацію:

5. Якимів А.Р., Веренич О.В. Прогнозування продуктивності працівників у проєктному менеджменті з використанням LSTM-нейронних мереж : тези доповідей XXII Міжнар. конф. «Управління проєктами у розвитку суспільства» / відповідальний за випуск С. Д. Бушуєв. м. Київ, 23 травня 2025 р. Київ: КНУБА, 2025. С. 360–364. URL: <https://er.chdtu.edu.ua/bitstream/ChSTU/4639/1/Тези%20Київ-2025.pdf>.

Особистий внесок здобувача: обґрунтування доцільності використання LSTM-нейронних мереж для прогнозування продуктивності працівників у IT-проєктах; формування структури вхідних даних на основі часових рядів HR-метрик; розробка та налаштування архітектури LSTM-моделі для задачі прогнозування; проведення експериментального дослідження та порівняння з базовими моделями; аналіз отриманих результатів та інтерпретація динаміки продуктивності з урахуванням часових залежностей.

6. Якимів А.Р., Якимів Ю.Р. Механізм визначення та управлінської інтерпретації продуктивності працівників у проєктному менеджменті : тези доповідей XXIII Міжнар. конф. «Управління проєктами у розвитку суспільства» / відповідальний за випуск С. Д. Бушуєв. м. Київ, 22 травня 2026 р. Київ: КНУБА, 2026.

C. 360–364. URL: <https://er.chdtu.edu.ua/bitstream/ChSTU/4639/1/Тези%20Київ-2025.pdf>.

Особистий внесок здобувача: обґрунтування підходу до трактування продуктивності як управлінської змінної у проєктному менеджменті; розробка механізму інтерпретації продуктивності через параметри виконання проєкту; формалізація взаємозв'язку між продуктивністю, строками та витратами; аналіз можливостей використання цифрових даних проєктного середовища для оцінювання продуктивності; узагальнення результатів дослідження та формування практичних рекомендацій.

ЗМІСТ

ВСТУП.....	15
РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ АНАЛІЗУ ТА ОЦІНЮВАННЯ ПРОДУКТИВНОСТІ ПРАЦІВНИКІВ.....	30
1.2 КРИТЕРІЇ ТА ПОКАЗНИКИ ОЦІНЮВАННЯ ПРОДУКТИВНОСТІ У ПРОЄКТНИХ КОМАНДАХ	33
1.3 ВИКОРИСТАННЯ ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ УПРАВЛІННЯ ПРОЄКТАМИ ДЛЯ АНАЛІЗУ ПРОДУКТИВНОСТІ	37
1.4 ВЗАЄМОЗВ’ЯЗОК ПРОДУКТИВНОСТІ З ПАРАМЕТРАМИ ВИКОНАННЯ ПРОЄКТУ	41
1.5 ПОРІВНЯННЯ ІСНУЮЧИХ ПІДХОДІВ ДО ОЦІНЮВАННЯ ТА УПРАВЛІННЯ ПРОДУКТИВНІСТЮ	42
1.6 МЕТОДИ ОЦІНЮВАННЯ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ПРОДУКТИВНОСТІ.....	45
1.7 ПРОБЛЕМА ІНТЕРПРЕТАЦІЇ ФАКТОРІВ ПРОДУКТИВНОСТІ	49
1.8 ІНТЕГРАЦІЯ МЕТОДІВ АНАЛІЗУ ДАНИХ ТА ЕКСПЕРТНИХ ОЦІНОК У МОДЕЛЯХ ОЦІНЮВАННЯ ПРОДУКТИВНОСТІ	52
1.9 ЗАГАЛЬНА ПОСЛІДОВНІСТЬ ДОСЛІДЖЕННЯ ПРОДУКТИВНОСТІ ПРАЦІВНИКІВ	54
Висновки до розділу 1	57
РОЗДІЛ 2. БАЙЄСІВСЬКІ МОДЕЛІ ОЦІНЮВАННЯ ПРОДУКТИВНОСТІ ПРАЦІВНИКІВ	60
2.1 ОСОБЛИВОСТІ ОЦІНЮВАННЯ ПРОДУКТИВНОСТІ ПРАЦІВНИКІВ В ІТ-ПРОЄКТАХ	60
2.2 ІМОВІРНІСНІ МОДЕЛІ В УПРАВЛІННІ ІТ-ПРОЄКТАМИ	64
2.3 ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ТА МАТЕМАТИЧНА МОДЕЛЬ БАЙЄСІВСЬКОГО ПІДХОДУ	66
2.4 РОЗШИРЕННЯ МОДЕЛІ ДЛЯ БАГАТОВИМІРНОЇ ОЦІНКИ ПРОДУКТИВНОСТІ	72

2.5 ПРАКТИЧНЕ ЗАСТОСУВАННЯ БАЙЄСІВСЬКОЇ МОДЕЛІ ДЛЯ АНАЛІЗУ ПРОДУКТИВНОСТІ ПРАЦІВНИКІВ ІТ-КОМАНД.....	75
2.5.1 Формування набору даних продуктивності	75
2.5.2 Формування інтегрального показника продуктивності.....	77
2.5.3 Байєсівське оцінювання продуктивності працівників	79
2.6 ІНТЕРПРЕТАЦІЯ РЕЗУЛЬТАТІВ БАЙЄСІВСЬКОГО ОЦІНЮВАННЯ ПРОДУКТИВНОСТІ	86
Висновки до розділу 2	89
РОЗДІЛ 3. РЕГРЕСІЙНИЙ АНАЛІЗ ФАКТОРІВ ПРОДУКТИВНОСТІ ПРАЦІВНИКІВ	92
3.1 ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ВИКОРИСТАННЯ РЕГРЕСІЙНОГО АНАЛІЗУ ДЛЯ ОЦІНЮВАННЯ ПРОДУКТИВНОСТІ ПРАЦІВНИКІВ	92
3.2 ВИКОРИСТАННЯ РЕГРЕСІЙНОГО АНАЛІЗУ У ДОСЛІДЖЕННЯХ УПРАВЛІННЯ ПРОЄКТАМИ ТА ПРОГРАМНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ.....	95
3.3 ФОРМУВАННЯ РЕГРЕСІЙНОЇ МОДЕЛІ ОЦІНЮВАННЯ ПРОДУКТИВНОСТІ ПРАЦІВНИКІВ	98
3.4 ПОБУДОВА РЕГРЕСІЙНОЇ МОДЕЛІ ОЦІНЮВАННЯ ПРОДУКТИВНОСТІ ПРАЦІВНИКІВ У ІТ-ПРОЄКТАХ	102
3.4.1 Формування набору даних для побудови моделі продуктивності ..	105
3.4.2 Формування набору факторів регресійної моделі.....	106
3.4.3 Побудова регресійної моделі продуктивності	109
3.5 ІНТЕРПРЕТАЦІЯ РЕЗУЛЬТАТІВ РЕГРЕСІЙНОЇ МОДЕЛІ	119
Висновки до розділу 3	122
РОЗДІЛ 4. ПРОГНОЗУВАННЯ ПРОДУКТИВНОСТІ ПРАЦІВНИКІВ НА ОСНОВІ РЕКУРЕНТНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ТИПУ LSTM.....	124
4.1 ОСОБЛИВОСТІ ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ПРОДУКТИВНОСТІ ПРАЦІВНИКІВ	124

4.2 ФОРМУВАННЯ НАБОРУ ДАНИХ ДЛЯ МОДЕЛЮВАННЯ ПРОДУКТИВНОСТІ ПРАЦІВНИКІВ	126
4.3 ПОБУДОВА МОДЕЛІ ПРОГНОЗУВАННЯ ПРОДУКТИВНОСТІ НА ОСНОВІ LSTM.....	129
4.3.1 Архітектура моделі LSTM	129
4.3.2 Формування вхідних даних	130
4.3.3 Попередня обробка даних: нормалізація та відбір ознак	130
4.3.4 Архітектура нейронної мережі.....	131
4.3.5 Навчання та валідація моделі	132
4.4 ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ LSTM-МОДЕЛІ ПРОГНОЗУВАННЯ ПРОДУКТИВНОСТІ	133
4.4.1 Підготовка даних, вибір показників та формування цільової змінної	133
4.4.2 Нормалізація даних та формування часових послідовностей.....	134
4.4.3 Архітектура моделі та налаштування	135
4.4.4 Базові моделі для порівняння	137
4.5 ЕВОЛЮЦІЯ І РЕЗУЛЬТАТИ МОДЕЛІ	137
4.5.1 Етап 1 – Початковий прогноз: «пряма лінія»	137
4.5.2 Етап 2 – Збільшення даних та кількості епох	139
4.5.3 Етап 3 – Введення залежностей у дані	140
4.5.4 Етап 4 – Фінальна оптимізація архітектури.....	142
4.6 ІНТЕРПРЕТАЦІЯ РЕЗУЛЬТАТІВ ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ	146
Висновки до розділу 4	148

РОЗДІЛ 5. ДІАГНОСТИКА ФАКТОРІВ ПРОДУКТИВНОСТІ У СОЦІО-ТЕХНІЧНИХ СИСТЕМАХ НА ОСНОВІ МЕХАНІЗМУ BAYESIAN TRUTH SERUM

151

5.1. ВИКОРИСТАННЯ МЕХАНІЗМУ BAYESIAN TRUTH SERUM ДЛЯ ВИЯВЛЕННЯ ПРИЧИН ЗМІН ПРОДУКТИВНОСТІ У СОЦІО-ТЕХНІЧНИХ СИСТЕМАХ	151
--	-----

5.2. ПРОБЛЕМА ДОСТОВІРНОСТІ КОРПОРАТИВНИХ ОПИТУВАНЬ У ДОСЛІДЖЕННІ ФАКТОРІВ ПРОДУКТИВНОСТІ	153
5.3. МЕТОДОЛОГІЯ ЗАСТОСУВАННЯ МЕХАНІЗМУ BAYESIAN TRUTH SERUM	155
5.3.1 Математична модель	157
5.3.2 Технічні особливості застосування методу	159
5.4. ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ ЗАСТОСУВАННЯ BAYESIAN TRUTH SERUM ДЛЯ ВИЯВЛЕННЯ ПРИЧИН ЗМІН ПРОДУКТИВНОСТІ	159
5.4.1 Постановка експерименту та формат відповідей	160
5.4.2 Результати оцінювання на рівні респондентів	161
5.4.3 Аналіз причин на рівні всієї вибірки	162
5.5 ІНТЕРПРЕТАЦІЯ РЕЗУЛЬТАТІВ ДОСЛІДЖЕННЯ	165
Висновки до розділу 5	167
ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ.....	170
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	172
ДОДАТКИ	191
ДОДАТОК А	192
ДОДАТОК Б.....	195
ДОДАТОК В	197
ДОДАТОК Г.....	198
ДОДАТОК Д	199
ДОДОТОК Е	201

ВСТУП

Обґрунтування вибору та актуальність теми дослідження. У сучасних умовах розвитку цифрової економіки, поширення інформаційних технологій та ускладнення організаційних форм діяльності дедалі більшого значення набуває дослідження соціо-технічних систем, у межах яких людська діяльність, цифрові інструменти, інформаційні потоки та організаційні процедури функціонують як єдине інтегроване середовище. Такий підхід дозволяє розглядати сучасні організації не лише як формальні структури управління, а як складні системи взаємодії соціальних і технічних компонентів, ефективність яких визначається характером зв'язків між людьми, інформацією, технологіями та процесами прийняття рішень.

Однією з найбільш характерних сфер прояву таких закономірностей є управління проєктами, особливо у галузі інформаційних технологій, програмної інженерії, інноваційної діяльності та цифрового консалтингу. У цих умовах результати діяльності формуються в середовищі інтенсивної взаємодії працівників із цифровими платформами, системами управління задачами, засобами командної координації та іншими інформаційними сервісами. Проєктне середовище при цьому доцільно розглядати як соціо-технічну систему, у якій технічна інфраструктура виступає не лише інструментом, а й активним середовищем формування управлінських рішень і організації діяльності.

Соціо-технічний характер сучасних проєктів виявляється у тому, що результати виконання робіт формуються в процесі взаємодії між працівниками, цифровими системами та управлінськими практиками. Відповідно, ефективність функціонування таких систем значною мірою залежить від узгодженості соціальної складової (працівників і команд) та якості використання даних, що генеруються у цифровому середовищі, для підтримки процесів управління.

У цьому контексті продуктивність працівників виступає не лише показником індивідуальної результативності, а однією з ключових характеристик стану соціальної підсистеми організації. Вона безпосередньо пов'язана з такими

управлінськими аспектами, як дотримання строків виконання робіт, ефективність використання ресурсів, рівень координації в команді та здатність адаптації до змін. Саме тому оцінювання, аналіз та прогнозування продуктивності набувають особливого значення як інструменти підтримки управлінських рішень у проєктному менеджменті.

Особливої актуальності ця проблема набуває у сферах, де основним ресурсом є знання, досвід та інтелектуальний потенціал працівників. У таких умовах традиційні методи до оцінювання продуктивності не дозволяють адекватно відобразити реальний стан проєктного середовища. Це пов'язано з тим, що ефективність діяльності визначається не лише обсягом виконаної роботи, але й її якістю, стабільністю виконання, взаємозалежністю задач та впливом організаційного контексту.

Додатковим фактором, що підвищує актуальність дослідження, є поширення гнучких підходів до управління проєктами та дистанційних форматів роботи. У таких умовах процеси планування, контролю та координації дедалі більше базуються на даних, що формуються у цифрових системах. Це створює передумови для переходу від інтуїтивного управління до методів, заснованих на аналізі даних, однак одночасно породжує нову проблему — необхідність інтерпретації цих даних у контексті прийняття управлінських рішень.

У сучасних організаціях накопичується значний обсяг різномірної інформації про діяльність працівників: дані про виконання задач, строки, зміни вимог, комунікацію, участь у командних процесах. Проте ці дані здебільшого використовуються для операційного контролю, а не для системного аналізу. Унаслідок цього керівники проєктів часто не мають достатніх інструментів для оцінювання причин змін продуктивності, прогнозування ризиків відхилення строків та обґрунтованого планування ресурсів.

Складність проблеми посилюється фрагментованістю та неоднорідністю даних, а також залежністю показників від контексту проєктної діяльності. Це означає, що ефективне оцінювання продуктивності потребує не лише використання окремих

метрик, а застосування аналітичних моделей, здатних інтегрувати різні джерела інформації та забезпечувати їх інтерпретацію з точки зору управління.

У науковій літературі запропоновано широкий спектр методів аналізу продуктивності — від статистичних і регресійних моделей до ймовірнісних підходів і методів машинного навчання. Водночас більшість із них застосовується ізольовано та не інтегрується у процеси прийняття управлінських рішень. Це зумовлює необхідність формування підходу, який дозволяє використовувати аналітичні методи як інструменти підтримки управління у соціо-технічних системах.

Отже, актуальність дисертаційного дослідження зумовлена необхідністю розвитку підходів до аналізу соціо-технічних систем на основі даних цифрового проєктного середовища з орієнтацією на вирішення управлінських задач. Використання статистичних, ймовірнісних та методів машинного навчання як інструментів аналізу дозволяє підвищити обґрунтованість управлінських рішень, покращити планування ресурсів, знизити ризики відхилення строків виконання робіт та загалом підвищити ефективність функціонування проєктних команд.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Дисертаційне дослідження виконано відповідно до сучасних напрямів наукових досліджень у сфері розвитку соціо-технічних систем, соціальної інформатики, управління проєктами, управління організаціями та аналітики даних, що формуються у межах наукової діяльності закладів вищої освіти та наукових установ України. Робота пов'язана з дослідженнями, спрямованими на вдосконалення механізмів функціонування організацій у цифровому середовищі, підвищення ефективності використання людських ресурсів у проєктній діяльності, а також застосування інформаційно-аналітичних підходів для підтримки управлінських рішень у складних організаційних системах.

Тема дисертаційного дослідження відповідає науковим напрямам, пов'язаним із вивченням соціо-технічної природи сучасних організацій, ролі інформаційних систем у трансформації управлінських процесів та використання аналітики даних для дослідження соціальних і організаційних явищ у цифровому середовищі. У цьому

контексті проєктні організації, особливо у сфері інформаційних технологій, розглядаються як соціо-технічні системи, у яких взаємодія працівників, управлінських процедур та цифрових платформ формує середовище прийняття рішень, координації діяльності та досягнення результатів.

Дослідження узгоджується з сучасними тенденціями розвитку соціальної інформатики, яка орієнтована на вивчення взаємозв'язків між соціальними процесами, організаційними практиками та інформаційними технологіями. У межах цієї логіки особливого значення набуває аналіз того, як цифрові системи фіксації та обробки даних можуть бути використані для оцінювання ефективності діяльності працівників, виявлення причин змін продуктивності та підвищення обґрунтованості управлінських рішень у проєктному середовищі.

Результати дисертаційного дослідження спрямовані на розвиток підходів до аналізу соціо-технічних систем через використання методів оцінювання, аналізу та прогнозування продуктивності працівників у цифровому проєктному середовищі. У роботі розглянуто можливості застосування статистичних, ймовірнісних та методів машинного навчання як інструментів аналізу даних, що дозволяють інтерпретувати цифровий слід діяльності працівників у контексті управління строками виконання робіт, використання ресурсів та ризиків відхилення від планових показників.

Отримані результати можуть бути використані у подальших наукових дослідженнях, присвячених розвитку соціо-технічних систем, цифровій трансформації організацій, удосконаленню механізмів управління проєктними командами та розвитку систем підтримки прийняття управлінських рішень. Таким чином, дисертаційна робота пов'язана з актуальними міждисциплінарними напрямками на перетині управління проєктами, соціальної інформатики та аналітики даних і спрямована на підвищення ефективності управління сучасними організаційними системами.

Мета і завдання дослідження. Метою дисертаційного дослідження є розвиток науково-методологічної системи оцінювання, аналізу та прогнозування продуктивності працівників у цифровому проєктному середовищі на основі

використання статистичних, ймовірнісних та методів машинного навчання з подальшою інтерпретацією отриманих результатів у системі управлінських метрик проекту (строків виконання робіт, витрат, пропускну здатності команди та ризиків відхилення від планових показників), що забезпечує підтримку прийняття управлінських рішень у соціо-технічних системах.

У межах цього дослідження розвиток соціо-технічних систем розглядається як процес удосконалення механізмів взаємодії між працівниками, управлінськими процедурами, цифровими платформами та інформаційними потоками, що забезпечують функціонування проектного середовища. Застосування методів соціальної інформатики полягає у використанні даних інформаційних систем управління проектами для виявлення закономірностей діяльності працівників та їх подальшої інтерпретації у вигляді показників, релевантних для управління проектами.

Досягнення поставленої мети зумовило необхідність вирішення таких основних завдань дослідження:

- провести аналіз сучасних методів дослідження соціо-технічних систем, методів соціальної інформатики та методів оцінювання продуктивності працівників у проектному менеджменті, а також визначити обмеження їх застосування з точки зору підтримки управлінських рішень;
- дослідити можливості використання даних інформаційних систем управління проектами як інформаційної основи для аналізу діяльності працівників та формування управлінських висновків;
- використати ймовірнісні (байєсівські) методи для оцінювання продуктивності працівників в умовах невизначеності та забезпечити трансформацію отриманих оцінок у показники ефективності виконання проекту;
- застосувати регресійний аналіз для кількісного оцінювання впливу факторів діяльності працівників на продуктивність та інтерпретувати отримані результати у показники відхилення строків виконання робіт і витрат проекту;

- дослідити можливості застосування методів машинного навчання, зокрема моделей LSTM, для прогнозування динаміки продуктивності працівників та інтерпретувати результати прогнозування у показники пропускну здатності команди та ризику порушення графіка виконання робіт;

- застосувати механізм Байєсівської сироватки правди (Bayesian Truth Serum) для виявлення причин змін продуктивності працівників та узгодити отримані результати з кількісними показниками ефективності проєкту;

- провести експериментальну апробацію моделей на даних, що відображають діяльність працівників у цифровому проєктному середовищі, та оцінити можливості їх практичного використання;

- сформувані рекомендації щодо використання отриманих результатів для підтримки управлінських рішень, зокрема у частині планування строків виконання робіт, управління витратами, балансування навантаження команди та виявлення ризиків.

Розв’язання зазначених завдань дозволяє сформувані науково обґрунтований підхід до аналізу соціо-технічних систем, який базується на інтерпретації результатів аналізу продуктивності працівників у термінах управління проєктами. Це створює можливість підвищення обґрунтованості управлінських рішень, покращення планування та координації діяльності команд, а також розвитку сучасних підходів до управління організаціями у цифровому середовищі.

Об’єктом дослідження є процеси функціонування та розвитку соціо-технічних систем у цифровому проєктному середовищі сучасних організацій, зокрема процеси формування, аналізу та використання даних про діяльність працівників для підтримки управлінських рішень.

У межах дисертаційної роботи соціо-технічна система розглядається як інтегроване середовище, у якому взаємодіють працівники, команди, управлінські процедури, цифрові інструменти, інформаційні потоки та організаційні правила. Особливу увагу зосереджено на процесах організації, координації, оцінювання та

аналітичного супроводу діяльності працівників у системах управління проєктами, які формують інформаційну основу для прийняття управлінських рішень.

У такому розумінні функціонування соціо-технічних систем визначається не лише характеристиками окремих елементів, але й здатністю системи перетворювати дані про діяльність працівників у змістовні управлінські показники. Йдеться, зокрема, про інтерпретацію цифрового сліду діяльності у вигляді оцінок продуктивності, відхилень строків виконання робіт, змін витрат та ризиків порушення графіка проєкту. Саме ці процеси трансформації даних у управлінські висновки розглядаються як ключовий аспект розвитку соціо-технічних систем у цифровому середовищі.

Предметом дослідження є методи, моделі та системи оцінювання, аналізу та прогнозування продуктивності працівників як складової розвитку соціо-технічних систем у процесах управління проєктами на основі даних проєктної діяльності в цифровому середовищі, а також методи інтерпретації результатів аналізу у вигляді управлінських показників. Предмет охоплює:

- аналіз процесів формування, накопичення та використання даних про діяльність працівників у сучасних інформаційних системах управління проєктами як елементах технічної складової соціо-технічних систем;
- застосування статистичних методів аналізу даних, зокрема регресійних моделей, для кількісного оцінювання впливу факторів діяльності працівників на продуктивність та подальшої інтерпретації результатів у показники ефективності виконання проєктів;
- використання ймовірнісних моделей для врахування невизначеності, неповноти та варіативності даних, що характеризують стан соціальної складової соціо-технічних систем, із подальшою трансформацією результатів у показники відхилення строків і витрат;
- застосування моделей машинного навчання для прогнозування динаміки продуктивності працівників у цифровому проєктному середовищі та інтерпретації

прогнозів у показники пропускну здатності команди та ризиків порушення графіка виконання робіт;

- використання експертно-аналітичних методів для виявлення причин змін продуктивності працівників та узгодження таких причин із кількісними показниками ефективності проєктної діяльності;

- визначення умов застосування різних моделей і методів оцінювання та прогнозування залежно від характеристик організації, структури проєктної діяльності, рівня цифровізації управлінського середовища та обсягів доступної інформації.

Гіпотеза дослідження полягає в тому, що використання математичних методів оцінювання, аналізу та прогнозування продуктивності працівників у цифровому проєктному середовищі на основі статистичних, ймовірнісних і машинних моделей аналізу даних дозволяє підвищити об'єктивність оцінювання та врахувати невизначеність проєктного середовища. Крім того, такий підхід забезпечує можливість інтерпретації отриманих результатів у вигляді управлінських показників, пов'язаних зі строками виконання робіт, витратами та ризиками реалізації проєктів.

Передбачається, що продуктивність працівників може розглядатися як інтегральна характеристика стану соціальної складової соціо-технічної системи, а результати її оцінювання та прогнозування можуть бути трансформовані у показники ефективності виконання проєктів. Це дозволяє встановлювати кількісні зв'язки між змінами продуктивності та відхиленнями строків виконання робіт, витрат і пропускну здатності команди, а також виявляти закономірності функціонування системи у часі.

Для перевірки гіпотези використовується система кількісних критеріїв, що включає показники точності оцінювання та прогнозування (зокрема, середньоквадратичну помилку (MSE), середню абсолютну похибку (MAE) та коефіцієнт детермінації (R^2)) для статистичних і машинних моделей, а також характеристики невизначеності (зокрема, апостеріорну дисперсію та зміну оцінок) для ймовірнісних моделей. Додатково оцінюється можливість інтерпретації

отриманих результатів у вигляді управлінських метрик, таких як відхилення строків виконання робіт, зміна витрат, пропускна здатність команди та ризики відхилення від планових показників.

Перевірка гіпотези здійснюється шляхом застосування зазначених методів до даних проєктної діяльності з подальшим аналізом отриманих результатів і їх інтерпретацією у контексті управління проєктами й здатністю формувати змістовні управлінські висновки.

Гіпотеза вважається підтвердженою у разі, якщо використані методи забезпечують можливість кількісного зв'язку між змінами продуктивності та ключовими показниками ефективності проєкту, а також дозволяють формувати обґрунтовані управлінські рішення щодо планування строків виконання робіт, управління витратами, балансування навантаження команди та зниження ризиків.

Додатково передбачається, що використання аналітичних методів у межах соціальної інформатики дозволяє трансформувати дані про проєктну діяльність у змістовну інформацію для підтримки управлінських рішень, підвищення ефективності командної взаємодії та вдосконалення процесів функціонування соціо-технічних систем.

Методи дослідження. Дослідження ґрунтується на використанні комплексу взаємопов'язаних методів, що поєднують теоретичний аналіз, системне моделювання та аналіз даних для вивчення процесів функціонування і розвитку соціо-технічних систем у цифровому проєктному середовищі. Методологічна основа роботи сформована на перетині соціальної інформатики, управління проєктами, прикладної статистики та аналітики даних, що дозволило розглядати продуктивність працівників як характеристику соціальної підсистеми організації та інтерпретувати її у показниках ефективності управління проєктами.

У межах теоретико-аналітичного етапу дослідження застосовано методи аналізу та синтезу наукової літератури, системний аналіз, а також порівняльний аналіз сучасних концепцій дослідження соціо-технічних систем, положень соціальної інформатики та методів оцінювання продуктивності працівників у проєктному

середовищі. Це дозволило визначити місце продуктивності працівників у структурі функціонування цифрового проєктного середовища та сформулювати концептуальні засади її подальшого аналізу в контексті управління строками виконання робіт, витратами та ефективністю проєктної діяльності.

Для дослідження процесів функціонування проєктного середовища як соціо-технічної системи використано системний аналіз, відповідно до якого організація розглядається як сукупність взаємопов'язаних соціальних, інформаційних та управлінських компонентів. Це дозволило обґрунтувати доцільність використання продуктивності працівників як інтегральної характеристики функціонування системи та як основи для формування управлінських показників.

Для оцінювання продуктивності працівників використано методи статистичного аналізу та регресійного моделювання, що дозволяють досліджувати взаємозв'язки між показниками діяльності працівників і результатами виконання проєктних завдань. Застосування цих методів дало можливість кількісно визначити вплив окремих факторів на продуктивність та інтерпретувати отримані результати у вигляді показників відхилення строків виконання робіт і витрат проєкту.

Для врахування невизначеності, неповноти даних та варіативності умов функціонування проєктного середовища застосовано ймовірнісні методи аналізу, зокрема підходи, що базуються на використанні байєсівських моделей. Використання цих методів дозволило формалізувати процес оновлення оцінок продуктивності працівників у разі надходження нових даних, а також інтерпретувати результати у вигляді показників ефективності виконання проєкту з урахуванням невизначеності.

Для дослідження можливостей прогнозування продуктивності працівників використано методи аналізу часових рядів та методи машинного навчання, зокрема моделі типу LSTM. Застосування цих методів забезпечило можливість аналізу динаміки продуктивності у часі, виявлення нелінійних залежностей та формування прогнозів, які можуть бути інтерпретовані у показники пропускну здатності команди та ризиків порушення графіка виконання робіт.

Для виявлення причин змін продуктивності використано експертно-аналітичні методи, зокрема механізм Байєсівської сироватки правди, що дозволяє враховувати відмінності між фактичними оцінками та колективними очікуваннями. Це забезпечує можливість ідентифікації недооцінених та переоцінених факторів і узгодження їх із кількісними показниками ефективності проєктної діяльності.

У роботі також використано методи узагальнення, систематизації, індукції та дедукції, що дали змогу інтерпретувати результати аналізу, сформувати науково обґрунтовані висновки та визначити можливості практичного використання отриманих результатів для підтримки управлінських рішень. Застосування зазначеного комплексу методів забезпечило цілісність дослідження, узгодженість між його теоретичною та практичною частинами, а також можливість переходу від аналізу даних до формування управлінських висновків у соціо-технічних системах.

Наукова новизна отриманих результатів полягає у наступному: Наукова новизна отриманих результатів полягає у формуванні аналітичної системи оцінювання, прогнозування та інтерпретації продуктивності працівників у цифровому проєктному середовищі, що забезпечує її узгодження з управлінськими показниками ефективності проєктної діяльності та дозволяє розглядати продуктивність як кількісну характеристику функціонування соціальної складової соціо-технічних систем.

У дисертаційній роботі продуктивність працівників розглянуто не лише як локальний показник результативності, а як інтегральну характеристику стану соціальної підсистеми, що безпосередньо пов'язана з параметрами виконання проєкту (строками, витратами, пропускнуою здатністю та ризиками). Це дозволило поєднати методи аналітики даних із завданнями управління проєктами в єдиній логіці прийняття рішень.

Вперше:

— вперше сформовано інтегровану модель використання статистичних, ймовірнісних, регресійних, нейромережевих та експертних методів для оцінювання,

прогнозування та пояснення продуктивності працівників у цифровому проєктному середовищі;

- обґрунтовано використання методу Байєсівської сироватки правди для виявлення недооцінених і переоцінених соціальних факторів, що впливають на продуктивність, на основі аналізу розриву між фактичними оцінками та колективними очікуваннями;

- визначено механізм використання цифрового сліду діяльності працівників як інформаційної основи для кількісного аналізу функціонування соціальної складової проєктного середовища та формування аналітичних висновків для підтримки управлінських рішень

Удосконалено:

- застосування методів регресійного аналізу для оцінювання продуктивності працівників, яке, на відміну від традиційних методів (зокрема PERT), дозволяє не лише оцінювати часові параметри проєкту, але й визначати вплив факторів продуктивності з подальшою інтерпретацією у вигляді показників відхилення строків та витрат;

- інтерпретацію результатів байєсівських моделей, яка, на відміну від класичних імовірнісних методів (зокрема методу Монте-Карло), орієнтованих переважно на оцінювання ризиків, забезпечує врахування невизначеності у показниках продуктивності з подальшим переходом до управлінських метрик ефективності;

- використання моделей машинного навчання (LSTM) для прогнозування продуктивності, яке, на відміну від класичних моделей часових рядів, дозволяє враховувати складні нелінійні залежності та інтерпретувати результати через показники пропускну здатності команди та ризиків виконання проєкту;

Отримали подальший розвиток:

- методи прогнозування продуктивності працівників у задачах адаптивного управління проєктами за рахунок використання моделей часових рядів та

нейромережових LSTM-архітектур для врахування динаміки змін у цифровому середовищі;

- методи інтеграції соціальних і технічних факторів у межах аналізу продуктивності як характеристики соціо-технічної системи за рахунок поєднання статистичних, експертних та поведінкових методів аналізу даних;

- моделі підтримки управлінських рішень на основі даних цифрового середовища за рахунок інтеграції регресійних, баєсівських, нейромережових та експертних методів аналізу продуктивності працівників.

У сукупності отримані результати формують науково обґрунтовану основу для переходу від використання окремих операційних показників до системного аналізу продуктивності працівників у цифровому проєктному середовищі з орієнтацією на підтримку управлінських рішень та розвиток соціо-технічних систем.

Практичне значення отриманих результатів полягає у можливості використання сформованих у роботі методів і аналітичних рішень для оцінювання, аналізу та прогнозування продуктивності працівників у цифровому проєктному середовищі з метою підтримки управлінських рішень. Отримані результати можуть застосовуватися у процесах планування робіт, координації командної взаємодії, розподілу ресурсів, виявлення ризиків відхилення строків виконання завдань та удосконалення організації праці в ІТ-проєктах.

Практична цінність результатів полягає у переході від використання окремих формальних показників діяльності працівників до комплексного аналізу функціонування соціальної складової організації на основі даних, що формуються у сучасних інформаційних системах управління проєктами. Це дає змогу використовувати цифровий слід діяльності працівників не лише для фіксації стану виконання робіт, а й для виявлення закономірностей зміни продуктивності, оцінювання впливу факторів робочого процесу та аналізу динаміки командної взаємодії.

Отримані результати дозволяють інтерпретувати показники продуктивності у вигляді управлінських метрик, зокрема відхилення строків виконання робіт, змін

витрат, пропускної здатності команди та ризиків порушення графіка проєкту, що підвищує обґрунтованість прийняття управлінських рішень у проєктному менеджменті.

Таким чином, практичне значення дисертаційної роботи полягає у формуванні аналітичної основи для використання даних цифрового проєктного середовища з метою підвищення ефективності управління проєктами, удосконалення координації діяльності працівників та розвитку соціо-технічних систем сучасних організацій.

Особистий внесок здобувача. Усі наукові положення, результати та висновки, що наведені у дисертаційному дослідженні, отримані здобувачем особисто. У роботі відображено результати самостійних наукових досліджень автора, спрямованих на аналіз і узагальнення закономірностей функціонування соціо-технічних систем у цифровому проєктному середовищі на основі оцінювання та прогнозування продуктивності працівників із використанням методів аналізу даних.

Здобувачем виконано постановку наукового завдання, проведено аналіз сучасних методів оцінювання продуктивності, обґрунтовано доцільність використання статистичних, ймовірнісних, нейромережових та експертних методів, здійснено їх адаптацію до задач управління проєктами та виконано інтерпретацію отриманих результатів у вигляді управлінських показників ефективності.

У наукових працях, опублікованих у співавторстві, здобувачу належать формулювання наукових задач, проведення аналітичних досліджень, узагальнення результатів та обґрунтування можливостей їх використання для підтримки управлінських рішень у проєктному середовищі.

У дисертаційній роботі використано лише ті наукові положення, ідеї та результати, які отримані здобувачем особисто в процесі виконання дослідження.

Апробація результатів дисертації. Основні положення та наукові результати дисертаційного дослідження представлялись та доповідались на міжнародній науково-технічній конференції: 2025 IEEE 13th International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS) (Gliwice, Poland, 2025), де було представлено доповідь на тему «Bayesian

Approach to Productivity Evaluation in Project Management». Результати дослідження апробовано у тезах доповіді «Прогнозування продуктивності працівників у проєктному менеджменті з використанням LSTM-нейронних мереж», представлених на XXII Міжнародній конференції «Управління проєктами у розвитку суспільства», а також у тезах доповіді «Механізм визначення та управлінської інтерпретації продуктивності працівників у проєктному менеджменті», представлених на XXIII-й Міжнародній науково-практичній конференції РМ Kyiv-26 «Управління проєктами у розвитку суспільства».

Практичне значення отриманих результатів підтверджується їх апробацією у діяльності компанії під час аналізу показників продуктивності команд розробки та дослідження факторів, що впливають на ефективність виконання проєктних завдань. Детальна інформація щодо впровадження та апробації результатів наведена у роботі в додатку Г та додатку Д.

Публікації. За результатами проведеного дисертаційного дослідження опубліковано наукові праці, серед яких статті у наукових фахових виданнях України та закордонних виданнях, а також матеріали міжнародних наукових конференцій. Основні результати дослідження відображено у публікації, представленій у матеріалах міжнародної конференції IEEE IDAACS 2025. Повний список наукових праць за темою дисертаційного дослідження наведено у додатку В.

Структура та обсяг роботи. Дисертація складається з анотації, вступу, основної частини, що включає розділи, висновків та додатків. У роботі містяться посилання на 179 літературних джерел. Загальний обсяг дисертації становить 200 сторінок, з них основна частина 156 сторінок. Робота містить 18 рисунків та 20 таблиць.

РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ АНАЛІЗУ ТА ОЦІНЮВАННЯ ПРОДУКТИВНОСТІ ПРАЦІВНИКІВ

Продуктивність є одним із ключових понять у дослідженнях ефективності діяльності організацій, команд та окремих працівників. У загальному розумінні продуктивність визначається як співвідношення між отриманими результатами діяльності та витраченими ресурсами, необхідними для досягнення цих результатів. Такий підхід широко використовується в економічних дослідженнях, управлінні виробництвом та менеджменті організацій [1].

У формалізованому вигляді продуктивність може бути представлена як:

$$P = Output/Effort \quad (1.1)$$

Де

Output – результат діяльності (обсяг виконаних завдань, створена цінність),

Effort – витрати ресурсів (час, трудові ресурси).

Разом з тим таке представлення має низку обмежень. Зокрема, воно не враховує вплив факторів організаційного середовища, не відображає невизначеність оцінок, не враховує соціальну складову взаємодії працівників, а також має статичний характер і не дозволяє аналізувати зміну продуктивності у часі.

У класичній економічній теорії продуктивність розглядається як показник ефективності використання ресурсів, зокрема праці, капіталу та технологій. Найчастіше продуктивність вимірюється через відношення обсягу виробленої продукції або наданих послуг до витрат праці чи інших ресурсів. У виробничих системах така інтерпретація є відносно простою, оскільки результати діяльності можуть бути безпосередньо виміряні через кількість вироблених одиниць продукції або обсяг виконаних робіт [2]. Водночас у сучасних організаційних середовищах, де результати діяльності значною мірою формуються через взаємодію працівників із цифровими інструментами та інформаційними системами, оцінювання продуктивності потребує врахування ширшого контексту функціонування організації. У таких умовах продуктивність доцільно розглядати як характеристику

функціонування соціо-технічної системи, у межах якої поєднуються людські, організаційні та інформаційно-технологічні компоненти.

Особливо це стосується сфер, пов'язаних із інтелектуальною працею, зокрема розробки програмного забезпечення, наукових досліджень та управління проєктами. У таких видах діяльності результати роботи часто мають нематеріальний характер, що ускладнює їх кількісне вимірювання [3]. Продуктивність у цьому випадку формується у процесі взаємодії працівників, команд та інформаційних систем, що є характерною ознакою соціо-технічного середовища організації.

У дослідженнях продуктивності працівників, що виконують інтелектуальну роботу, підкреслюється необхідність врахування не лише кількісних показників результатів діяльності, але й якості виконаної роботи, рівня складності завдань, ефективності командної взаємодії та організаційних факторів [4]. У проєктному менеджменті ці аспекти набувають особливого значення, оскільки результати діяльності формуються у процесі колективної роботи.

У контексті управління проєктами продуктивність доцільно розглядати як характеристику ефективності виконання проєктних завдань з урахуванням обмежень щодо часу, вартості та якості [5]. Таким чином, продуктивність безпосередньо пов'язана з досягненням цілей проєкту та ефективністю використання ресурсів. Важливо, що у проєктному середовищі продуктивність не є ізольованим показником. Вона впливає на ключові параметри виконання проєкту, зокрема тривалість виконання робіт та витрати. Зниження продуктивності призводить до збільшення тривалості виконання завдань, що, у свою чергу, може спричинити зростання витрат і порушення графіка виконання проєкту.

У сучасних дослідженнях також підкреслюється, що продуктивність формується під впливом великої кількості факторів, серед яких організаційна структура команди, рівень досвіду працівників, ефективність комунікації, складність завдань та використання цифрових інструментів управління проєктами [6]. Сукупність цих факторів визначає особливості функціонування проєктного середовища як соціо-технічної системи.

Особливу увагу у сучасних дослідженнях приділяють продуктивності у сфері розробки програмного забезпечення. У таких проєктах результати роботи часто оцінюються за допомогою різних показників, зокрема кількості виконаних задач, швидкості виконання робіт або кількості виправлених помилок. Разом з тим дослідники зазначають, що використання лише кількісних показників може призводити до спрощеного розуміння продуктивності, оскільки не враховує складність задач та якість отриманих результатів [7].

У зв'язку з цим у сучасних дослідженнях пропонується розглядати продуктивність як багатовимірне поняття, що поєднує кількісні та якісні характеристики діяльності працівників. Наприклад, у рамках підходу SPACE framework пропонується оцінювати продуктивність інженерних команд за п'ятьма основними вимірами: задоволеність працівників, продуктивність виконання задач, ефективність взаємодії, складність роботи та ефективність процесів [8]. Такий підхід відображає прагнення дослідників враховувати різні аспекти діяльності працівників у сучасному цифровому робочому середовищі.

Крім того, сучасні дослідження підкреслюють важливість використання даних, що формуються у процесі виконання проєктних робіт, для аналізу продуктивності команд. У багатьох організаціях інформація про виконання задач, комунікацію між учасниками проєкту та результати роботи накопичується у цифрових системах управління проєктами. Аналіз таких даних дозволяє отримувати більш об'єктивну оцінку продуктивності працівників та виявляти фактори, що впливають на результати діяльності команд [9]. Такі дані формують своєрідний цифровий слід діяльності працівників, який може використовуватися для аналітичного дослідження процесів, що відбуваються у проєктному середовищі.

Таким чином, продуктивність у проєктному менеджменті є складним багатовимірним поняттям, що відображає ефективність використання ресурсів у процесі виконання проєктних завдань. Її оцінювання потребує врахування як кількісних, так і якісних характеристик діяльності, а також взаємодії соціальних і технологічних факторів у межах організаційного середовища [10].

У межах даного дослідження продуктивність працівників пропонується розглядати не лише як відношення результатів до витрат ресурсів, а як інтегральну характеристику функціонування соціальної складової соціо-технічної системи, що формується під впливом організаційних, технічних та поведінкових факторів у цифровому проєктному середовищі.

На відміну від класичних підходів, де продуктивність має статичний характер, у роботі вона інтерпретується як динамічна змінна, що відображає стан виконання проєктних робіт у часі та може бути використана як основа для аналізу та прогнозування параметрів управління проєктами.

У такому трактуванні продуктивність безпосередньо пов'язується з ключовими управлінськими показниками, зокрема тривалістю виконання робіт, витратами ресурсів та ризиками відхилення від планових значень. Зміна продуктивності призводить до відповідних змін у часових і ресурсних параметрах проєкту, що дозволяє розглядати її як базову змінну для формування аналітичних моделей підтримки управлінських рішень.

Таким чином, продуктивність у роботі виступає не лише як об'єкт оцінювання, а як аналітична категорія, що забезпечує зв'язок між даними про діяльність працівників і показниками ефективності управління проєктами.

У цьому контексті продуктивність доцільно розглядати не лише як аналітичний показник, але і як змінну, що може бути використана для оцінювання та прогнозування ключових параметрів управління проєктами, зокрема тривалості виконання робіт, витрат та ризиків відхилень.

1.2 Критерії та показники оцінювання продуктивності у проєктних командах

Оцінювання продуктивності у проєктному менеджменті є складним завданням, оскільки результати діяльності команд формуються у процесі виконання взаємопов'язаних завдань та залежать від багатьох факторів. На відміну від

виробничих систем, де результати можуть бути безпосередньо виміряні, у проектному середовищі продуктивність визначається через досягнення цілей проекту та ефективність використання ресурсів [11].

У науковій літературі підкреслюється, що оцінювання продуктивності повинно враховувати як кількісні, так і якісні характеристики діяльності команди [12]. У сучасних організаціях така діяльність відбувається у цифровому середовищі, що формує соціо-технічний характер проектного середовища.

У межах управління проектами продуктивність часто оцінюється через систему показників, які дозволяють аналізувати різні аспекти діяльності команди. До основних категорій таких показників належать:

- показники результативності виконання задач;
- показники ефективності використання ресурсів;
- показники якості результатів роботи;
- показники ефективності командної взаємодії.

Подібна класифікація дозволяє більш комплексно оцінювати результати діяльності проектних команд та враховувати різні аспекти виконання проектних робіт [13].

Показники результативності виконання задач. Однією з найбільш поширених груп показників продуктивності є метрики, що характеризують результати виконання задач. До таких показників належать:

- кількість виконаних задач за певний період часу;
- кількість завершених задач у межах ітерації або спринту;
- швидкість виконання задач (velocity);
- тривалість виконання задач (cycle time);
- загальний обсяг виконаної роботи.

У середовищі розробки програмного забезпечення широко використовуються метрики Agile-процесів, зокрема швидкість виконання задач (velocity), що характеризує обсяг роботи, виконаної командою протягом ітерації. Такі показники

дозволяють оцінювати динаміку виконання задач та прогнозувати майбутній прогрес виконання проєкту [14].

Разом з тим дослідники зазначають, що використання лише кількісних метрик може створювати спрощене уявлення про продуктивність працівників, оскільки не враховує складність виконуваних задач або їхню реальну цінність для проєкту [8].

Показники ефективності використання ресурсів. Іншою важливою групою показників є метрики, що характеризують ефективність використання ресурсів у проєкті. До таких показників належать:

- тривалість виконання задач;
- витрати часу на виконання робіт;
- рівень завантаженості працівників;
- ефективність розподілу завдань у команді;
- швидкість реагування на зміни вимог проєкту.

У цьому контексті важливу роль відіграє підхід Earned Value Management (EVM), який дозволяє оцінювати ефективність виконання проєкту через порівняння запланованих і фактичних показників виконання робіт [15]. Основними показниками EVM є:

- індекс виконання за строками (Schedule Performance Index, SPI);
- індекс виконання за витратами (Cost Performance Index, CPI).

Значення цих показників, близькі до одиниці, відповідають виконанню проєкту відповідно до плану. Водночас зазначені показники мають обмеження. Вони дозволяють фіксувати відхилення у виконанні проєкту, однак не забезпечують безпосереднього пояснення причин таких відхилень і не дозволяють прогнозувати їх зміну на основі характеристик продуктивності команди.

Показники якості результатів роботи. Оцінювання продуктивності працівників також повинно враховувати якість виконаної роботи. У багатьох проєктах результат діяльності команди оцінюється не лише за швидкістю виконання задач, але й за якістю отриманих результатів. До основних показників якості можна віднести:

- кількість помилок або дефектів;
- кількість повторних доопрацювань;
- стабільність функціонування створених рішень;
- відповідність результатів вимогам замовника.

У сфері розробки програмного забезпечення такі показники часто вимірюються через метрики помилок або результати тестування програмного забезпечення [16].

Показники ефективності командної взаємодії. Оскільки проєкти реалізуються командами фахівців, важливим аспектом оцінювання продуктивності є ефективність взаємодії між учасниками команди. Дослідження показують, що ефективна комунікація та координація роботи між членами команди є одним із ключових факторів успішної реалізації проєктів [17].

До показників, що характеризують ефективність командної взаємодії, можна віднести:

- інтенсивність комунікації між учасниками проєкту;
- рівень координації роботи;
- ефективність розподілу задач;
- задоволеність учасників команди процесом роботи.

У сучасних організаціях такі показники можуть аналізуватися на основі даних, що накопичуються у системах управління проєктами або інструментах командної взаємодії [9]. У таких системах фіксується значна кількість інформації про виконання завдань, взаємодію між учасниками команди та результати діяльності, що створює інформаційну основу для подальшого аналітичного дослідження діяльності проєктних команд.

Таким чином, система показників продуктивності дозволяє оцінювати результати діяльності проєктних команд з різних аспектів. Однак існуючі показники переважно орієнтовані на фіксацію результатів діяльності та не забезпечують повного розуміння причин змін продуктивності та їх впливу на ключові параметри проєкту. Це визначає необхідність розроблення підходів, які дозволяють поєднувати оцінювання продуктивності з аналізом факторів та прогнозуванням результатів

виконання проєкту, а також трансформувати отримані оцінки у показники управління проєктами.

1.3 Використання інформаційних систем управління проєктами для аналізу продуктивності

У сучасних організаціях управління проєктами значною мірою підтримується спеціалізованими інформаційними системами, що забезпечують планування, координацію та контроль виконання проєктних робіт. Використання таких систем дозволяє структурувати робочі процеси, забезпечувати прозорість виконання задач та створювати єдине інформаційне середовище для взаємодії учасників проєктної команди [18]. У роботі [19] відзначено, що діджиталізація бізнес-процесів є ключовою передумовою підвищення ефективності управління проєктами та впровадження сучасних аналітичних підходів.

У цьому контексті інформаційні системи управління проєктами можна розглядати як технічну інфраструктуру, що підтримує взаємодію між людьми, процесами та цифровими інструментами, формуючи характерні риси сучасних соціо-технічних організаційних систем.

У стандартах управління проєктами підкреслюється, що ефективне управління проєктами потребує систематичного збору та аналізу інформації про виконання задач, використання ресурсів та досягнення проміжних результатів проєкту [5].

Застосування великих мовних моделей дозволяє ефективно аналізувати неструктуровані дані та автоматизувати управлінські процеси, тоді як дифузійні моделі забезпечують вищу точність і контроль при обробці технічної інформації. Інформаційні системи управління проєктами виконують саме цю функцію, забезпечуючи фіксацію та накопичення великого обсягу даних про діяльність команд.

Таким чином, цифрові інструменти управління проєктами стають ключовим елементом інформаційного середовища організації, у межах якого відбувається координація діяльності учасників проєкту.

У практиці управління проєктами використовуються різні типи цифрових інструментів. Найбільш поширеними системами управління проєктами є:

- *Jira* – система управління задачами і проєктами, що широко використовується у сфері розробки програмного забезпечення;
- *Trello* – інструмент організації роботи на основі канбан-дошок;
- *Asana* – система управління задачами та командною роботою;
- *Monday.com* – платформа управління робочими процесами;
- *GitHub Projects* та *GitLab* – системи управління задачами, інтегровані з системами контролю версій.

Застосування таких інструментів дозволяє автоматизувати значну частину процесів управління проєктами, зокрема створення задач, призначення виконавців, контроль виконання робіт та формування звітності щодо стану проєкту [173]. Автори [21] відзначають, що використання цифрових двійників у проєктному менеджменті дозволяє інтегрувати операційні та проєктні процеси, підвищуючи точність планування та контролю виконання робіт.

Однією з ключових переваг використання інформаційних систем управління проєктами є накопичення даних про процес виконання робіт. У ході роботи система автоматично фіксує різноманітні події, пов'язані з виконанням задач, що створює значний обсяг інформації для подальшого аналізу. У дослідженнях управління програмними проєктами зазначається, що такі системи фактично формують цифровий слід (digital trace) діяльності команди [20]. Цифрові сліди діяльності користувачів у таких системах відображають не лише технічні аспекти виконання задач, але й характер взаємодії між учасниками команди, що є важливою особливістю функціонування сучасних соціо-технічних систем.

Дані, що накопичуються у системах управління проєктами, можна поділити на кілька основних категорій.

Дані про задачі. Ця категорія містить базову інформацію про структуру задач у проєкті:

- опис задачі;

- виконавець;
- статус виконання;
- пріоритет задачі;
- встановлений термін виконання.

Такі дані дозволяють аналізувати структуру проекту та розподіл задач між учасниками команди.

Дані про процес виконання задач. Ці дані дозволяють аналізувати динаміку виконання роботи:

- час початку виконання задачі;
- час завершення задачі;
- кількість змін статусу;
- тривалість виконання задачі.

Ці дані дозволяють аналізувати тривалість виконання робіт, затримки у виконанні задач та інші характеристики процесу роботи [178].

Дані про взаємодію у команді. У процесі виконання проекту важливу роль відіграє комунікація між учасниками команди. До цієї категорії належать:

- коментарі до задач;
- обговорення;
- згадки інших учасників команди;
- спільна робота над задачами.

Такі дані можуть використовуватися для аналізу ефективності взаємодії між учасниками проекту та виявлення організаційних факторів, що впливають на результати діяльності команди [17]. Комунікаційні дані у цьому випадку відображають соціальну структуру взаємодії учасників команди в цифровому середовищі управління проектами.

Технічні дані. У проєктах розробки програмного забезпечення додатковими джерелами інформації можуть бути:

- зрізи у системах контролю версій;
- зміни у коді;

- результати тестування;
- кількість виправлених помилок.

Аналіз таких даних дозволяє оцінювати технічні аспекти виконання проектних робіт та взаємозв'язок між активністю розробників і результатами проекту [22].

Для узагальнення типів даних, що накопичуються у системах управління проектами, їх можна представити у вигляді таблиці (таблиця 1.2).

Таблиця 1.2 – Основні типи даних у системах управління проектами

Тип даних	Характеристика	Приклади
Дані про задачі	Описують структуру задач	статус, пріоритет
Дані про процес	Відображають виконання задач	тривалість циклу виконання, загальний час виконання
Комунікаційні дані	Характеризують взаємодію	коментарі, обговорення
Технічні дані	Дані з систем розробки ПЗ	фіксації змін у системі контролю версій, звіти про помилки

Наявність значних обсягів даних, що накопичуються у системах управління проектами, створює передумови для застосування методів аналізу даних з метою оцінювання продуктивності працівників. У сучасних організаціях такі дані дедалі частіше використовуються для аналізу ефективності роботи команд та виявлення факторів, що впливають на результати діяльності проектів [23]. З позиції соціальної інформатики такі дані можуть розглядатися як інформаційна основа для дослідження взаємодії між людьми та цифровими інструментами у межах організаційних соціо-технічних систем.

Разом з тим більшість систем управління проектами орієнтовані передусім на підтримку операційної діяльності команд та контроль виконання задач. Їх аналітичні можливості зазвичай обмежуються базовими метриками або стандартними звітами. Такі системи не забезпечують комплексного аналізу продуктивності працівників та

не дозволяють враховувати складні взаємозв'язки між різними показниками діяльності [24].

1.4 Взаємозв'язок продуктивності з параметрами виконання проєкту

У межах проєктного менеджменту продуктивність працівників доцільно розглядати як ключову змінну, що визначає часові та вартісні характеристики виконання проєктних робіт. За умови фіксованого обсягу завдань підвищення продуктивності призводить до скорочення тривалості їх виконання, тоді як її зниження – до збільшення строків реалізації.

Формально зв'язок між продуктивністю та тривалістю виконання робіт може бути представлений як обернено пропорційна залежність:

$$T \propto \frac{1}{P} \quad (1.2)$$

де

T – тривалість виконання робіт,

P – рівень продуктивності.

Звідси можна записати:

$$T = \frac{k}{P}$$

де k — константа (обсяг роботи фіксований). Тоді:

$$T_{base} = \frac{k}{P_{base}} \quad (1.3)$$

де

P_{base} — базовий рівень продуктивності.

У відносному вигляді зміна строків виконання робіт може бути оцінена як:

$$\Delta T = \frac{T - T_{base}}{T_{base}} = \left(\frac{k}{P} - \frac{k}{P_{base}} \right) / \frac{k}{P_{base}} = \frac{P_{base}}{P} - 1 \quad (1.4)$$

Оскільки витрати у проєктному середовищі зазвичай прямо пропорційні тривалості виконання робіт, між продуктивністю та витратами також існує обернено пропорційна залежність:

$$C \propto T \Rightarrow C \propto \frac{1}{P} \quad (1.5)$$

Тому у відносному вигляді зміна витрат визначається як:

$$\Delta C = \frac{P_{base}}{P} - 1 \quad (1.6)$$

Таким чином, продуктивність виступає узагальнюючим фактором, через який можуть бути інтерпретовані відхилення проєкту за строками та витратами. Це дозволяє використовувати оцінки продуктивності як основу для формування управлінських показників, зокрема аналізу відхилень від планових значень, оцінювання ефективності використання ресурсів та прогнозування ризиків виконання проєктних робіт.

1.5 Порівняння існуючих підходів до оцінювання та управління продуктивністю

Сучасні ІТ-проєкти характеризуються високим рівнем невизначеності, що пов'язано зі складністю програмних систем, швидкими змінами технологій та динамікою вимог до програмного продукту. У таких умовах класичні детерміновані підходи до планування та оцінювання ефективності роботи команд не завжди дозволяють адекватно відобразити реальний стан проєкту. Саме тому в управлінні програмними проєктами дедалі ширше застосовуються імовірнісні моделі, які дозволяють враховувати випадковий характер процесів розробки програмного забезпечення та аналізувати невизначеність у прогнозуванні результатів діяльності команд [71]. Особливістю ІТ-проєктів є також те, що процес розробки відбувається у середовищі взаємодії людей, організаційних процесів та програмних інструментів, що дозволяє розглядати їх як соціо-технічні системи.

У дослідженні [72] обґрунтовано доцільність застосування проактивних моделей управління проєктними портфелями, що дозволяють підвищити стійкість організацій до впливу турбулентного середовища.

Імовірнісні підходи активно використовуються в різних задачах управління ІТ-проєктами, зокрема у прогнозуванні трудомісткості завдань, оцінюванні ризиків

проєкту, плануванні строків розробки та аналізі факторів успішності програмних систем [174]. Такі моделі дозволяють не лише оцінювати очікувані результати, але й визначати можливі відхилення від запланованих показників, що є особливо важливим у складних і динамічних проєктних середовищах.

Водночас у практиці управління проєктами широко застосовуються класичні підходи, орієнтовані на контроль виконання робіт та оцінювання відхилень від плану. Одним із таких підходів є метод Earned Value Management (EVM), який дозволяє оцінювати ефективність виконання проєкту через порівняння запланованих і фактичних показників виконання робіт. Основними показниками EVM є індекс виконання за строками (Schedule Performance Index) та індекс виконання за витратами (Cost Performance Index), які характеризують відповідність фактичного стану проєкту плановим параметрам.

Застосування EVM дозволяє кількісно оцінювати відхилення виконання проєкту, однак цей підхід має певні обмеження. Зокрема, він орієнтований переважно на фіксацію вже наявних результатів і не забезпечує безпосереднього врахування продуктивності працівників як фактору, що впливає на виконання проєкту. Крім того, EVM не дозволяє пояснити причини виникнення відхилень або прогнозувати їх зміну на основі характеристик діяльності команди.

У межах методу Earned Value Management (EVM) оцінювання відхилень здійснюється на основі підходу Earned Value Analysis (EVA), який формалізує порівняння запланованих, фактично виконаних та фактично витрачених ресурсів. Зокрема, EVA дозволяє визначати відхилення за строками та витратами шляхом аналізу співвідношення між плановою вартістю робіт, заробленою вартістю та фактичними витратами. Такий підхід забезпечує кількісну оцінку стану проєкту, однак залишається орієнтованим на аналіз вже отриманих результатів і не враховує внутрішні фактори продуктивності, що зумовлюють ці відхилення.

У сучасних гнучких підходах до управління проєктами застосовуються інструменти, що відображають динаміку виконання робіт, зокрема діаграми зменшення обсягу робіт (burndown charts). Такі інструменти дозволяють

відслідковувати швидкість виконання завдань та оцінювати відповідність фактичного прогресу плановому.

Разом з тим зазначені підходи, як і EVM, орієнтовані переважно на відображення поточного стану виконання проєкту. Вони не забезпечують можливості визначення причин змін продуктивності та не дозволяють прогнозувати їх на основі факторів діяльності команди.

Одним із найбільш відомих інструментів імовірнісного аналізу в управлінні проєктами є метод PERT (Program Evaluation and Review Technique). Цей підхід базується на використанні трьох оцінок тривалості виконання задачі: оптимістичної, найбільш імовірної та песимістичної [140]. На основі цих значень формується розподіл ймовірностей, який дозволяє оцінити очікувану тривалість виконання робіт та ймовірність завершення проєкту в задані строки.

Попри широке застосування, метод PERT має певні обмеження. Зокрема, він орієнтований передусім на аналіз часових параметрів проєкту і практично не враховує індивідуальну продуктивність виконавців або якісні характеристики виконання завдань [74]. У зв'язку з цим використання PERT є більш ефективним для планування графіків виконання робіт, ніж для аналізу ефективності діяльності окремих працівників або команд розробників.

У практиці гнучкого управління проєктами (Agile, Scrum) продуктивність команди часто оцінюється через показник *velocity*, який відображає кількість виконаної роботи за ітерацію (спринт).

Velocity (Scrum) використовується як емпірична метрика для планування спринтів, оцінки пропускну здатності команди, прогнозування строків завершення задач.

Іншим поширеним інструментом імовірнісного аналізу є метод Монте-Карло [75], який базується на генерації великої кількості випадкових сценаріїв розвитку проєкту. У цьому підході параметри проєкту (тривалість задач, витрати ресурсів або ризику) описуються через імовірнісні розподіли, після чого за допомогою чисельного моделювання формуються можливі сценарії виконання проєкту. Аналіз отриманих

результатів дозволяє оцінити ризики перевищення строків або бюджету, а також визначити ключові фактори невизначеності.

Метод Монте-Карло широко застосовується для аналізу ризиків у складних проєктних системах, проте його використання для оцінювання продуктивності працівників має певні обмеження. Насамперед це пов'язано з тим, що більшість моделей Монте-Карло орієнтовані на аналіз параметрів проєкту на макрорівні, тоді як оцінювання ефективності діяльності працівників потребує врахування більш детальних характеристик їхньої роботи [76].

У роботі [77] показано, що застосування методів експертного оцінювання дозволяє формалізувати критерії вибору та оцінювання інформаційних систем у ситуаціях недостатності або невизначеності даних.

Таким чином, існуючі підходи до управління проєктами та оцінювання їх ефективності мають низку обмежень. Зокрема, вони орієнтовані на фіксацію результатів виконання проєкту, але не забезпечують достатніх можливостей для аналізу причин змін продуктивності, врахування факторів впливу на діяльність команди та прогнозування подальшого розвитку проєкту.

Крім того, більшість розглянутих методів не враховують соціальну складову проєктного середовища, що є важливим для ІТ-проєктів як соціо-технічних систем. Це обмежує можливість їх застосування для комплексного аналізу продуктивності працівників.

Отже, виникає необхідність розроблення підходу, який дозволяє поєднати оцінювання продуктивності, аналіз факторів, прогнозування динаміки та пояснення причин змін у межах єдиної системи, орієнтованої на підтримку прийняття управлінських рішень у ІТ-проєктах.

1.6 Методи оцінювання та прогнозування продуктивності

Оцінювання продуктивності працівників у проєктному менеджменті розглядається як багатфакторна задача, для якої не існує єдиного універсального

підходу. Це пов'язано з тим, що продуктивність формується під впливом складності задач, структури команди, організаційного контексту, невизначеності вимог та динаміки виконання робіт. У сучасних організаціях ці фактори відображаються у цифрових системах управління проектами, де результати діяльності формуються у взаємодії людей, процесів і інформаційних технологій. Саме тому у дослідженнях застосовуються різні групи методів — від статистичних моделей до байєсівських підходів і методів машинного навчання [25], [29], [32].

Одним із найбільш поширених напрямів є використання статистичних методів, насамперед регресійного аналізу. Такі підходи дозволяють досліджувати вплив окремих факторів на продуктивність працівників і будувати залежності між характеристиками діяльності та результатами роботи. Теоретичні основи побудови регресійних моделей викладені у роботі Montgomery, Peck та Vining [25], а в прикладних дослідженнях вони застосовуються для оцінювання витрат, трудомісткості та результативності виконання задач, а також для порівняння моделей, побудованих на внутрішніх і зовнішніх даних організації [26], [34]. Огляд підходів до оцінювання витрат розробки програмного забезпечення показує, що статистичні методи тривалий час залишались базовим інструментом прогнозування в інженерних проєктах [35].

Важливою перевагою статистичних методів є їх інтерпретованість, оскільки коефіцієнти моделей дозволяють оцінити силу і напрям впливу окремих факторів. Водночас такі методи мають обмеження, пов'язані з чутливістю до якості даних, припущеннями щодо лінійності зв'язків та складністю роботи у середовищах із високою невизначеністю або нелінійними залежностями. Тому статистичні моделі доцільно розглядати як важливий, але не вичерпний інструмент аналізу продуктивності.

Іншим значущим напрямом є ймовірнісні моделі, зокрема байєсівські мережі. Їх перевага полягає у можливості працювати з невизначеністю та неповними даними, що є типовим для проєктного менеджменту. Байєсівські мережі дозволяють подати систему у вигляді взаємопов'язаних змінних і оцінювати ймовірність результатів за

різних комбінацій факторів [27], [38]. У такому представленні складні організаційні процеси можуть розглядатися як мережа взаємодій, що відображає функціонування проектного середовища.

У прикладних дослідженнях байєсівські мережі застосовуються для оцінювання ефективності працівників, прогнозування помилок і надійності програмного забезпечення, а також побудови ієрархічних моделей, які поєднують технічні, організаційні та управлінські фактори [172], [37]. Оглядові дослідження підтверджують їх використання як інструменту підтримки управлінських рішень [28], а теоретичну основу таких підходів становлять причинно-наслідкові моделі [29] та байєсівські графічні структури [38].

Разом з тим використання байєсівських моделей потребує визначення структури мережі та параметрів умовних імовірностей, що ускладнює їх впровадження порівняно з регресійними підходами. Водночас у проектному середовищі, де продуктивність залежить від багатьох взаємопов'язаних чинників, такі моделі є доцільними. Як зазначено у роботі Бушуєва С. Д. [33], використання математичних моделей оптимізації дозволяє враховувати складні взаємозв'язки між ресурсами, процесами та обмеженнями.

Третім важливим напрямом є методи машинного навчання, які застосовуються для аналізу великих масивів даних, що формуються у цифрових системах управління проектами [169]. У сфері програмної інженерії такі методи використовуються для прогнозування помилок, класифікації проектних ситуацій та оцінювання ризиків [39], [40]. Порівняльні дослідження показують, що вони можуть забезпечувати вищу точність у випадках складних нелінійних залежностей.

У сучасних дослідженнях також розглядається використання інтелектуальних методів, зокрема великих мовних моделей і дифузійних моделей, для аналізу даних та автоматизації управлінських процесів [41], [44]. У розвитку цього напрямку важливу роль відіграли глибинні нейронні мережі, ефективність яких для виявлення складних патернів у даних показано у роботі LeCun, Bengio та Hinton [168]. Для аналізу часових залежностей застосовуються рекурентні нейронні мережі, зокрема

LSTM [88], які дозволяють прогнозувати зміни продуктивності у часі. Дослідження [30] також показують ефективність поєднання нейронних мереж із нечіткою логікою для аналізу складних систем.

Разом з тим методи машинного навчання мають обмеження, пов'язані з потребою у великому обсязі якісних даних, нижчим рівнем інтерпретованості та ризиком перенавчання [31], [32], [42]. Як зазначають Witten та Domingos, ефективність таких методів значною мірою залежить від структури даних і коректності постановки задачі.

Таблиця 1.3 – Порівняльна характеристика методів оцінювання та прогнозування продуктивності.

Група методів	Сильні сторони	Обмеження
Ймовірнісні моделі	врахування невизначеності, можливість включення експертного знання	складність побудови структури моделі
Статистичні методи	прозорість, інтерпретованість, відносна простота	гірше працюють із нелінійністю та високою невизначеністю
Машинне навчання	виявлення складних патернів, робота з великими даними	потреба у великих даних, нижча інтерпретованість

Узагальнюючи результати аналізу, можна зазначити, що статистичні методи є доцільними у випадках, де важлива інтерпретованість і обсяг даних є обмеженим, байєсівські підходи — у задачах із невизначеністю та необхідністю поєднання даних із експертними оцінками, а методи машинного навчання — для прогнозування складних залежностей у великих масивах даних. У роботі [36] також показано, що використання штучного інтелекту дозволяє підвищити адаптивність проєктів і ефективність управління ресурсами.

Разом з тим у науковій літературі недостатньо представлено підходи, які системно поєднують ці групи методів для задач проєктного менеджменту. Більшість досліджень фокусується або на оцінюванні витрат [26], [35], або на аналізі ризиків і помилок [172], [39], або на загальних питаннях машинного навчання [31], [32], [42]. Це зумовлює необхідність розроблення комплексного підходу, який дозволяє адаптувати методи оцінювання продуктивності залежно від характеристик даних, масштабу організації та цілей управління проєктом.

1.7 Проблема інтерпретації факторів продуктивності

Аналіз продуктивності працівників у проєктному менеджменті є складною задачею, що зумовлена багатофакторною природою результатів діяльності проєктних команд. Продуктивність формується під впливом технічних, організаційних і поведінкових чинників, зокрема складності задач, досвіду працівників, структури команди, якості комунікації та рівня координації робіт. У цифрових проєктних середовищах ці фактори проявляються через взаємодію працівників із системами управління проєктами та іншими інформаційними інструментами, що відображає функціонування соціо-технічних систем. Водночас значна частина характеристик інтелектуальної праці не може бути безпосередньо виміряна за допомогою формальних метрик [1], [4], [8].

У сфері розробки програмного забезпечення проблема оцінювання продуктивності набуває особливої актуальності. Традиційні показники, такі як кількість виконаних задач або обсяг створеного коду, не завжди відображають реальну ефективність роботи, оскільки продуктивність у інтелектуальній праці (knowledge work) значною мірою визначається якістю прийнятих рішень, складністю задач і ефективністю взаємодії між учасниками проєкту [8], [9].

Сучасні організації накопичують значні обсяги даних у цифрових системах управління проєктами, системах контролю версій та інших інструментах розробки. Аналіз таких даних дозволяє отримати об'єктивні показники діяльності, зокрема

інформацію про виконані задачі, тривалість робіт, кількість змін у коді та інші характеристики процесу розробки [20], [23]. Ці дані формують так званий цифровий слід діяльності працівників (digital trace), що відображає взаємодію людей, технологій і організаційних процесів у межах проєктного середовища.

Разом з тим навіть аналіз великих масивів даних не завжди дозволяє однозначно пояснити причини змін продуктивності. Методи машинного навчання здатні виявляти статистичні залежності, однак часто мають обмежену інтерпретованість і можуть функціонувати як “чорні ящики” (black-box models), що ускладнює використання результатів для управлінських рішень [31], [32], [49]. Водночас дослідження [50], [51] підкреслюють, що поєднання інтелектуальних методів із структурованими підходами сприяє підвищенню ефективності управління та інноваційної спроможності проєктних систем.

Одним із напрямів підвищення інтерпретованості моделей є використання інтерпретованого машинного навчання (interpretable machine learning), зокрема методів аналізу важливості ознак (feature importance), які дозволяють визначити внесок окремих змінних у результат моделі [45], [171]. Однак навіть у цьому випадку результати не завжди дозволяють встановити причинно-наслідкові зв'язки між факторами та продуктивністю [46], [48].

Додатковою складністю є наявність суб'єктивних факторів, які не можуть бути безпосередньо виміряні. Такі характеристики, як складність задач, рівень взаємодії в команді або якість виконаної роботи, часто визначаються на основі експертних оцінок або самооцінки працівників. Подібні оцінки формуються у соціальному контексті організації та можуть містити когнітивні викривлення (cognitive biases) [47].

У дослідженнях поведінкової економіки та психології виділяють типові когнітивні викривлення, що впливають на результати опитувань, зокрема:

- схильність оцінювати власні результати більш позитивно (self-serving bias);
- прагнення надавати відповіді, які відповідають соціально прийнятним нормам (social desirability bias);

- свідоме спотворення інформації для досягнення певних цілей [47] (strategic responses).

Наявність таких викривлень ускладнює використання експертних оцінок у моделях аналізу продуктивності, що зумовлює необхідність застосування методів підвищення достовірності відповідей. Одним із таких підходів є Байєсівська Сироватка Правди (BTS - Bayesian Truth Serum), запропонований Prelec, який дозволяє отримувати більш достовірні відповіді на суб'єктивні запитання навіть за відсутності об'єктивної перевірки їх правильності [43]. Метод передбачає, що респонденти не лише надають власні відповіді, а й оцінюють очікувані відповіді інших учасників, що дозволяє розрахувати показник правдивості.

Застосування Байєсівської Сироватки Правди у дослідженнях прогнозування, експертних оцінок і аналізу суб'єктивних даних підтверджує його ефективність для зменшення впливу стратегічних відповідей і соціально бажаних оцінок [90]. Це робить його перспективним інструментом для аналізу факторів продуктивності у проєктних командах. Таким чином, основними проблемами інтерпретації факторів продуктивності є:

- складність вимірювання інтелектуальної праці;
- обмежена інтерпретованість моделей машинного навчання;
- наявність суб'єктивних оцінок у даних;
- вплив когнітивних викривлень на результати опитувань.

Узагальнення зазначених проблем представлено у таблиці (таблиця 1.4).

Таблиця 1.4 – Основні проблеми інтерпретації факторів продуктивності.

Проблема	Причина
Складність вимірювання інтелектуальної праці	багатофакторна природа продуктивності
Обмежена інтерпретованість моделей машинного навчання	складні нелінійні залежності
Неоднозначність важливості ознак	складність причинного аналізу

Викривлення суб'єктивних оцінок	когнітивні упередження
Стратегічні відповіді у опитуваннях	соціальні та організаційні фактори

Проведений аналіз показує, що дослідження продуктивності працівників потребує комплексного підходу, який поєднує аналіз об'єктивних даних із методами підвищення достовірності суб'єктивних оцінок. Поєднання моделей аналізу даних із байєсівськими підходами до обробки експертної інформації створює передумови для розроблення методів, які дозволяють не лише прогнозувати зміни продуктивності, але й аналізувати причини цих змін у реальних проєктних середовищах.

1.8 Інтеграція методів аналізу даних та експертних оцінок у моделях оцінювання продуктивності

Сучасні дослідження у сфері аналізу продуктивності працівників підкреслюють необхідність інтеграції різних аналітичних підходів, оскільки окремі методи мають як переваги, так і обмеження [89]. У проєктному середовищі продуктивність формується у взаємодії людських, організаційних та інформаційно-технологічних компонентів соціо-технічної системи, що обумовлює потребу у комплексних моделях аналізу.

У багатьох дослідженнях зазначається, що аналіз продуктивності у інтелектуальній праці потребує врахування як об'єктивних показників діяльності, так і суб'єктивних оцінок учасників команди [52]. Це пов'язано з тим, що частина характеристик проєктної діяльності, зокрема ефективність взаємодії, складність технічних рішень або рівень когнітивного навантаження, не може бути безпосередньо виміряна формальними метриками [53].

У зв'язку з цим у проєктному менеджменті сформувався підхід, який передбачає поєднання аналізу даних із експертними оцінками. У межах такого підходу автоматично зібрані дані використовуються для побудови моделей прогнозування продуктивності, тоді як експертні оцінки — для інтерпретації результатів і пояснення причин змін ефективності діяльності [54]. Як підкреслено у

праці [61], діагностика ефективності діяльності є ключовим етапом формування управлінських рішень і базується на системному аналізі показників, що узгоджується з необхідністю інтеграції різних методів оцінювання продуктивності.

Важливим напрямом у цьому контексті є використання методів аналізу важливості факторів (feature importance), які дозволяють визначити змінні з найбільшим впливом на результати моделей. У сучасних дослідженнях для цього застосовуються підходи SHAP (SHapley Additive exPlanations) та інші методи пояснення моделей [55], [56]. Як зазначено у роботі [57], інтеграція принципів TRIZ із методами штучного інтелекту сприяє підвищенню ефективності прийняття управлінських рішень і адаптивності проєктних систем.

Разом з тим навіть визначення важливості факторів не гарантує встановлення причинно-наслідкових зв'язків. Висока значущість ознаки у моделі не означає її безпосереднього причинного впливу на продуктивність, що потребує додаткової інтерпретації результатів із урахуванням контексту діяльності команди [170].

Одним із перспективних підходів до врахування невизначеності є використання байєсівських методів, які дозволяють формалізувати процес оновлення знань про систему на основі нових спостережень. У цьому підході продуктивність розглядається як випадкова змінна, для якої формується апріорний розподіл, що уточнюється на основі нових даних [58]. Такі моделі дозволяють працювати з неповними або нестабільними даними та враховувати невизначеність у процесі аналізу.

У сучасних дослідженнях байєсівські підходи застосовуються для аналізу складних соціально-економічних систем, прогнозування поведінки та підтримки прийняття управлінських рішень [59]. У контексті проєктного середовища це дозволяє розглядати продуктивність як динамічну характеристику соціо-технічної системи, що змінюється у часі та уточнюється на основі нових даних.

Важливою складовою інтегрованого підходу є підвищення достовірності експертних оцінок. Для цього використовуються методи опитування, спрямовані на зменшення впливу когнітивних викривлень і стратегічних відповідей [60].

У результаті поєднання описаних підходів формується інтегрована модель аналізу продуктивності, яка включає кілька взаємопов'язаних етапів. У такій моделі аналіз даних використовується для виявлення ключових факторів продуктивності, тоді як експертні оцінки забезпечують інтерпретацію результатів і пояснення причин змін ефективності діяльності. Фактично, цей підхід поєднує аналіз цифрового сліду діяльності працівників (digital trace) із оцінюванням соціальних і поведінкових чинників, які не фіксуються безпосередньо інформаційними системами.

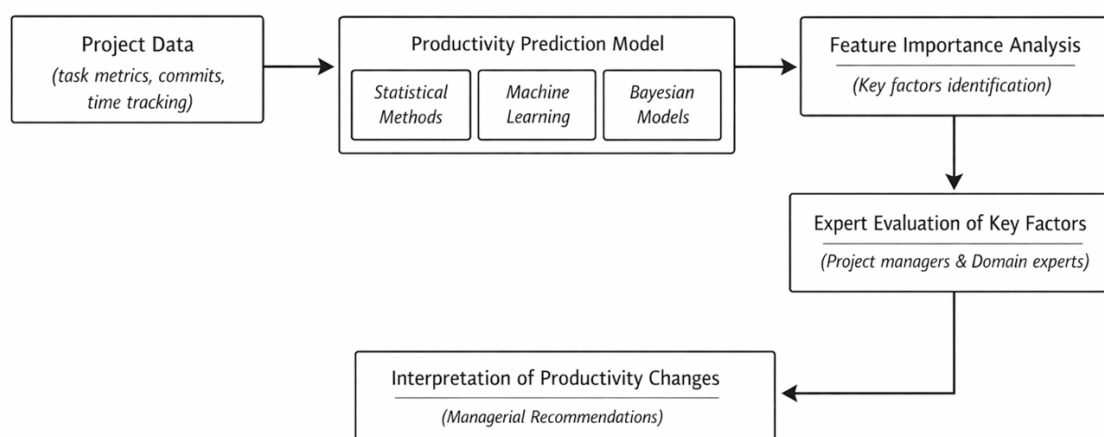


Рисунок 1.1 – Концептуальна схема аналізу факторів продуктивності у проєктному середовищі

Таким чином, інтеграція методів аналізу даних та експертних оцінок дозволяє не лише прогнозувати зміни продуктивності, але й визначати фактори, що їх зумовлюють. У ширшому контексті це дає змогу досліджувати продуктивність як результат взаємодії соціальних і технологічних компонентів проєктного середовища та створює підґрунтя для розроблення моделей підтримки управлінських рішень.

1.9 Загальна послідовність дослідження продуктивності працівників

Проведений аналіз наукових джерел показує, що дослідження продуктивності працівників у проєктному менеджменті потребує комплексного підходу, який поєднує різні методи аналізу даних. У сучасних організаціях накопичується значна кількість інформації про процес виконання проєктів, що дозволяє застосовувати статистичні методи, байєсівські моделі та методи машинного навчання для аналізу

продуктивності працівників. Ці дані формуються у процесі взаємодії працівників із цифровими інструментами управління проєктами, що дозволяє розглядати середовище виконання проєктів як соціо-технічну систему, у якій поєднуються людські, організаційні та інформаційні компоненти. У праці [61] підкреслено, що діагностика ефективності діяльності підприємства є ключовим етапом формування управлінських рішень та базується на системному аналізі показників діяльності.

У межах даного дослідження аналіз продуктивності розглядається як послідовний процес, що включає кілька взаємопов'язаних етапів. Кожен із цих етапів відповідає певному типу аналітичних задач та використовує відповідні методи аналізу даних.

На першому етапі дослідження застосовується байєсівський підхід до аналізу продуктивності, у межах якого продуктивність розглядається як випадкова змінна. У цьому випадку формується апріорний розподіл продуктивності, який уточнюється на основі нових даних про діяльність працівників. Використання байєсівських моделей дозволяє працювати з неповними або нестабільними даними та формалізувати процес оновлення оцінок продуктивності у процесі накопичення нової інформації.

На другому етапі дослідження здійснюється моделювання та прогнозування продуктивності працівників на основі даних, що формуються у системах управління проєктами. Для цього використовуються статистичні моделі, зокрема регресійний аналіз, який дозволяє досліджувати залежності між факторами діяльності працівників та результатами виконання проєктних задач. Використання регресійних моделей дає можливість визначити основні фактори, що статистично пов'язані зі змінами продуктивності.

На третьому етапі дослідження використовуються методи машинного навчання, зокрема моделі на основі нейронних мереж типу Long Short-Term Memory (LSTM), які дозволяють аналізувати часові залежності у даних про діяльність проєктних команд. Подібні моделі можуть використовуватися для прогнозування змін продуктивності на основі історичних даних та для виявлення складних

нелінійних залежностей між факторами, що впливають на результати діяльності працівників.

Результатом застосування моделей прогнозування є визначення факторів, що мають найбільший вплив на зміну продуктивності працівників. Для цього використовуються методи аналізу важливості змінних (feature importance), які дозволяють визначити ключові фактори, що впливають на результати моделей прогнозування.

Однак навіть у випадку використання складних моделей машинного навчання визначення причин змін продуктивності залишається складною задачею. Це пояснюється тим, що частина факторів, які впливають на продуктивність працівників, має суб'єктивний характер і не може бути безпосередньо виміряна за допомогою автоматично зібраних даних.

У зв'язку з цим на наступному етапі дослідження застосовується аналіз експертних оцінок, який дозволяє інтерпретувати результати моделей прогнозування. Для підвищення достовірності таких оцінок можуть використовуватися спеціальні методи опитування, спрямовані на зменшення впливу когнітивних викривлень у відповідях респондентів.

Одним із перспективних підходів у цьому контексті є використання методу Bayesian Truth Serum, який дозволяє отримувати більш достовірні відповіді на суб'єктивні запитання навіть у ситуаціях, коли неможливо безпосередньо перевірити правильність відповідей. Використання цього методу дає можливість аналізувати фактори, які впливають на зміну продуктивності працівників, на основі узгоджених експертних оцінок учасників проєктних команд.

Таким чином, у межах дослідження формується послідовна схема аналізу продуктивності працівників, яка включає кілька взаємопов'язаних етапів.

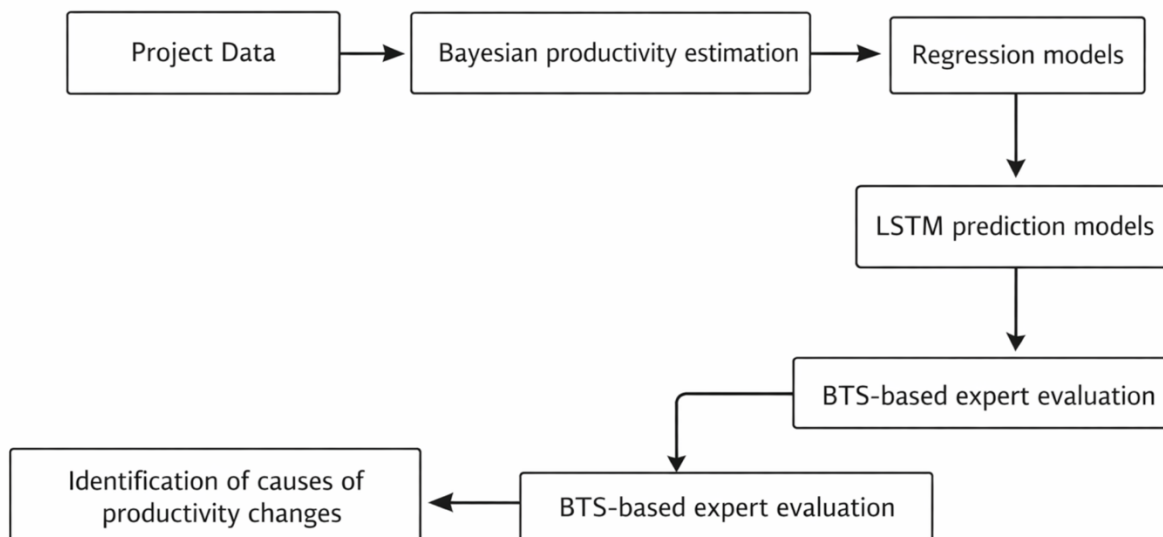


Рисунок 1.2 – Послідовна схема аналізу продуктивності працівників, яка включає кілька взаємопов’язаних етапів

Запропонована послідовність дослідження дозволяє поєднати методи прогнозування продуктивності з аналізом причин змін ефективності діяльності працівників. На відміну від традиційних підходів, які обмежуються лише прогнозуванням результатів діяльності, запропонований підхід дозволяє досліджувати фактори, що визначають зміни продуктивності у реальних проєктних середовищах. При цьому результати аналізу розглядаються у контексті взаємодії людських, організаційних та інформаційних факторів, що визначають функціонування соціо-технічного середовища проєктної діяльності.

Таким чином, сформована методологічна схема дослідження створює основу для подальшого розроблення моделей аналізу продуктивності працівників у проєктному менеджменті, що поєднують методи аналізу даних, ймовірнісного моделювання та обробки експертної інформації.

Висновки до розділу 1

У першому розділі дисертації розв’язано наукове завдання, пов’язане з теоретичним обґрунтуванням підходів до оцінювання та аналізу продуктивності працівників у проєктному менеджменті з урахуванням особливостей функціонування

сучасних соціо-технічних систем. Проведене дослідження дозволило систематизувати підходи до визначення продуктивності, проаналізувати методи її оцінювання та виявити обмеження сучасних аналітичних інструментів.

Показано, що у середовищі ІТ-проектів продуктивність формується у взаємодії працівників, організаційних процесів та цифрових інструментів, а дані інформаційних систем управління проектами формують цифровий слід діяльності (digital trace), який може використовуватися як об'єктивна основа для аналізу. У цьому контексті продуктивність розглядається як характеристика функціонування соціо-технічної системи.

За результатами дослідження отримано такі основні висновки:

- встановлено, що продуктивність працівників у проектному менеджменті є багатовимірною характеристикою, яка формується у межах складних соціо-технічних взаємодій та не може бути зведена до простих кількісних показників;
- систематизовано групи показників оцінювання продуктивності та показано, що існуючі метрики орієнтовані переважно на фіксацію результатів діяльності без пояснення причин їх змін;
- обґрунтовано доцільність використання даних інформаційних систем управління проектами як джерела кількісних показників діяльності працівників;
- проаналізовано статистичні, байєсівські та методи машинного навчання та встановлено їх переваги і обмеження у задачах оцінювання продуктивності;
- встановлено, що статистичні методи забезпечують інтерпретованість результатів, тоді як методи машинного навчання — вищу точність у складних залежностях, але мають нижчу інтерпретованість;
- показано, що існуючі моделі мають обмеження інтерпретації результатів через багатфакторну природу продуктивності та наявність суб'єктивних оцінок;
- обґрунтовано доцільність поєднання методів аналізу даних із експертними оцінками для підвищення достовірності інтерпретації результатів;
- сформовано загальну послідовність дослідження продуктивності, що включає етапи аналізу даних, моделювання та інтерпретації результатів;

— визначено, що ключовою невирішеною проблемою є трансформація результатів моделей аналізу продуктивності у показники, придатні для прийняття управлінських рішень.

Вцілому, встановлено, що існуючі підходи не забезпечують одночасного врахування невизначеності, факторного аналізу та інтерпретації результатів у термінах управління проектами. Це зумовлює необхідність розроблення інтегрованих моделей, що поєднують аналіз даних, ймовірнісне моделювання та обробку експертної інформації.

Отримані результати створюють основу для подальшого дослідження, присвяченого розробленню моделей оцінювання продуктивності на основі байєсівського підходу, що розглядається у наступному розділі.

РОЗДІЛ 2. БАЙЄСІВСЬКІ МОДЕЛІ ОЦІНЮВАННЯ ПРОДУКТИВНОСТІ ПРАЦІВНИКІВ

2.1 Особливості оцінювання продуктивності працівників в ІТ-проєктах

Продуктивність працівників є одним із ключових факторів ефективності ІТ-проєктів, оскільки вона безпосередньо впливає на швидкість розробки програмного забезпечення, якість кінцевого продукту та економічну ефективність діяльності компаній. На відміну від традиційних галузей виробництва, де результати праці можуть бути виміряні через кількість виготовленої продукції або виконаних операцій, у сфері розробки програмного забезпечення результати діяльності мають переважно інтелектуальний і нематеріальний характер [86]. Це ускладнює пряме вимірювання ефективності праці розробників та потребує використання спеціалізованих методів оцінювання продуктивності. Крім того, діяльність розробників здійснюється у середовищі взаємодії між людьми, організаційними процесами та інформаційними системами, що дозволяє розглядати ІТ-проєкти як приклад функціонування соціо-технічних систем.

У задачах управління проєктами результати аналітичних моделей мають бути представлені у вигляді показників, що використовуються для прийняття управлінських рішень. До таких показників належать тривалість виконання робіт, ефективність використання ресурсів та відхилення від планових параметрів проєкту. У межах класичних підходів, зокрема Earned Value Management (EVM), ці характеристики описуються через індекси виконання за строками та витратами, що відображають відповідність фактичного стану проєкту плановим значенням.

У зв'язку з цим у даному розділі оцінювання продуктивності працівників розглядається не лише як самостійна задача, але і як основа для визначення відхилень тривалості виконання робіт та витрат проєкту. Передбачається, що зміна продуктивності працівників безпосередньо впливає на ефективність виконання задач,

що дозволяє інтерпретувати результати моделювання у термінах показників управління проєктами.

У ранніх дослідженнях програмної інженерії продуктивність часто вимірювали за допомогою простих метрик, таких як кількість рядків програмного коду або кількість реалізованих функцій. Проте подальші дослідження показали, що такі показники не відображають реальну складність задач і можуть призводити до хибних висновків щодо ефективності роботи розробників. Наприклад, одна і та сама кількість рядків коду може відповідати як складному алгоритмічному рішенню, так і простій реалізації стандартної функції [62].

У сучасних ІТ-компаніях для оцінювання результатів роботи команд розробників застосовуються більш комплексні підходи. Вони базуються на використанні різних показників, які характеризують як обсяг виконаної роботи, так і її якість. До таких показників можуть належати:

- кількість завершених задач;
- швидкість виконання задач у межах ітерацій;
- кількість помилок;
- участь у командній взаємодії;
- внесок у командну взаємодію та колективну розробку.

Подібні показники широко використовуються в рамках гнучких методологій управління програмними проєктами, таких як Agile та Scrum, де продуктивність команди часто оцінюється через швидкість виконання задач (velocity) або обсяг виконаної роботи в межах спринтів [63].

Однак навіть використання сучасних метрик не дозволяє повністю описати ефективність роботи розробників. У наукових дослідженнях зазначається, що продуктивність у розробці програмного забезпечення залежить не лише від кількісних показників, але й від низки організаційних і соціальних факторів [64]. До таких факторів належать рівень координації між членами команди, ефективність комунікації, архітектурна складність системи та якість управління проєктом. У межах соціо-технічного підходу ці фактори розглядаються як взаємопов'язані елементи

системи, у якій технічна архітектура програмного забезпечення та структура командної взаємодії формують спільне середовище розробки.

Особливістю ІТ-проектів також є високий рівень невизначеності. У процесі розробки програмного забезпечення вимоги до системи можуть змінюватися, виникають нові технічні обмеження, а окремі компоненти системи можуть потребувати переробки. Це призводить до того, що продуктивність працівників може суттєво змінюватися в різні періоди часу та залежати від поточного стану проекту [65].

Крім того, дослідження в галузі програмної інженерії показують, що продуктивність розробників має виражений стохастичний характер. Навіть для одного й того самого спеціаліста показники виконання задач можуть значно коливатися залежно від складності задач, технологічного стеку або етапу розробки системи [66]. У зв'язку з цим продуктивність доцільно розглядати не як фіксований показник, а як змінну характеристику, яка формується під впливом різних факторів і змінюється з часом.

Важливу роль у сучасних дослідженнях відіграє також аналіз соціально-технічних факторів, що впливають на ефективність роботи команд розробників. Наприклад, дослідження [67] показують, що ефективність командної взаємодії та структура комунікації між розробниками можуть суттєво впливати на швидкість розробки та якість програмного забезпечення.

Значна частина сучасних досліджень зосереджена на використанні метрик програмної інженерії для аналізу продуктивності розробників. Такі метрики можуть включати характеристики коду, частоту змін у репозиторіях, кількість змін коду, кількість виправлених помилок та інші показники, що відображають активність розробників у процесі створення програмного забезпечення [68]. Такі дані формуються у цифрових інструментах розробки (репозиторіях коду, системах керування задачами), які є технічною складовою соціо-технічної інфраструктури сучасних ІТ-проектів.

Водночас дослідники підкреслюють, що жодна окрема метрика не може повністю описати продуктивність розробника. У зв'язку з цим у сучасних підходах до аналізу ефективності ІТ-команд застосовуються комбіновані методи, які враховують одночасно кілька показників діяльності [69]. Такий підхід дозволяє отримати більш комплексне уявлення про внесок окремих спеціалістів у результати роботи команди.

У дослідженні Веренич О. [73] показано, що ефективність роботи розподілених команд значною мірою залежить від організації комунікації, чіткого розподілу ролей та використання гнучких методологій управління проєктами.

Ще одним важливим напрямом досліджень є використання емпіричних методів програмної інженерії, які базуються на аналізі великих масивів даних про процес розробки програмного забезпечення. Використання репозиторіїв коду, систем відстеження задач та інших інструментів управління проєктами дозволяє дослідникам аналізувати реальні процеси розробки та виявляти фактори, що впливають на продуктивність команд [70].

У результаті розвитку цих підходів сформувалося розуміння того, що продуктивність розробників у сучасних ІТ-проєктах має багатовимірний характер і не може бути описана лише одним показником. Ефективна система оцінювання повинна враховувати як кількісні результати роботи, так і якісні характеристики діяльності команди, а також динаміку змін у процесі виконання проєкту. З позицій соціальної інформатики це означає необхідність аналізу продуктивності як результату взаємодії людських, організаційних та інформаційних компонентів соціо-технічної системи проєктної роботи.

У цьому контексті особливого значення набувають статистичні та імовірнісні методи аналізу даних. Такі методи дозволяють враховувати невизначеність та варіативність показників продуктивності, а також поступово уточнювати оцінки ефективності роботи працівників на основі нових спостережень. Одним із найбільш перспективних підходів у цьому напрямі є використання байєсівських моделей, які

дозволяють інтегрувати історичні дані з новими спостереженнями та формувати адаптивні оцінки продуктивності працівників IT-команд.

Саме тому подальший аналіз у цьому дослідженні буде зосереджений на застосуванні байєсівського підходу до оцінювання продуктивності працівників у IT-проектах.

2.2 Імовірнісні моделі в управлінні IT-проектами

У сучасних дослідженнях [179] дедалі більшого поширення набувають байєсівські моделі, які дозволяють інтегрувати різні джерела інформації та поступово уточнювати оцінки параметрів системи в міру надходження нових даних. Байєсівський підхід базується на використанні апріорної інформації про параметри системи та її оновленні на основі нових спостережень, що дозволяє будувати адаптивні моделі аналізу даних.

У сфері управління проектами байєсівські мережі використовуються для моделювання ризиків, аналізу залежностей між факторами успішності проєктів та підтримки управлінських рішень. Такі моделі дозволяють описувати складні взаємозв'язки між різними параметрами системи та оцінювати вплив окремих факторів на результати виконання проєкту [78]. Подібні взаємозв'язки можуть включати як технічні параметри системи, так і характеристики командної взаємодії, що відповідає підходам аналізу соціо-технічних систем.

Окремі дослідження також демонструють ефективність застосування байєсівських моделей у сфері розробки програмного забезпечення [79]. Наприклад, вони можуть використовуватися для прогнозування трудомісткості програмних задач, оцінювання якості програмного коду або аналізу факторів, що впливають на продуктивність розробників. Використання таких моделей дозволяє поєднувати історичні дані про діяльність команди з поточними результатами роботи, що забезпечує більш точне оцінювання ефективності діяльності розробників.

Ще однією перевагою байєсівських підходів є можливість врахування невизначеності та варіативності даних. На відміну від багатьох класичних методів статистичного аналізу, які орієнтовані на оцінювання фіксованих параметрів, байєсівські моделі дозволяють отримувати повні розподіли ймовірностей для параметрів системи [80]. Це забезпечує більш гнучке інтерпретування результатів аналізу та дозволяє враховувати ризики та невизначеність у процесі прийняття управлінських рішень.

Таким чином, аналіз сучасних підходів до управління ІТ-проєктами показує, що імовірнісні методи відіграють важливу роль у моделюванні складних процесів розробки програмного забезпечення. Водночас більшість існуючих методів орієнтовані на аналіз параметрів проєкту на рівні строків або ресурсів, тоді як оцінювання продуктивності працівників потребує більш гнучких моделей, здатних працювати з динамічними даними та поступово уточнювати оцінки ефективності роботи команди. У межах соціальної інформатики такі моделі можуть розглядатися як інструмент аналізу поведінки та результативності учасників соціо-технічних систем розробки програмного забезпечення.

У цьому контексті перспективним напрямом досліджень є використання байєсівських методів аналізу даних, які дозволяють формалізувати продуктивність працівників як випадкову величину та адаптивно оновлювати її оцінку на основі нових спостережень. Теоретичні основи такого підходу будуть розглянуті в наступному підрозділі.

У межах запропонованої моделі отримані оцінки продуктивності працівників використовуються для подальшої інтерпретації у показниках управління проєктами. Зокрема, зміна продуктивності розглядається як фактор, що впливає на тривалість виконання задач (cycle time) та ефективність використання ресурсів. Це дозволяє перейти від оцінювання індивідуальної результативності до аналізу впливу діяльності працівників на загальні показники виконання проєкту.

Таким чином, у подальшому результати байєсівського оцінювання продуктивності будуть трансформовані у відносні відхилення тривалості виконання робіт та витрат, а також інтерпретовані через індекси ефективності, що використовуються у методології Earned Value Management. Це забезпечує можливість інтеграції результатів моделі у практику управління проектами та використання їх для підтримки прийняття управлінських рішень.

2.3 Теоретичні основи та математична модель байєсівського підходу

Байєсівський підхід є одним із фундаментальних напрямів сучасної статистики та аналізу даних. Його основна ідея полягає у поєднанні апріорної інформації про параметри системи з новими спостереженнями для отримання уточнених оцінок досліджуваних величин. Такий підхід дозволяє будувати адаптивні моделі, які поступово уточнюють свої параметри у міру надходження нових даних, що є особливо важливим у задачах аналізу складних систем та прогнозування [81].

Основою байєсівського підходу є теорема Байєса, яка встановлює взаємозв'язок між апріорною ймовірністю гіпотези та її апостеріорною ймовірністю після врахування нових даних. У загальному вигляді вона може бути записана таким чином:

$$P(H | D) = \frac{P(D|H) \cdot P(H)}{P(D)} \quad (2.1)$$

де:

H – гіпотеза або параметр, що оцінюється;

D – нові спостереження або дані;

$P(H)$ – апріорна ймовірність;

$P(D | H)$ – функція правдоподібності;

$P(H | D)$ – апостеріорна ймовірність;

$P(D)$ – нормалізаційний коефіцієнт.

Як показано у фундаментальній роботі Gelman та співавторів [101], байєсівський підхід дозволяє інтерпретувати статистичний аналіз як процес оновлення знань про систему на основі нових спостережень. У цьому контексті апіорний розподіл відображає початкові уявлення дослідника про параметри системи, тоді як апостеріорний розподіл характеризує уточнену оцінку цих параметрів після врахування нових даних.

У багатьох практичних задачах замість повної формули Байєса використовується пропорційна форма запису:

$$P(H | D) \propto P(D | H) \cdot P(H) \quad (2.2)$$

Такий запис є зручним у випадках, коли нормувальний множник $P(D)$ не впливає на порівняння різних гіпотез або є складним для обчислення. Як зазначає Robert у роботі з байєсівської статистики [81], у більшості прикладних задач достатньо визначити відносні значення апостеріорних ймовірностей для різних параметрів моделі.

Одним із ключових елементів байєсівського аналізу є вибір апіорного розподілу. Апіорний розподіл відображає початкову інформацію про параметри системи до врахування нових даних. У практичних задачах він може формуватися на основі історичних даних, експертних оцінок або результатів попередніх досліджень. Як показують дослідження Bernardo і Smith [82], вибір апіорного розподілу має суттєвий вплив на результати байєсівського аналізу, особливо у випадках, коли обсяг доступних даних є обмеженим.

Важливим елементом моделі є також функція правдоподібності, яка описує ймовірність отримання спостережуваних даних за умови певного значення параметра. У статистичних моделях функція правдоподібності визначається припущенням про розподіл випадкових величин, що описують досліджуваний процес. Наприклад, у багатьох прикладних задачах використовується нормальний розподіл, оскільки він добре описує випадкові коливання значень навколо середнього значення [83].

У результаті поєднання апіорного розподілу та функції правдоподібності формується апостеріорний розподіл, який відображає оновлену інформацію про параметри системи. Саме апостеріорний розподіл є основним результатом байєсівського аналізу, оскільки він містить повну інформацію про можливі значення параметра та рівень невизначеності щодо цих значень [84].

Окрему увагу у байєсівській статистиці приділяють інтерпретації ймовірності. На відміну від класичної частотної статистики, де ймовірність розглядається як границя частоти події у великій кількості експериментів, у байєсівському підході ймовірність інтерпретується як міра ступеня впевненості у певній гіпотезі. Такий підхід був детально обґрунтований у роботах Jaynes [85], який розглядав теорію ймовірностей як логіку раціонального мислення в умовах неповної інформації.

Подальший розвиток байєсівських методів пов'язаний із їх застосуванням у задачах машинного навчання та аналізу даних. Як показано у монографії MacKay [80], байєсівський підхід дозволяє будувати адаптивні моделі прогнозування, які автоматично враховують невизначеність параметрів та можуть ефективно працювати з неповними або зашумленими даними.

Завдяки цим властивостям байєсівські методи широко використовуються у різних галузях науки та техніки, включаючи аналіз даних, прогнозування складних процесів та підтримку прийняття рішень. У контексті управління ІТ-проєктами байєсівські моделі можуть застосовуватися для аналізу продуктивності працівників, оцінювання ризиків та прогнозування результатів виконання проєктів.

Таким чином, байєсівський підхід забезпечує формальний математичний апарат для інтеграції апіорних знань та нових спостережень у процесі аналізу даних. Це створює основу для побудови адаптивних моделей оцінювання продуктивності працівників у ІТ-проєктах, які будуть розглянуті у наступному підрозділі.

Формалізація процесу оцінювання продуктивності працівників у проєктному менеджменті потребує використання математичних моделей, які дозволяють враховувати випадковий характер результатів роботи та невизначеність даних. У сучасних дослідженнях у сфері аналізу продуктивності дедалі частіше

застосовуються ймовірнісні моделі, що описують показники ефективності як випадкові величини з певними статистичними властивостями [91].

У контексті управління ІТ-проєктами продуктивність працівника може оцінюватися на основі різних показників діяльності, зокрема кількості виконаних задач, складності реалізованих функцій або швидкості виконання робочих завдань. Такі показники формуються під впливом багатьох факторів – складності задач, досвіду розробника, особливостей командної взаємодії та організаційних умов виконання проєкту. Саме тому результати роботи працівників мають випадкову природу і можуть змінюватися у часі [92].

Для опису розподілу значень продуктивності часто використовується нормальний розподіл, який широко застосовується у статистичних моделях аналізу даних. Як зазначають McElreath та ін. [93], нормальний розподіл є одним із базових інструментів статистичного моделювання, оскільки він добре описує варіацію значень навколо середнього рівня показника.

Припустимо, що показники продуктивності працівника формують вибірку спостережень

$$x_1, x_2, \dots, x_n$$

де кожне значення характеризує результат діяльності працівника у певний період роботи (наприклад, у межах спринту або окремого етапу виконання проєкту). У цьому випадку передбачається, що спостереження генеруються нормальним розподілом із певними параметрами середнього значення та дисперсії [94].

У статистичному аналізі подібні моделі дозволяють описувати не лише середній рівень продуктивності, але й рівень невизначеності результатів роботи. Це особливо важливо у випадку ІТ-проєктів, де результати діяльності команди можуть суттєво змінюватися залежно від складності задач та умов виконання проєкту [95].

На основі отриманих спостережень формується функція правдоподібності, яка відображає ймовірність отримання наявних даних за певного значення параметрів моделі. У випадку незалежних спостережень функція правдоподібності визначається як добуток густин ймовірності для кожного спостереження [96].

Функція правдоподібності є центральним елементом статистичного аналізу, оскільки вона дозволяє оцінювати параметри моделі на основі фактичних даних. У класичній статистиці на її основі визначаються оцінки параметрів методом максимальної правдоподібності. Однак у байєсівському підході ця функція використовується разом із апіорним розподілом параметрів для побудови апостеріорної оцінки [97].

Використання байєсівського підходу дозволяє поєднати історичну інформацію про продуктивність працівника з новими спостереженнями. У цьому випадку параметри моделі розглядаються як випадкові величини [98], а їх оцінювання здійснюється на основі теореми Байєса [82].

Апостеріорний розподіл параметрів моделі визначається як результат поєднання апіорного розподілу та функції правдоподібності. Такий підхід дозволяє поступово уточнювати оцінки продуктивності працівників у процесі накопичення нових даних про результати їх діяльності [99].

У задачах аналізу продуктивності працівників ІТ-команд це має важливе практичне значення, оскільки дозволяє враховувати динаміку змін ефективності роботи у процесі виконання проєкту. Як показують сучасні дослідження у сфері статистичного моделювання, байєсівські методи добре підходять для аналізу систем із високим рівнем невизначеності та обмеженим обсягом даних [100].

Таким чином, використання нормального розподілу, функції правдоподібності та байєсівського оновлення параметрів моделі дозволяє сформулювати математичну основу для оцінювання продуктивності працівників ІТ-проєктів. Запропонований підхід забезпечує формалізований механізм інтеграції нових даних у процес аналізу ефективності діяльності команди.

У байєсівському підході оцінювання параметрів моделі здійснюється на основі поєднання апіорної інформації та нових спостережень. Такий підхід дозволяє враховувати як попередні знання про систему, так і нові дані, отримані у процесі виконання проєкту. Як зазначають Gelman та ін. [101], основною ідеєю байєсівського

статистичного висновування є послідовне оновлення оцінок параметрів при надходженні нових даних.

Апріорний розподіл $P(H)$ відображає початкові уявлення про значення параметра до врахування нових спостережень. У задачах аналізу продуктивності працівників ІТ-проектів цей розподіл може формуватися на основі історичних даних про результати роботи працівника або експертних оцінок керівників проекту.

Використання апріорної інформації дозволяє підвищити стабільність статистичних оцінок у випадках обмеженого обсягу даних [102].

Якщо параметр H є неперервною випадковою величиною, типовим вибором апріорного розподілу є нормальний розподіл, який широко використовується у статистичному моделюванні та аналізі даних [103]:

$$P(H) \sim N(\mu, \sigma^2) \quad (2.3)$$

де:

μ – очікуване значення параметра.

σ^2 – дисперсія, що характеризує ступінь невизначеності щодо значення параметра.

Нормальний розподіл часто використовується як апріорний через його математичну зручність та здатність описувати варіацію значень показників навколо середнього рівня [104].

Функція правдоподібності $P(D|H)$ описує ймовірність отримання нових спостережень D за умови певного значення параметра H . Вона відображає, наскільки добре конкретне значення параметра узгоджується з фактичними даними. У статистичних моделях аналізу даних функція правдоподібності відіграє центральну роль у процедурі оцінювання параметрів моделі [105].

У випадку, коли спостереження мають нормальний розподіл, функція правдоподібності також може бути описана нормальним розподілом:

$$P(D|H) \sim N(\mu, \sigma_D^2) \quad (2.4)$$

де:

σ_D^2 – дисперсія спостережень, яка може відображати похибку вимірювання або природну варіативність даних.

У контексті аналізу продуктивності працівників ІТ-проектів ця дисперсія може характеризувати варіацію результатів роботи працівника між різними періодами виконання задач або між різними типами завдань [106].

Апостеріорний розподіл. Після врахування нових спостережень формується апостеріорний розподіл $P(H|D)$, який поєднує апіорну інформацію з новими даними. Згідно з теоремою Байєса [58], апостеріорний розподіл визначається як формула 1.

Апостеріорне середнє параметра визначається як:

$$\mu_{posterior} = \frac{\mu_{prior}/\sigma_{prior}^2 + D/\sigma_D^2}{1/\sigma_{prior}^2 + 1/\sigma_D^2} \quad (2.5)$$

Це значення можна інтерпретувати як зважене поєднання апіорної оцінки параметра та нових спостережень, де ваги визначаються відповідними дисперсіями [108].

Апостеріорна дисперсія визначається як:

$$\sigma_{posterior}^2 = (1/\sigma_{prior}^2 + 1/\sigma_D^2)^{-1} \quad (2.6)$$

Цей параметр характеризує рівень невизначеності оцінки після врахування нових даних. Зі збільшенням кількості спостережень апостеріорна дисперсія зменшується, що означає підвищення точності оцінювання параметра [103].

Таким чином, використання апіорного розподілу, функції правдоподібності та апостеріорного розподілу дозволяє побудувати послідовну байєсівську модель оцінювання параметрів продуктивності. Така модель забезпечує формальний механізм інтеграції попередніх знань та нових даних у процесі аналізу ефективності діяльності працівників ІТ-проектів.

2.4 Розширення моделі для багатовимірної оцінки продуктивності

У попередніх підрозділах було розглянуто байєсівську модель оцінювання продуктивності, у якій показник ефективності працівника описується одним параметром. Такий підхід дозволяє отримати формалізовану оцінку рівня продуктивності та врахувати невизначеність даних. Разом з тим у реальних умовах управління ІТ-проєктами продуктивність працівників не може бути повністю описана лише одним показником. Як зазначається у дослідженнях з управління програмними проєктами, результати роботи розробників залежать від декількох взаємопов'язаних факторів, які характеризують різні аспекти їх діяльності [109].

У практиці розробки програмного забезпечення продуктивність працівників зазвичай оцінюється на основі набору метрик, що відображають різні сторони виконання робочих завдань. До таких показників можуть належати кількість виконаних задач, складність реалізованих функцій, кількість виправлених помилок, активність у системах контролю версій та участь у процесах перевірки коду. Подібні метрики широко використовуються у системах управління розробкою програмного забезпечення та дослідженнях програмної інженерії [110].

У зв'язку з цим продуктивність працівника доцільно розглядати як багатовимірну характеристику, що формується на основі декількох показників діяльності. У такому випадку параметр продуктивності може бути представлений у вигляді вектора:

$$H = (h_1, h_2, \dots, h_{1k}) \quad (2.7)$$

де h_i відповідають окремим показникам продуктивності працівника. Наприклад, для ІТ-проєктів такими показниками можуть бути:

- кількість виконаних задач;
- складність реалізованих функцій;
- кількість виправлених помилок;
- швидкість виконання робочих завдань.

Подібний підхід відповідає сучасним дослідженням у сфері програмної інженерії, де продуктивність розробників аналізується як результат взаємодії кількох показників ефективності діяльності [111].

Для опису статистичних властивостей такого вектора показників у багатьох дослідженнях використовується багатовимірний нормальний розподіл, який дозволяє враховувати не лише середні значення показників, але й взаємозв'язки між ними. У цьому випадку вектор продуктивності можна представити у вигляді:

$$H \sim N(\mu, \Sigma) \quad (2.8)$$

де:

μ – вектор середніх значень показників продуктивності,

Σ – матриця коваріацій, що характеризує взаємозалежність між показниками.

Використання матриці коваріацій дозволяє враховувати взаємозв'язки між різними аспектами діяльності працівників. Наприклад, збільшення кількості виконаних задач може супроводжуватися зміною кількості виправлених помилок або швидкості виконання завдань. Подібні взаємозалежності часто спостерігаються у процесі розробки програмного забезпечення та повинні враховуватися під час аналізу продуктивності команди [112].

Багатовимірні статистичні моделі широко застосовуються у задачах аналізу даних і машинного навчання, оскільки вони дозволяють враховувати складну структуру взаємозв'язків між показниками. Як зазначає James [113], використання багатовимірних ймовірнісних моделей є ефективним підходом до аналізу систем, у яких результати спостережень формуються під впливом декількох взаємопов'язаних факторів.

У контексті аналізу продуктивності працівників IT-проектів використання багатовимірної моделі дозволяє отримати більш повне уявлення про ефективність діяльності команди. Такий підхід забезпечує можливість одночасного врахування різних метрик продуктивності та аналізу взаємозв'язків між ними [114].

Разом з тим для практичних задач управління проектами часто виникає потреба у формуванні інтегрального показника продуктивності, який дозволяє узагальнити декілька метрик у єдину оцінку ефективності діяльності працівника. Подібні інтегральні показники широко використовуються у системах управління проектами та оцінювання результатів роботи команд розробників [115].

Таким чином, запропоноване розширення моделі дозволяє розглядати продуктивність працівників ІТ-команд як багатовимірний процес, що формується на основі декількох взаємопов'язаних показників діяльності. Використання такого підходу створює основу для більш детального аналізу факторів, що впливають на результати роботи працівників у процесі виконання проєктів [116].

У наступному підрозділі буде розглянуто практичне застосування байєсівської моделі оцінювання продуктивності на основі експериментальних або синтетичних даних, що дозволить продемонструвати можливості запропонованого підходу для аналізу ефективності діяльності працівників ІТ-команд.

2.5 Практичне застосування байєсівської моделі для аналізу продуктивності працівників ІТ-команд

2.5.1 Формування набору даних продуктивності

Для практичного застосування запропонованої байєсівської моделі було використано дані, отримані в межах діяльності компанії, у якій здійснювалась апробація результатів дослідження. Набір даних сформовано на основі інформаційної системи управління проєктами, що використовується у компанії для організації процесу розробки програмного забезпечення.

Дані включають інформацію про задачі, їх статуси, виконавців, часові характеристики виконання, історію змін, а також інші параметри, що відображають процес виконання робіт у проєкті. Використовувана система управління проєктами реалізує типову логіку відстеження життєвого циклу задач, включаючи їх створення, призначення виконавців, зміну статусів та завершення виконання.

Використання таких даних дозволяє аналізувати результати діяльності працівників на основі об'єктивних показників, що формуються у процесі виконання реальних проєктних задач. Це забезпечує можливість застосування статистичних методів аналізу продуктивності до даних, що відображають реальні процеси розробки програмного забезпечення, а не штучно сформовані або публічні набори даних.

У межах дослідження було сформовано підвибірку даних, що характеризує діяльність виконавців задач у межах окремих проєктів компанії. На основі доступних атрибутів задач сформовано набір показників, які використовуються для оцінювання продуктивності працівників та подальшого застосування байєсівської моделі. У межах дослідження з датасету було сформовано підвибірку даних, що характеризує результати діяльності виконавців задач. На основі доступних атрибутів задач було сформовано набір показників, які можуть використовуватися для оцінювання продуктивності працівників.

До таких показників належать:

- кількість виконаних задач працівником;
- сумарна складність виконаних задач;
- кількість задач, пов'язаних із виправленням помилок;
- тривалість виконання задач;
- кількість змін статусів задач у процесі їх виконання.

Зазначені показники відображають різні аспекти діяльності виконавців у процесі розробки програмного забезпечення та дозволяють більш повно оцінювати результати їх роботи.

Для подальшого аналізу було сформовано таблицю показників продуктивності, що характеризує діяльність окремих виконавців у межах досліджуваних проєктів.

На основі цих показників формується набір даних, що дозволяє оцінювати продуктивність виконавців у процесі виконання проєктів. Кожен запис набору даних відповідає результатам діяльності окремого виконавця за певний період роботи у проєкті. Приклад фрагмента сформованого набору даних наведено у таблиці 2.1.

Таблиця 2.1 – Фрагмент набору даних продуктивності виконавців

Виконавець	Кількість задач	Оціночна складність	Кількість помилок	Час виконання	Зміна статусів
Працівник 1	24	58	7	3.2	41

Працівник 2	19	47	6	3.8	35
Працівник 3	28	63	9	2.9	48
Працівник 4	17	39	5	4.1	29
Працівник 5	22	54	8	3.4	37

Отриманий набір даних використовується для подальшого формування інтегрального показника продуктивності працівників та застосування байєсівської моделі оцінювання ефективності їх діяльності.

У наступному підрозділі буде розглянуто процедуру формування інтегрального показника продуктивності на основі наведених метрик, що дозволить узагальнити декілька показників діяльності у єдину оцінку ефективності роботи виконавців.

2.5.2 Формування інтегрального показника продуктивності

Оскільки продуктивність працівників ІТ-проектів характеризується декількома показниками, для подальшого статистичного аналізу необхідно сформувати узагальнений показник продуктивності, який інтегрує різні метрики діяльності у єдину оцінку ефективності роботи виконавця.

Використання інтегрального показника дозволяє порівнювати результати діяльності різних працівників та застосовувати статистичні моделі оцінювання продуктивності.

Оскільки показники зазначені в підрозділі 2.5.1 мають різні одиниці вимірювання, на першому етапі виконується нормалізація значень метрик. Нормалізація дозволяє привести всі показники до єдиного масштабу та уникнути домінування окремих метрик у процесі формування інтегрального показника.

Для нормалізації використовується відносне перетворення показників:

$$h_i = \frac{x_i}{x_{max}} \quad (2.9)$$

де:

x_i – значення показника для конкретного виконавця,

x_{max} – максимальне значення відповідного показника у вибірці.

Інтегральний показник продуктивності визначається як зважена сума нормалізованих показників:

$$P = w_1 h_1 + w_2 h_2 + w_3 h_3 + w_4 h_4 + w_5 h_5 \quad (2.10)$$

де:

h_1 – нормалізована кількість виконаних задач;

h_2 – нормалізована складність задач;

h_3 – нормалізована кількість задач з виправлення помилок;

h_4 – нормалізований середній час виконання задач;

h_5 – нормалізована кількість змін статусів задач.

У межах експерименту для спрощення аналізу всі показники мають однакові ваги:

$$w_1 = w_2 = w_3 = w_4 = w_5 = 0.2$$

Це дозволяє розглядати всі показники продуктивності як рівнозначні. На основі даних, наведених у таблиці 2.1, було виконано нормалізацію показників та обчислено інтегральний показник продуктивності для кожного виконавця у таблиці 2.2.

Таблиця 2.2 – Результати нормалізації показників

Виконавець	Кількість задач	Оціночна складність	Кількість зад. з пом.	Час виконання	Зміна статусів
Працівник 1	0.86	0.92	0.78	0.91	0.85
Працівник 2	0.68	0.75	0.67	0.76	0.73
Працівник 3	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
Працівник 4	0.61	0.62	0.56	0.71	0.60
Працівник 5	0.79	0.86	0.89	0.88	0.77

Після нормалізації показників було обчислено інтегральний показник продуктивності для кожного виконавця у таблиці 2.3.

Таблиця 2.3 – Інтегральний показник продуктивності

Виконавець	Бал продуктивності
Працівник 1	0.86
Працівник 2	0.72
Працівник 3	1.00
Працівник 4	0.62
Працівник 5	0.84

Отримані значення характеризують відносний рівень продуктивності виконавців у межах аналізованої вибірки. Найвищий показник продуктивності демонструє Працівник 3, що пов'язано з найбільшою кількістю виконаних задач та високими значеннями інших показників діяльності.

Розрахований інтегральний показник продуктивності використовується як вхідний параметр для подальшого застосування байєсівської моделі оцінювання ефективності діяльності працівників.

У наступному підрозділі буде розглянуто процедуру побудови байєсівської оцінки продуктивності на основі отриманих даних.

2.5.3 Байєсівське оцінювання продуктивності працівників

Після формування інтегрального показника продуктивності, описаного у підрозділі 2.6.2, наступним етапом дослідження є застосування байєсівського підходу для уточнення оцінок продуктивності працівників. Байєсівська модель дозволяє поєднати попередні уявлення про продуктивність команди з фактичними спостереженнями, отриманими з набору даних.

Як було показано у попередньому підрозділі було сформовано інтегральний показник продуктивності P , який враховує такі метрики діяльності працівників, як кількість виконаних задач, кількість змін у програмі та середню швидкість виконання задач. Значення інтегрального показника продуктивності для досліджуваної вибірки наведені у таблиці 2.3.

На основі цих значень формується початкова статистична оцінка продуктивності команди. Насамперед обчислюється середнє значення інтегрального показника продуктивності.

Для вибірки, наведеної у таблиці 2.1, середнє значення визначається як

$$\mu_{prior} = \frac{0.86 + 0.72 + 1.00 + 0.62 + 0.84}{5}$$

У результаті обчислення отримуємо

$$\mu_{prior} = 0.808 \approx 0.81$$

Отримане значення інтерпретується як **початкова оцінка середнього рівня продуктивності команди**. Саме це значення використовується як параметр апіорного розподілу продуктивності.

Наступним кроком є оцінювання дисперсії початкової оцінки продуктивності. Дисперсія характеризує варіативність значень інтегрального показника продуктивності у вибірці.

Для її обчислення використовується різниця між кожним значенням показника продуктивності та середнім значенням вибірки. Підставляючи значення з таблиці 2.1, отримуємо

$$\sigma_{prior}^2 = \frac{(0.86 - 0.81)^2 + (0.72 - 0.81)^2 + (1.00 - 0.81)^2 + (0.62 - 0.81)^2 + (0.84 - 0.81)^2}{5}$$

Після виконання обчислень отримуємо

$$\sigma_{prior}^2 = 0.0167$$

Таким чином, апіорний розподіл продуктивності команди характеризується середнім значенням 0.81 та дисперсією 0.0167. Цей розподіл відображає початкове припущення щодо продуктивності працівників до врахування додаткових статистичних оцінок.

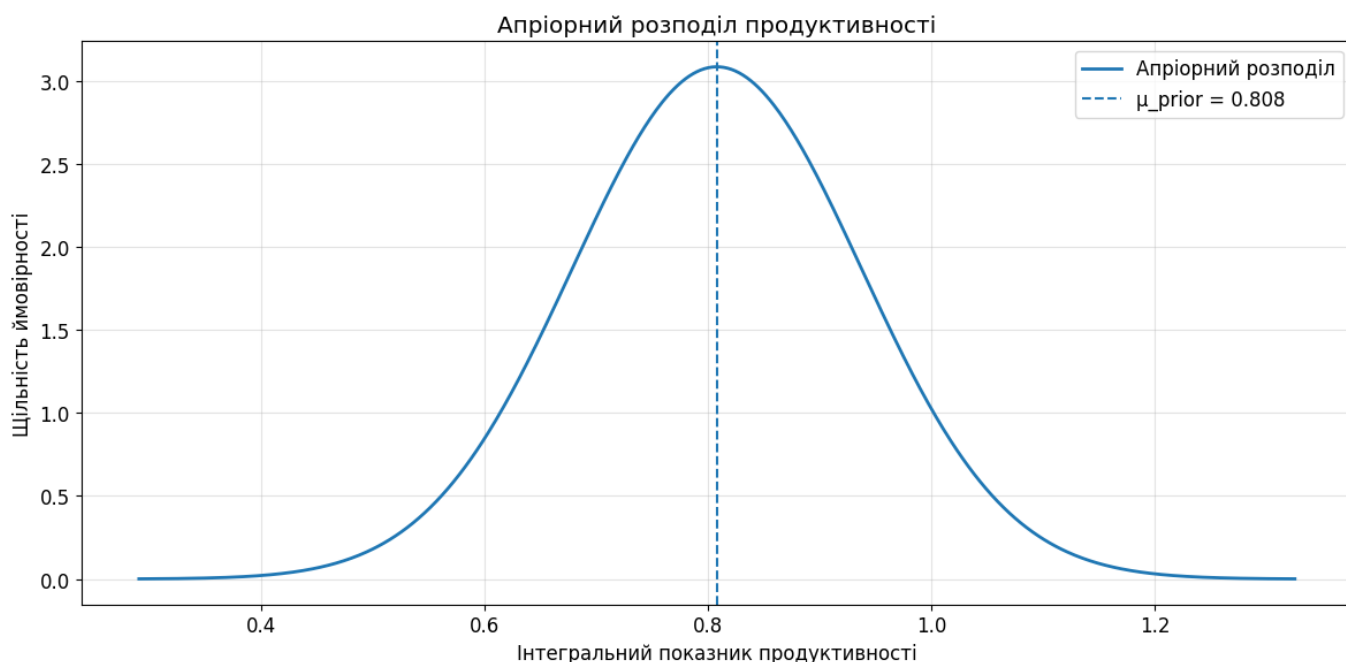


Рисунок 2.1 – Апріорний розподіл продуктивності працівників

Наступним етапом є формування функції правдоподібності (likelihood). У даному дослідженні функція правдоподібності описує ймовірність отримання спостережуваних значень інтегрального показника продуктивності за умови певного значення параметра продуктивності.

У якості спостережуваних даних використовуються значення інтегрального показника продуктивності P , наведені у таблиці 2.3. Для цих даних також обчислюється середнє значення, яке характеризує фактичні спостереження.

У межах байєсівської моделі в якості спостереження використовується конкретне значення інтегрального показника продуктивності для окремого працівника. Наприклад, для працівника 5:

$$\mu_{data} = 0.84$$

У межах моделі передбачається, що інтегральний показник продуктивності вимірюється з певною статистичною похибкою. Для моделювання цієї невизначеності використовується дисперсія спостереження $\sigma_{data}^2 = 0.01$. Це значення задає ширину функції правдоподібності та відображає

можливі коливання показника продуктивності, що виникають через різну складність задач, людський фактор та інші випадкові чинники.

Ці параметри визначають форму функції правдоподібності, яка відображає розподіл фактичних спостережень продуктивності у вибірці.

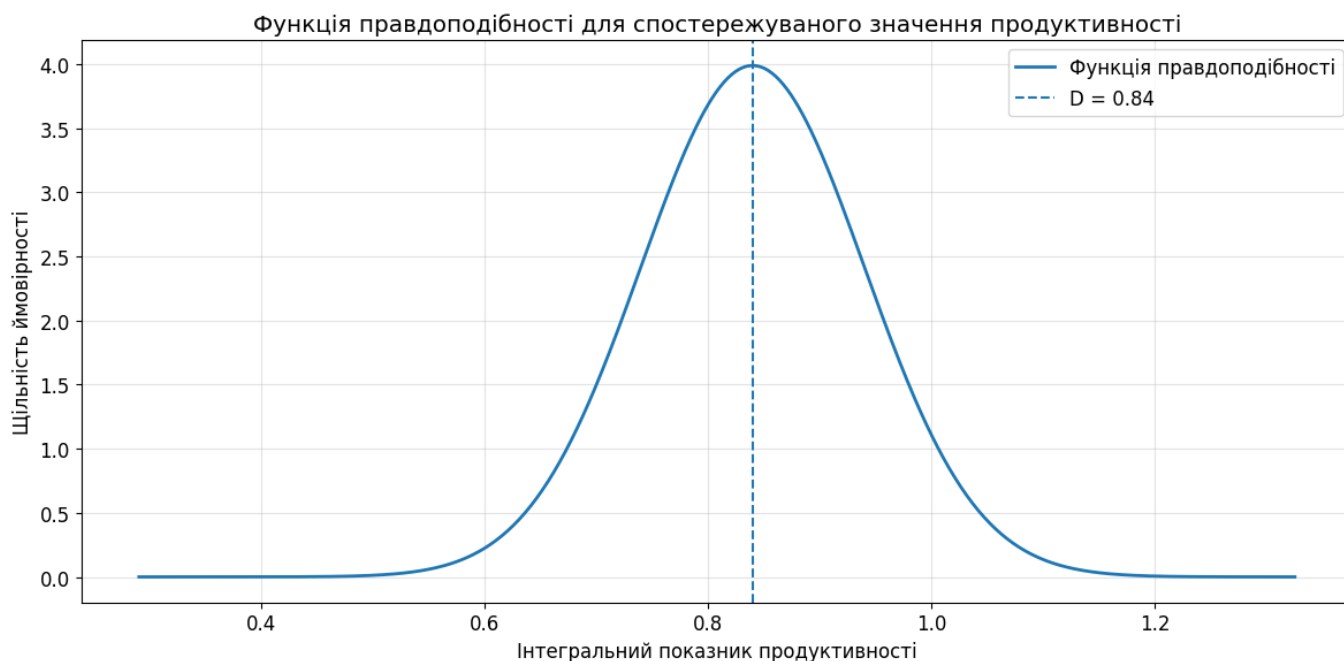


Рисунок 2.2 – Функція правдоподібності для спостережуваних значень продуктивності

Після визначення апіорного розподілу та функції правдоподібності для конкретного співробітника виконується байєсівське оновлення оцінки продуктивності. У межах цього оновлення апіорна інформація про продуктивність команди поєднується з фактичними спостереженнями.

Підставляючи значення параметрів у формули, наведені у підрозділі 2.3, отримуємо уточнену оцінку середнього значення продуктивності.

Зокрема, апостеріорне середнє значення визначається на основі співвідношення між апіорною оцінкою та спостережуваними даними. Підставляючи відповідні значення, отримуємо:

$$\mu_{posterior} = \frac{\frac{0.81}{0.0167} + \frac{0.84}{0.01}}{\frac{1}{0.0167} + \frac{1}{0.01}} = 0.828 \approx 0.83$$

Аналогічно визначається апостеріорна дисперсія. Підставляючи значення дисперсій, отримуємо:

$$\sigma_{posterior}^2 = \frac{1}{\frac{1}{0.0167} + \frac{1}{0.01}} = 0.00626 \approx 0.0063$$

Таким чином, апостеріорний розподіл продуктивності працівників характеризується середнім значенням 0.83 та дисперсією 0.063. Цей розподіл відображає **уточнену оцінку продуктивності** після врахування фактичних даних з набору Jira.

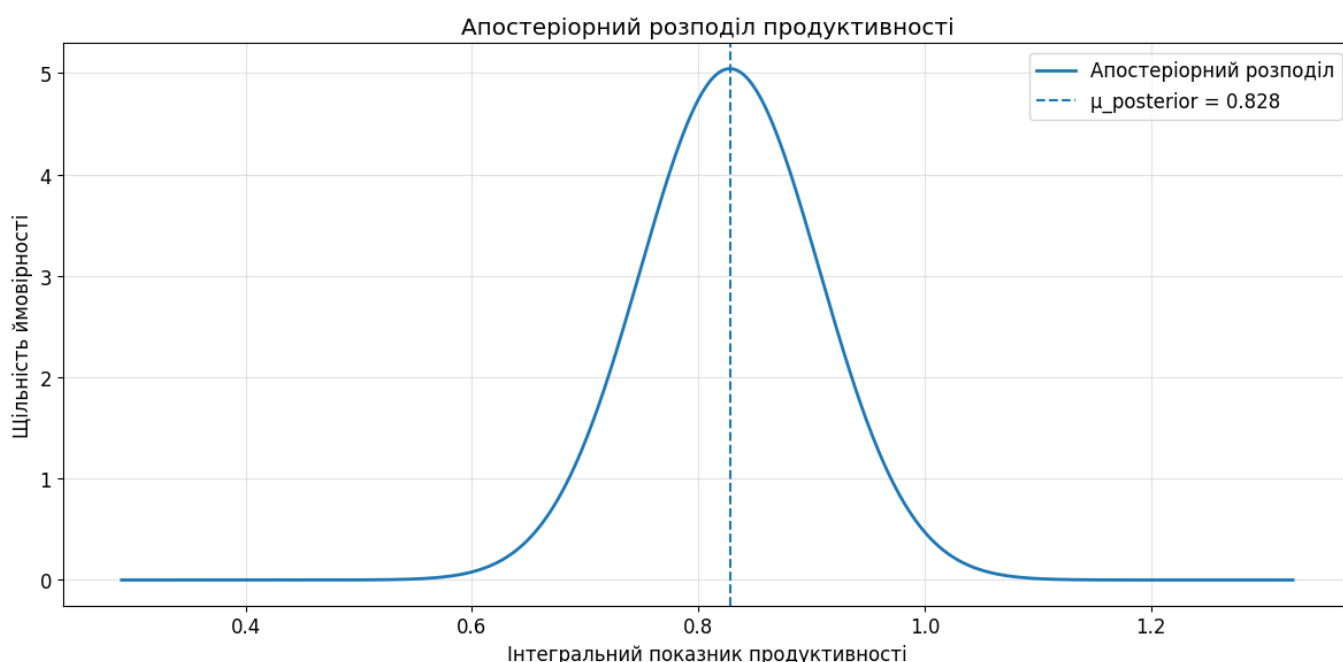


Рисунок 2.3 – Апостеріорний розподіл продуктивності працівників

Для більш наочного представлення результатів доцільно також побудувати порівняльний графік, на якому одночасно відображаються апріорний розподіл, функція правдоподібності та апостеріорний розподіл.

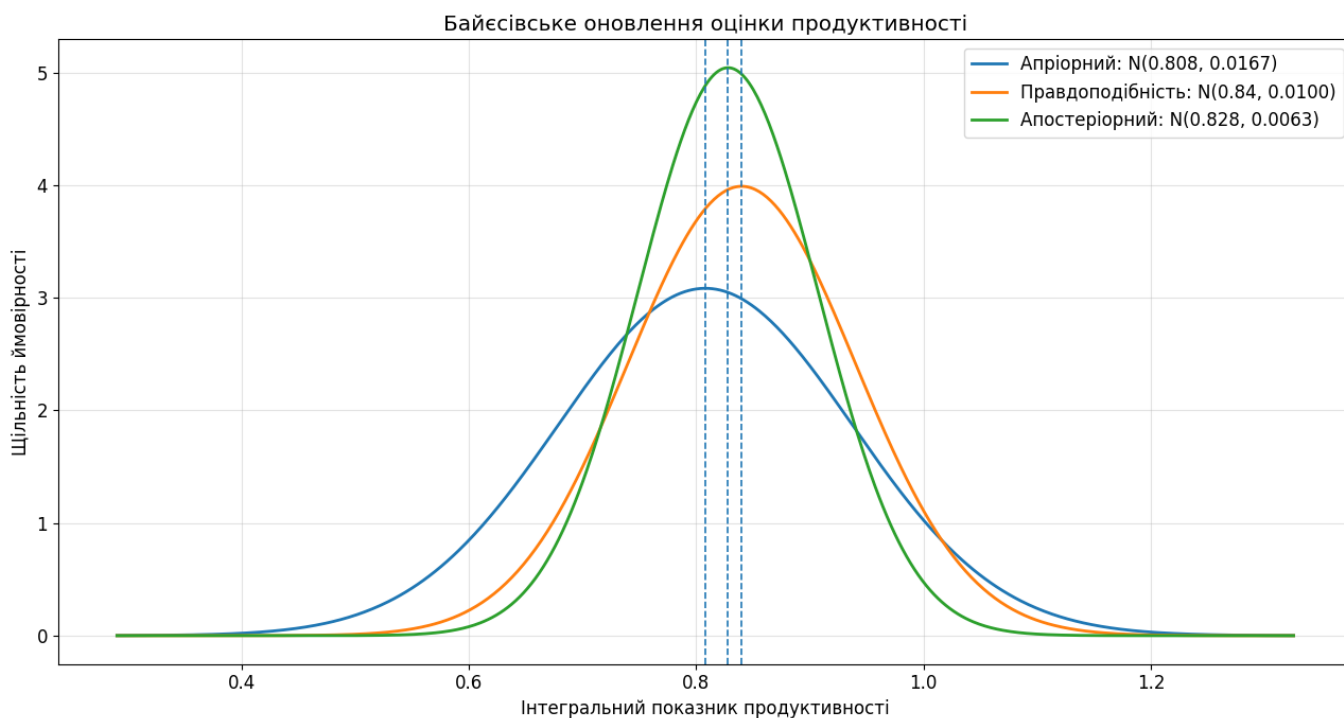


Рисунок 2.4 – Байєсівське оновлення оцінки продуктивності

Отримані результати демонструють, що застосування байєсівського підходу дозволяє уточнювати оцінки продуктивності працівників на основі фактичних даних. У даному випадку апостеріорна оцінка продуктивності (0.83) знаходиться між початковою оцінкою (0.81) та середнім значенням спостережуваних даних (0.84). Це свідчить про те, що модель враховує як попередні припущення щодо продуктивності команди, так і нову інформацію, отриману з аналізу даних.

Таблиця 2.4 – Байєсівські оцінки продуктивності працівників

Виконавець	Спостереження (D)	Апостеріорна оцінка продуктивності
Працівник 1	0.86	0.842
Працівник 2	0.72	0.775
Працівник 3	1.00	0.910
Працівник 4	0.62	0.728

Працівник 5	0.84	0.828
-------------	------	-------

Для більш наочного аналізу було виконано байєсівське оновлення оцінок продуктивності для кожного працівника команди. У таблиці 2.4 наведено спостережувані значення інтегрального показника продуктивності та відповідні апостеріорні оцінки, отримані за допомогою байєсівської моделі. Також нижче зображені апостеріорні розподіли.

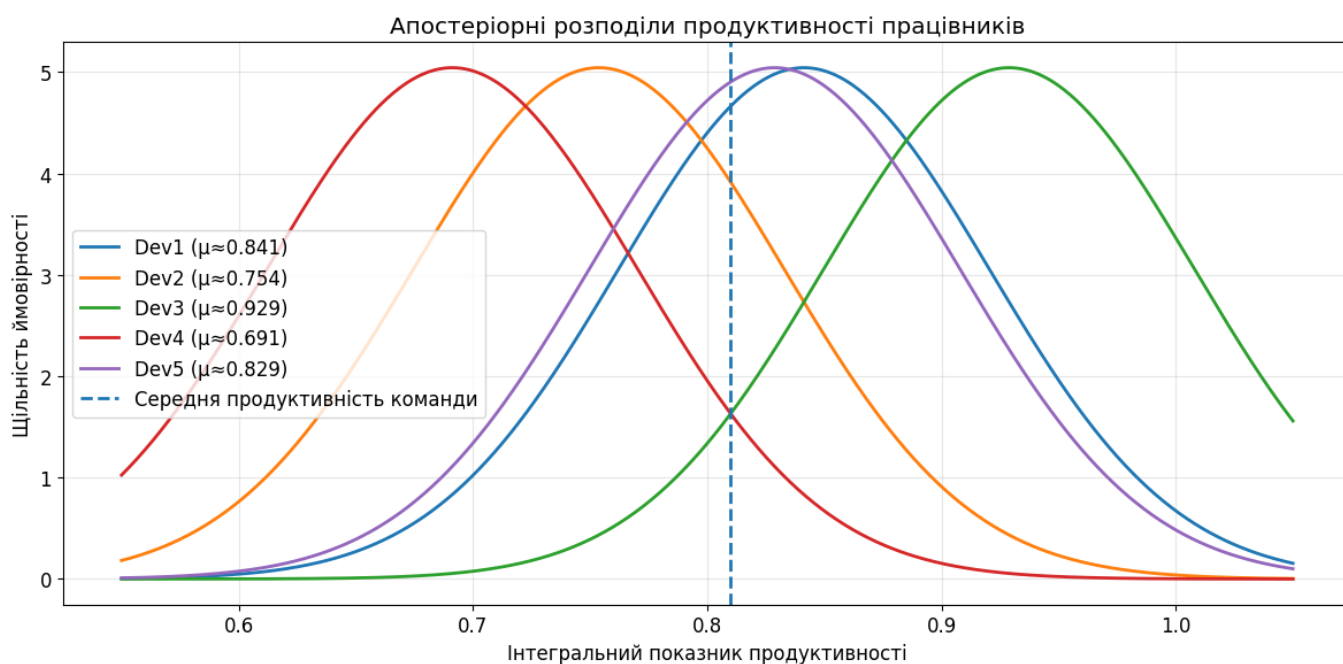


Рисунок 2.5 – Апостеріорні розподіли продуктивності працівників ко манди

Як видно з таблиці, апостеріорні оцінки продуктивності наближаються до середнього рівня продуктивності команди. Наприклад, для працівника 3 спостережуване значення показника становить 1.00, однак апостеріорна оцінка дорівнює 0.91. Аналогічно, для працівника 4 спостережуване значення 0.62 коригується до 0.73. Така поведінка моделі є характерною для байєсівських оцінок і відображає ефект статистичного згладжування, коли оцінка параметра частково зміщується у бік середнього значення вибірки.

Отримані результати підтверджують, що використання байєсівського підходу дозволяє формувати більш стабільні оцінки продуктивності працівників, зменшуючи

вплив випадкових коливань окремих показників. Це створює основу для подальшого аналізу факторів продуктивності та використання статистичних моделей у задачах управління IT-проєктами.

2.6 Інтерпретація результатів байєсівського оцінювання продуктивності

Для ілюстрації запропонованого підходу інтерпретації результатів байєсівського оцінювання розглянемо приклад для окремого працівника. Використання індивідуального прикладу дозволяє наочно продемонструвати механізм переходу від статистичної оцінки продуктивності до показників управління проєктами, зокрема тривалості виконання робіт та витрат.

Слід зазначити, що такий підхід не обмежується аналізом окремого працівника. Запропонована методика є універсальною і може бути застосована до кожного члена команди, а також до агрегованих показників продуктивності групи або проєкту в цілому. У цьому випадку результати інтерпретації можуть використовуватися для оцінювання загальної ефективності виконання проєкту, прогнозування строків та оптимізації розподілу ресурсів. Таким чином, розгляд окремого працівника є лише ілюстративним прикладом, який демонструє загальний принцип застосування моделі.

Однією з ключових задач застосування статистичних моделей у проєктному менеджменті є трансформація отриманих аналітичних результатів у показники, що використовуються для прийняття управлінських рішень. У класичних підходах управління проєктами, зокрема в межах Earned Value Management (EVM), такими показниками є індекси виконання за строками (Schedule Performance Index) та витратами (Cost Performance Index), які відображають ефективність реалізації проєкту відносно планових параметрів.

У межах даного дослідження результати байєсівського оцінювання продуктивності працівників інтерпретуються як фактор, що безпосередньо впливає на тривалість виконання робіт та витрати проєкту. Такий підхід базується на

припущенні про обернену залежність між продуктивністю та часом виконання задач, розглянутого в підрозділі 1.4, що є типовим для моделей оцінювання трудомісткості.

З отриманих у підрозділі 2.5.3 результатів бачимо, що базовий рівень продуктивності команди становить:

$$P_{base} = 0.81$$

а апостеріорна оцінка продуктивності працівника 5 :

$$P_{post} = 0.91$$

Ці значення дозволяють оцінити відхилення індивідуальної продуктивності працівника від середнього рівня у команді.

Визначення відхилення продуктивності. Для кількісної оцінки зміни продуктивності використовується відносний показник відхилення:

$$\Delta P = (P_{post} - P_{base}) / P_{base} \quad (2.11)$$

Підставляючи відповідні значення, отримуємо $\approx +12.3\%$. Отриманий результат свідчить про те, що продуктивність працівника перевищує середній рівень команди приблизно на 12.3%. Такий рівень відхилення є статистично значущим у контексті аналізу продуктивності та може розглядатися як ознака підвищеної ефективності виконання задач.

Перехід до оцінювання тривалості виконання робіт. У проєктному менеджменті продуктивність працівників безпосередньо впливає на тривалість виконання задач. При цьому між продуктивністю та часом виконання робіт існує обернена залежність: зростання продуктивності призводить до скорочення тривалості виконання задач, і навпаки.

З урахуванням цього відхилення тривалості виконання робіт може бути визначене як:

$$\Delta T = \frac{P_{base}}{P_{post}} - 1 \quad (2.12)$$

Підставляючи значення, отримуємо $\approx -11\%$. Отже, очікувана тривалість виконання задач для даного працівника є меншою приблизно на 11% порівняно із середнім рівнем у команді.

Оцінювання впливу на витрати. У більшості моделей управління проєктами витрати на виконання робіт прямо пропорційні трудовим витратам (effort). Це означає, що зміна тривалості виконання задач безпосередньо впливає на зміну витрат.

З урахуванням цього можна прийняти:

$$\Delta C = \Delta T$$

Таким чином, для даного працівника очікується зниження витрат на виконання задач приблизно на 11%.

Інтерпретація через показники Earned Value Management. Для інтеграції отриманих результатів у практику управління проєктами використано показники Earned Value Management (EVM), зокрема індекси виконання за строками та витратами.

Відповідні значення визначаються як:

$$SPI = \frac{1}{1 + \Delta T}$$

$$CPI = \frac{1}{1 + \Delta C}$$

Підставляючи отримані значення, маємо $SPI \approx 1.12$, $CPI \approx 1.12$.

Оскільки значення більше за 1, то це означає, що виконання робіт відбувається з ефективністю приблизно 112% від планового рівня як за строками, так і за витратами.

Управлінська інтерпретація результатів. Отримані результати свідчать про те, що перевищення продуктивності працівника над середнім рівнем команди на 12.3% призводить до скорочення тривалості виконання задач приблизно на 11% та відповідного зниження витрат.

З позиції управління проєктами це має такі наслідки:

- працівник виконує задачі швидше за середній рівень команди, що зменшує ризик затримок у виконанні проєкту;
- його залучення до критичних або складних задач може підвищити загальну ефективність виконання робіт;
- більш точне оцінювання продуктивності дозволяє оптимізувати розподіл

задач та підвищити обґрунтованість планування.

Таким чином, запропонований підхід дозволяє не лише оцінювати продуктивність працівників, але й кількісно визначати її вплив на ключові параметри проекту, що є основою для прийняття ефективних управлінських рішень.

Висновки до розділу 2

У другому розділі дисертації розв'язано наукове завдання, пов'язане з розробленням моделі оцінювання продуктивності працівників із використанням ймовірнісних методів аналізу даних, що дозволяють враховувати невизначеність та неповноту інформації у проєктному середовищі. Особливу увагу приділено застосуванню байєсівського підходу до аналізу продуктивності працівників, який забезпечує можливість поєднання попередніх знань про продуктивність команди з новими даними, отриманими в процесі виконання проєктних задач. У межах розділу проведено теоретичне обґрунтування запропонованого підходу, виконано експериментальну апробацію моделі на основі даних, отриманих у процесі діяльності компанії, а також розроблено підхід до інтерпретації результатів моделювання у показниках управління проєктами. Такі системи формують інформаційне середовище взаємодії учасників проєктної діяльності, що дозволяє розглядати такі проєкти як приклад функціонування соціо-технічних систем.

За результатами досліджень отримано такі основні висновки:

- проаналізовано сучасні підходи до оцінювання продуктивності працівників у проєктному менеджменті ІТ-команд та встановлено, що більшість традиційних методів базуються на агрегованих кількісних показниках або експертних оцінках, що ускладнює врахування невизначеності та варіативності результатів роботи;
- обґрунтовано можливість використання даних інформаційних систем управління проєктами як джерела кількісних показників діяльності працівників для подальшого статистичного аналізу продуктивності; ці дані відображають взаємодію

працівників із цифровими інструментами організації роботи та формують цифровий слід діяльності;

- розроблено прототип ймовірнісної моделі оцінювання продуктивності працівників, у якій використано апріорний розподіл продуктивності команди, функцію правдоподібності для нових спостережень та апостеріорний розподіл, що дозволяє уточнювати оцінки продуктивності на основі фактичних даних;

- проведено експериментальне дослідження моделі із використанням реальних даних про виконання задач, на основі яких сформовано інтегральні показники продуктивності та визначено параметри апріорних і апостеріорних оцінок;

- встановлено, що застосування байєсівського підходу дозволяє отримувати більш стабільні оцінки продуктивності працівників за рахунок ефекту статистичного згладжування, що зменшує вплив випадкових коливань показників діяльності;

- показано, що використання ймовірнісних моделей дозволяє оцінювати не лише середні значення продуктивності, але й ступінь невизначеності таких оцінок, що підвищує обґрунтованість прийняття управлінських рішень у процесі управління проєктними командами;

- розроблено підхід до інтерпретації результатів байєсівського оцінювання продуктивності, який базується на переході від відносних змін продуктивності до оцінювання впливу на тривалість виконання задач та витрати проєкту;

- встановлено, що зміна продуктивності працівників може бути кількісно інтерпретована у вигляді відхилень строків виконання робіт та витрат, а також представлена через індекси ефективності виконання проєкту (SPI, CPI), що використовуються у методології Earned Value Management;

- показано, що запропонований підхід дозволяє перетворити результати статистичного моделювання у показники, придатні для практичного використання у задачах планування, розподілу ресурсів та оцінювання ризиків виконання проєктів.

За результатами дослідження у закордонному науковому виданні опубліковано наукову працю [165], яка індексована в базі даних Scopus, результати якої частково відображені у цьому розділі та формують основу для подальших досліджень,

пов'язаних із використанням регресійних моделей і методів машинного навчання для аналізу та прогнозування продуктивності працівників у проєктному менеджменті.

РОЗДІЛ 3. РЕГРЕСІЙНИЙ АНАЛІЗ ФАКТОРІВ ПРОДУКТИВНОСТІ ПРАЦІВНИКІВ

3.1 Теоретичні основи використання регресійного аналізу для оцінювання продуктивності працівників

У сучасних дослідженнях управління проєктами дедалі більшого поширення набувають кількісні методи аналізу ефективності діяльності команд. Це пов'язано з тим, що сучасні ІТ-проєкти характеризуються високим рівнем складності, значною кількістю взаємопов'язаних завдань та використанням розподілених команд. У таких умовах оцінювання продуктивності працівників лише на основі експертних суджень або суб'єктивних оцінок може призводити до неточних або суперечливих результатів. Тому в наукових дослідженнях дедалі частіше застосовуються статистичні методи аналізу даних, серед яких важливе місце займає регресійний аналіз [117]. Особливо актуальним це є для аналізу діяльності ІТ-команд, що функціонують у середовищі взаємодії людей, організаційних процесів та інформаційних систем, яке у сучасних дослідженнях розглядається як соціо-технічна система.

Регресійний аналіз є одним із базових інструментів статистичного моделювання, що дозволяє досліджувати залежність між результативною змінною та набором факторів, які на неї впливають. Метод широко використовується у різних галузях науки та управління для виявлення закономірностей між показниками діяльності системи. Класичні праці у сфері статистичного моделювання, зокрема роботи Draper і Smith [117], розглядають регресійний аналіз як універсальний інструмент дослідження залежностей між змінними [118], який дозволяє не лише пояснювати існуючі зв'язки, але й прогнозувати результати діяльності системи. Загальна форма лінійної регресійної моделі може бути представлена таким чином:

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

де:

Y – залежна змінна (цільова змінна), наприклад, продуктивність;

$X_1, X_2, \dots, X_n$ – незалежні змінні (фактори), наприклад, кількість задач, якість виконання;

β_0 – константа (перетин з віссю Y), коли всі $X = 0$;

$\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n$ – коефіцієнти регресії, які визначають вплив кожного фактора X_i на Y ;

ε – помилка (шум), що враховує всі інші фактори, які не представлені у моделі.

Коефіцієнти регресії характеризують силу та напрям впливу відповідних факторів на результативну змінну. Позитивне значення коефіцієнта свідчить про прямий вплив фактора на результат, тоді як від'ємне значення вказує на обернений характер залежності. Абсолютне значення коефіцієнта дозволяє оцінити відносну важливість відповідного фактору у формуванні результату. Таким чином, регресійні моделі можуть використовуватися не лише для прогнозування значень залежної змінної, але й для визначення факторів, які мають найбільший вплив на досліджуваний показник [119].

У сфері управління проєктами регресійний аналіз застосовується для вирішення широкого кола задач, пов'язаних з аналізом ефективності діяльності команд та прогнозуванням результатів проєктів. Одним із найбільш відомих напрямів використання регресійних моделей у програмній інженерії є оцінювання трудомісткості розробки програмного забезпечення. У класичній роботі Pressman [120] регресійні методи використовуються для побудови моделей оцінювання витрат і зусиль, необхідних для реалізації програмних систем.

Окрім прогнозування трудомісткості, регресійні моделі активно використовуються для аналізу продуктивності персоналу та визначення факторів, що впливають на ефективність роботи організацій. Зокрема, у дослідженнях у сфері HR-аналітики статистичні методи дозволяють досліджувати взаємозв'язок між характеристиками працівників, організаційними умовами та результатами діяльності. Як зазначають Cascio і Boudreau [121], використання кількісних моделей дозволяє

оцінювати вплив управлінських рішень на продуктивність персоналу та визначати фактори, що мають найбільше значення для ефективності організації.

Особливу роль регресійні моделі відіграють у дослідженнях, пов'язаних із аналізом даних програмної інженерії. У таких роботах статистичні методи застосовуються для дослідження взаємозв'язку між характеристиками програмного проєкту, процесами розробки та результатами діяльності команди. Наприклад, у роботі Kitchenham, Mendes і Travassos [122] регресійні моделі використовуються для аналізу факторів, що впливають на оцінювання вартості та трудомісткості програмних проєктів. Подібні підходи широко використовуються і в сучасних дослідженнях у галузі software analytics, де дані з систем управління розробкою програмного забезпечення аналізуються з метою виявлення закономірностей у роботі команд розробників [123]. Такі дані формуються у цифрових інструментах розробки (репозиторіях коду, системах відстеження задач, системах керування версіями), які є технічною складовою соціо-технічного середовища ІТ-проєктів.

Разом з тим застосування регресійного аналізу у сфері ІТ-проєктів має певні особливості. Продуктивність працівників у таких проєктах формується під впливом значної кількості факторів, серед яких можна виділити технічні характеристики завдань, рівень досвіду розробників, особливості командної взаємодії та організаційні умови виконання робіт. У зв'язку з цим для побудови адекватних моделей продуктивності необхідно використовувати багатофакторні регресійні моделі, які дозволяють враховувати вплив декількох змінних одночасно. Подібна багатофакторність відображає комплексний характер соціо-технічних систем, у яких результати діяльності формуються під впливом як технічних, так і соціальних факторів.

Таким чином, регресійний аналіз є важливим інструментом кількісного дослідження продуктивності працівників у проєктному менеджменті. Його використання дозволяє формалізувати взаємозв'язок між характеристиками діяльності працівників та результатами їх роботи, а також визначати фактори, що найбільше впливають на ефективність виконання завдань. У межах даного

дослідження регресійні моделі розглядаються як один із компонентів комплексного підходу до аналізу продуктивності, що поєднує статистичні методи, ймовірнісні моделі та методи машинного навчання. Такий підхід дозволяє досліджувати продуктивність працівників у контексті функціонування соціо-технічного середовища сучасних ІТ-проектів.

3.2 Використання регресійного аналізу у дослідженнях управління проєктами та програмної інженерії

У сучасних дослідженнях програмної інженерії та управління проєктами дедалі ширше використовуються методи аналізу даних для дослідження факторів, що впливають на результати діяльності команд розробки. Розвиток систем управління проєктами та платформ спільної розробки програмного забезпечення призвів до накопичення значних обсягів даних про процеси розробки. Такі дані включають інформацію про виконання задач, історію змін програмного коду, взаємодію між розробниками та результати тестування програмного забезпечення. У сукупності ці дані відображають функціонування ІТ-проектів як складних соціо-технічних систем, у яких результати діяльності формуються під впливом як технічних процесів розробки, так і організаційної взаємодії між учасниками команди. Як зазначають М. Jørgensen та М. Shepperd у своєму огляді досліджень оцінювання витрат програмних проєктів [124], використання статистичних моделей дозволяє досліджувати взаємозв'язки між характеристиками проєкту та результатами виконання робіт.

Одним із найбільш поширених напрямів використання регресійних моделей у програмній інженерії є прогнозування трудомісткості розробки програмного забезпечення. Проблема оцінювання витрат часу та ресурсів є однією з ключових задач управління програмними проєктами, оскільки неточні оцінки можуть призводити до порушення строків виконання робіт та перевищення бюджету. У багатьох дослідженнях для вирішення цієї задачі використовуються регресійні моделі, які дозволяють встановити залежність між характеристиками програмного

продукту та зусиллями, необхідними для його розробки. Як показано у роботах Jørgensen і Shepperd [124], статистичні методи, зокрема регресійний аналіз, демонструють високу ефективність у задачах прогнозування трудомісткості програмних проєктів.

Окрім оцінювання трудомісткості, регресійні моделі активно використовуються для аналізу продуктивності команд розробників. У дослідженнях у галузі software analytics, зокрема у роботах Nagappan [125], статистичні методи застосовуються для аналізу активності розробників у репозиторіях програмного коду. У таких дослідженнях як незалежні змінні можуть виступати частота внесення змін у програму, обсяг змін у програмному коді, кількість виконаних задач або складність програмних модулів. Аналіз таких показників дозволяє досліджувати взаємозв'язок між активністю розробників та якістю програмного продукту.

Важливим джерелом даних для подібних досліджень є системи контролю версій та платформи спільної розробки програмного забезпечення. Сучасні репозиторії коду, такі як GitHub або GitLab, містять детальну інформацію про процес розробки програмного забезпечення, що створює можливості для застосування методів статистичного аналізу. У роботах T. Zimmermann, N. Nagappan та інших дослідників [126] регресійні моделі використовуються для аналізу даних із репозиторіїв програмного коду з метою прогнозування помилок та оцінювання ризиків у програмних проєктах.

Подібні підходи також використовуються для аналізу зв'язку між характеристиками програмного коду та якістю програмного забезпечення. Наприклад, у дослідженні N. Nagappan, T. Ball та A. Zeller [127] регресійні моделі застосовуються для прогнозування відмов програмних компонентів на основі метрик програмного коду. У таких моделях використовуються різні характеристики програмних систем, зокрема складність коду, розмір програмних модулів та частота внесення змін.

Разом з технічними характеристиками програмного забезпечення у сучасних дослідженнях дедалі більша увага приділяється людським факторам, що впливають

на ефективність роботи команди. У роботах P. Devanbu, T. Zimmermann та C. Bird [128] підкреслюється, що результати діяльності команди розробників значною мірою залежать від особливостей взаємодії між учасниками команди, рівня досвіду розробників та організаційних умов виконання робіт. Таким чином, продуктивність розробників формується в результаті взаємодії технічних характеристик програмного продукту та соціальних факторів командної роботи, що відповідає концепції соціо-технічних систем. Використання регресійних моделей дозволяє кількісно оцінювати вплив таких факторів на результати діяльності команди.

Сучасні дослідження у сфері програмної інженерії також активно використовують підхід *mining software repositories*, який передбачає аналіз великих обсягів даних, що накопичуються у процесі розробки програмного забезпечення. Як зазначають Н. Kagdi, М. Collard та J. Maletic [129], аналіз даних із репозиторіїв програмного забезпечення дозволяє виявляти закономірності у процесах розробки та покращувати управління програмними проєктами. У межах цього підходу регресійні моделі широко використовуються для дослідження взаємозв'язку між характеристиками програмного коду, активністю розробників та результатами діяльності команди.

Таким чином, проведений огляд наукових досліджень показує, що регресійний аналіз є одним із ключових інструментів статистичного аналізу даних у сфері програмної інженерії та управління проєктами. Використання регресійних моделей дозволяє досліджувати взаємозв'язки між характеристиками програмного проєкту, діяльністю команди та результатами виконання робіт. Разом з тим більшість існуючих досліджень, як зазначають Jørgensen і Shepperd [124], зосереджена на аналізі окремих аспектів продуктивності або оцінюванні витрат програмних проєктів. У межах даного дослідження регресійний аналіз розглядається як складова комплексного підходу до аналізу продуктивності працівників, який поєднує статистичні моделі з ймовірнісними методами аналізу даних та експертними оцінками.

3.3 Формування регресійної моделі оцінювання продуктивності працівників

У попередніх підрозділах було показано, що регресійний аналіз широко застосовується у дослідженнях програмної інженерії та управління проєктами для дослідження залежностей між характеристиками проєктної діяльності та результатами виконання робіт. Як зазначають Draper і Smith у класичній роботі *Applied Regression Analysis* [117], основною метою регресійного аналізу є встановлення кількісної залежності між результативною змінною та набором факторів, що можуть на неї впливати.

У контексті дослідження продуктивності працівників у ІТ-проєктах результативною змінною виступає показник продуктивності працівника, який характеризує ефективність виконання ним задач у межах проєкту. У дослідженнях програмної інженерії продуктивність розробників може оцінюватися за різними показниками, зокрема кількістю виконаних задач, швидкістю реалізації функціоналу, обсягом змін програмного коду або якістю створеного програмного забезпечення. Як підкреслюють Kitchenham, Mendes і Travassos у дослідженні оцінювання витрат програмних проєктів [122], аналіз подібних показників дозволяє досліджувати взаємозв'язок між характеристиками процесу розробки та результатами діяльності команди.

У загальному вигляді залежність між продуктивністю працівника та факторами, що на неї впливають, може бути представлена у вигляді функції

$$P = f(X_1, X_2, \dots, X_n) \quad (3.2)$$

де:

P – показник продуктивності працівника;

$X_1, X_2, \dots, X_n$ – фактори, що характеризують діяльність працівника.

Для кількісного аналізу такої залежності у даному дослідженні використовується багатфакторна лінійна регресійна модель. Як зазначають Montgomery, Peck і Vining у праці *Introduction to Linear Regression Analysis* [25],

подібні моделі широко застосовуються для дослідження систем, у яких результат формується під впливом декількох незалежних факторів.

У цьому випадку модель продуктивності може бути представлена у вигляді

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n + \varepsilon$$

Коефіцієнти регресії характеризують силу та напрям впливу відповідних факторів на результативну змінну. Позитивне значення коефіцієнта свідчить про прямий вплив фактора на продуктивність, тоді як від'ємне значення вказує на обернену залежність. Як зазначають Kutner, Nachtsheim і Neter у роботі *Applied Linear Statistical Models* [119], інтерпретація коефіцієнтів регресії дозволяє визначити фактори, що мають найбільший вплив на результат діяльності.

Матрична форма регресійної моделі. Для зручності аналізу багатфакторні регресійні моделі часто записують у матричному вигляді. Така форма представлення моделі дозволяє компактно описати процедуру оцінювання параметрів та широко використовується у статистичних методах аналізу даних.

У матричній формі лінійну регресійну модель можна представити наступним чином:

$$Y = X\beta + \varepsilon \tag{3.3}$$

де:

Y – вектор значень залежної змінної;

X – матриця незалежних змінних;

β – вектор коефіцієнтів регресії;

ε – вектор випадкових похибок.

Оцінка коефіцієнтів регресійної моделі. Для визначення параметрів регресійної моделі використовується метод найменших квадратів (Ordinary Least Squares). Суть цього методу полягає у знаходженні таких значень коефіцієнтів регресії, при яких різниця між фактичними значеннями залежної змінної та значеннями, передбаченими моделлю, є мінімальною.

У матричній формі оцінка коефіцієнтів регресійної моделі визначається наступним виразом:

$$\beta = (X^T X)^{-1} X^T Y \quad (3.4)$$

де:

X – матриця незалежних змінних;

Y – вектор значень залежної змінної;

X^T – транспонована матриця X ;

β – вектор оцінених коефіцієнтів регресії.

Як зазначають Draper і Smith [117], матричний запис оцінки коефіцієнтів дозволяє ефективно виконувати розрахунки для моделей з великою кількістю незалежних змінних та є основою більшості сучасних алгоритмів статистичного аналізу.

Отримані оцінки коефіцієнтів регресії дозволяють визначити вплив окремих факторів на результативну змінну та використовуються для подальшого аналізу продуктивності працівників у ІТ-проектах.

Оцінювання якості регресійної моделі. Після визначення параметрів регресійної моделі необхідно оцінити її якість та перевірити, наскільки побудована модель адекватно описує досліджувані дані. Як зазначають Draper і Smith [117], оцінювання якості регресійної моделі є важливим етапом статистичного аналізу, оскільки воно дозволяє визначити, чи може побудована модель використовуватися для інтерпретації залежностей між змінними та прогнозування результатів.

Однією з базових характеристик регресійної моделі є сума квадратів залишків (Residual Sum of Squares, RSS). Цей показник характеризує загальну величину відхилення між фактичними значеннями залежної змінної та значеннями, передбаченими моделлю. RSS визначається за формулою

$$RSS = \sum_{i=1}^n (Y_i - (\beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \dots + \beta_k X_{ik}))^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (3.5)$$

де:

Y_i – значення залежної змінної для i -го спостереження;

X_{ij} – значення j -го фактора для i -го спостереження;

y^i – фактичні значення залежної змінної;

$\hat{y}_i$ – значення, передбачені регресійною моделлю.

Менші значення RSS свідчать про краще узгодження моделі з досліджуваними даними. Як підкреслюють Montgomery, Peck і Vining [25], мінімізація RSS є основною метою методу найменших квадратів.

Для оцінювання загальної варіації залежної змінної використовується загальна сума квадратів відхилень (Total Sum of Squares, TSS), яка визначається як

$$TSS = \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 \quad (3.6)$$

де

$\bar{y}$ – середнє значення залежної змінної.

Порівняння величин RSS та TSS дозволяє оцінити, яку частину варіації залежної змінної пояснює побудована модель.

Одним із найбільш поширених показників якості регресійної моделі є коефіцієнт детермінації R^2 . Як зазначають Kutner, Nachtsheim і Neter [119], цей показник характеризує частку варіації залежної змінної, що пояснюється незалежними змінними моделі. Значення коефіцієнта детермінації визначається за формулою

$$R^2 = 1 - RSS/TSS \quad (3.7)$$

Значення R^2 змінюється у межах від 0 до 1. Чим ближче значення цього показника до 1, тим більшу частину варіації результативної змінної пояснює побудована модель.

Окрім коефіцієнта детермінації, важливою характеристикою регресійної моделі є статистична значущість коефіцієнтів регресії. Для її оцінювання використовується p -значення, яке дозволяє перевірити гіпотезу про відсутність впливу певної змінної на результативний показник. Якщо значення p -value є меншим за встановлений рівень значущості (зазвичай 0,05), відповідна змінна вважається статистично значущою [118].

Ще одним важливим показником є стандартна похибка оцінки коефіцієнтів регресії, яка характеризує точність отриманих параметрів моделі. Менші значення стандартної похибки свідчать про більшу надійність оцінок коефіцієнтів регресії.

Окрему роль у аналізі регресійної моделі відіграє аналіз залишків. Залишки представляють собою різницю між фактичними значеннями залежної змінної та значеннями, отриманими за допомогою моделі:

$$e_i = y_i - \hat{y}_i \quad (3.8)$$

Аналіз залишків дозволяє оцінити адекватність побудованої моделі та виявити можливі порушення припущень регресійного аналізу. Як зазначають Draper і Smith [117], дослідження структури залишків може свідчити про наявність нелінійних залежностей між змінними або вплив аномальних спостережень.

Таким чином, оцінювання якості регресійної моделі передбачає аналіз низки статистичних характеристик, зокрема суми квадратів залишків, коефіцієнта детермінації, статистичної значущості коефіцієнтів. Використання цих показників дозволяє оцінити адекватність побудованої моделі та визначити її придатність для аналізу продуктивності працівників у ІТ-проектах.

3.4 Побудова регресійної моделі оцінювання продуктивності працівників у ІТ-проектах

Одним із ключових етапів дослідження продуктивності працівників у проєктному середовищі є побудова кількісної моделі, що дозволяє встановити взаємозв'язок між характеристиками діяльності працівників та результатами їх роботи. У попередніх розділах дисертації було розглянуто теоретичні підходи до аналізу продуктивності у проєктному менеджменті, а також можливості використання статистичних методів для дослідження факторів, що впливають на ефективність роботи команди. Зокрема, у розділі 1 було проаналізовано джерела даних, які можуть використовуватися для аналізу продуктивності у програмних

проектах, а також визначено основні показники, що характеризують діяльність працівників у середовищі розробки програмного забезпечення.

Разом з тим для практичного застосування регресійного аналізу необхідно сформувати набір реальних даних, які відображають діяльність працівників у програмних проєктах. У сучасних дослідженнях програмної інженерії подібні дані часто отримуються з систем контролю версій програмного коду та систем управління задачами. Як зазначає Nagappan у дослідженнях [125], аналіз даних із репозиторіїв програмного коду дозволяє досліджувати активність розробників, структуру програмних змін та результати виконання задач.

У практиці емпіричних досліджень програмної інженерії широко використовуються відкриті набори даних, що містять інформацію про процес розробки програмного забезпечення. Одним із найбільш відомих джерел подібних даних є PROMISE Software Engineering Repository, який містить набори даних про програмні проєкти, метрики програмного коду та характеристики процесу розробки. Подібні набори даних широко використовуються у дослідженнях оцінювання програмних проєктів, аналізу помилок програмного забезпечення та прогнозування характеристик програмних систем [130].

Ще одним важливим джерелом даних є Mining Software Repositories (MSR) dataset, який формується на основі даних відкритих програмних проєктів. У роботах Zimmermann та Nagappan [126] показано, що аналіз даних із систем контролю версій дозволяє досліджувати закономірності у процесах розробки програмного забезпечення та прогнозувати результати діяльності команд розробників.

Використання подібних джерел даних створює можливості для формування статистичних моделей, що дозволяють досліджувати взаємозв'язок між характеристиками діяльності працівників та результатами їх роботи. У межах даного дослідження регресійний аналіз використовується для побудови моделі продуктивності працівників у ІТ-проєктах, яка дозволяє оцінити вплив різних факторів на результати діяльності команди.

Таким чином, практичне застосування регресійного аналізу у дослідженні продуктивності передбачає формування набору показників діяльності працівників, побудову статистичної моделі та аналіз отриманих результатів. Це створює основу для подальшого дослідження факторів продуктивності у програмних проєктах.

У попередніх підрозділах було розглянуто математичні основи регресійного аналізу та показники, що використовуються для оцінювання якості регресійних моделей. Разом з тим для практичного застосування такого підходу у дослідженні продуктивності працівників необхідно визначити структуру даних, що використовуються для побудови моделі, а також сформулювати набір змінних, які характеризують діяльність учасників проєкту.

Теоретичні аспекти вимірювання продуктивності працівників у програмних проєктах, а також основні показники, що можуть використовуватися для її аналізу, були детально розглянуті у *Розділі 1* дисертації. Зокрема, було показано, що у сучасних ІТ-проєктах значна частина даних про процес розробки накопичується у цифрових системах управління проєктами та системах контролю версій програмного коду. Такі системи містять детальну інформацію про виконання задач, історію змін програмного коду, взаємодію між розробниками та результати перевірки програмного забезпечення.

Як зазначають Menzies і Zimmermann у роботі, присвяченій аналізу даних програмної інженерії, сучасні програмні проєкти генерують значні обсяги інформації, які можуть використовуватися для побудови статистичних моделей діяльності команд розробників [130]. Аналіз подібних даних дозволяє досліджувати закономірності у процесах розробки програмного забезпечення та оцінювати вплив різних факторів на результати роботи команди.

У дослідженнях програмної інженерії для подібного аналізу часто використовуються відкриті набори даних, що містять інформацію про діяльність програмних проєктів. Одним із найбільш відомих джерел таких даних є PROMISE Software Engineering Repository, який містить набір метрик програмного забезпечення, характеристики програмних систем та дані про процес розробки

програмного забезпечення [131]. Подібні набори даних активно використовуються у дослідженнях прогнозування помилок програмного забезпечення, оцінювання витрат проєктів та аналізу процесів розробки.

Крім того, у дослідженнях software analytics широко використовуються дані відкритих програмних репозиторіїв, сформовані у межах ініціативи Mining Software Repositories (MSR). Як зазначають Zimmermann, Nagappan та інші дослідники, аналіз історії змін програмного коду дозволяє досліджувати активність розробників та виявляти закономірності у процесах розробки програмного забезпечення [132].

Таким чином, сучасні IT-проєкти створюють значні обсяги даних, що можуть використовуватися для побудови статистичних моделей продуктивності працівників. Використання таких даних дозволяє формувати кількісні моделі, які описують залежність між характеристиками діяльності працівників та результатами їх роботи у проєктному середовищі.

3.4.1 Формування набору даних для побудови моделі продуктивності

Для побудови регресійної моделі продуктивності працівників необхідно сформувати набір даних, який містить інформацію про діяльність учасників програмного проєкту. У практиці програмної інженерії подібні дані зазвичай формуються на основі інформації, що зберігається у системах управління проєктами, системах контролю версій програмного коду та інструментах контролю якості програмного забезпечення.

Як зазначає Zimmermann у дослідженні підходів до аналізу репозиторіїв програмного забезпечення, системи контролю версій містять значні обсяги історичних даних про процес розробки, що дозволяє досліджувати різні аспекти діяльності команд розробників [133]. Подібні дані можуть включати інформацію про виконані задачі, обсяг змін у програмному коді, кількість внесених змін, результати перевірки роботи та характеристики програмних модулів.

Формування набору даних для статистичного аналізу передбачає агрегування інформації про діяльність працівників за певний період часу. У цьому випадку кожному працівнику відповідає набір показників, що характеризують його участь у

виконанні задач проєкту. Подібний підхід дозволяє представити діяльність працівників у вигляді набору кількісних змінних, які можуть використовуватися у регресійній моделі.

У межах даного дослідження для демонстрації підходу до побудови регресійної моделі можуть використовуватися дані відкритих програмних проєктів, зокрема набори даних, представлені у PROMISE Software Engineering Repository, а також дані відкритих програмних репозиторіїв. Використання подібних джерел даних є поширеною практикою у дослідженнях програмної інженерії та дозволяє досліджувати взаємозв'язок між характеристиками процесу розробки та результатами діяльності команди [131].

Отриманий набір даних використовується як основа для побудови регресійної моделі продуктивності працівників, яка дозволяє кількісно оцінити вплив різних факторів на результати діяльності учасників програмного проєкту.

3.4.2 Формування набору факторів регресійної моделі

Після формування набору даних наступним етапом є визначення факторів, які будуть включені до регресійної моделі продуктивності працівників. Саме на цьому етапі відбувається перехід від сукупності початкових показників про діяльність учасників проєкту до формалізованого набору змінних, що можуть бути використані для побудови математичної моделі. У контексті ІТ-проєктів це завдання є особливо важливим, оскільки продуктивність працівника не може бути адекватно описана одним ізольованим показником. Вона формується під впливом кількох груп чинників: інтенсивності виконання робіт, якості результатів, стабільності виконання задач та участі у командних процесах.

У межах даного дослідження доцільно виходити з того, що набір факторів повинен відповідати кільком вимогам. По-перше, ці фактори мають бути кількісно вимірюваними. По-друге, вони повинні бути доступними в інформаційних системах управління проєктами або у системах розробки програмного забезпечення. По-третє, обрані змінні мають бути достатньо інтерпретованими для подальшого використання в управлінських рішеннях. Інакше кажучи, модель повинна не лише давати числовий

результат, але й дозволяти пояснити, за рахунок яких характеристик діяльності формується оцінка продуктивності працівника.

У практичному аспекті набір факторів доцільно формувати так, щоб він охоплював різні сторони діяльності працівника. Надмірне зосередження лише на швидкості виконання задач призводить до спрощення моделі, оскільки в цьому випадку ігнорується якість результатів, рівень складності робіт або ступінь залученості працівника до колективної взаємодії. З іншого боку, надто велика кількість змінних ускладнює інтерпретацію моделі, підвищує ризик мультиколінеарності та робить модель менш стійкою. Тому доцільно використовувати обмежений, але змістовно збалансований набір факторів.

У межах даного підходу до побудови регресійної моделі продуктивності пропонується використовувати такі основні фактори:

- кількість виконаних задач за аналізований період;
- точність виконання задач відносно запланованих оцінок;
- кількість виявлених помилок;
- активність участі у командних процесах;
- за потреби показник складності виконаних задач.

Введення саме такого набору пояснюється тим, що він дозволяє одночасно врахувати результативність, точність, якість і командний внесок працівника. У прикладній логіці управління проєктами це є важливим, оскільки продуктивність не повинна ототожнюватися лише з “кількістю зробленого”. Працівник, який виконує багато задач, але систематично порушує строки виконання або створює значну кількість помилок, не може вважатися більш продуктивним лише на підставі обсягу виконаних робіт.

Для практичної побудови моделі введемо такі позначення факторів:

- X_1 кількість виконаних задач за звітний період;
- X_2 точність прогнозування, виражена у відсотках;
- X_3 кількість помилок в роботі
- X_4 кількість дій, що характеризують участь у командній роботі;

— X_5 інтегральний показник складності задач (за наявності відповідних даних).

У базовій конфігурації моделі доцільно використовувати перші чотири змінні, оскільки саме вони найчастіше можуть бути отримані з відкритих або корпоративних даних і при цьому залишаються достатньо інтерпретованими. Показник складності задач може бути включений у модель додатково, якщо для конкретного проєкту є можливість коректно формалізувати складність.

Для наочності набір факторів регресійної моделі може бути представлений у вигляді таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Основні фактори регресійної моделі продуктивності працівників

Позначення	Фактор	Зміст показника	Очікуваний вплив на продуктивність
X_1	Кількість виконаних задач	Обсяг завершених задач за період	Позитивний
X_2	Точність прогнозування	Наскільки фактичне виконання відповідає плану	Позитивний
X_3	Кількість помилок	Число помилок, пов'язаних із результатами роботи	Негативний
X_4	Командна активність	Дзвінки, обговореннях, погодженнях	Позитивний

У межах практичного аналізу доцільно врахувати, що окремі фактори можуть бути подані у різних одиницях вимірювання. Наприклад, кількість задач може бути виражена в абсолютних значеннях, точність прогнозування – у відсотках, а командна активність – у кількості дій за період. Тому перед побудовою моделі бажано виконати

попередню перевірку масштабу змінних, а за потреби – нормалізацію або стандартизацію, щоб уникнути ситуації, коли окремі показники непропорційно впливають на оцінку моделі лише через масштаб вимірювання.

Окремо слід зазначити, що у практичних задачах управління проєктами до набору факторів можуть додаватися й інші змінні, наприклад стаж роботи в команді, середній час циклу виконання задач, кількість повторних доробок або частота переходів задач між статусами. Проте для базової моделі, орієнтованої на подальшу інтерпретацію та пояснення результатів, доцільно обмежитися тими змінними, які безпосередньо відображають ключові характеристики продуктивності й не перевантажують модель.

Таким чином, формування набору факторів регресійної моделі є не технічним, а змістовним етапом дослідження. Саме від вибору змінних залежить, чи буде модель відображати реальну логіку формування продуктивності працівників у ІТ-проєктах. У межах даного дослідження обраний набір факторів дозволяє побудувати модель, яка одночасно враховує обсяг роботи, точність виконання, якість результатів і внесок працівника в колективну діяльність команди.

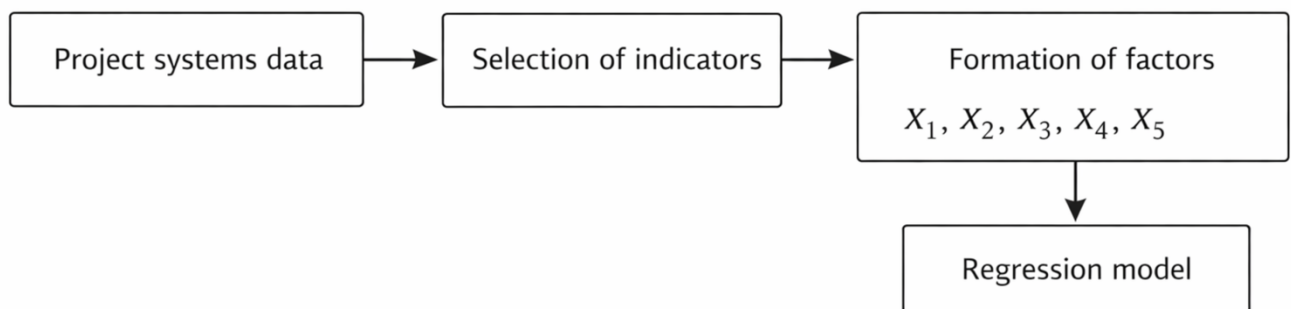


Рисунок 3.1 – Концептуальна схема формування факторів регресійної моделі

3.4.3 Побудова регресійної моделі продуктивності

Після формування набору факторів регресійної моделі наступним етапом є практична побудова рівняння, яке дозволяє кількісно описати залежність між характеристиками діяльності працівників та інтегральним показником їх продуктивності. У межах даного підрозділу розглядається приклад побудови

багатофакторної лінійної регресії для команди з десяти розробників. Такий підхід дозволяє показати логіку застосування методу на конкретних даних та перейти від теоретичної форми моделі до її прикладного використання у задачах управління ІТ-проектами.

У даному прикладі продуктивність працівника Y розглядається як функція чотирьох незалежних змінних: кількості виконаних задач (X_1), точності прогнозування (X_2), кількості помилок (X_3) та участі у командних процесах (X_4). Такий набір факторів дозволяє одночасно врахувати інтенсивність роботи, стабільність виконання, якість результатів та рівень взаємодії працівника з командою.

Для побудови моделі використовується розширений набір вхідних даних, який містить інформацію про десятих працівників. Для кожного працівника задано значення незалежних змінних та інтегральний показник продуктивності.

Таблиця 3.2 – Набір вхідних даних для розрахунку регресійної моделі

Працівник	X_1	X_2	X_3	X_4	Y продуктивність
1	22	95	1	10	90
2	18	90	2	12	85
3	25	98	0	15	95
4	20	85	3	8	80
5	17	88	4	7	75
6	23	92	2	9	87
7	19	89	3	11	83
8	24	97	1	14	93
9	21	93	2	10	88
10	20	90	3	9	82

На основі наведених даних виконується оцінювання параметрів лінійної регресійної моделі загального вигляду (формула 3.1).

Після застосування методу найменших квадратів отримано таке рівняння регресії:

$$Y = 54.97 + 0.47X_1 + 0.25X_2 - 2.68X_3 + 0.36X_4$$

Отримане рівняння дозволяє перейти від описового аналізу до кількісного оцінювання факторів продуктивності. Кожен коефіцієнт моделі має конкретний зміст і відображає зміну прогнозованого значення продуктивності при зміні відповідного фактора на одиницю за умови незмінності інших змінних.

Для оцінювання якості побудованої моделі використовуються стандартні статистичні характеристики. У даному прикладі коефіцієнт детермінації становить:

$$R^2 = 0.971$$

що означає, що модель пояснює 97.1% варіації продуктивності. Такий результат свідчить про високу узгодженість моделі з вихідними даними та вказує на те, що обрані фактори достатньо повно описують зміну результативного показника в межах розглянутого прикладу.

Скоригований коефіцієнт детермінації становить:

$$Adj. R^2 = 0.948$$

і також залишається високим. Це є важливим, оскільки скориговане значення враховує кількість незалежних змінних у моделі та дозволяє більш стримано оцінити її якість. Високе значення цього показника свідчить про те, що модель зберігає адекватність навіть після врахування структури факторів і не є результатом формального підлаштування під конкретну вибірку.

Основні результати оцінювання моделі наведено в таблиці 3.3.

Таблиця 3.3 – Основні результати регресійної моделі продуктивності

Показник	Значення	Зміст
R^2	0.971	Модель пояснює 97.1% варіації продуктивності
$Adj. R^2$	0.948	Висока якість моделі з урахуванням кількості факторів
β_0	54.97	Базове значення продуктивності

β_1	0.47	Вплив кількості виконаних задач
β_2	0.25	Вплив точності прогнозування
β_3	-2.68	Вплив кількості помилок
β_3	0.36	Вплив участі у командних процесах

Окремого аналізу потребує інтерпретація коефіцієнтів регресії.

Константа моделі $\beta_0 = 54.97$ відображає базовий рівень продуктивності у випадку, коли всі фактори дорівнюють нулю. У прикладному сенсі цей показник не має прямого самостійного управлінського змісту, однак є необхідним елементом моделі та визначає її початковий рівень.

Коефіцієнт при змінній X_1 , що характеризує кількість виконаних задач, становить $\beta_1 = 0.47$. Це означає, що кожна додаткова задача, завершена працівником за інших рівних умов, підвищує інтегральний показник продуктивності приблизно на 0.47 бала. Таким чином, фактор обсягу виконаної роботи має позитивний вплив на результативність. Разом з тим р-значення для цього коефіцієнта перевищує поріг 0.05, що дає підстави вважати його статистично незначущим у межах даної невеликої вибірки. Це може пояснюватися взаємозв'язком між кількістю задач та іншими факторами моделі.

Коефіцієнт при змінній X_2 , що відображає точність прогнозування, дорівнює $\beta_2 = 0.25$. Його значення свідчить про позитивний, але відносно помірний вплив цього показника на продуктивність. Інакше кажучи, вища відповідність між запланованими та фактичними параметрами виконання задач асоціюється зі зростанням продуктивності, однак сила такого впливу є меншою, ніж у деяких інших факторів. Як і в попередньому випадку, р-значення перевищує 0.05, тому у межах прикладу цей фактор не є статистично значущим.

Найбільш виражений за модулем коефіцієнт спостерігається при змінній X_3 , що характеризує кількість помилок. Значення $\beta_3 = -2.68$ означає, що кожна додаткова помилка знижує прогнозовану продуктивність працівника в середньому на 2.68 бала.

Це є змістовно важливим результатом, оскільки він показує, що якість виконаної роботи має суттєвий вплив на інтегральну результативність. Р-значення для цього коефіцієнта становить приблизно 0.068. Формально воно дещо перевищує рівень 0.05, однак знаходиться близько до межі статистичної значущості, що дозволяє розглядати цей фактор як практично вагомий.

Коефіцієнт при змінній X_4 , що характеризує участь працівника у командних процесах, становить $\beta_4 = 0.36$. Це означає, що кожна додаткова дія, пов'язана з командною взаємодією, підвищує продуктивність приблизно на 0.36 бала. Отриманий результат підтверджує, що внесок працівника у спільну роботу команди має позитивне значення для загальної результативності. Водночас р-значення також перевищує 0.05, тому статистична значущість цього ефекту в межах конкретного прикладу не є підтвердженою.

Для узагальнення інтерпретації коефіцієнтів регресії результати можуть бути подані у вигляді окремої таблиці 3.4.

Таблиця 3.4 – Інтерпретація коефіцієнтів регресійної моделі

Фактор	Коефіцієнт	Характер впливу	Інтерпретація
X_1 Кількість задач	0.47	Позитивний	Додаткова задача підвищує продуктивність на 0.47 бали
X_2 Точність прогнозування	0.25	Позитивний	Вища точність планування підвищує продуктивність
X_3 Помилки	-2.68	Негативний	Кожен додаткова помилка знижує продуктивність на 2.68 бали
X_4 Командна взаємодія	0.36	Позитивний	Вища участь у командній роботі підвищує продуктивність

Таким чином, побудована регресійна модель дозволяє не лише формально пов'язати продуктивність із набором факторів, але й кількісно оцінити внесок кожного з них. Це створює основу для подальшого використання моделі у задачах прогнозування продуктивності нових працівників та для інтерпретації причин її підвищення або зниження.

Крім того, на рисунку 3.1 показано значення коефіцієнтів регресійної моделі, які відображають вплив окремих факторів на інтегральний показник продуктивності. Отримані результати підтверджують, що найбільший негативний вплив на продуктивність має кількість виявлених помилок, тоді як кількість виконаних задач, точність прогнозування та участь у командних процесах мають позитивний вплив на результативність роботи працівників.

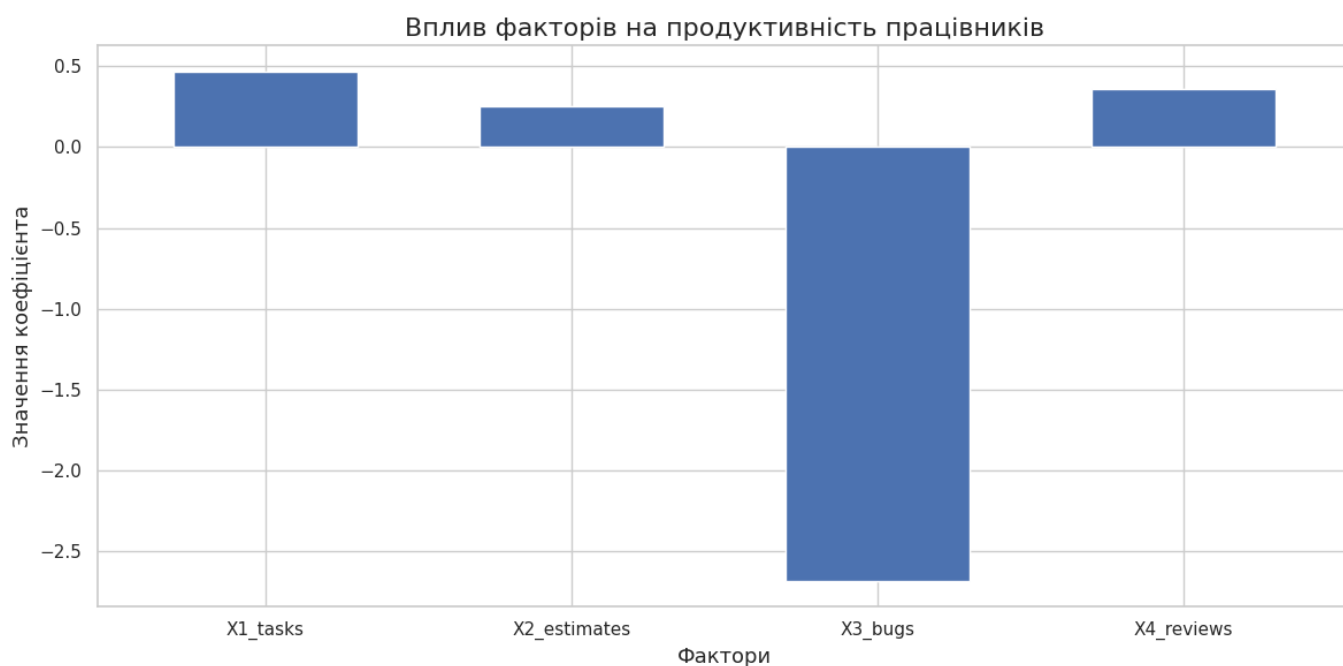


Рисунок 3.1 – Вплив факторів на продуктивність працівників

На рисунку 3.2 наведено кореляційну матрицю факторів, використаних у регресійній моделі продуктивності працівників. Аналіз кореляцій дозволяє оцінити силу та напрям взаємозв'язків між змінними, що входять до моделі. Як видно з рисунка, між більшістю факторів спостерігається помірний рівень кореляції, що свідчить про відносну незалежність змінних і дозволяє використовувати їх у межах багатфакторної регресійної моделі. Водночас окремі фактори демонструють слабкі

або середні кореляційні зв'язки, що відображає складну природу формування продуктивності працівників у проектному середовищі. Отримані результати підтверджують доцільність використання обраних змінних для подальшого статистичного моделювання продуктивності.

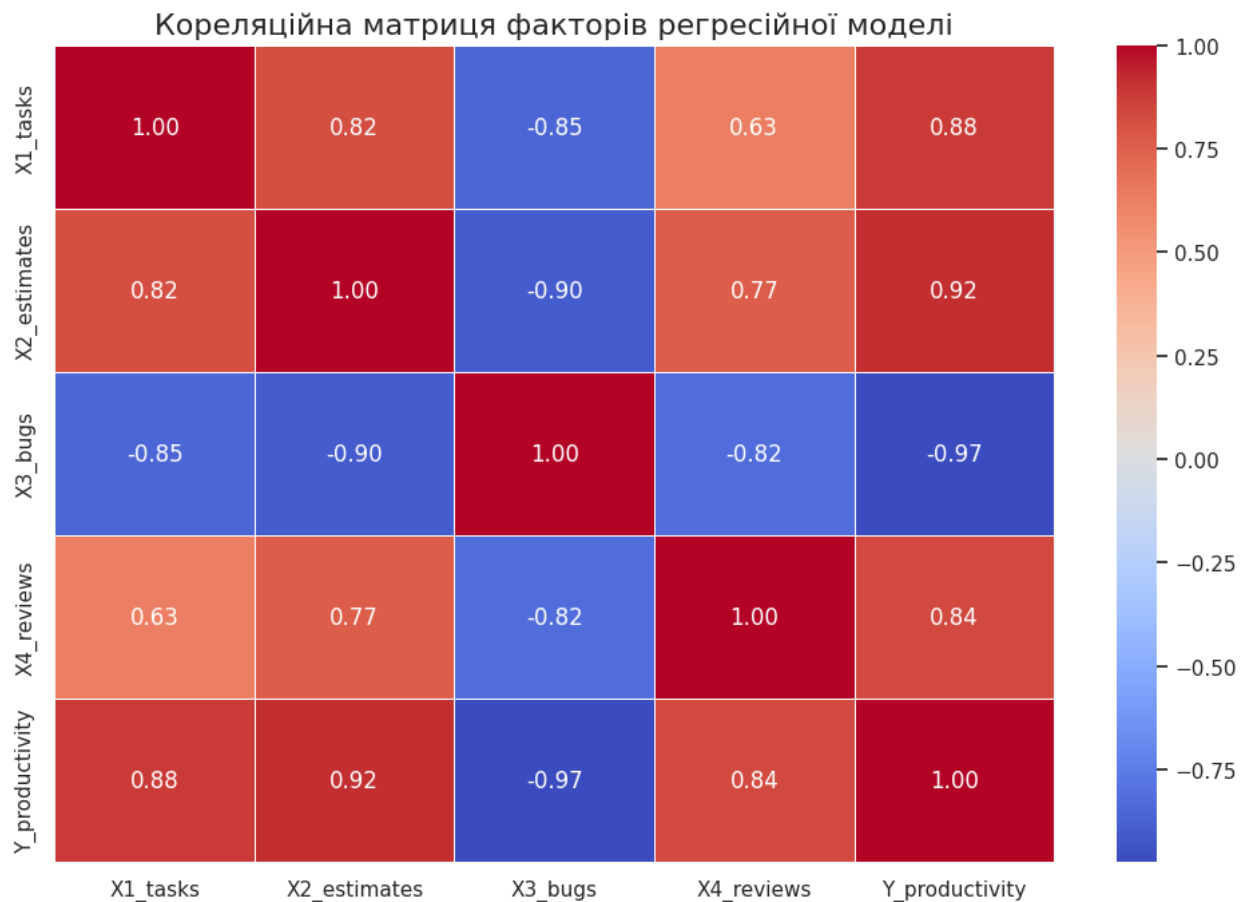


Рисунок 3.2 – Кореляційна матриця факторів регресійної моделі

Оцінювання дисперсії та побудова інтервалу передбачення. Після побудови регресійної моделі важливим етапом аналізу є оцінювання невизначеності прогнозів. Для цього використовують показники дисперсії та довірчі інтервали, які дозволяють оцінити можливий діапазон значень результативного показника.

У даному дослідженні використовується рівень довіри 95%, що є стандартним у статистичних та економетричних дослідженнях. Такий рівень довіри є компромісом між достатньою надійністю прогнозів і прийнятним рівнем статистичної похибки. У випадку нормального розподілу приблизно 95% спостережень знаходяться у межах

$$\mu \pm 1.96\sigma$$

де

μ – математичне сподівання;

σ – стандартне відхилення.

Для великих вибірок $n > 30$ зазвичай використовують квантілі нормального розподілу. Однак у даному прикладі обсяг вибірки є відносно невеликим, тому для оцінювання інтервалу доцільно застосувати t-розподіл Стюдента, який має більш “важкі хвости” та краще враховує невизначеність у малих вибірках.

Кількість ступенів свободи визначається за формулою:

$$df = n - k - 1$$

де

n – кількість спостережень;

k – кількість незалежних змінних.

У розглянутому прикладі

$$df = 10 - 4 - 1 = 5$$

Для рівня значущості

$$\alpha = 0.05$$

та відповідного числа ступенів свободи табличне значення t-критерію становить приблизно:

$$t_{\alpha/2} \approx 1.96$$

Для демонстрації подальших розрахунків припустимо, що залишкова дисперсія моделі становить:

$$\sigma^2 = 4$$

Це значення використовується як умовний приклад для ілюстрації процедури розрахунку. У реальних задачах залишкова дисперсія обчислюється безпосередньо на основі залишків регресійної моделі.

Відповідно стандартна похибка прогнозу становить:

$$SE = \sqrt{\sigma^2} = 2$$

Тоді інтервал передбачення для значення продуктивності можна записати у вигляді:

$$Y_{predicted} \pm t_{\alpha/2} \cdot SE$$

Підставляючи отримані значення, отримуємо

$$Y_{predicted} \pm 1.96 \cdot 2 = Y_{predicted} \pm 3.92$$

Таким чином, прогнозоване значення продуктивності повинно розглядатися не як точкова оцінка, а як інтервал значень шириною приблизно ± 3.92 бала.

Приклад прогнозування продуктивності нових працівників.

Після побудови моделі її можна використовувати для прогнозування продуктивності нових працівників або для оцінювання потенційної результативності при зміні значень факторів. Для демонстрації цієї можливості розглянемо два нових спостереження у таблиці 3.5.

Таблиця 3.5 – Набір тестових даних для прогнозування продуктивності

Працівник	X_1	X_2	X_3	X_4	Y продуктивність
Новий 1	20	92	2	12	N/A
Новий 2	11	80	10	10	N/A

Для розрахунку прогнозу використовується отримане раніше рівняння регресії

$$Y = 55 + 0.47X_1 + 0.25X_2 - 2.68X_3 + 0.36X_4$$

Тоді прогноз для працівника **новий 1** буде рівним:

$$Y = 55 + 0.47 \cdot 20 + 0.25 \cdot 92 - 2.68 \cdot 2 + 0.36 \cdot 12$$

$$Y_1 = 86.36$$

З урахуванням довірчого інтервалу:

$$Y_1 = 86.36 \pm 3.92$$

А прогноз для працівника **новий 2** буде рівним:

$$Y = 55 + 0.47 \cdot 11 + 0.25 \cdot 80 - 2.68 \cdot 10 + 0.36 \cdot 10$$

$$Y_1 = 56.97$$

З урахуванням довірчого інтервалу:

$$Y_1 = 56.97 \pm 3.92$$

Отже розраховуючи дисперсію, отримані значення продуктивності нових працівників варіюється в діапазоні 3.92.

Для додаткової перевірки адекватності побудованої регресійної моделі було виконано графічний аналіз результатів. На рисунку 3.3 наведено порівняння фактичних значень продуктивності працівників із значеннями, отриманими за допомогою регресійної моделі. Як видно з рисунка, більшість точок розташовані поблизу діагональної лінії, що свідчить про високу відповідність прогнозованих значень фактичним спостереженням.

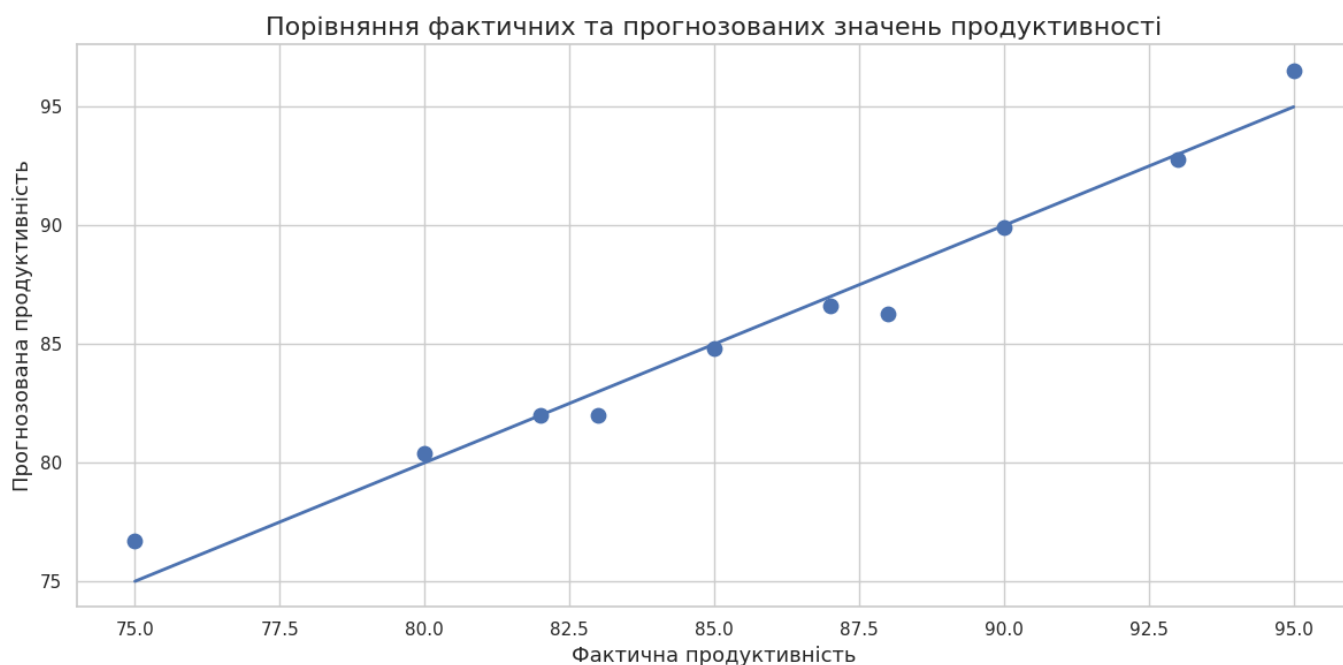


Рисунок 3.3 – Порівняння фактичних та прогнозованих значень продуктивності

На рисунку 3.4 представлено розподіл залишків моделі. Залишки рівномірно розташовані навколо нульового значення, що підтверджує відсутність систематичних відхилень у моделі та свідчить про її адекватність для опису досліджуваної залежності.

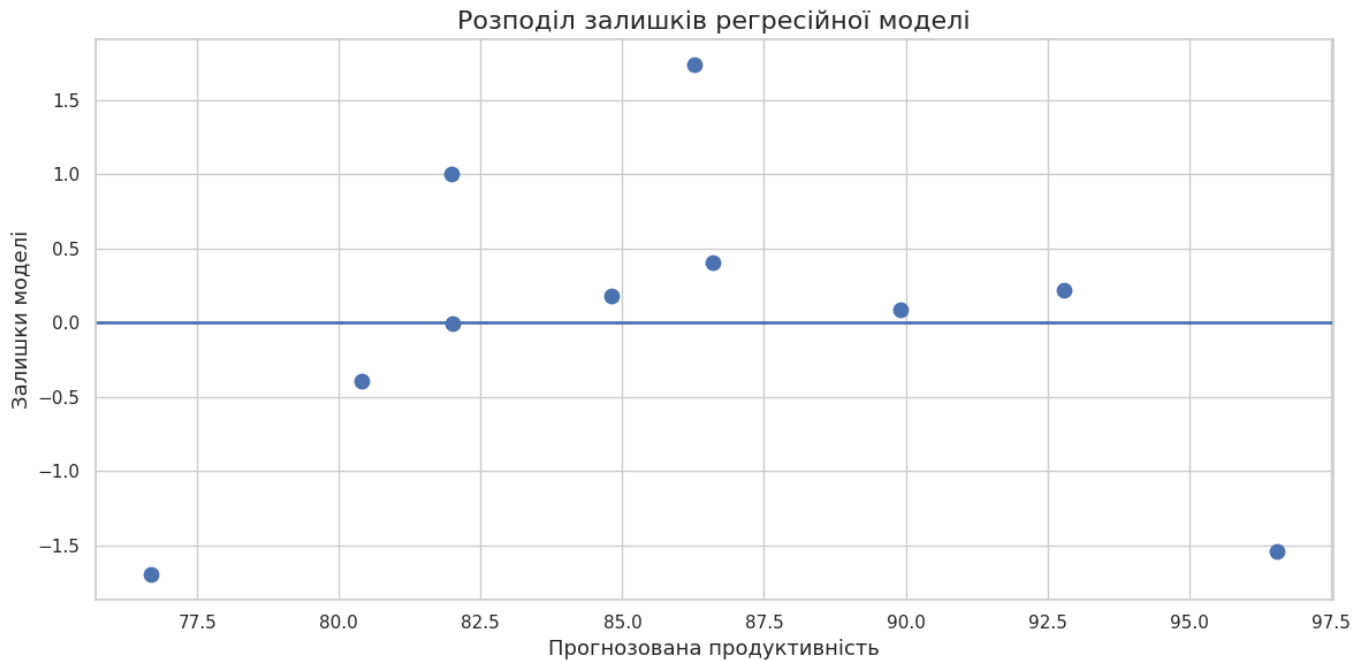


Рисунок 3.4 – Розподіл залишків регресійної моделі

3.5 Інтерпретація результатів регресійної моделі

Після побудови регресійної моделі та виконання розрахунків наступним етапом є інтерпретація отриманих результатів. У контексті дослідження продуктивності працівників у ІТ-проектах це має особливе значення, оскільки сама по собі математична модель не є кінцевою метою аналізу. Основною цінністю регресійного підходу є можливість не лише визначити фактори, що впливають на продуктивність, але й кількісно оцінити їх вплив на показники виконання проєкту, зокрема тривалість виконання робіт та витрати.

Метою застосування регресійного аналізу у даному дослідженні є кількісне визначення впливу факторів продуктивності та оцінка їх внеску у відхилення тривалості виконання робіт і витрат проєкту. У практиці управління проєктами такі відхилення характеризуються через показники, що використовуються у методології Earned Value Management, зокрема індекси виконання за строками (SPI) та витратами (CPI), які відображають ефективність реалізації проєкту відносно планових параметрів.

Інтерпретація результатів моделі здійснюється на кількох рівнях.

Перший рівень пов'язаний із аналізом знаків коефіцієнтів регресії. Знак коефіцієнта визначає напрям впливу відповідного фактора на продуктивність. Додатні значення коефіцієнтів для змінних X_1 , X_2 та X_4 свідчать про те, що збільшення кількості виконаних задач, підвищення точності оцінювання та активна участь у командних процесах сприяють зростанню продуктивності. Водночас від'ємний коефіцієнт при змінній X_3 , що характеризує кількість помилок, означає, що зростання кількості дефектів призводить до зниження результативності. Такий результат узгоджується з практикою управління якістю, де повторна робота та виправлення помилок зменшують ефективність виконання задач.

Другий рівень інтерпретації пов'язаний із аналізом величин коефіцієнтів регресії. Абсолютні значення коефіцієнтів дозволяють оцінити відносну силу впливу факторів. У побудованій моделі найбільший вплив має змінна X_3 , що підтверджує ключову роль якості виконаної роботи. Це означає, що навіть незначне зростання кількості помилок може призводити до суттєвого зниження продуктивності. Водночас фактори, пов'язані з обсягом виконаної роботи та командною взаємодією, мають позитивний, але помірний вплив, що підтверджує необхідність комплексного підходу до оцінювання продуктивності.

Третій рівень інтерпретації стосується статистичної значущості коефіцієнтів. У межах розглянутого прикладу частина коефіцієнтів не досягає рівня статистичної значущості 0.05, що може бути зумовлено обмеженим обсягом вибірки. Водночас отримані результати дозволяють визначити загальні закономірності впливу факторів на продуктивність, які зберігаються при збільшенні обсягу даних.

Четвертий рівень інтерпретації пов'язаний із переходом від коефіцієнтів регресії до оцінювання впливу факторів на показники виконання проєкту. У межах моделі зміна продуктивності може бути визначена як:

$$\Delta P = \beta_i \cdot \Delta X_i$$

Це означає, що коефіцієнт регресії визначає, на скільки зміниться продуктивність при зміні відповідного фактора.

У межах побудованої моделі коефіцієнт при змінній, що характеризує кількість помилок, має значення:

$$\beta_3 = -2.68$$

Негативний знак коефіцієнта свідчить про те, що збільшення кількості помилок призводить до зниження продуктивності працівника. Водночас величина коефіцієнта дозволяє оцінити силу цього впливу.

Розглянемо зміну показника кількості помилок на 10%. У такому випадку зміна продуктивності становитиме приблизно 26.8% у бік зниження. Це означає, що навіть відносно невелике погіршення якості виконання задач може призводити до суттєвого зниження загальної результативності працівника. З урахуванням встановленої оберненої залежності між продуктивністю та тривалістю виконання робіт це зниження продуктивності трансформується у зростання часу виконання задач. Відносна зміна тривалості може бути оцінена як:

$$\Delta T = \frac{1}{1-0.268} - 1 \approx 36.6\%$$

Таким чином, зменшення продуктивності приблизно на 26–27% відповідає збільшенню тривалості виконання робіт приблизно на 36–37%. Аналогічно, за умови пропорційності витрат трудовим витратам, зміна витрат може бути оцінена як:

$$\Delta C = \Delta T \approx 36.6\%$$

Це означає, що зростання кількості помилок призводить не лише до зниження продуктивності, але й до суттєвого збільшення витрат на виконання задач. У термінах управління проектами це може бути інтерпретовано через індекси Earned Value Management:

$$SPI = \frac{1}{1 + \Delta T} \approx 0.73, CPI \approx 0.73$$

Отримані значення є меншими за одиницю, що свідчить про відставання від графіка виконання робіт та перевищення бюджету проекту.

Управлінський висновок. Таким чином, у межах проведеного дослідження встановлено, що збільшення кількості помилок на 10% призводить до зниження продуктивності працівника приблизно на 26.8%, що, у свою чергу, викликає

зростання тривалості виконання робіт на рівні близько 36–37% та відповідне збільшення витрат проєкту.

Отриманий результат має важливе практичне значення, оскільки демонструє, що фактор якості виконання робіт є одним із критичних чинників ефективності проєктної діяльності. Навіть незначне зростання кількості помилок може призводити до суттєвих відхилень строків виконання задач і перевищення бюджету.

З точки зору управління проєктами це означає, що:

- контроль якості виконання задач є ключовим елементом управління продуктивністю;
- зменшення кількості помилок має пріоритет над простим збільшенням обсягу виконаної роботи;
- управлінські рішення повинні бути спрямовані на зниження кількості помилок, зокрема через покращення процесів тестування, аналізу програмного коду та планування задач.

Таким чином, регресійна модель дозволяє не лише виявити фактори, що впливають на продуктивність, але й кількісно оцінити їх вплив на строки виконання робіт і витрати проєкту, що забезпечує можливість обґрунтованого прийняття управлінських рішень.

Висновки до розділу 3

У третьому розділі дисертації розв’язано наукове завдання, пов’язане із застосуванням регресійного аналізу для оцінювання та прогнозування продуктивності працівників у ІТ-проєктах. Побудовано багатофакторну модель, яка формалізує залежність між продуктивністю та ключовими характеристиками діяльності працівників у середовищі соціо-технічних систем, а також запропоновано підхід до інтерпретації результатів у показниках управління проєктами.

За результатами дослідження встановлено:

- регресійні моделі дозволяють кількісно оцінювати вплив факторів діяльності (обсяг виконаних задач, точність прогнозів, кількість помилок, участь у командних процесах) на продуктивність працівників;

- найбільш вагомим фактором є якість виконаної роботи: зростання кількості помилок призводить до суттєвого зниження продуктивності, що має непропорційний вплив на результати діяльності;

- модель може використовуватися для пояснення причин змін продуктивності та прогнозування її значень на основі факторів діяльності працівників;

- запропоновано інтерпретацію результатів регресійного аналізу через відносні зміни продуктивності з подальшим переходом до оцінювання впливу на тривалість виконання робіт та витрати проєкту;

- встановлено, що зміни факторів можуть бути представлені у вигляді відхилень строків і витрат, а також через індекси ефективності виконання проєкту (SPI, CPI), що забезпечує інтеграцію моделі у практику управління проєктами.

Отримані результати підтверджують, що регресійний аналіз є ефективним інструментом не лише статистичного дослідження, але й кількісної інтерпретації впливу факторів продуктивності на ключові параметри проєкту, що підвищує обґрунтованість управлінських рішень.

Результати дослідження частково відображені у науковій праці автора [166] та формують основу для подальших досліджень, пов'язаних із застосуванням методів машинного навчання для прогнозування продуктивності працівників у проєктному менеджменті.

РОЗДІЛ 4. ПРОГНОЗУВАННЯ ПРОДУКТИВНОСТІ ПРАЦІВНИКІВ НА ОСНОВІ РЕКУРЕНТНИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ТИПУ LSTM

4.1 Особливості застосування нейронних мереж для прогнозування продуктивності працівників

У попередніх розділах роботи було досліджено підходи до оцінювання та прогнозування продуктивності працівників у проєктному менеджменті на основі ймовірнісних та статистичних методів аналізу даних. Зокрема, застосовано байєсівські моделі для врахування невизначеності у показниках діяльності працівників, а також регресійні моделі для виявлення залежностей між факторами робочого процесу та результативністю виконання завдань. Такий підхід дозволяє послідовно розширювати інструментарій дослідження — від ймовірнісних моделей до статистичних методів, а далі до алгоритмів машинного навчання. Водночас, як показано у роботах [134], статистичні моделі є ефективними для аналізу структурованих залежностей, але їх можливості обмежуються у випадках складних нелінійних взаємозв'язків та наявності часової динаміки у даних. У роботі [136] також підкреслено, що інтелектуальні інформаційні системи дозволяють підвищити ефективність обробки даних та автоматизувати процеси управління проєктами.

Сучасні підходи до аналізу складних систем дедалі частіше базуються на методах машинного та глибокого навчання, які дозволяють моделювати багатовимірні та нелінійні залежності між змінними. Як зазначає Chollet [134], нейронні мережі здатні апроксимувати складні функції та ефективно працювати з великими наборами даних, що обумовлює їх широке застосування у задачах прогнозування та аналізу часових рядів.

У контексті управління проєктами це відкриває нові можливості для аналізу продуктивності працівників. ІТ-проєкти можуть розглядатися як соціо-технічні системи, у яких результати діяльності формуються внаслідок взаємодії технічних, організаційних та людських факторів. На відміну від класичних статистичних

моделей, нейронні мережі дозволяють враховувати складні взаємозв'язки між показниками діяльності, включаючи складність задач, рівень навантаження, кількість виконаних завдань та інші характеристики робочого процесу. Як зазначає Zhou [135], методи машинного навчання є особливо ефективними у випадках складної структури залежностей між змінними.

Важливою характеристикою даних, що описують діяльність працівників у проєктному середовищі, є їх часовий характер. Продуктивність змінюється у часі під впливом навантаження, складності задач, накопичення досвіду та змін у команді. Тому для побудови моделей прогнозування доцільно використовувати методи, здатні враховувати часову структуру даних, зокрема рекурентні нейронні мережі (Recurrent Neural Networks, RNN), які застосовуються для аналізу послідовних даних [177].

Рекурентні нейронні мережі використовують внутрішній стан, що дозволяє враховувати попередні значення у часовій послідовності. Як показано у роботі Lipton, Berkowitz та Elkan [177], це забезпечує можливість моделювання залежностей між послідовними спостереженнями та використання історичних даних для прогнозування.

Разом з тим стандартні RNN мають обмеження, пов'язані з проблемою зникнення та вибуху градієнтів, що ускладнює моделювання довгострокових залежностей. Для їх подолання використовується архітектура Long Short-Term Memory (LSTM), яка застосовує механізми керування потоками інформації та комірки пам'яті. Як показано у роботі Graves [137], LSTM дозволяє ефективно враховувати довгострокові залежності у часових рядах.

Завдяки цим властивостям LSTM широко застосовується у задачах прогнозування часових рядів та аналізу послідовних даних. У контексті управління проєктами такі моделі можуть використовуватися для прогнозування продуктивності працівників на основі історичних даних про виконання задач.

Важливою умовою ефективного застосування моделей глибокого навчання є наявність достатнього обсягу даних. Як зазначає Nikolenko [139], нейронні мережі потребують репрезентативних вибірок для формування узагальнюючих моделей. У

практиці досліджень іноді застосовуються синтетичні набори даних для розширення вибірок [138], однак у межах даного дослідження використано дані, отримані з реальних інформаційних систем управління проєктами, що дозволяє враховувати фактичні особливості діяльності працівників.

Отже, використання рекурентних нейронних мереж, зокрема архітектури LSTM, створює можливості для аналізу та прогнозування продуктивності працівників з урахуванням як складних нелінійних залежностей, так і часової динаміки. У подальших підрозділах буде розглянуто формування набору даних, побудову моделі та результати експериментального дослідження.

4.2 Формування набору даних для моделювання продуктивності працівників

Побудова моделей прогнозування на основі методів глибокого навчання потребує наявності достатнього обсягу навчальних даних, які відображають характерні закономірності досліджуваної системи. У задачах аналізу продуктивності працівників у проєктному менеджменті отримання великих наборів реальних даних може бути ускладненим через обмежений доступ до корпоративних інформаційних систем, конфіденційність даних або відсутність достатньо тривалих історичних спостережень. Як зазначає Nikolenko [139], у таких випадках одним із ефективних підходів є використання синтетичних наборів даних, які генеруються на основі статистичних характеристик реальних процесів.

Синтетичні дані широко застосовуються у дослідженнях з машинного навчання для тестування алгоритмів та моделювання різних сценаріїв функціонування системи. Як показано у роботі Patki, Wedge та Veeramachaneni [138], генерація synthetic datasets дозволяє створювати великі вибірки даних із заданими статистичними властивостями, що дає змогу досліджувати поведінку моделей прогнозування у контрольованих умовах. У контексті аналізу продуктивності працівників такий підхід дозволяє моделювати типові характеристики діяльності працівників у проєктному

середовищі та формувати достатній обсяг даних для навчання моделей глибокого навчання.

У межах цього дослідження було сформовано набір даних на основі реальної інформації про діяльність працівників у ІТ-проектах, отриманої з інформаційних систем управління проектами. Дані відображають ключові фактори, що впливають на продуктивність працівників під час виконання проєктних завдань, зокрема характеристики задач, рівень навантаження, досвід працівників та організаційні особливості роботи команди.

Формування набору даних передбачало відбір та підготовку релевантних показників діяльності, що дозволяють описати продуктивність як функцію взаємопов'язаних факторів. Такий підхід відповідає сучасним дослідженням у сфері аналізу діяльності програмних команд та інженерних проєктів, у яких продуктивність розглядається як результат впливу сукупності технічних і організаційних характеристик [135].

Сформований набір даних дозволяє відобразити характерні особливості діяльності працівників у ІТ-проектах, які можуть розглядатися як соціо-технічні системи, де результати роботи залежать від поєднання технічних характеристик задач та організаційних факторів командної взаємодії.

Для побудови набору даних було визначено систему змінних, які характеризують робочий процес працівника у проєктному середовищі. До таких змінних належать складність виконуваних задач, кількість завершених завдань, робочий час, кількість переривань у робочому процесі, кількість робочих зустрічей та рівень досвіду працівника. Зазначені показники дозволяють описати як індивідуальні характеристики роботи працівника, так і організаційні фактори, що можуть впливати на ефективність виконання завдань. Основні фактори, використані у моделі прогнозування, наведено в таблиці 4.1.

Таблиця 4.1 – Фактори, використані для прогнозування продуктивності працівників

Фактор	Опис
--------	------

Task complexity	складність виконуваних задач
Completed tasks	кількість завершених задач
Working hours	кількість відпрацьованих годин
Interruptions	кількість переривань у робочому процесі
Meetings	кількість робочих зустрічей
Experience level	рівень досвіду працівника

Формування набору даних здійснювалося на основі обробки та узагальнення реальних значень факторів діяльності працівників, отриманих із систем управління проєктами. На етапі підготовки даних застосовувалися методи нормалізації та приведення показників до єдиної шкали, а також формування часових послідовностей, що відображають динаміку змін продуктивності у процесі виконання проєктних задач. Такий підхід дозволяє враховувати варіативність показників діяльності працівників та відтворювати типові сценарії роботи у проєктному середовищі. Як зазначає Zhou [135], використання статистично узгоджених вибірок дозволяє зберігати характерні властивості реальних процесів та ефективно застосовувати їх для навчання моделей машинного навчання.

У сформованому наборі даних кожен запис відповідає певному часовому періоду діяльності працівника та містить значення факторів, що характеризують робочий процес у цей період. На основі цих показників формується цільова змінна — рівень продуктивності працівника. У межах дослідження продуктивність розглядається як інтегральний показник ефективності виконання завдань, який залежить від складності задач, обсягу виконаної роботи та рівня організаційного навантаження. Подібний підхід до визначення продуктивності використовується у роботах з аналізу ефективності програмних команд та систем управління проєктами [134].

Використання реального набору даних у поєднанні з його структуризацією у вигляді часових послідовностей дозволяє сформувати достатній обсяг навчальних прикладів для побудови моделей глибокого навчання. Як зазначає Chollet [134], ефективність нейронних мереж значною мірою залежить від обсягу та різноманітності навчальних даних, що обумовлює необхідність формування репрезентативних вибірок для навчання моделей.

Таким чином, сформований набір даних відображає типові сценарії діяльності працівників у проєктному середовищі та забезпечує достатню інформаційну основу для навчання моделей прогнозування продуктивності. У наступному підрозділі буде розглянуто побудову моделі прогнозування продуктивності працівників на основі рекурентної нейронної мережі типу LSTM.

4.3 Побудова моделі прогнозування продуктивності на основі LSTM

4.3.1 Архітектура моделі LSTM

Для прогнозування продуктивності працівників у даному дослідженні використано рекурентну нейронну мережу типу Long Short-Term Memory (LSTM). LSTM є різновидом рекурентних нейронних мереж (Recurrent Neural Networks, RNN), який був спеціально розроблений для подолання проблеми зникнення градієнтів при роботі з довгими послідовностями даних. Як показано у роботі Gers та Schmidhuber [141], використання спеціальних механізмів керування інформаційними потоками дозволяє LSTM ефективно зберігати інформацію протягом великої кількості часових кроків.

Ключовою особливістю LSTM є наявність внутрішньої комірки пам'яті (memory cell), яка дозволяє моделі «запам'ятовувати» важливу інформацію у послідовності даних. Керування інформацією у комірці пам'яті здійснюється за допомогою трьох основних механізмів – воріт забування (forget gate), вхідних воріт (input gate) та вихідних воріт (output gate). Такі механізми контролюють, яку частину

інформації необхідно зберігати, оновлювати або передавати до наступного шару мережі.

Кожен блок LSTM отримує на вході поточний вектор ознак x_t , а також попередній прихований стан h_{t-1} та стан комірки пам'яті c_{t-1} . Це дозволяє моделі враховувати послідовні залежності у даних. Подібний механізм є особливо корисним у задачах, де значення змінної у певний момент часу залежить від подій у попередніх часових інтервалах. Як зазначають Greff та ін. [142], LSTM успішно застосовується у задачах аналізу часових рядів, фінансового прогнозування, моделювання кліматичних процесів та аналізу біомедичних сигналів.

4.3.2 Формування вхідних даних

На відміну від класичних регресійних моделей, LSTM працює не з окремими спостереженнями, а з послідовностями даних фіксованої довжини. Тому під час підготовки даних формується набір так званих часових вікон (time windows), які містять послідовні спостереження факторів діяльності працівників.

Нехай T – довжина часової послідовності, а K – кількість ознак. Тоді кожен вхідний приклад для моделі представляється у вигляді матриці розмірності $T \times K$, яка містить T послідовних спостережень значень ознак. Такий підхід називається методом ковзного вікна (sliding window approach) і широко використовується для підготовки даних у задачах прогнозування часових рядів [143].

У межах цього дослідження кожна послідовність містить кілька часових кроків, що відображають динаміку зміни факторів, які характеризують діяльність працівника у проєктному середовищі. На основі цієї послідовності модель прогнозує значення цільової змінної – рівня продуктивності – на наступному часовому кроці.

4.3.3 Попередня обробка даних: нормалізація та відбір ознак

У роботі [145] продемонстровано ефективність застосування методів машинного навчання для класифікації складних об'єктів на основі семантичного аналізу та векторизації даних в UNIX системах.

Перед навчанням нейронної мережі необхідно виконати попередню обробку даних. Одним із важливих етапів такого процесу є нормалізація ознак, оскільки LSTM-моделі є чутливими до масштабу вхідних змінних. Як зазначає Schmidhuber [144], нормалізація дозволяє стабілізувати процес навчання та покращити збіжність алгоритмів оптимізації.

Найбільш поширеними методами нормалізації є **Z-score** нормалізація, яка передбачає віднімання середнього значення та поділ на стандартне відхилення, а також масштабування **Min-Max**, яке приводить значення ознак до інтервалу $[0,1]$ [87]. У випадку великої кількості вхідних змінних може застосовуватися процедура відбору ознак або зменшення розмірності даних. Одним із найбільш поширених методів є аналіз головних компонент (Principal Component Analysis, PCA), який дозволяє зберігати основну інформацію про структуру даних при меншій кількості змінних [146]. Крім того, можуть використовуватися методи відбору ознак на основі кореляції з цільовою змінною або оцінок важливості ознак, отриманих за допомогою ансамблевих моделей машинного навчання.

4.3.4 Архітектура нейронної мережі

Типова LSTM-мережа складається з кількох основних компонентів. Вхідний шар приймає тензор розмірності $(batch_size, time_steps, features)$, який представляє послідовності значень факторів діяльності працівників.

Далі один або два LSTM-шари виконують обробку послідовних даних. Основними гіперпараметрами таких шарів є кількість нейронів (units), тип ініціалізації ваг та параметр `return_sequences`, який визначає, чи передається послідовність виходів до наступного шару.

Для зменшення ризику перенавчання у мережі може використовуватися шар спаду (Dropout), який випадковим чином вимикає частину нейронів під час навчання. Типові значення коефіцієнта Dropout знаходяться у діапазоні від 0.2 до 0.5.

Після LSTM-шарів використовується один або кілька повнозв'язних шарів (Dense layers), які формують остаточний прогноз моделі. Для задач регресії зазвичай

використовується один вихідний нейрон із лінійною функцією активації, тоді як для задач класифікації можуть застосовуватися функції активації типу Softmax.

У деяких випадках до архітектури моделі додається шар нормалізації (Batch Normalization), який дозволяє стабілізувати градієнти та прискорити процес навчання нейронної мережі [147].

4.3.5 Навчання та валідація моделі

Навчання LSTM-моделі здійснюється шляхом мінімізації функції втрат, яка характеризує відхилення між прогнозованими та фактичними значеннями цільової змінної. Для задач регресії найчастіше використовуються [148]:

- функція втрат середньоквадратичної похибки (Mean Squared Error, MSE)
- функція втрат середньої абсолютної похибки (Mean Absolute Error, MAE).

Оптимізація параметрів моделі виконується за допомогою алгоритмів градієнтного спуску, серед яких одним із найбільш поширених є оптимізатор Adam. Як показано у роботі Kingma та Ba [149], цей алгоритм поєднує переваги адаптивних методів оптимізації та дозволяє забезпечити швидку збіжність під час навчання нейронних мереж.

Процес навчання здійснюється із використанням алгоритму зворотного поширення помилки у часі (Backpropagation Through Time, BPTT), який дозволяє обчислювати градієнти параметрів мережі з урахуванням часової структури послідовних даних [150].

Для коректної оцінки якості моделі дані розділяються на навчальну, валідаційну та тестову вибірки. При цьому розділення здійснюється у хронологічному порядку, щоб уникнути використання інформації з майбутніх періодів під час навчання моделі. Додатково може застосовуватися метод ранньої зупинки навчання (early stopping), який дозволяє припинити процес навчання у випадку, якщо помилка на валідаційній вибірці перестає зменшуватися.

Отримані прогнози продуктивності використовуються для подальшої інтерпретації у показниках управління проєктами. Зокрема, прогнозовані значення продуктивності трансформуються у відносні відхилення тривалості виконання робіт

та витрат, що дозволяє оцінювати ризики порушення строків та перевищення бюджету проєкту.

Таким чином, використання LSTM-архітектури дозволяє моделювати часову динаміку показників діяльності працівників та враховувати послідовні залежності між факторами, що впливають на рівень продуктивності. У наступному підрозділі буде проведено експериментальне дослідження ефективності побудованої моделі та виконано порівняння базової та покращеної конфігурацій нейронної мережі.

4.4 Експериментальне дослідження ефективності LSTM-моделі прогнозування продуктивності

4.4.1 Підготовка даних, вибір показників та формування цільової змінної

Підготовка набору даних передбачала формування системи показників, які відображають ключові аспекти діяльності працівників у проєктному середовищі. До таких показників належать характеристики виконуваних задач, інтенсивність робочого навантаження, результати виконання завдань та показники якості роботи. Обрані ознаки дозволяють описати продуктивність як функцію взаємопов'язаних факторів, що узгоджується з сучасними підходами до аналізу діяльності проєктних команд. [151]

Для побудови моделі було обрано чотири ключові кількісні показники, які часто використовуються у системах управління проєктами та HR-аналітики для оцінювання ефективності роботи працівників.

До таких показників належать:

X_1 – кількість виконаних задач (tasks_completed).

Цей показник відображає безпосередній обсяг виконаної роботи і є одним із базових індикаторів продуктивності.

X_2 – точність оцінки часу виконання задач (estimate_accuracy).

Показує різницю між запланованим і фактичним часом виконання задач. Висока точність свідчить про ефективне планування та управління власним робочим часом.

X_3 – кількість знайдених помилок (bugs_found).

Цей показник характеризує якість виконаної роботи. Збільшення кількості помилок зазвичай свідчить про зниження якості розробки.

X_4 – активність у процесах перевірки коду (code_reviews).

Відображає участь працівника у командних процесах перевірки коду, що є важливим елементом колективної роботи у сучасних проєктах розробки програмного забезпечення. Цільовою змінною моделі є інтегральний індекс продуктивності працівника Y , значення якого знаходиться у діапазоні від 0 до 100.

Інтегральний індекс продуктивності працівника було сформовано як зважену суму обраних факторів із додаванням випадкової похибки, що відображає суб'єктивність оцінювання продуктивності.

Формально це можна представити у вигляді:

$$Y = w_1X_1 + w_2X_2 - w_3X_3 + w_4X_4 + \varepsilon \quad (4.1)$$

де

w_i – вагові коефіцієнти, що визначають внесок кожного показника у загальний індекс продуктивності;

ε – випадкова похибка.

Найбільша вага була надана показнику кількості виконаних задач, оскільки саме він найбільш безпосередньо характеризує результативність роботи.

4.4.2 Нормалізація даних та формування часових послідовностей

Оскільки нейронні мережі, зокрема LSTM-архітектури, є чутливими до масштабів вхідних змінних, перед навчанням моделі було виконано нормалізацію всіх ознак. Для цього було застосовано метод Min-Max Scaling, який переводить значення змінних у діапазон $[0,1]$.

Нормалізація дозволяє:

- прискорити збіжність алгоритму навчання,
- уникнути домінування змінних із великими числовими масштабами,
- покращити стабільність оптимізаційного процесу [144].

Цільову змінну також було нормалізовано. Після отримання прогнозів результати були масштабовані назад до початкового діапазону значень для коректної інтерпретації.

LSTM-мережі працюють із послідовними даними, тому для навчання моделі було сформовано часові вікна фіксованої довжини.

Для кожного моменту прогнозування створювалася послідовність із T попередніх періодів (наприклад, 12 тижнів). Ця послідовність використовувалася як вхідні дані, а значення продуктивності у наступному періоді виступало цільовою змінною. Такий підхід дозволяє враховувати часові залежності між показниками та виявляти тенденції зміни продуктивності.

4.4.3 Архітектура моделі та налаштування

Після підготовки та нормалізації даних було побудовано модель на основі рекурентної нейронної мережі Long Short-Term Memory (LSTM), яка добре підходить для моделювання часових рядів завдяки здатності зберігати інформацію про попередні стани системи.

Основними причинами використання LSTM-архітектури є:

1. Моделювання часових залежностей.

Продуктивність працівника залежить не лише від поточних показників, але й від динаміки попередніх періодів, наприклад накопичення втоми або підвищення ефективності після навчання.

2. Подолання проблеми зникнення градієнтів.

У класичних рекурентних нейронних мережах складно враховувати довгі послідовності даних, однак механізм воріт у LSTM дозволяє зберігати важливу інформацію та відкидати несуттєві дані [141].

3. Стійкість до шуму в даних.

LSTM-моделі здатні виділяти релевантні закономірності навіть у випадку наявності випадкових коливань показників, що є характерним для HR-метрик.

Архітектура моделі. Запропонована модель має таку структуру:

1. Input Layer – приймає дані у форматі (*timesteps, features*), де *timesteps* – довжина часової послідовності, а *features* – кількість показників (4).
2. Перший LSTM-шар (128 нейронів) – обробляє часову послідовність та передає повну послідовність результатів наступному шару.
3. Dropout (0.3) – випадково вимикає 30% нейронів під час навчання для запобігання перенавчанню.
4. Другий LSTM-шар (64 нейрони) – формує компактніше представлення послідовності, виділяючи найбільш важливі закономірності.
5. Dense-шар (1 нейрон) – формує прогноз значення інтегрального індексу продуктивності.

Гіперпараметри та оптимізація. Для навчання моделі використовувалися такі налаштування:

- Функція втрат: MSE (Mean Squared Error).
- Оптимізатор: Adam із початковою швидкістю навчання 0.001 [149].
- Early Stopping: зупинка навчання при відсутності покращення показника `val_loss` протягом 10 епох.
- ReduceLROnPlateau: зменшення швидкості навчання у випадку стабілізації помилки на валідаційній вибірці.

Розподіл даних:

- 70% – навчальна вибірка
- 15% – валідаційна
- 15% – тестова

Розподіл здійснювався у хронологічному порядку, щоб уникнути витоку інформації з майбутніх періодів у навчальні дані.

4.4.4 Базові моделі для порівняння

Перед аналізом результатів LSTM-моделі було використано дві прості базові моделі для перевірки, чи забезпечує запропонований підхід реальне покращення.

Mean base model. Прогноз на кожному кроці дорівнює середньому значенню цільової змінної у навчальному наборі:

$$\hat{y}_t = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i \quad (4.2)$$

Ця модель не враховує часову структуру даних і виступає мінімальним порогом якості моделі [152].

Persistence model. У цьому підході прогноз наступного значення дорівнює попередньому спостереженню:

$$\hat{y}_t = y_{t-1} \quad (4.3)$$

Такий підхід добре працює для часових рядів із сильною автокореляцією і є складнішим базовим орієнтиром для порівняння [153].

Для обох моделей були розраховані ті самі метрики (MSE, MAE та R^2), що дозволило оцінити, наскільки LSTM-модель перевершує базові підходи.

4.5 Еволюція і результати моделі

4.5.1 Етап 1 – Початковий прогноз: «пряма лінія»

На першій ітерації модель генерувала практично сталий прогноз, що не враховував змін у даних.

Отримані результати (таблиця 4.2) свідчать про те, що початкова конфігурація LSTM-моделі не змогла виявити суттєві закономірності у часовій динаміці даних. Значення коефіцієнта детермінації $R^2 \approx 0$ означає, що модель пояснює практично нульову частку варіації цільової змінної та фактично відтворює середнє значення продуктивності. Це підтверджується також графічним порівнянням фактичних значень і прогнозу (рисунок 4.1): прогнозована крива має вигляд майже горизонтальної прямої лінії та не реагує на локальні коливання у даних. Таким чином,

на першому етапі модель не перевищує точність наївного підходу прогнозування середнього значення.

Таблиця 4.2 – Порівняння точності прогнозування продуктивності для LSTM-моделі та базових моделей

	MSE	MAE	R ²
LSTM	83.10	6.92	0.00
Mean base	-	-	0.00

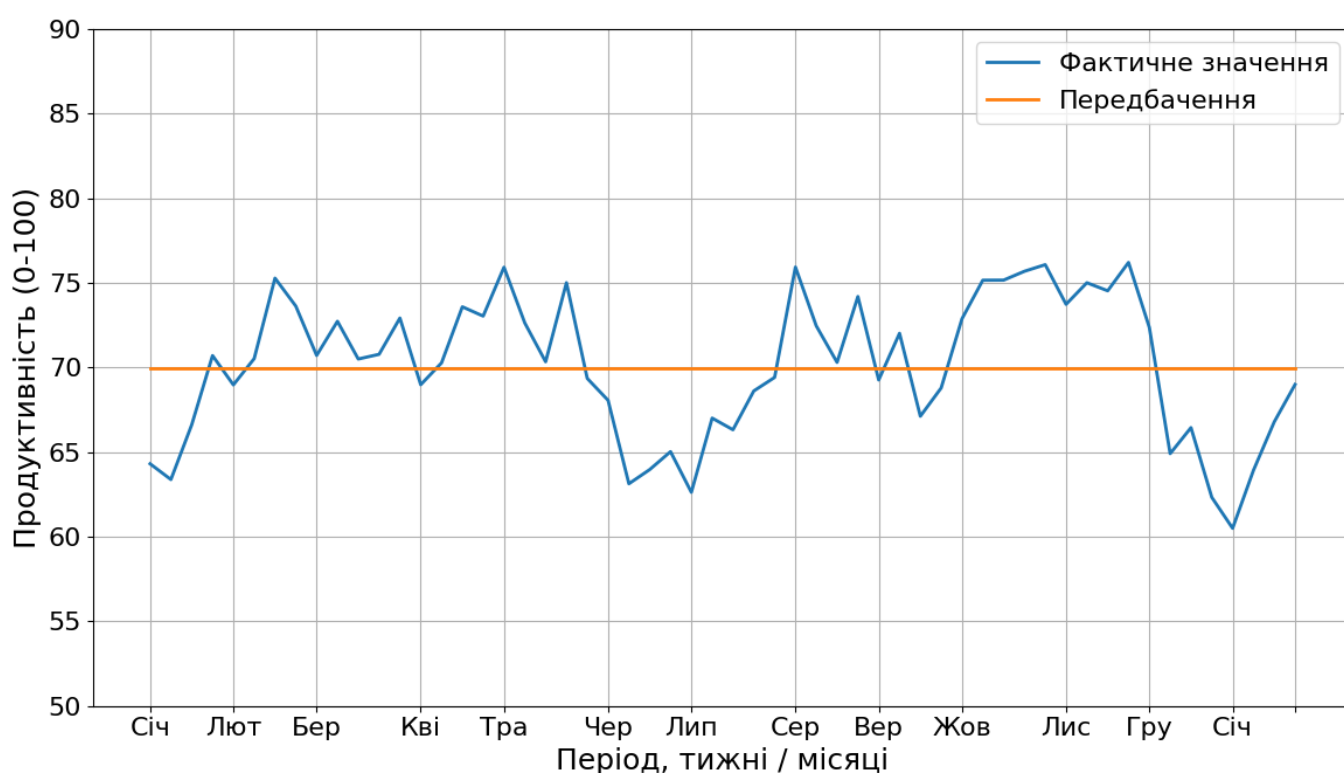


Рисунок 4.1 – Початковий прогноз, модель ігнорує коливання у даних

Причиною такої поведінки моделі може бути сукупність кількох факторів. По-перше, використаний навчальний набір має обмежений обсяг та варіативність, що ускладнює виявлення стійких часових залежностей. По-друге, початкова архітектура моделі є спрощеною та містить лише один LSTM-шар із невеликою кількістю нейронів, що знижує її здатність до апроксимації складних нелінійних залежностей. По-третє, початкова конфігурація параметрів моделі (зокрема кількість часових

кроків та налаштування навчання) не забезпечує ефективного використання часової структури даних. Отримані результати свідчать про необхідність подальшого вдосконалення архітектури моделі та параметрів навчання, що буде розглянуто на наступних етапах дослідження.

4.5.2 Етап 2 – Збільшення даних та кількості епох

На другому етапі експерименту було виконано розширення тренувального набору даних та модифікацію архітектури моделі. Зокрема, обсяг навчальної вибірки було збільшено, що дозволило моделі отримати більшу кількість прикладів для виявлення часових залежностей. Розширення вибірки сприяє підвищенню репрезентативності даних та зменшенню впливу випадкових коливань на процес навчання моделі. Крім того, архітектуру нейронної мережі було ускладнено шляхом додавання другого LSTM-шару, що дозволяє підвищити здатність моделі до виявлення складних нелінійних залежностей у послідовностях даних. Така модифікація спрямована на покращення здатності моделі враховувати як короткострокові, так і довгострокові залежності у часових рядах продуктивності. Основною метою цього етапу було перевірити, чи покращиться якість прогнозування за рахунок збільшення обсягу даних та ускладнення архітектури моделі.

Таблиця 4.3 – Порівняння точності прогнозування продуктивності для LSTM-моделі та базових моделей

	MSE	MAE	R²
LSTM	437.41	20.28	-9.02
Mean base	43.67	5.13	0.00

Отримані результати (таблиця 4.3) свідчать про те, що після збільшення обсягу даних модель почала частково враховувати загальні тенденції зміни продуктивності. Це підтверджується також графічним порівнянням фактичних значень і прогнозу, де прогнозована крива реагує на загальний рівень показників. Водночас модель все ще не відтворює локальні коливання даних та суттєво згладжує пікові значення

продуктивності (рисунок 4.2). Значення метрик демонструють, що точність прогнозування залишається недостатньою: модель лише незначно покращує базовий прогноз середнього значення та характеризується помітним відхиленням від фактичних значень. Це свідчить про те, що збільшення обсягу даних і ускладнення архітектури саме по собі не є достатнім для ефективного моделювання часової динаміки продуктивності, що обумовлює необхідність подальшого вдосконалення підходів до формування ознак та налаштування параметрів моделі на наступних етапах дослідження.

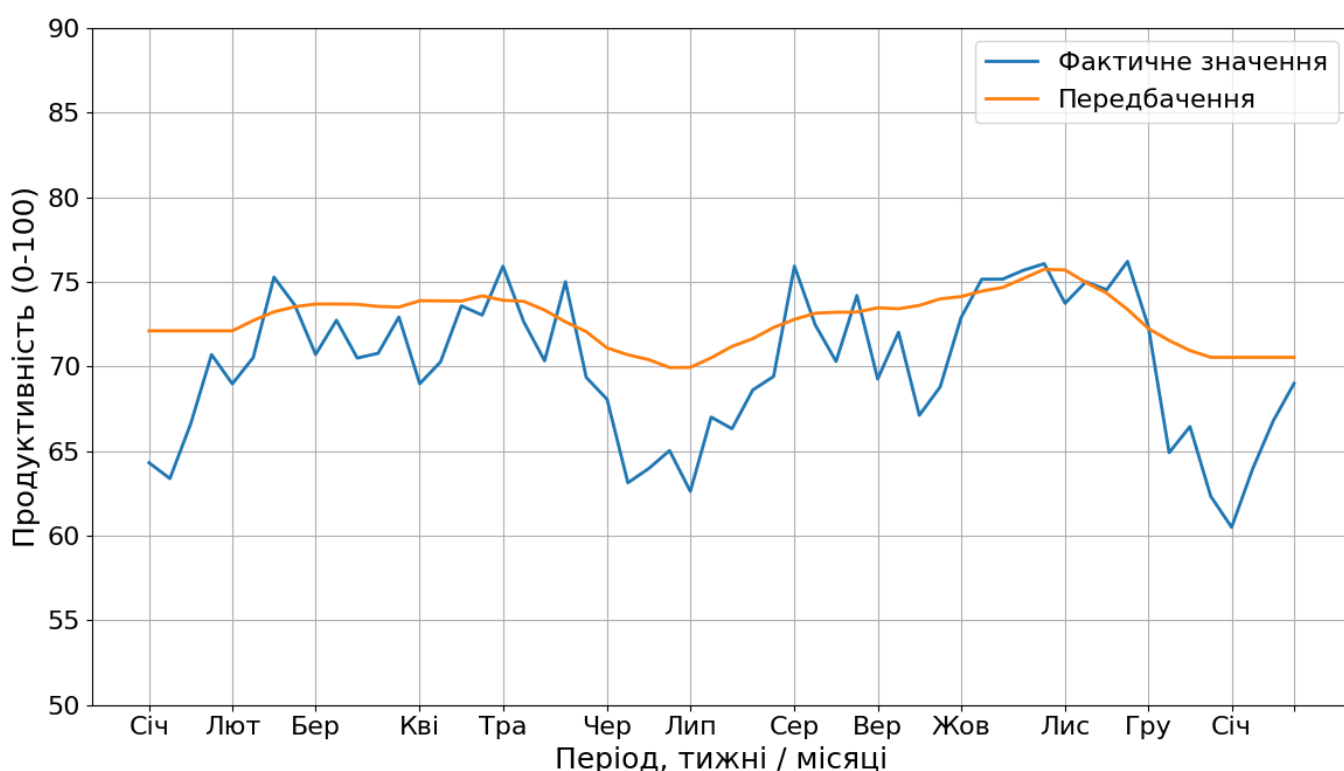


Рисунок 4.2 – Прогноз після збільшення даних: крива реагує, але надто згладжена

4.5.3 Етап 3 – Введення залежностей у дані

На третьому етапі дослідження було вдосконалено підхід до формування вхідних даних з метою кращого відображення часової структури показників продуктивності. Зокрема, до набору ознак було додано лагові змінні ($t - 2$, $t - 4$, $t - 6$), що дозволило врахувати вплив попередніх значень показників на поточний рівень продуктивності та сформувати повторювані часові патерни.. Крім того, було введено кореляцію між окремими ознаками, зокрема вплив показника кількості помилок X_3

на інтегральний показник продуктивності Y було посилено. Також було зменшено автокореляцію першого порядку ($t - 1$), що дозволило знизити перевагу простих базових моделей типу persistence. Основною метою таких змін було створення умов, за яких модель змушена виявляти складніші закономірності у даних, а не лише відтворювати найпростішу часову залежність.

Таблиця 4.4 – Порівняння точності прогнозування продуктивності для LSTM-моделі та базових моделей

	MSE	MAE	R²
LSTM	124.09	10.39	-1.62
Mean base	47.41	5.54	0.00
Persistence	17.95	3.32	0.62

Отримані результати демонструють, що врахування розширеної часової структури ознак призвело до покращення здатності моделі відтворювати динаміку продуктивності. Зокрема, у прогнозі починають з'являтися повторювані патерни (рисунок 4.3), які частково відповідають фактичним коливанням у даних, що підтверджується графічним порівнянням фактичних значень і прогнозу. Водночас результати (таблиця 4.4) свідчать, що LSTM-модель на цьому етапі все ще поступається базовій persistence-моделі, яка природно використовує сильні короткострокові залежності у часових рядах. Це означає, що хоча врахування додаткових часових залежностей покращило поведінку нейронної мережі, її архітектура та параметри навчання потребують подальшого вдосконалення для досягнення стабільної переваги над базовими методами прогнозування.

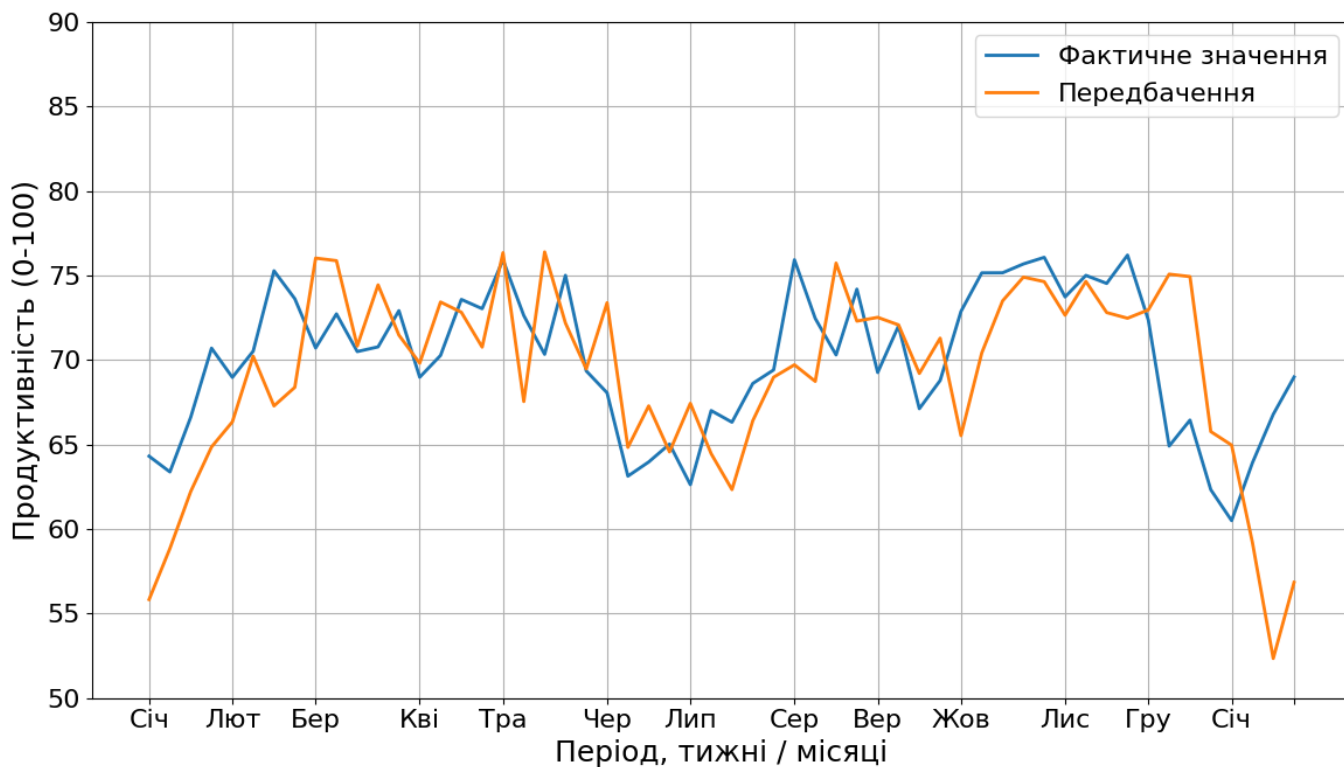


Рисунок 4.3 – Прогноз після модифікації даних: з'являється повторення патернів

4.5.4 Етап 4 – Фінальна оптимізація архітектури

На четвертому етапі дослідження було виконано фінальну оптимізацію архітектури нейронної мережі та параметрів навчання моделі. Основною метою цього етапу було підвищення здатності моделі відтворювати як довгострокові, так і короткострокові коливання показників продуктивності, що характерно для реальних процесів у проєктному середовищі.

Для цього було підібрано оптимальну довжину часових вікон (параметр *timesteps*), що дозволяє враховувати інформацію з попередніх періодів без втрати суттєвих залежностей. Крім того, застосовано методи регуляризації, зокрема *Dropout* = 0.3, що зменшує ризик перенавчання. Для стабілізації процесу навчання використано механізми *EarlyStopping* та *ReduceLROnPlateau*, які дозволяють автоматично регулювати процес оптимізації. Результати прогнозування для фінальної конфігурації моделі та базових моделей представлені у таблиці 4.5.

Таблиця 4.5 – Порівняння точності прогнозування продуктивності для LSTM-моделі та базових моделей

	MSE	MAE	R²
LSTM	10.47	2.57	0.95
Mean base	190.82	11.07	0.00
Persistence	261.87	13.01	-0.37

Як видно з результатів таблиці 4.5, фінально оптимізована LSTM-модель демонструє суттєво кращу точність прогнозування порівняно з базовими моделями. Значення коефіцієнта детермінації $R^2 = 0.95$ означає, що модель пояснює приблизно **95% варіації значень продуктивності** у тестових даних. Водночас значення метрик похибки ($MSE = 10.47$ та $MAE = 2.57$) є значно нижчими, ніж у базових підходів.

Для порівняння, модель Mean base, яка прогнозує середнє значення цільової змінної, має значно вищу похибку та не враховує часову структуру даних. Модель Persistence, яка використовує попереднє значення показника як прогноз наступного, у цьому випадку демонструє навіть від'ємне значення коефіцієнта детермінації. Це означає, що такий підхід погіршує якість прогнозу порівняно з простим прогнозуванням середнього значення.

Отримані результати підтверджують, що оптимізована LSTM-модель здатна ефективно виявляти складні часові залежності у даних та значно перевершує прості базові підходи.

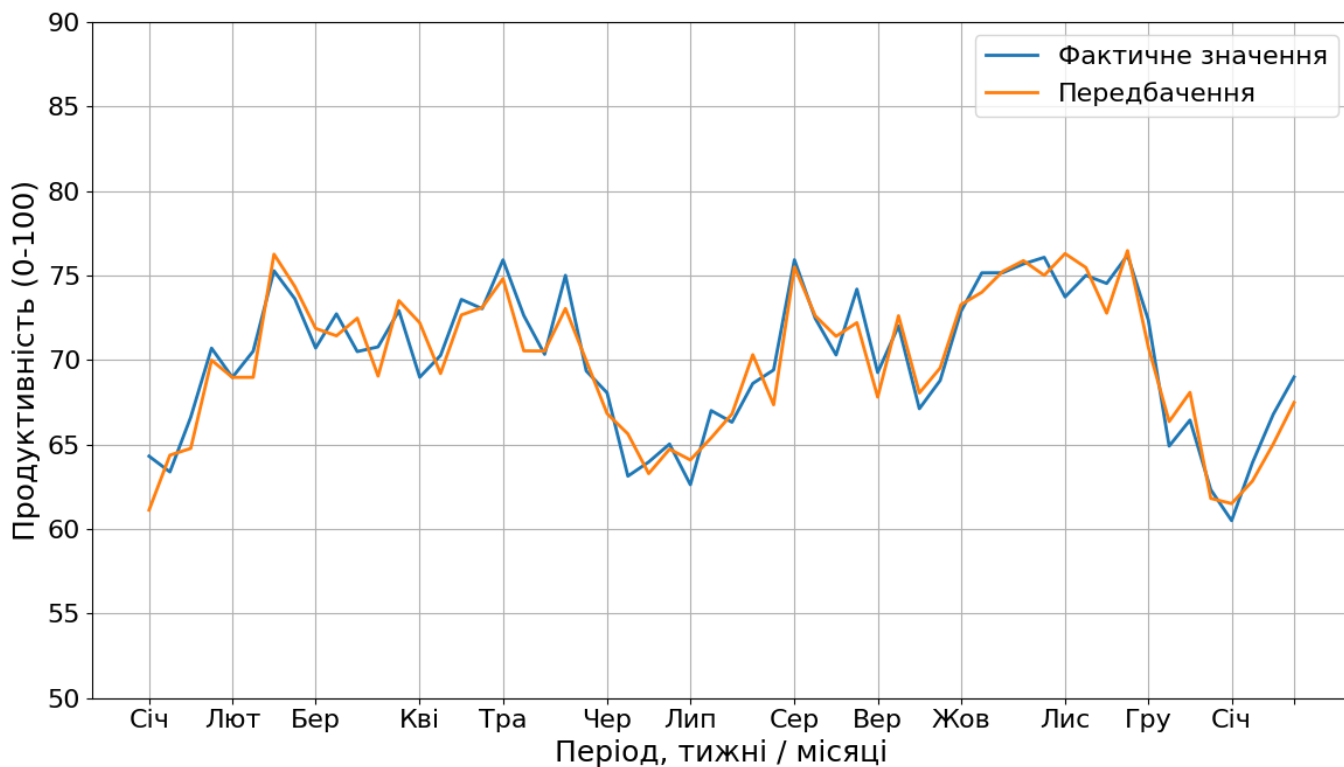


Рисунок 4.4 – Фінальний прогноз: висока відповідність факту.

Динаміка функції втрат, представлена на рисунку 4.5, демонструє стабільне зменшення середньоквадратичної помилки під час навчання моделі. Важливою характеристикою є те, що після приблизно десятої епохи значення помилки на валідаційній вибірці стабілізується та залишається на низькому рівні. Це свідчить про ефективне узагальнення моделі та відсутність суттєвого перенавчання.

Збіжність кривих помилки для тренувальної та валідаційної вибірок також підтверджує, що застосовані методи регуляризації та оптимізації навчання дозволили досягти стабільного процесу тренування моделі. Таким чином, архітектура мережі та параметри навчання були підібрані таким чином, щоб забезпечити баланс між точністю моделі та її здатністю узагальнювати закономірності у нових даних.

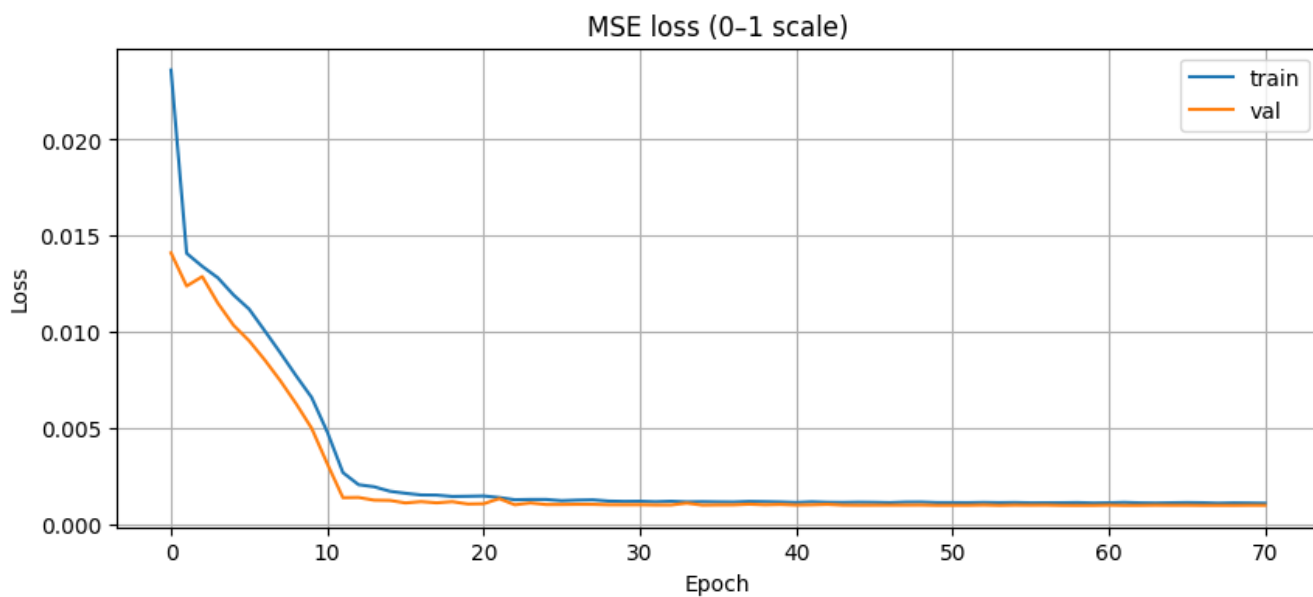


Рисунок 4.5 – Криві втрат (MSE) на тренувальній та валідаційній вибірках.

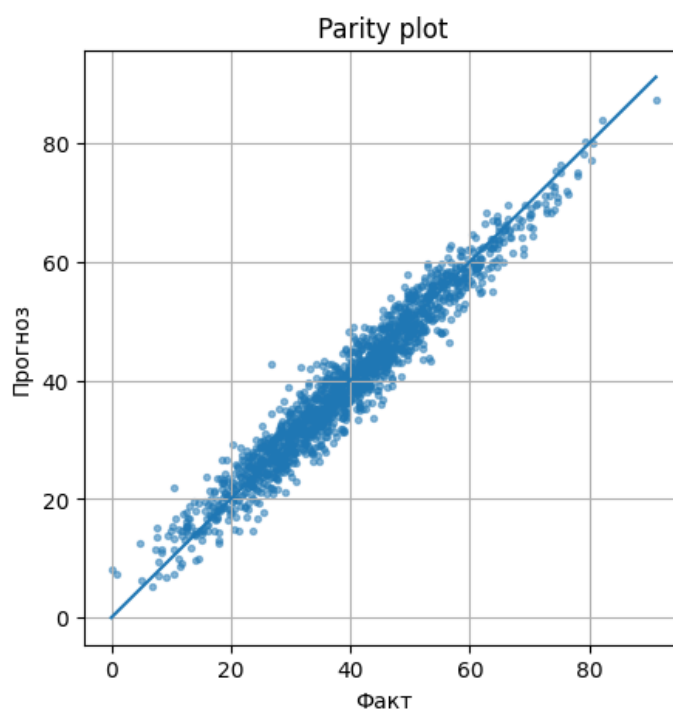


Рисунок 4.6 – Відповідність для фактичних та прогнозованих значень продуктивності.

Графік відповідності фактичних та прогнозованих значень, представлений на рисунку 4.6, додатково підтверджує високу точність побудованої моделі. Більшість точок розташована поблизу діагональної лінії, що свідчить про високу відповідність

прогнозованих значень фактичним даним. Це означає, що модель здатна коректно відтворювати як загальний рівень продуктивності, так і її локальні коливання.

Таким чином, проведена оптимізація архітектури нейронної мережі та параметрів навчання дозволила досягти значного покращення точності прогнозування. Отримані результати підтверджують, що використання LSTM-моделей є ефективним інструментом для моделювання часових залежностей у показниках продуктивності працівників у проєктному середовищі.

4.6 Інтерпретація результатів експериментального дослідження

У межах проведеного експериментального дослідження модель LSTM продемонструвала високу точність прогнозування продуктивності працівників ($R^2 = 0.95$), що свідчить про здатність ефективно відтворювати часову динаміку показників діяльності. На відміну від попередніх підходів, використання рекурентної нейронної мережі дозволяє виявляти стійкі часові патерни у зміні продуктивності та використовувати їх для прогнозування майбутніх значень.

Аналіз графічного представлення результатів (рисунок 4.4) дозволяє виділити характерні періоди зниження продуктивності. Зокрема, у літній період (червень–липень) спостерігається зниження продуктивності приблизно з рівня 73–75 до 63–65, що відповідає відносному зменшенню на:

$$\Delta P_{summer} \approx -13\% - 15\%$$

Аналогічно, у передноворічний період (грудень – початок січня) спостерігається більш суттєве зниження продуктивності — з рівня близько 75 до 61–62, що відповідає:

$$\Delta P_{winter} \approx -17\% - 19\%$$

Інтерпретація через управлінські метрики. Отримані відхилення продуктивності можуть бути інтерпретовані у показниках управління проєктами.

1. Пропускна здатність команди

Оскільки пропускна здатність (capacity) пропорційна продуктивності:

$$Capacity(t) \propto P(t)$$

це означає, що у літній період доступна пропускна здатність команди зменшується приблизно на 13–15%, а у передноворічний — до 17–19%.

2. Розрив між навантаженням і спроможністю.

За умови незмінного планового навантаження:

$$Gap(t) = Workload(t) - Capacity(t)$$

отримуємо:

- літо: $Gap \approx 13\text{--}15\%$
- кінець року: $Gap \approx 17\text{--}19\%$

це означає, що команда об'єктивно не здатна виконати відповідну частину запланованих задач.

3. Відхилення строків виконання

З урахуванням оберненої залежності між продуктивністю та часом виконання.

Для літнього періоду:

$$\Delta T = \frac{1}{0.85} - 1 \approx 17\%$$

Для передноворічного періоду:

$$\Delta T = \frac{1}{0.82} - 1 \approx 22\%$$

Це означає, що влітку задачі можуть виконуватись довше на ~15–17%, а наприкінці року — на ~20–22%.

Управлінський висновок. Отримані результати свідчать, що у певні періоди року (літній сезон та передноворічний період) спостерігається системне зниження продуктивності працівників на 13–19%, що призводить до відповідного зменшення пропускної здатності команди та формування розриву між запланованим навантаженням і доступними ресурсами.

За умови незмінного обсягу робіт це призводить до збільшення тривалості виконання задач на 15–22%, що створює ризик порушення графіка проєкту.

Виявлені часові закономірності можуть бути пов'язані з факторами соціо-технічного характеру, зокрема:

- сезонністю (періоди відпусток);
- нерівномірним розподілом навантаження;
- змінами у складі команди;
- поведінковими особливостями працівників.

Водночас слід зазначити, що модель LSTM не визначає причинно-наслідкові зв'язки безпосередньо, а лише виявляє стійкі закономірності у даних, які можуть бути інтерпретовані у контексті функціонування соціо-технічної системи.

На основі отриманих результатів встановлено, що у періоди прогнозованого зниження продуктивності:

- доцільно зменшувати плановий обсяг задач на 15–20%;
- або збільшувати доступні ресурси (перерозподіл навантаження, додаткові виконавці)

Це відповідає підходам:

- планування пропускної здатності (capacity planning);
- адаптивне планування (adaptive planning);
- планування з урахуванням ризиків (risk-based scheduling)

та дозволяє зменшити ризики порушення строків виконання проєктів.

Висновки до розділу 4

У четвертому розділі дисертації розв'язано наукове завдання, пов'язане з дослідженням можливостей застосування методів машинного навчання, зокрема рекурентних нейронних мереж типу LSTM, для прогнозування продуктивності працівників у проєктному менеджменті. Основну увагу приділено аналізу здатності таких моделей враховувати часову структуру даних та відтворювати динаміку змін

продуктивності на основі попередніх значень показників діяльності працівників. Розглянутий підхід інтерпретується у контексті ІТ-проектів як соціо-технічних систем, де результати діяльності формуються під впливом взаємодії технічних, організаційних та людських факторів.

У межах розділу проведено експериментальне дослідження, що включало підготовку даних, формування ознак із урахуванням часових залежностей, побудову та поетапну оптимізацію LSTM-моделі. Для оцінювання ефективності використано порівняння з базовими підходами прогнозування (Mean base, Persistence) за метриками MSE, MAE та коефіцієнтом детермінації R^2 .

За результатами дослідження отримано такі основні висновки:

- досліджено застосування рекурентних нейронних мереж типу LSTM для прогнозування продуктивності працівників та встановлено, що такі моделі здатні ефективно враховувати часові залежності між показниками діяльності;
- обґрунтовано доцільність використання даних систем управління проектами у вигляді часових послідовностей та формування часових ознак, що дозволяє відобразити динаміку змін продуктивності у проектному середовищі;
- встановлено, що врахування часових залежностей (лагів) та взаємозв'язків між ознаками суттєво підвищує здатність моделі відтворювати фактичні коливання продуктивності порівняно з базовими підходами;
- показано, що оптимізація параметрів моделі (довжина часових вікон, регуляризація, налаштування процесу навчання) дозволяє досягти високої точності прогнозування ($R^2 \approx 0.95$), що суттєво перевищує результати базових моделей;
- встановлено, що отримані прогнози продуктивності можуть бути інтерпретовані у показниках управління проектами, зокрема через оцінювання зміни пропускної здатності команди, розриву між навантаженням і доступними ресурсами та ризику відхилення строків виконання робіт;
- показано, що зниження продуктивності у певні періоди часу (сезонні або організаційні) призводить до відповідного зменшення пропускної здатності команди

та збільшення тривалості виконання задач, що може бути кількісно оцінено на основі прогнозів моделі;

– підтверджено можливість використання моделей типу LSTM як інструменту підтримки управлінських рішень у задачах планування ресурсів (capacity planning), адаптивного планування (adaptive planning) та управління ризиками строків виконання проєктів (risk-based scheduling).

Отримані результати підтверджують доцільність використання методів глибокого навчання для аналізу часової динаміки продуктивності працівників та доповнюють статистичні й ймовірнісні підходи, розглянуті у попередніх розділах дисертації, забезпечуючи перехід від статичних оцінок до прогнозування змін ефективності у часі.

Результати дослідження, представлені у цьому розділі, частково відображені у науковій праці автора [164] та формують підґрунтя для подальших досліджень, пов'язаних із застосуванням методів машинного навчання для прогнозування та управління продуктивністю у проєктному менеджменті.

РОЗДІЛ 5. ДІАГНОСТИКА ФАКТОРІВ ПРОДУКТИВНОСТІ У СОЦІО-ТЕХНІЧНИХ СИСТЕМАХ НА ОСНОВІ МЕХАНІЗМУ BAYESIAN TRUTH SERUM

5.1. Використання механізму Bayesian Truth Serum для виявлення причин змін продуктивності у соціо-технічних системах

У сучасних організаціях, що функціонують у цифровому середовищі, продуктивність працівників формується під впливом комплексу технічних та соціальних факторів. Такі організації можна розглядати як соціо-технічні системи, у яких результати діяльності визначаються взаємодією працівників, інформаційних технологій, управлінських процесів та комунікаційних структур. У попередніх розділах дисертаційної роботи було розглянуто методи кількісного аналізу продуктивності працівників, зокрема статистичні моделі оцінювання факторів впливу, ймовірнісні підходи до аналізу невизначеності та моделі машинного навчання для прогнозування майбутніх змін показників продуктивності. Проте зазначені методи переважно працюють з об'єктивними даними, що формуються у системах управління проєктами, репозиторіях коду або інших цифрових інструментах.

Разом з тим значна частина факторів, які впливають на продуктивність працівників, має соціальний або поведінковий характер. До таких факторів можуть належати перевантаження комунікаціями, неефективна організація робочих процесів, недостатня координація в командах, рівень мотивації або якість управлінських рішень. Виявлення подібних причин є складним завданням, оскільки вони не завжди можуть бути безпосередньо виміряні за допомогою об'єктивних метрик інформаційних систем. У таких випадках одним із поширених інструментів збору інформації виступають корпоративні опитування працівників, які дозволяють отримати оцінки суб'єктивних аспектів робочого середовища.

Водночас використання традиційних анкет та опитувальників має ряд обмежень. Працівники можуть надавати відповіді, які відповідають очікуванням

керівництва або корпоративним нормам, що призводить до спотворення результатів дослідження. Крім того, у ситуаціях, де не існує об'єктивної «правильної» відповіді, складно перевірити достовірність отриманих даних. З огляду на це виникає потреба у методах, які дозволяють стимулювати респондентів до надання правдивої інформації навіть у випадку суб'єктивних питань.

Одним із таких підходів є механізм Байєсівської Сироватки Правди (Bayesian Truth Serum, BTS), запропонований Д. Преллеком. Цей метод призначений для отримання достовірних відповідей у ситуаціях, коли відсутній зовнішній критерій істинності, а результати дослідження базуються на суб'єктивних оцінках респондентів [154]. Основна ідея BTS полягає у тому, що кожен учасник опитування надає не лише власну відповідь на поставлене питання, але й оцінює ймовірність того, як відповідатимуть інші учасники. Порівняння цих двох типів відповідей дозволяє визначити інформаційну цінність кожної відповіді та стимулює респондентів повідомляти свою справжню думку.

Подальші дослідження показали ефективність цього підходу в різних сферах колективного прийняття рішень та аналізу суб'єктивних даних. Зокрема було розроблено модифікації механізму BTS, які забезпечують його стійкість у випадках невеликих вибірок респондентів або специфічних умов збору даних [155]. Також на основі цієї концепції були запропоновані інші механізми отримання правдивої інформації, наприклад респондентська сироватка правди (Peer Truth Serum), який використовується у системах колективного збору даних та краудсорсингових платформах [156]. Дослідження у галузі теорії колективного інтелекту також демонструють, що подібні підходи дозволяють ефективно вирішувати задачі отримання достовірних оцінок навіть у випадках, коли кожен учасник володіє лише частковою інформацією про досліджуване явище [175].

У контексті управління соціо-технічними системами механізм Bayesian Truth Serum може бути використаний як інструмент діагностики причин змін продуктивності працівників. Поєднання об'єктивних метрик діяльності з інформацією, отриманою за допомогою BTS-опитувань, дозволяє більш повно

оцінити стан організації та виявити фактори, які не відображаються у традиційних кількісних показниках. Таким чином, BTS може розглядатися як важливий компонент комплексної системи аналізу продуктивності, що доповнює статистичні та машинні методи, розглянуті у попередніх розділах дисертації.

У цьому розділі розглядаються теоретичні основи механізму BTS, методика його застосування для аналізу причин змін продуктивності працівників у проєктних командах, а також результати експериментального дослідження, проведеного на основі корпоративного опитування. Особлива увага приділяється можливостям використання BTS для отримання більш достовірної інформації про соціальні фактори функціонування соціо-технічних систем.

5.2. Проблема достовірності корпоративних опитувань у дослідженні факторів продуктивності

У соціо-технічних системах значна частина інформації про фактори продуктивності працівників має суб'єктивний характер. На відміну від технічних показників, які можуть бути безпосередньо зафіксовані інформаційними системами, багато аспектів організаційного середовища – зокрема якість комунікацій, рівень мотивації, сприйняття управлінських рішень або навантаження – можуть бути оцінені лише самими працівниками. У зв'язку з цим одним із найбільш поширених інструментів збору такої інформації є корпоративні опитування.

У роботі Войтенка О. [157] автор наголошує, що поєднання інструментів штучного інтелекту та емоційного інтелекту команди дозволяє підвищити ефективність управління проєктами та якість прийняття рішень у складних середовищах. Корпоративні опитування широко використовуються для оцінювання організаційного клімату, задоволеності працівників, ефективності управлінських процесів та інших соціальних аспектів діяльності організацій. Вони дозволяють отримувати інформацію про внутрішні процеси, які важко виміряти за допомогою формальних показників. Проте численні дослідження показують, що результати

подібних опитувань можуть бути суттєво спотворені через різні види методичних та поведінкових упереджень.

Одним із найбільш відомих джерел спотворення результатів є так званий метод системної похибки (common method bias) – систематична похибка, що виникає тоді, коли дані для дослідження отримуються з одного джерела або за допомогою одного методу збору інформації. У таких випадках кореляції між змінними можуть частково відображати особливості методу вимірювання, а не реальні причинно-наслідкові зв'язки між досліджуваними факторами [158]. Це створює ризик помилкових висновків щодо факторів, які впливають на продуктивність працівників.

Ще однією поширеною проблемою є упередження соціальної бажаності (social desirability bias). Воно виникає тоді, коли респонденти намагаються надавати відповіді, які виглядають більш прийнятними з точки зору соціальних норм або очікувань керівництва. У контексті організаційних досліджень це може проявлятися у тенденції працівників занижувати рівень власних труднощів або уникати критики управлінських рішень [161]. Подібні ефекти призводять до того, що результати опитувань не завжди відображають реальний стан організаційних процесів.

Окремим проявом таких спотворень є враження на менеджмент (impression management) – прагнення респондентів сформулювати позитивне враження про себе або свою діяльність. Дослідження показують, що подібна поведінка може істотно впливати на результати опитувань, зокрема у питаннях, що стосуються робочої безпеки, продуктивності або дотримання організаційних правил [159]. У таких випадках відповіді респондентів можуть відображати не їхній реальний досвід, а бажання продемонструвати відповідність очікуваним стандартам.

Крім того, результати опитувань можуть спотворюватися через когнітивні та поведінкові фактори, пов'язані з процесом самооцінювання. У дослідженні [160] показано, що поведінкові характеристики учасників проєктної команди можуть мати суттєвий вплив на ефективність комунікацій та загальну продуктивність проєктної діяльності. Респонденти можуть недооцінювати або переоцінювати певні аспекти власної діяльності, а також підлаштовувати свої відповіді під очікування соціального

середовища. Подібні ефекти спостерігаються у різних сферах досліджень поведінки, включаючи вивчення здоров'я, соціальних практик та організаційної поведінки [162].

Незважаючи на зазначені обмеження, корпоративні опитування залишаються важливим джерелом інформації для аналізу соціальних факторів функціонування організацій. Дослідження у галузі організаційної психології підкреслюють, що ефективність таких інструментів значною мірою залежить від правильного планування процесу збору даних та подальшого використання отриманої інформації у процесі управління організацією [176]. Водночас для підвищення достовірності результатів опитувань необхідно застосовувати методи, які зменшують вплив поведінкових упереджень і стимулюють респондентів до надання більш правдивих відповідей. Автори [107] зазначають, що рівень організаційної зрілості суттєво впливає на успішність реалізації проєктів, програм і портфелів, зокрема через ефективність комунікації та взаємодії між учасниками.

У цьому контексті перспективним підходом є використання механізмів отримання інформації, які враховують взаємозв'язки між відповідями різних учасників опитування та дозволяють оцінювати інформаційну цінність кожної відповіді. Одним із таких підходів є механізм Bayesian Truth Serum, який дозволяє виявляти відповіді, що містять більш достовірну інформацію, навіть у випадках, коли відсутній об'єктивний критерій істинності. Розгляд математичних принципів функціонування цього механізму наведено у наступному підрозділі.

5.3. Методологія застосування механізму Bayesian Truth Serum

У межах дослідження причин змін продуктивності працівників у соціо-технічних системах було використано механізм Bayesian Truth Serum (BTS), який дозволяє отримувати більш достовірні відповіді у випадках, коли досліджувані дані мають суб'єктивний характер і не існує зовнішнього критерію істинності. Метод BTS був запропонований Д. Преллеком як інструмент стимулювання респондентів до правдивих відповідей у колективних опитуваннях [154].

У запропонованій методиці кожен учасник опитування відповідає на два блоки запитань.

У першому блоці респондент обирає власну відповідь на поставлене питання. В нашому випадку, це питання щодо того, який фактор найбільше вплинув на зміну продуктивності команди протягом певного періоду, або оцінка ефективності роботи за певною шкалою.

У другому блоці респондент формує прогноз розподілу відповідей інших учасників опитування. Іншими словами, він оцінює, яку частку відповідей, на його думку, обере решта респондентів для кожного із запропонованих варіантів. При цьому всі оцінки подаються у вигляді розподілу часток, сума яких дорівнює 100%.

Таким чином, кожен респондент надає:

- власну відповідь на питання;
- прогноз того, як відповідатиме група.

Саме поєднання цих двох компонентів – особистої відповіді та прогнозу відповідей інших учасників – є ключовим елементом механізму Bayesian Truth Serum [154].

Після збору відповідей виконується агрегування даних по всій вибірці. Для кожного варіанта відповіді k обчислюється фактична частота його вибору, тобто частка респондентів, які обрали цей варіант. Одночасно розраховується середній прогноз групи щодо цього варіанта.

На відміну від звичайного середнього значення, у BTS використовується геометричне середнє прогнозів, що дозволяє зменшити вплив крайніх значень і отримати більш репрезентативну оцінку очікувань групи. Подібний підхід широко використовується у механізмах отримання інформації від груп респондентів та у теорії інформаційних механізмів [163].

Такий спосіб агрегування дозволяє порівняти реальний розподіл відповідей з колективними очікуваннями респондентів. Саме ця різниця і лежить в основі оцінювання інформаційної цінності відповідей у механізмі BTS.

5.3.1 Математична модель

Ключовою ідеєю механізму BTS є порівняння того, наскільки часто певний варіант відповіді зустрічається у вибірці, з тим, наскільки часто респонденти очікували його побачити. Нехай:

N – кількість респондентів у дослідженні;

K – кількість можливих варіантів відповіді;

x_i – відповідь респондента i ;

y_{ik} – прогноз респондента i щодо частки вибору варіанта k .

При цьому прогнозні значення повинні задовольняти умову нормування:

$$\sum_{k=1}^K y_{ik} = 1 \quad (5.1)$$

Для кожного варіанта відповіді k обчислюється інформаційний показник:

$$Info(k) = \log\left(\frac{x_k}{y_k}\right) \quad (5.2)$$

де

x_k – частка людей, яка справді обрала цей варіант k ;

y_k – середній прогноз вибору варіанту k .

Якщо $Info(k) > 0$, варіант виявився «несподівано поширеним» (частіше, ніж його прогнозували). Якщо $Info(k) < 0$, навпаки – його переоцінили. Конкретний респондент отримує рівно той інформаційний бал, що відповідає варіанту, який він обрав. Таким чином винагороджується не «популярність», а саме «несподівана поширеність» відповіді.

Окремо оцінюємо точність прогнозу кожної людини. Ідея проста: чим ближчий її передбачений розподіл $y_{k,r}$ до реального x_k , тим кращий бал; чим далі – тим більший штраф. Зручно записати це як

$$Pred(r) = \alpha \sum_k x_k \log\left(\frac{y_{k,r}}{x_k}\right) \quad (5.3)$$

де

α – ваговий коефіцієнт, що визначає вплив точності прогнозу на результат.

Якщо людина вгадала розподіл точно, сума дорівнює нулю – це найкращий можливий результат для цього компонента. Якщо систематично промахнулась, значення буде від’ємним. На практиці ааа задає «скільки» ми цінуємо точність прогнозу відносно інформаційного балу: $\alpha = 1$ робить гру збалансованою усередині групи, $\alpha < 1$ – пом’якшує покарання за похибки прогнозу.

Підсумковий бал респондента – це сума двох частин:

$$S_r = Info(\text{обрана відповідь}) + Pred(r) \quad (5.4)$$

де

$Info(\text{обрана відповідь})$ – інформаційний бал відповіді респондента;

$Pred(r)$ – показник точності прогнозу.

Подібна структура оцінювання формує стимул для респондентів надавати правдиві відповіді та реалістично оцінювати думку інших учасників опитування. Навіть у ситуаціях, коли «правильна» відповідь невідома, оптимальною стратегією для респондента стає повідомлення власної думки та об’єктивна оцінка очікувань групи [155].

Для реалізації описаної моделі необхідно виконати кілька проміжних обчислень. *Фактична частота* вибору варіанта k визначається як

$$x_k = \frac{1}{n} \sum_{r=1}^n 1\{\text{респондент } r \text{ обрав } k\} \quad (5.5)$$

Це простий відсоток: яку частку людей реально обрали кожну причину.

Груповий прогноз. Середній прогноз групи для варіанта k визначається як геометричне середнє прогнозів респондентів

$$\log y_k = \frac{1}{n} \sum_{r=1}^n \log y_{k,r} \quad (5.6)$$

Після цього отримані значення нормуються таким чином, щоб їхня сума дорівнювала одиниці. Використання геометричного середнього дозволяє зменшити вплив крайніх значень прогнозів та отримати більш стабільну оцінку очікувань групи.

5.3.2 Технічні особливості застосування методу

У практичному застосуванні механізму BTS необхідно враховувати ряд технічних аспектів.

По-перше, якщо для певного варіанта відповіді у прогнозі респондента вказано нульове значення, у логарифмічних обчисленнях може виникнути невизначеність. Для уникнення цієї проблеми до всіх значень прогнозу додається мала константа ε , після чого розподіл нормується.

По-друге, описана модель може використовуватися для різних типів запитань. У випадку шкальних оцінок (наприклад, шкала від 1 до 5) роль варіантів відповіді виконують відповідні значення шкали. Для запитань, що стосуються факторів зміни продуктивності, респондентам може бути запропоновано обрати основний фактор та окремо сформулювати прогноз щодо поширеності кожного з факторів у групі.

По-третє, результати застосування BTS дозволяють отримати не лише індивідуальні бали респондентів, але й визначити варіанти відповідей з додатним інформаційним показником у масштабі всієї вибірки. Саме такі відповіді відображають фактори, які виявилися несподівано поширеними серед учасників опитування.

У контексті дослідження продуктивності працівників подібні сигнали можуть свідчити про існування факторів, які недооцінюються організацією або залишаються поза увагою управлінських процесів. Поєднання результатів BTS-аналізу з кількісними моделями прогнозування продуктивності, розглянутими у попередніх розділах дисертації, дозволяє сформулювати комплексний підхід до аналізу функціонування соціо-технічних систем.

5.4. Експериментальне дослідження застосування Bayesian Truth Serum для виявлення причин змін продуктивності

У цьому підрозділі наведено результати експериментального дослідження, метою якого є демонстрація можливостей механізму Bayesian Truth Serum для

виявлення причин просідання ефективності працівників у компанії. На відміну від підходів, що спираються лише на об'єктивні метрики цифрового середовища, BTS дозволяє працювати із суб'єктивними судженнями працівників і водночас зменшувати вплив соціально бажаних відповідей та колективних перекосів очікувань [154], [155]. У контексті соціо-технічних систем це є важливим, оскільки частина причин зміни продуктивності пов'язана не лише з технічними характеристиками процесів, а й з особливостями організаційної взаємодії, сприйняттям навантаження, координації та управлінських практик.

5.4.1 Постановка експерименту та формат відповідей

У практичному прикладі використано одне чутливе питання, спрямоване на виявлення основної причини зниження ефективності за короткий робочий період. Формулювання питання має вигляд: «Головна причина просідання ефективності за останні 2 тижні (спринт)?».

Кожен респондент виконує два кроки. На першому етапі він обирає одну причину, яку вважає головною. На другому етапі він формує прогноз того, як, на його думку, інші учасники опитування розподілять свої відповіді між усіма запропонованими варіантами. Таким чином, для кожного респондента збирається не лише власна відповідь, але й суб'єктивне уявлення про структуру колективної думки. Саме це поєднання є основою BTS-механізму [154].

У дослідженні розглядається вибірка з 20 респондентів. Як можливі причини просідання продуктивності використано такі варіанти: незаплановані задачі, надмір мітингів, нечіткі вимоги, технічний борг, повільна інтеграція, залежність від інших команд, часті переривання/чат, інциденти у розробці, інше. Прогнози респондентів зроблено розрідженими: у більшості випадків вони розподіляють ймовірності лише між 2–3 причинами, тоді як для інших варіантів указують нульові значення. Така поведінка відповідає реалістичному сценарію корпоративного опитування, оскільки працівники зазвичай не формують повний і рівномірний прогноз по всіх можливих причинах.

Відповіді респондентів і розподіли їх прогнозів наведено у додатку А.

5.4.2 Результати оцінювання на рівні респондентів

На основі моделі, наведеної у підрозділі 5.3, для кожного респондента було обчислено три показники:

1. **Info** – інформаційний бал обраної відповіді;
2. **Pred** – показник точності прогнозу;
3. **S** – підсумковий бал респондента.

Результати розрахунків по респондентах наведено у додатку Б.

Отримані результати свідчать, що через сильний колективний ухил очікувань у бік причини «надмір мітингів» показник точності прогнозу **Pred** у середньому має помітно від’ємне значення. Для досліджуваної вибірки середнє значення **Pred** становить приблизно -15.53 , медіана – -16.15 , а діапазон змінюється від -20.16 до -9.86 . Така картина є очікуваною для механізму BTS: якщо індивідуальні прогнози респондентів систематично не збігаються з реальним розподілом відповідей, формується штраф за неточність прогнозу. Отже, від’ємні значення **Pred** у даному випадку відображають не «помилковість» респондентів як таку, а наявність вираженого перекосу колективних очікувань порівняно з фактичним вибором причин.

Підсумковий бал респондента **S** також має характерний розподіл. Для нього мінімальне значення становить -21.9925 , медіана – -11.1898 , верхній кuartиль – -8.9156 , максимальне значення – -3.1556 , а середнє – приблизно -11.3960 . Це означає, що частина учасників отримує відносно вищі значення **S** завдяки вибору причин з великим додатним інформаційним показником, тоді як інші демонструють значно нижчі результати через поєднання від’ємного **Info** та неточних прогнозів.

Серед респондентів із найкращими підсумковими результатами можна виділити кілька характерних прикладів. Найвищий підсумковий бал отримав респондент 12, який обрав причину «Повільна інтеграція»: для нього $Info \approx 9.3205$, $Pred \approx -12.4761$, $S \approx -3.1556$. Близький результат має R19, що обрав причину «Інциденти у розробці»: $Info \approx 7.9955$, $Pred \approx -11.1830$, $S \approx -3.1875$. Також до групи з відносно кращими результатами належить респонденту 15, який обрав

«Залежність від інших команд»: $Info \approx 4.1363$, $Pred \approx -9.8611$, $S \approx -5.7248$. У всіх цих випадках вирішальну роль відіграє саме додатний інформаційний показник: респонденти обрали причини, які виявилися несподівано поширеними у вибірці.

Найгірші підсумкові результати, навпаки, спостерігаються у респондентів, що обрали варіант «Надмір мітингів». Так, для 5 респондента отримано $Info \approx -1.8350$, $Pred \approx -20.1575$, $S \approx -21.9925$; для R06 – $Info \approx -1.8350$, $Pred \approx -16.3532$, $S \approx -18.1882$; для R04 – $Info \approx -1.8350$, $Pred \approx -14.9653$, $S \approx -16.8003$. У цих випадках низький результат пояснюється одночасною дією двох чинників: по-перше, сама причина виявилася переоціненою на рівні групових очікувань, а по-друге, прогнози респондентів щодо розподілу відповідей були суттєво неточними.

Для загального розуміння структури вибору доцільно також врахувати фактичні частоти відповідей. Найчастіше респонденти обирали причину «Залежність від інших команд» – 4 із 20 відповідей, що становить 20%. По 3 відповіді, або по 15%, отримали варіанти «Незаплановані задачі», «Надмір мітингів» та «Технічний борг». По 2 відповіді, або по 10%, припадає на «Нечіткі вимоги» та «Часті переривання / чат». Ще по 1 відповіді, тобто по 5%, мають варіанти «Повільна інтеграція», «Інциденти у розробці» та «Інше». Таке представлення дає базову інтуїцію щодо фактичної структури вибору, однак для інтерпретації BTS-висновків вирішальним лишається не сама частота, а співвідношення між фактичним вибором x_k та груповими очікуваннями y_k .

5.4.3 Аналіз причин на рівні всієї вибірки

На рівні всієї вибірки для кожної причини оцінюються три величини: фактична частка вибору x_k , групове очікування y_k та інформаційний показник $Info = \log(x_k/y_k)$. Саме порівняння цих трьох значень дає можливість виявити, які причини виявилися недооціненими, а які – переоціненими на рівні колективних уявлень.

Таблиця 5.1 – Фактичні частоти, групові очікування та інформаційний показник для причин просідання продуктивності.

Причина	x_k (фактичне)	y_k (прогноз)	Info
Часті переривання / чат	10.0 %	0.0 %	10.0319
Повільна інтеграція	5.0 %	0.0 %	9.3205
Нечіткі вимоги	10.0 %	0.0 %	8.673
Інциденти у розробці	5.0 %	0.0 %	7.9955
Інше	5.0 %	0.0 %	5.3233
Залежність від інших команд	20.0 %	0.3 %	4.1363
Технічний борг	15.0 %	1.1 %	2.659
Незаплановані задачі	15.0 %	4.6 %	1.1774
Надмір мітингів	15.0 %	94.0 %	-1.835

Для практичної інтерпретації результатів доцільно використовувати наступну шкалу:

- $Info(k) > 3$ – критично недооцінений фактор
- $1 < Info(k) \leq 3$ – значущий недооцінений фактор
- $Info(k) \approx 0$ – фактор відповідає очікуванням
- $Info(k) < 0$ – переоцінений фактор

Зокрема, значення $Info = 10.03$ для причини «Часті переривання» свідчить про критичний розрив між реальним впливом та колективним сприйняттям, що дозволяє розглядати цей фактор як пріоритетний для управлінського втручання.

Результати показують, що найбільший додатний інформаційний показник мають причини «Часті переривання / чат» ($x_k = 10.0\%$, $y_k \approx 0.0\%$, $Info = 10.0319$), «Повільна інтеграція» ($x_k = 5.0\%$, $y_k \approx 0.0\%$, $Info = 9.3205$), «Нечіткі вимоги» ($x_k = 10.0\%$, $y_k \approx 0.0\%$, $Info = 8.673$), «Інциденти у розробці» ($x_k = 5.0\%$, $y_k \approx 0.0\%$, $Info = 7.9955$) та «Інше» ($x_k = 5.0\%$, $y_k \approx 0.0\%$, $Info = 5.3233$). Це означає, що зазначені фактори фактично були присутні у відповідях працівників, але майже не

фігурували у їхніх колективних очікуваннях. Інакше кажучи, для групи вони виявилися несподівано поширеними.

Значний додатний інформаційний показник має також причина «Залежність від інших команд» ($x_k = 20.0\%$, $y_k = 0.3\%$, $Info = 4.1363$), а також «Технічний борг» ($x_k = 15.0\%$, $y_k = 1.1\%$, $Info = 2.659$) і «Незаплановані задачі» ($x_k = 15.0\%$, $y_k = 4.6\%$, $Info = 1.1774$). Ці результати вказують на наявність недооцінених причин, які, хоча й не були цілком відсутні у прогнозах працівників, усе ж траплялися у реальних відповідях частіше, ніж очікувалося.

Єдиною причиною з виразно від'ємним інформаційним показником у розглянутому сценарії є «Надмір мітингів» ($x_k = 15.0\%$, $y_k = 94.0\%$, $Info = -1.835$). Це означає, що дана причина була суттєво переоцінена на рівні колективних очікувань. Іншими словами, працівники масово припускали, що саме мітинги є головним джерелом зниження ефективності, однак фактичний розподіл відповідей не підтвердив такого домінування.

Змістовно це дозволяє зробити важливий висновок: у даному сценарії корпоративний наратив про надмірну кількість мітингів як головну причину падіння продуктивності виявився завищеним, тоді як низка інших причин – зокрема залежність від інших команд, часті переривання, незаплановані задачі, технічні затримки інтеграції та нечіткість вимог – виявилися більш важливими, ніж вважалося на рівні колективного сприйняття.

Окремої уваги заслуговує група причин, для яких групове очікування практично дорівнює нулю. Для таких варіантів будь-яке ненульове фактичне значення x_k призводить до дуже великого додатного значення $Info$. З технічної точки зору це пов'язано з використанням малої додатної константи ε при логарифмуванні, однак змістовно це означає, що відповідні причини майже повністю випали з поля очікувань групи, хоча реально були названі працівниками. Саме такі сигнали є особливо цінними для подальшого управлінського аналізу, оскільки вони підсвічують «сліпі зони» у сприйнятті проблем організації.

З управлінської точки зору доцільно окремо виділяти 2–3 причини з найбільшим додатним значенням Info як кандидатів першої черги для подальших дій. Це можуть бути зміни у процесах, технічній інфраструктурі або правилах координації робіт. Одночасно 1-2 причини з найнижчим значенням Info доцільно розглядати як переоцінені на рівні всієї вибірки. Для обох груп бажано виконувати локальні зрізи за командами, ролями, локаціями та доповнювати BTS-оцінювання аналізом впливу (impact), щоб пріоритезувати не лише за поширеністю, а й за потенційною шкодою для продуктивності.

Водночас важливо наголосити, що від’ємний інформаційний показник не означає, що відповідна причина є несуттєвою. Він лише вказує, що у межах даної вибірки вона траплялася рідше, ніж очікували респонденти. Для рідкісних, але потенційно високошкідливих факторів доцільно застосовувати додаткову перевірку на рівні підгруп та об’єктивних метрик цифрового середовища, наприклад фактичного часу, витраченого на зустрічі, тривалості черг у інтеграцій, кількості інтеграційних блокувань або інцидентів.

5.5 Інтерпретація результатів дослідження

Отримані результати демонструють практичну цінність механізму Bayesian Truth Serum для аналізу причин змін продуктивності у складних організаційних середовищах. На відміну від традиційних опитувань, які відображають лише безпосередні відповіді респондентів, BTS дозволяє порівняти фактичний вибір причин із колективними очікуваннями працівників. Саме таке порівняння дає можливість виявити розрив між реальним досвідом працівників і поширеними уявленнями щодо факторів, які впливають на ефективність роботи.

Результати експерименту показують, що у колективі може формуватися стійкий наратив щодо певної причини зниження продуктивності, навіть якщо її фактична поширеність є значно меншою. У розглянутому прикладі такою причиною виступає «надмір мітингів». Хоча цей фактор активно фігурував у прогнозах

респондентів, фактичний розподіл відповідей не підтвердив його домінуючої ролі. Від’ємне значення інформаційного показника для цієї причини ($\text{Info} = -1.835$) свідчить про її переоцінку на рівні колективних очікувань.

Водночас результати аналізу показали наявність групи причин, які виявилися суттєво недооціненими. Зокрема, для причин «часті переривання / чат» ($\text{Info} \approx 10.03$), «повільна інтеграція» ($\text{Info} \approx 9.32$), «нечіткі вимоги» ($\text{Info} \approx 8.67$) та «інциденти у розробці» ($\text{Info} \approx 7.99$) зафіксовано значні додатні значення інформаційного показника. Це означає, що зазначені фактори фактично проявляються у діяльності працівників, однак майже не враховуються на рівні колективного сприйняття.

Для розширення інтерпретації результатів BTS у контексті управління проєктами доцільно використовувати додаткові показники, що характеризують розбіжність між фактичним вибором та очікуваннями. Зокрема, може бути оцінено рівень викривлення очікувань як різницю між очікуваною та фактичною часткою вибору причин, а також ступінь недооцінки факторів як співвідношення фактичної частоти до очікуваної. Такі показники дозволяють кількісно оцінити рівень узгодженості між колективними уявленнями та реальними причинами змін продуктивності.

Для практичної інтерпретації результатів у задачах управління проєктами доцільно використовувати узагальнену шкалу значень інформаційного показника. Значення понад 3 свідчать про суттєво недооцінений фактор, значення в діапазоні 1–3 – про помірно недооцінений, значення, близькі до нуля, – про узгодженість очікувань і реальності, тоді як від’ємні значення вказують на переоцінені причини. Запропоновані інтерпретаційні підходи не змінюють базову математичну модель BTS [1], а спрямовані на адаптацію її результатів до задач управління проєктами.

Особливо важливими є випадки, коли певні причини практично відсутні у прогнозах респондентів, але при цьому фіксуються у фактичних відповідях. У таких ситуаціях інформаційний показник набуває дуже великих значень, що сигналізує про наявність факторів, які фактично «випали» з поля колективної уваги. Такі причини можуть розглядатися як «сліпі зони» у сприйнятті проблем організації.

З управлінської точки зору отримані результати можуть бути використані для формування пріоритетів прийняття рішень. Причини з найбільшими додатними значеннями інформаційного показника доцільно розглядати як ключові кандидати для подальшого аналізу та управлінських інтервенцій. Натомість причини з від'ємними значеннями показника можуть свідчити про наявність стійких організаційних уявлень, які не повністю відповідають реальній ситуації.

Важливо зазначити, що результати BTS доцільно інтерпретувати у поєднанні з результатами кількісних моделей, розглянутих у попередніх розділах. Зокрема, якщо за результатами регресійного аналізу або моделей прогнозування (LSTM) встановлено зниження продуктивності, BTS дозволяє ідентифікувати фактори, що можуть бути причинами таких змін. Таким чином, відбувається інтеграція кількісного аналізу та поведінкових оцінок у межах єдиного підходу до аналізу продуктивності.

З практичної точки зору це означає, що управління продуктивністю може здійснюватися не лише на основі об'єктивних метрик (час виконання задач, навантаження, кількість помилок), але й із урахуванням соціо-технічних факторів, пов'язаних із поведінкою працівників, взаємодією команд та організаційними процесами.

Таким чином, результати дослідження підтверджують, що механізм BTS може виступати ефективним інструментом діагностики причин змін продуктивності у проєктних командах. Його застосування дозволяє виявляти структурні викривлення колективних очікувань, ідентифікувати недооцінені фактори та підвищувати обґрунтованість управлінських рішень у межах соціо-технічних систем.

Висновки до розділу 5

У п'ятому розділі дисертаційного дослідження розв'язано наукове завдання, пов'язане з аналізом причин змін продуктивності працівників у соціо-технічних системах ІТ-проєктів із використанням механізму Bayesian Truth Serum. На відміну від традиційних опитувань, які фіксують лише безпосередні відповіді респондентів,

застосований підхід дозволяє врахувати також їхні очікування щодо відповідей інших учасників. Це забезпечує можливість виявлення розриву між фактичним досвідом працівників та колективними уявленнями про причини зниження ефективності, що має безпосереднє значення для прийняття управлінських рішень у проєктному середовищі.

У результаті проведеного дослідження отримано такі основні результати:

- досліджено можливості застосування механізму Bayesian Truth Serum для аналізу причин змін продуктивності та встановлено, що його використання дозволяє враховувати соціальні викривлення та узгоджувати суб'єктивні оцінки працівників із фактичними проявами факторів у проєктному середовищі;

- обґрунтовано підхід до збору та обробки даних опитування, який передбачає отримання як індивідуальних відповідей, так і прогнозів респондентів щодо розподілу відповідей у групі, що дозволяє кількісно оцінювати ступінь узгодженості між очікуваннями та реальністю;

- встановлено, що використання інформаційного показника дозволяє виявляти недооцінені та переоцінені фактори, а також кількісно оцінювати рівень викривлення колективного сприйняття причин змін продуктивності;

- показано, що найбільшу управлінську цінність мають причини з високими додатними значеннями інформаційного показника, які можуть розглядатися як ключові драйвери зниження ефективності та пріоритетні об'єкти управлінського втручання;

- встановлено, що результати BTS дозволяють ідентифікувати «сліпі зони» у сприйнятті проблем організації, тобто фактори, які практично не враховуються у колективних очікуваннях, але фактично впливають на продуктивність працівників.

- встановлено, що використання BTS створює основу для прийняття управлінських рішень у задачах планування ресурсів, оптимізації взаємодії між командами та зниження ризиків порушення строків виконання проєктів.

Таким чином, застосування механізму Байєсівської сироватки правди дозволяє перейти від формального аналізу причин змін продуктивності до їх кількісної

інтерпретації у контексті управління проєктами. Поєднання суб'єктивних оцінок працівників із аналітичними методами виявлення викривлень колективних очікувань забезпечує більш обґрунтоване визначення пріоритетів управлінських дій у соціо-технічних системах.

Результати дослідження, представлені у цьому розділі, частково відображені у науковій праці автора [167] та формують підґрунтя для подальших досліджень, пов'язаних із інтеграцією поведінкових та кількісних методів аналізу продуктивності у проєктному менеджменті.

ЗАГАЛЬНІ ВИСНОВКИ

За результатами дисертаційного дослідження отримано такі висновки:

- проаналізовано функціонування соціо-технічних систем у середовищі IT-проектів та встановлено, що продуктивність працівників формується під впливом сукупності організаційних, комунікаційних і технічних факторів, що визначають ефективність управління проектною діяльністю;
- систематизовано сучасні методи оцінювання продуктивності та встановлено, що традиційні підходи не забезпечують достатнього рівня обґрунтованості управлінських рішень через ігнорування невизначеності, факторної структури діяльності та динаміки змін у проектному середовищі;
- обґрунтовано використання статистичних і ймовірнісних методів для оцінювання продуктивності працівників, що дозволяє враховувати невизначеність проектного середовища та підвищує достовірність оцінювання результатів діяльності;
- визначено можливості застосування регресійного аналізу для кількісного оцінювання впливу факторів продуктивності з подальшою інтерпретацією результатів у вигляді відхилень строків виконання робіт і витрат проекту, що забезпечує зв'язок аналітичних результатів із управлінськими показниками;
- встановлено, що використання методів машинного навчання, зокрема моделей типу LSTM, дозволяє прогнозувати динаміку продуктивності працівників та оцінювати зміну пропускну здатності команди, що створює можливість завчасного виявлення ризиків порушення строків виконання проекту;
- обґрунтовано доцільність застосування механізму Байєсівської сироватки правди для аналізу причин змін продуктивності, що дозволяє виявляти розбіжності між фактичним досвідом працівників і колективними уявленнями та підвищує обґрунтованість управлінських рішень щодо усунення проблем у проектному середовищі;

- сформовано науково-методологічну систему оцінювання, аналізу та прогнозування продуктивності працівників, що інтегрує статистичні, ймовірнісні, нейромережеві та експертні методи і забезпечує їх інтерпретацію у системі управлінських метрик проєкту;

- встановлено функціональний зв'язок між показниками продуктивності працівників та управлінськими метриками проєкту (строками виконання робіт, витратами та пропускнуою здатністю команди), що дозволяє інтерпретувати результати аналізу даних у термінах управління проєктами.

Отримані результати підтверджують основні положення гіпотези дослідження, оскільки використання методів аналізу даних для оцінювання, прогнозування та інтерпретації продуктивності працівників дозволило підвищити об'єктивність управлінських оцінок, врахувати невизначеність проєктного середовища та забезпечити кількісний зв'язок між змінами продуктивності й управлінськими метриками проєкту.

Практичне значення отриманих результатів полягає у можливості їх використання для підтримки управлінських рішень у процесах планування робіт, управління ресурсами, координації діяльності команд та оцінювання ризиків виконання проєктних завдань. Отримані результати дозволяють використовувати дані цифрових систем управління проєктами для формування обґрунтованих управлінських рішень та підвищення ефективності функціонування проєктних команд.

Практичне значення підтверджується апробацією результатів у діяльності ТОВ «ГЕНЧ Україна» (додаток Г) та ТОВ «Автономні роботизовані системи» (додаток Д), де вони застосовувалися для аналізу показників продуктивності працівників та прогнозування змін ефективності виконання робіт. Отримані результати засвідчили можливість використання аналітичних методів для підвищення якості управління проєктами та розвитку соціо-технічних систем.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

- [1] Drucker, P. F. (1999). Knowledge-Worker Productivity: The Biggest Challenge. *California Management Review*, 41(2), 79–94. DOI: <https://doi.org/10.2307/41165987> (дата звернення: 17.05.2025)
- [2] OECD. (2001). *Measuring Productivity: Measurement of Aggregate and Industry-Level Productivity Growth*. OECD Publishing. DOI: <https://doi.org/10.1787/9789264194519-en> (дата звернення: 15.07.2025)
- [3] Boehm, B. W. (1981). *Software Engineering Economics*. Prentice Hall. (дата звернення: 14.06.2025)
- [4] DeMarco, T. , & Lister, T. (2013). *Peopleware: Productive Projects and Teams* (3rd ed.). Addison-Wesley. (дата звернення: 20.09.2025)
- [5] Project Management Institute. (2021). *A Guide to the Project Management Body of Knowledge (PMBOK® Guide)* (7th ed.). PMI. (дата звернення: 06.05.2025)
- [6] Kerzner, H. (2017). *Project Management: A Systems Approach to Planning, Scheduling, and Controlling* (12th ed.). Wiley. (дата звернення: 10.10.2025)
- [7] Forsgren, N. , Humble, J., & Kim, G. (2018). *Accelerate: The Science of Lean Software and DevOps*. IT Revolution Press. (дата звернення: 07.08.2025)
- [8] Forsgren, N. , Storey, M. A., Maddila, C., Zimmermann, T., Houck, B., & Butler, J. (2021). The SPACE of Developer Productivity. *Communications of the ACM*, 64(12), 62–71. DOI: <https://doi.org/10.1145/3453928> (дата звернення: 21.10.2025)
- [9] Meyer, A. N., Fritz, T., Murphy, G. C., & Zimmermann, T. (2014). Software Developers' Perceptions of Productivity. In *Proceedings of the ACM SIGSOFT International Symposium on Foundations of Software Engineering*. DOI: <https://doi.org/10.1145/2635868.2635892> (дата звернення: 18.07.2025)
- [10] Jørgensen, M. , & Shepperd, M. (2007). A Systematic Review of Software Development Cost Estimation Studies. *IEEE Transactions on Software Engineering*, 33(1), 33–53. DOI: <https://doi.org/10.1109/TSE.2007.256943> (дата звернення: 14.10.2025)

- [11] Neely, A. , Gregory, M., & Platts, K. (2005). Performance Measurement System Design: A Literature Review and Research Agenda. *International Journal of Operations & Production Management*, 25(12), 1228–1263. DOI: <https://doi.org/10.1108/01443570510633639> (дата звернення: 16.08.2025)
- [12] Tangen, S. (2005). Demystifying Productivity and Performance. *International Journal of Productivity and Performance Management*, 54(1), 34–46. DOI: <http://doi.org/10.1108/17410400510571437> (дата звернення: 03.06.2025)
- [13] Kaplan, R. S., & Norton, D. P. (1996). *The Balanced Scorecard*. Harvard Business School Press. (дата звернення: 03.05.2025)
- [14] Schwaber, K. , & Sutherland, J. (2020). *The Scrum Guide*. Retrieved from. URL: <https://scrumguides.org> (дата звернення: 13.09.2025)
- [15] Fleming, Q. W., & Koppelman, J. M. (2016). *Earned Value Project Management* (4th ed.). PMI. (дата звернення: 07.10.2025)
- [16] Fenton, N. , & Bieman, J. (2014). *Software Metrics: A Rigorous and Practical Approach* (3rd ed.). CRC Press. DOI: <https://doi.org/10.1201/b17461> (дата звернення: 05.04.2025)
- [17] Hoegl, M. , & Gemuenden, H. G. (2001). Teamwork Quality and the Success of Innovative Projects. *Organization Science*, 12(4), 435–449. DOI: <http://doi.org/10.1287/orsc.12.4.435.10635> (дата звернення: 25.04.2025)
- [18] Schwalbe, K. (2015). *Information Technology Project Management* (8th ed.). Cengage Learning. (дата звернення: 03.05.2025)
- [19] Тімінський О., Войтенко О., Райчук І. Аналіз моделей і методів діджиталізації бізнес-процесів. *Управління розвитком складних систем*. 2021. № 46. С. 38–47. DOI: <https://doi.org/10.32347/2412-9933.2021.46.38-47> (дата звернення: 22.06.2025).
- [20] Bird, C. , Rigby, P., Barr, E., Hamilton, D., German, D., & Devanbu, P. (2009). The Promises and Perils of Mining Git. *IEEE Mining Software Repositories*. DOI: <https://doi.org/10.1109/MSR.2009.5069475> (дата звернення: 03.10.2025)

[21] Teslia I., Yehorchenkova N., Yehorchenkov O., Khlevna I., Kataeva Y., Latysheva T. Application of Digital Twins of Project-Oriented Productions in Digital Project Management. In: Information Technology for Education, Science, and Technics. ITEST 2024. Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies. Vol. 222. Cham: Springer, 2024. P. 77–88. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-71804-5_6 (дата звернення: 12.12.2025).

[22] Mockus, A. , Fielding, R., & Herbsleb, J. (2002). Two Case Studies of Open Source Software Development: Apache and Mozilla. ACM Transactions on Software Engineering and Methodology. DOI: <https://doi.org/10.1145/567793.567795> (дата звернення: 02.04.2025)

[23] Menzies, T. , Zimmermann, T., & Bird, C. (2013). Data Science for Software Engineering. IEEE Software, 30(4), 96–97. DOI: <https://doi.org/10.1109/MS.2013.86> (дата звернення: 16.05.2025)

[24] Storey, M. -A., Zimmermann, T., Bird, C., Czerwonka, J., & Murphy, B. (2016). How Software Developers Spend Their Time: An Empirical Study. In Proceedings of the International Conference on Software Engineering (ICSE). (дата звернення: 17.04.2025)

[25] Montgomery, D. C., Peck, E. A., & Vining, G. G. (2012). Introduction to Linear Regression Analysis (5th ed.). Wiley. (дата звернення: 16.10.2025)

[26] Kitchenham, B. , & Mendes, E. (2009). Why Comparative Effort Prediction Studies May Be Invalid. In Proceedings of the ACM International Conference on Evaluation and Assessment in Software Engineering. DOI: <https://doi.org/10.1145/1540438.1540444> (дата звернення: 13.08.2025)

[27] Kabir, G. , Sumi, R. S., Sadiq, R., & Tesfamariam, S. (2017). Performance Evaluation of Employees Using Bayesian Belief Network Model. International Journal of Management Science and Engineering Management, 12(4), 267–276. DOI: <https://doi.org/10.1080/17509653.2017.1312583> (дата звернення: 23.09.2025)

[28] Guinhouya, K. A. (2022). Bayesian Networks in Project Management: A Scoping Review. Expert Systems with Applications, 202, 117275. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.117275> (дата звернення: 25.10.2025)

[29] J. Pearl.(2009).Causality: Models, Reasoning,and Inference(2nd ed.).Cambridge University Press. DOI: <https://doi.org/10.1017/cbo9780511803161> (дата звернення: 18.10.2025)

[30] Mamchurovskyi V., Pavliuk V., Pryschepa D., Trunova O., Dorosh M. Neuro-fuzzy model of information technology of complex assessment of success level of startup projects. Technical Sciences and Technologies. 2021. № 4(26). С. 87–96. DOI: [https://doi.org/10.25140/2411-5363-2021-4\(26\)-87-96](https://doi.org/10.25140/2411-5363-2021-4(26)-87-96) (дата звернення: 19.06.2025).

[31] Witten, I. H.,Frank,E.,Hall,M.A.,&Pal,C.J.(2016).Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques(4thed.).Morgan Kaufmann. (дата звернення: 25.08.2025)

[32] Goodfellow, I. ,Bengio,Y.,&Courville,A.(2016).Deep Learning.MIT Press. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10710-017-9314-z> (дата звернення: 20.09.2025)

[33] Bushuyev S., Bushuyeva N., Bushuyev D., Bushuyeva V. Mathematical Model of Value Chain Optimization for Nuclear Safety Projects. Eastern-European Journal of Enterprise Technologies. 2025. № 11 (1). DOI: <https://doi.org/10.20998/2413-3000.2025.11.1> (дата звернення: 20.02.2026).

[34] Mendes, E. ,&Kitchenham,B.(2004).Further Comparison of Cross-Company and Within-Company Effort Estimation Models for Web Applications.IEEE Software. DOI: <https://doi.org/10.1109/METRIC.2004.1357920> (дата звернення: 23.10.2025)

[35] Boehm, B. ,Abts,C.,&Chulani,S.(2000).Software Development Cost Estimation Approaches – A Survey.Annals of Software Engineering. DOI: <https://doi.org/10.1023/A:1018991717352> (дата звернення: 05.06.2025)

[36] Bushuyev S., Bushuyeva N., Lobok Y., Murovansky H. Management of innovative projects based on artificial intelligence applications in a turbulent environment. Управління розвитком складних систем. 2025. № 2. DOI: <https://doi.org/10.30837/2522-9818.2025.2.168> (дата звернення: 05.10.2025).

[37] Neil, M. ,Fenton,N.,&Nielsen,L.(2000).Building Large-Scale Bayesian Networks.The Knowledge Engineering Review. DOI: <https://doi.org/10.1017/S0269888900003039> (дата звернення: 27.05.2025)

[38] Jensen, F. V., & Nielsen, T. D. (2007). *Bayesian Networks and Decision Graphs* (2nd ed.). Springer. DOI: <http://doi.org/10.1007/978-0-387-68282-2> (дата звернення: 17.05.2025)

[39] Catal, C., & Diri, B. (2009). *A Systematic Review of Software Fault Prediction Studies. Expert Systems with Applications*. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2008.10.027> (дата звернення: 05.09.2025)

[40] Lessmann, S., Baesens, B., Mues, C., & Pietsch, S. (2008). *Benchmarking Classification Models for Software Defect Prediction: A Proposed Framework and Novel Findings*. *IEEE Transactions on Software Engineering*. DOI: <https://doi.org/10.1109/TSE.2008.35> (дата звернення: 02.06.2025)

[41] Бушуєв С. Д., Заприво́да А. А., Лященко Т. О., Гинькут П. П. Порівняльний аналіз застосування великих та дифузійних мовних моделей штучного інтелекту в сфері управління будівельними проєктами. *Управління розвитком складних систем*. 2026. № 65. С. 82–87. DOI: <https://doi.org/10.32347/2412-9933.2026.65.82-87> (дата звернення: 21.04.2026).

[42] Domingos, P. (2012). *A Few Useful Things to Know About Machine Learning*. *Communications of the ACM*, 55(10), 78–87. DOI: <https://doi.org/10.1145/2347736.2347755> (дата звернення: 21.08.2025)

[43] Prelec, D. (2004). *A Bayesian Truth Serum for Subjective Data*. *Science*, 306(5695), 462–466. DOI: <https://doi.org/10.1126/science.1102081> (дата звернення: 21.09.2025)

[44] Boiko Y., Diachenko Y., Shandra T., Yakovenko V. *Intelligent project portfolio development of IT companies*. *International Workshop IT Project Management (IW ITPM 2024)*. 2024. DOI: https://doi.org/10.23939/iw_itpm2024.264 (дата звернення: 17.12.2025).

[45] Molnar, C. (2022). *Interpretable Machine Learning* (2nd ed.). (дата звернення: 16.08.2025)

[46] Ribeiro, M. T., Singh, S., & Guestrin, C. (2016). “Why Should I Trust You?” *Explaining the Predictions of Any Classifier*. *Proceedings of the ACM SIGKDD*

International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. DOI: <https://doi.org/10.1145/2939672.2939778> (дата звернення: 13.04.2025)

[47] Kahneman, D. , Sibony, O., & Sunstein, C. (2021). Noise: A Flaw in Human Judgment. Little, Brown Spark. (дата звернення: 22.08.2025)

[48] Hastie, T. , Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction (2nd ed.). Springer. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-0-387-84858-7> (дата звернення: 26.05.2025)

[49] Lipton, Z. C. (2018). The Mythos of Model Interpretability. Communications of the ACM, 61(10), 36–43. DOI: <https://doi.org/10.1145/3233231> (дата звернення: 24.10.2025)

[50] Bushuyev S., Murzabekova S., Khussainova M., Saidullayev R., Bushuiev D. Evaluation of a Project Management Capacity for Innovation Using the Theory of Inventive Problem Solving (TRIZ) in AI Environment. Proceedings of the 13th IPMA Research Conference “Honoring 60 years of Project Management: Leading the Way into the Future”. 2025. С. 57–66. DOI: <https://doi.org/10.56889/kyvf8431> (дата звернення: 18.11.2025).

[51] Verenych O., Statsenko V., Voitenko O., Fedoryatskaya N., Lysenko N. Creativity as a Basic Tool for Creating Innovative IT Products. 2023 IEEE 18th International Conference on Computer Science and Information Technologies (CSIT). Lviv, Ukraine, 2023. P. 1–4. DOI: <https://doi.org/10.1109/CSIT61576.2023.10324188> (дата звернення: 27.11.2025).

[52] Sculley, D. , Holt, G., Golovin, D., et al. (2015). Hidden Technical Debt in Machine Learning Systems. Advances in Neural Information Processing Systems. (дата звернення: 25.07.2025)

[53] Salas, E. , Sims, D. E., & Burke, C. S. (2005). Is There a “Big Five” in Teamwork? Small Group Research, 36(5), 555–599. DOI: <https://doi.org/10.1177/1046496405277134> (дата звернення: 04.07.2025)

[54] Shmueli, G. (2010). To Explain or to Predict? Statistical Science, 25(3), 289–310. DOI: <https://doi.org/10.1214/10-STS330> (дата звернення: 18.08.2025)

[55] Fisher, A. , Rudin, C., & Dominici, F. (2019). All Models Are Wrong, but Many Are Useful: Variable Importance for Black-Box Models. *Journal of Machine Learning Research*, 20, 1–81. (дата звернення: 08.10.2025)

[56] Lundberg, S. M., & Lee, S.-I. (2017). A Unified Approach to Interpreting Model Predictions. *Advances in Neural Information Processing Systems*. (дата звернення: 15.10.2025)

[57] Bushuyev S., Bushuyeva N., Bushuiev D., Bushuieva V. Thinking Project Management Based on the TRIZ Principles in an AI Environment. *Proceedings of the 34th IPMA World Congress “Shaping the Future with Project Management”*. 2025. С. 1–12. DOI: <https://doi.org/10.56889/getw9074> (дата звернення: 15.01.2026).

[58] Gelman, A. , Carlin, J., Stern, H., Dunson, D., Vehtari, A., & Rubin, D. (2013). *Bayesian Data Analysis* (3rd ed.). CRC Press. DOI: <https://doi.org/10.1201/b16018> (дата звернення: 16.10.2025)

[59] Bishop, C. M. (2006). *Pattern Recognition and Machine Learning*. Springer. URL: <https://link.springer.com/book/9780387310732> (дата звернення: 13.06.2025)

[60] Armstrong, J. S. (2001). *Principles of Forecasting: A Handbook for Researchers and Practitioners*. Springer. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-0-306-47630-3> (дата звернення: 08.07.2025)

[61] Гречан А. П., Радіонова Н. Й. Діагностика ефективності діяльності підприємств. *Вісник Східноукраїнського національного університету імені Володимира Даля*. 2011. № 10 (164), Ч. 1. С. 56–61. URL: <https://er.knutd.edu.ua/handle/123456789/3395> (дата звернення: 14.05.2025).

[62] Sommerville, I. (2016). *Software Engineering* (10th ed.). Pearson. (дата звернення: 23.06.2025)

[63] Dingsøyr, T. , Nerur, S., Balijepally, V., & Moe, N. B. (2012). A Decade of Agile Methodologies: Towards Explaining Agile Software Development. *Journal of Systems and Software*, 85(6), 1213–1221. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jss.2012.02.033> (дата звернення: 10.07.2025)

[64] Rigby, D. K., Sutherland, J., & Takeuchi, H. (2016). Embracing Agile. *Harvard Business Review*, 94(5), 40–50. URL: <https://hbr.org/2016/05/embracing-agile> (дата звернення: 22.08.2025)

[65] Boehm, B. , Abts, C., Brown, A., & Chulani, S. (2000). *Software Cost Estimation with COCOMO II*. Prentice Hall. (дата звернення: 11.07.2025)

[66] Dag I. K. Sjøberg. (2008). *Guide to Advanced Empirical Software Engineering*. Springer. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-1-84800-044-5> (дата звернення: 13.07.2025)

[67] Cataldo, M. , Herbsleb, J. D., & Carley, K. M. (2009). Socio-Technical Congruence: A Framework for Assessing the Impact of Technical and Work Dependencies on Software Development Productivity. *Information Systems Research*, 20(3), 395–413. URL: <http://dx.doi.org/10.1145/1414004.1414008> (дата звернення: 16.08.2025)

[68] Hassan, A. E. (2009). Predicting Faults Using the Complexity of Code Changes. In *Proceedings of the International Conference on Software Engineering (ICSE)*. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICSE.2009.5070510> (дата звернення: 01.08.2025)

[69] Kan, S. H. (2002). *Metrics and Models in Software Quality Engineering* (2nd ed.). Addison-Wesley. (дата звернення: 19.07.2025)

[70] Kitchenham, B. , Dybå, T., & Jørgensen, M. (2004). Evidence-Based Software Engineering. In *Proceedings of the International Conference on Software Engineering (ICSE)*. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICSE.2004.1317449> (дата звернення: 12.11.2025)

[71] Turner, J. R. (2014). *Handbook of Project-Based Management* (4th ed.). McGraw-Hill. (дата звернення: 24.07.2025)

[72] Voitenko O. S., Hudov V. V. Proactive models in the areas of project portfolio management of a general contracting organization in a turbulent environment. *Збірник наукових праць НУК*. 2025. № 4(502). DOI: [https://doi.org/10.15589/znp2025.4\(502\).43](https://doi.org/10.15589/znp2025.4(502).43) (дата звернення: 14.02.2026).

[73] Verenych O., Yurechko A., Dvorskyi S. Project management methods for software development in a remote team: a case study of Headless CMS development. 2024. URL: http://iti.fit.univ.kiev.ua/wp-content/uploads/Збірка-19_12_2024_ITI_2024-e.pdf#page=257 (дата звернення: 05.12.2025).

[74] Moder, J. J., Phillips, C. R., & Davis, E. W. (1983). Project Management with CPM, PERT and Precedence Diagramming. Van Nostrand Reinhold. (дата звернення: 25.07.2025)

[75] Rubinstein, R. Y., & Kroese, D. P. (2017). Simulation and the Monte Carlo Method (3rd ed.). Wiley. DOI: <https://doi.org/10.1002/9781118631980> (дата звернення: 18.06.2025)

[76] Vose, D. (2008). Risk Analysis: A Quantitative Guide (3rd ed.). Wiley. (дата звернення: 01.06.2025)

[77] Boiko Y. Methods of forming an expert assessment of the criteria of an information system for managing projects and programs. Eastern-European Journal of Enterprise Technologies. 2018. DOI: <https://doi.org/10.21303/2585-6847.2018.00766> (дата звернення: 09.05.2025).

[78] Weber, P. , Medina-Oliva, G., Simon, C., & Iung, B. (2012). Overview on Bayesian Networks Applications for Dependability, Risk Analysis and Maintenance Areas. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 25(4), 671–682. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2010.06.002> (дата звернення: 17.10.2025)

[79] Dragicevic, S. , Celar, S., & Turic, M. (2017). Bayesian network model for task effort estimation in agile software development. DOI: <https://doi.org/10.1016/J.JSS.2017.01.027> (дата звернення: 24.10.2025)

[80] MacKay, D. J. C. (2003). Information Theory, Inference and Learning Algorithms. Cambridge University Press. (дата звернення: 30.07.2025)

[81] Robert, C. P. (2007). The Bayesian Choice: From Decision-Theoretic Foundations to Computational Implementation (2nd ed.). Springer. DOI: <https://doi.org/10.1007/0-387-71599-1> (дата звернення: 25.11.2025)

[82] Bernardo, J. M., & Smith, A. F. M. (1994). Bayesian Theory. Wiley. (дата звернення: 07.12.2025)

[83] Murphy, K. P. (2022). Probabilistic Machine Learning: An Introduction. MIT Press. (дата звернення: 30.06.2025)

- [84] Murphy, K. P. (2012). *Machine Learning: A Probabilistic Perspective*. MIT Press. (дата звернення: 02.11.2025)
- [85] Jaynes, E. T. (2003). *Probability Theory: The Logic of Science*. Cambridge University Press. (дата звернення: 07.06.2025)
- [86] Brooks, F. P. (1995). *The Mythical Man-Month: Essays on Software Engineering* (Anniversary ed.). Addison-Wesley. (дата звернення: 28.04.2025)
- [87] Han, J. , Kamber, M., & Pei, J. (2011). *Data Mining: Concepts and Techniques* (3rd ed.). Morgan Kaufmann. DOI: <https://doi.org/10.1016/C2009-0-61819-5> (дата звернення: 08.11.2025)
- [88] Hochreiter, S. ,&Schmidhuber,J.(1997).Long Short-Term Memory.Neural Computation,9(8),1735–1780. DOI: <http://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735> (дата звернення: 01.04.2025)
- [89] Davenport, T. H., & Harris, J. G. (2007). *Competing on Analytics: The New Science of Winning*. Harvard Business School Press. (дата звернення: 29.11.2025)
- [90] Tetlock, P. E., & Gardner, D. (2015). *Superforecasting: The Art and Science of Prediction*. Crown Publishing. (дата звернення: 26.11.2025)
- [91] DeGroot, M. H., & Schervish, M. J. (2012). *Probability and Statistics* (4th ed.). Pearson. (дата звернення: 18.08.2025)
- [92] Fenton, N. , & Pfleeger, S. (1998). *Software Metrics: A Practical Guide*. PWS Publishing. (дата звернення: 24.06.2025)
- [93] McElreath, R. (2020). *Statistical Rethinking: A Bayesian Course with Examples in R and Stan* (2nd ed.). CRC Press. (дата звернення: 24.06.2025)
- [94] Casella, G. , & Berger, R. L. (2002). *Statistical Inference* (2nd ed.). Duxbury Press. (дата звернення: 28.05.2025)
- [95] Kitchenham, B. , & Fenton, E. N. (1996). *Towards a Framework for Software Measurement Validation*. DOI: <https://doi.org/10.1109/32.489070> (дата звернення: 18.11.2025)
- [96] Pawitan, Y. (2001). *In All Likelihood: Statistical Modelling and Inference Using Likelihood*. Oxford University Press. (дата звернення: 13.05.2025)

- [97] O'Hagan, A. , & Forster, J. (2004). Bayesian Inference (2nd ed.). Kendall's Advanced Theory of Statistics. Arnold. (дата звернення: 05.11.2025)
- [98] Lee, P. (2012). Bayesian Statistics: An Introduction (4th ed.). Wiley. DOI: <https://doi.org/10.1177/0962280213485508> (дата звернення: 13.11.2025)
- [99] Shalev-Shwartz, S. , & Ben-David, S. (2014). Understanding Machine Learning: From Theory to Algorithms. Cambridge University Press. DOI: <https://doi.org/10.1017/CBO9781107298019> (дата звернення: 06.06.2025)
- [100] Bishop, C. M., & Bishop, H. (2024). Deep Learning: Foundations and Concepts. Springer. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-3-031-45468-4> (дата звернення: 29.04.2025)
- [101] Gelman, A. , & Hill, J. (2007). Data Analysis Using Regression and Multilevel/Hierarchical Models. Cambridge University Press. DOI: <https://doi.org/10.1017/CBO9780511790942> (дата звернення: 16.11.2025)
- [102] Bernardo, J. M. (2010). Bayesian Methods in Statistics. Oxford University Press. (дата звернення: 13.04.2025)
- [103] Wasserman, L. (2004). All of Statistics: A Concise Course in Statistical Inference. Springer. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-0-387-21736-9> (дата звернення: 02.04.2025)
- [104] Rice, J. (2007). Mathematical Statistics and Data Analysis (3rd ed.). Cengage Learning. (дата звернення: 09.07.2025)
- [105] Pawitan, Y. (2013). Likelihood-Based Statistical Modelling. Oxford University Press. (дата звернення: 19.08.2025)
- [106] Florac, W. A., & Carleton, A. D. (1999). Measuring the Software Process: Statistical Process Control for Software Process Improvement. Addison-Wesley. (дата звернення: 01.06.2025)
- [107] Bushuyev S., Verenych O. Organizational Maturity and Project: Program and Portfolio Success. In: Developing Organizational Maturity for Effective Project Management. IGI Global, 2018. DOI: <https://doi.org/10.4018/978-1-5225-3197-5.ch006> (дата звернення: 03.06.2025).

- [108] Géron, A. (2022). Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow (3rd ed.). O'Reilly Media. (дата звернення: 14.09.2025)
- [109] Jones, C. (2010). Software Engineering Best Practices: Lessons from Successful Projects in the Top Companies. McGraw-Hill. (дата звернення: 30.10.2025)
- [110] Bourque, P. and Fairley, R., Eds. (2014) SWEBOOK 3.0: Guide to the Software Engineering Body of Knowledge. IEEE. (дата звернення: 27.11.2025)
- [111] Jones, C. (2008). Applied Software Measurement: Global Analysis of Productivity and Quality (3rd ed.). McGraw-Hill. (дата звернення: 28.04.2025)
- [112] Fox, J. (2016). Applied Regression Analysis and Generalized Linear Models (3rd ed.). Sage Publications. (дата звернення: 19.04.2025)
- [113] James, G. , Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2013). An Introduction to Statistical Learning with Applications in R. Springer. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-1-4614-7138-7> (дата звернення: 13.07.2025)
- [114] Faraway, J. J. (2016). Extending the Linear Model with R: Generalized Linear, Mixed Effects and Nonparametric Regression Models (2nd ed.). Chapman & Hall/CRC. (дата звернення: 24.09.2025)
- [115] Meredith, J. R., & Mantel, S. J. (2011). Project Management: A Managerial Approach (8th ed.). Wiley. (дата звернення: 27.07.2025)
- [116] Boehm, B. , & Turner, R. (2004). Balancing Agility and Discipline: A Guide for the Perplexed. Addison-Wesley. (дата звернення: 09.07.2025)
- [117] Draper, N. R., & Smith, H. (1998). Applied Regression Analysis (3rd ed.). Wiley. (дата звернення: 08.05.2025)
- [118] Seber, G. A. F., & Lee, A. J. (2012). Linear Regression Analysis (2nd ed.). Wiley. (дата звернення: 25.08.2025)
- [119] Kutner, M. H., Nachtsheim, C. J., Neter, J., & Li, W. (2005). Applied Linear Statistical Models (5th ed.). McGraw-Hill. (дата звернення: 25.04.2025)
- [120] Pressman, R. S., & Maxim, B. R. (2020). Software Engineering: A Practitioner's Approach (9th ed.). McGraw-Hill. (дата звернення: 09.09.2025)

[121] Cascio, W. F., & Boudreau, J. W. (2016). Investing in People: Financial Impact of Human Resource Initiatives. FT Press. (дата звернення: 29.08.2025)

[122] Kitchenham, B. , Mendes, E., & Travassos, G. H. (2007). Cross-company vs. within-company cost estimation studies: A systematic review. IEEE Transactions on Software Engineering, 33(5), 316–329. DOI: <https://doi.org/10.1109/TSE.2007.1001> (дата звернення: 24.07.2025)

[123] Menzies, T. , & Zimmermann, T. (2013). Software analytics: So what? IEEE Software, 30(4), 31–37. DOI: <https://doi.org/10.1109/MS.2013.86> (дата звернення: 24.07.2025)

[124] Jørgensen, M. (2014). A review of studies on expert estimation of software development effort. Journal of Systems and Software, 70(1–2), 37–60. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0164-1212\(02\)00156-5](https://doi.org/10.1016/S0164-1212(02)00156-5) (дата звернення: 22.08.2025)

[125] Nagappan, N. , & Ball, T. (2005). Use of Relative Code Churn Measures to Predict System Defect Density. Proceedings of the 27th International Conference on Software Engineering (ICSE). DOI: <https://doi.org/10.1109/ICSE.2005.1553571> (дата звернення: 01.09.2025)

[126] Zimmermann, T. , Nagappan, N., Gall, H., Giger, E., & Murphy, B. (2009). Cross-project defect prediction: A large scale experiment on data vs. domain vs. process. DOI: <https://doi.org/10.1145/1595696.1595713> (дата звернення: 25.06.2025)

[127] Nagappan, N. , Ball, T., & Zeller, A. (2006). Mining metrics to predict component failures. Proceedings of the 28th International Conference on Software Engineering. DOI: <https://doi.org/10.1145/1134285.1134349> (дата звернення: 07.06.2025)

[128] Devanbu, P. , Zimmermann, T., & Bird, C. (2016). Belief & evidence in empirical software engineering. DOI: <https://doi.org/10.1145/2884781.2884812> (дата звернення: 29.04.2025)

[129] Kagdi, H. , Collard, M., & Maletic, J. (2007). A survey and taxonomy of approaches for mining software repositories. Journal of Software Maintenance and Evolution, 19(2), 77–131. DOI: <https://doi.org/10.1002/smr.344> (дата звернення: 27.06.2025)

[130] Buse, R. P. L., & Zimmermann, T. (2012). Information Needs for Software Development Analytics. Proceedings of the International Conference on Software Engineering. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICSE.2012.6227122> (дата звернення: 17.05.2025)

[131] PROMISE Software Engineering Repository. URL: <https://promise.site.uottawa.ca/> (дата звернення: 03.10.2025)

[132] Rahman, F. , Posnett, D., & Devanbu, P. (2012). Recalling the “Imprecision” of Cross-Project Defect Prediction. Proceedings of the ACM SIGSOFT Symposium on the Foundations of Software Engineering. DOI: <https://doi.org/10.1145/2393596.2393669> (дата звернення: 02.11.2025)

[133] Bird, C. , & Zimmermann, T. (2012). Assessing the Value of Branches with What-If Analysis. DOI: <https://doi.org/10.1145/2393596.2393648> (дата звернення: 27.10.2025)

[134] Chollet, F. (2018). Deep Learning with Python. Manning Publications. (дата звернення: 10.06.2025)

[135] Zhou, Z. -H. (2021). Machine Learning. Springer. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-981-15-1967-3> (дата звернення: 29.05.2025)

[136] Teslia I., Yehorchenkova N., Yehorchenkov O., Khlevna I., Kataieva Y., Klievanna G., Khlevnyi A., Latysheva T., Ivanov I., Sazonov A. Development of a multilingual intelligent project planning and monitoring system. Eastern-European Journal of Enterprise Technologies. 2023. DOI: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2023.277618> (дата звернення: 18.08.2025).

[137] Graves, A. (2012). Supervised Sequence Labelling with Recurrent Neural Networks. Springer. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-3-642-24797-2> (дата звернення: 14.08.2025)

[138] Patki, N. , Wedge, R., & Veeramachaneni, K. (2016). The Synthetic Data Vault. IEEE International Conference on Data Science and Advanced Analytics (DSAA). DOI: <https://doi.org/10.1109/DSAA.2016.49> (дата звернення: 04.12.2025)

- [139] Nikolenko, S. (2021). *Synthetic Data for Deep Learning*. Springer. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-3-030-75178-4> (дата звернення: 27.11.2025)
- [140] Malcolm, D. G., Roseboom, J. H., Clark, C. E., & Fazar, W. (1959). Application of a Technique for Research and Development Program Evaluation. *Operations Research*, 7(5), 646–669. DOI: <https://doi.org/10.1287/opre.7.5.646> (дата звернення: 04.06.2025)
- [141] Gers, F. A., Schmidhuber, J., & Cummins, F. (2000). Learning to Forget: Continual Prediction with LSTM. *Neural Computation*, 12(10), 2451–2471. DOI: <https://doi.org/10.1162/089976600300015015> (дата звернення: 14.07.2025)
- [142] Greff, K. , Srivastava, R. K., Koutník, J., Steunebrink, B. R., & Schmidhuber, J. (2017). LSTM: A Search Space Odyssey. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 28(10), 2222–2232. DOI: <https://doi.org/10.1109/TNNLS.2016.2582924> (дата звернення: 08.04.2025)
- [143] Brownlee, J. (2018). *Deep Learning for Time Series Forecasting*. Machine Learning Mastery. (дата звернення: 23.10.2025)
- [144] Schmidhuber, J. (2015). Deep Learning in Neural Networks: An Overview. *Neural Networks*, 61, 85–117. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2014.09.003> (дата звернення: 12.08.2025)
- [145] Mishchenko M. V., Dorosh M. S. Semantic Analysis and Classification of Malware for UNIX-Like Operating Systems With the Use of Machine Learning Methods. *Applied Aspects of Information Technology*. 2022. № 5(4). С. 371–386. DOI: <https://doi.org/10.15276/aait.05.2022.25> (дата звернення: 21.07.2025).
- [146] Jolliffe, I. T., & Cadima, J. (2016). Principal Component Analysis: A Review and Recent Developments. *Philosophical Transactions of the Royal Society A*, 374(2065). DOI: <https://doi.org/10.1098/rsta.2015.0202> (дата звернення: 13.04.2025)
- [147] Ioffe, S. , & Szegedy, C. (2015). Batch Normalization: Accelerating Deep Network Training by Reducing Internal Covariate Shift. *Proceedings of the International Conference on Machine Learning*. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1502.03167> (дата звернення: 29.11.2025)

[148] Willmott, C. J., & Matsuura, K. (2005). Advantages of the Mean Absolute Error over the Root Mean Square Error. *Climate Research*, 30, 79–82. DOI: <https://doi.org/10.3354/cr030079> (дата звернення: 22.10.2025)

[149] Kingma, D. P., & Ba, J. (2014). Adam: A Method for Stochastic Optimization. arXiv:1412.6980. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1412.6980> (дата звернення: 18.09.2025)

[150] Werbos, P. J. (1990). Backpropagation Through Time: What It Does and How to Do It. *Proceedings of the IEEE*, 78(10), 1550–1560. DOI: <https://doi.org/10.1109/5.58337> (дата звернення: 28.07.2025)

[151] Xu, L. , Skoularidou, M., Cuesta-Infante, A., & Veeramachaneni, K. (2019). Modeling Tabular Data Using Conditional GAN. *Advances in Neural Information Processing Systems*. (дата звернення: 22.08.2025)

[152] Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2021). *Forecasting: Principles and Practice* (3rd ed.). OTexts. (дата звернення: 13.04.2025)

[153] Lim, B. , & Zohren, S. (2021). Time-Series Forecasting with Deep Learning: A Survey. *Philosophical Transactions of the Royal Society A*, 379(2194). DOI: <https://doi.org/10.1098/rsta.2020.0209> (дата звернення: 21.11.2025)

[154] Prelec, D. (2004). A Bayesian Truth Serum for Subjective Data. *Science*, 306(5695), 462–466. DOI: <https://doi.org/10.1126/science.1102081> (дата звернення: 14.10.2025)

[155] Witkowski, J. , & Parkes, D. C. (2012). A Robust Bayesian Truth Serum for Small Populations. In *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. URL: <https://ojs.aaai.org/index.php/AAAI/article/view/8261> (дата звернення: 07.07.2025)

[156] Radanovic, G. , Faltings, B., & Jurca, R. (2016). Incentives for Effort in Crowdsourcing Using the Peer Truth Serum. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 7(4), Article 48. DOI: <https://doi.org/10.1145/2856102> (дата звернення: 22.09.2025)

[157] Войтенко О., Гудов В. Управління портфелем проєктів: напрямки розвитку у взаємозв'язку штучного інтелекту інструментів і емоційного інтелекту

команди. Управління розвитком складних систем. 2025. № 63. С. 35–42. DOI: <https://doi.org/10.32347/2412-9933.2025.63.35-42> (дата звернення: 11.11.2025).

[158] Podsakoff, P. M., MacKenzie, S. B., Lee, J.-Y., & Podsakoff, N. P. (2003). Common method biases in behavioral research: A critical review of the literature and recommended remedies. *Journal of Applied Psychology*, 88(5), 879–903. URL: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/14516251/> (дата звернення: 28.10.2025)

[159] Keiser, N. L., & Payne, S. C. (2019). Are employee surveys biased? Impression management as a response bias in workplace safety constructs. *Safety Science*, 118, 453–465. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ssci.2019.05.051> (дата звернення: 24.11.2025)

[160] Концевий В., Войтенко О. Оцінка впливу учасників проєктних команд на систему комунікацій. Управління розвитком складних систем. 2025. № 62. С. 79–87. DOI: <https://doi.org/10.32347/2412-9933.2025.62.79-87> (дата звернення: 03.07.2025).

[161] Zerbe, W. J., & Paulhus, D. L. (1987). Socially Desirable Responding in Organizational Behavior: A Reconception. *Academy of Management Review*, 12(2), 250–264. DOI: <https://doi.org/10.5465/amr.1987.4307820> (дата звернення: 06.09.2025)

[162] Latkin, C. A., Edwards, C., Davey-Rothwell, M. A., & Tobin, K. E. (2017). The relationship between social desirability bias and self-reports of health behaviors. *Journal of Addiction and Prevention*, 8(1), 1–9. URL: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC5519338/> (дата звернення: 04.08.2025)

[163] Kong, Y. , & Schoenebeck, G. (2016). An Information Theoretic Framework for Designing Information Elicitation Mechanisms That Reward Truth-telling. *arXiv preprint*. URL: <https://arxiv.org/abs/1605.01021> (дата звернення: 07.07.2025)

[164] Yakymiv A. , Yehorchenkova N. Forecasting employee productivity using LSTM networks: synthetic data approach and baseline comparison. *Економіка та суспільство*. 2026. № 84. DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2026-84-67> (дата звернення: 12.04.2026)

[165] Yakymiv A. , Verenych O. Bayesian Approach to Productivity Evaluation in Project Management. 2025 IEEE 13th International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS).

Gliwice, Poland. 2025. P. 1–6. DOI: <https://doi.org/10.1109/IDAACS68557.2025.11322040> (дата звернення: 18.04.2026)

[166] Yakymiv A. Regression analysis for evaluating employee productivity in IT project management. *Management of Development of Complex Systems*. 2026. № 65. P. 47–53. DOI: <https://doi.org/10.32347/2412-9933.2026.65.47-53> (дата звернення: 18.04.2026)

[167] Yakymiv A. R. Bayesian Truth Serum for True Performance Diagnostics. *Збірник наукових праць НУК*. 2026. № 1(503). URL: https://znp.nuos.mk.ua/archives/2026/1/part_2/26.pdf (дата звернення: 26.05.2026). DOI: [https://doi.org/10.15589/znp2026.1\(503\).2.24](https://doi.org/10.15589/znp2026.1(503).2.24).

[168] LeCun, Y. , Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521, 436–444. DOI: <https://doi.org/10.1038/nature14539> (дата звернення: 02.04.2025)

[169] Shepperd, M. ,&Kadoda,G.(2001).Comparing Software Prediction Techniques Using Simulation.*IEEE Transactions on Software Engineering*. DOI: <https://doi.org/10.1109/32.965341> (дата звернення: 11.06.2025)

[170] Pearl, J. , & Mackenzie, D. (2018). *The Book of Why: The New Science of Cause and Effect*. Basic Books. (дата звернення: 23.08.2025)

[171] Breiman, L. (2001). Random Forests. *Machine Learning*, 45(1), 5–32. DOI: <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324> (дата звернення: 01.11.2025)

[172] Fenton, N. ,Neil,M.,&Caballero,J.G.(2007).Using Bayesian Networks to Predict Software Defects and Reliability.*Software Quality Journal*. DOI: <https://doi.org/10.1243/1748006XJRR161> (дата звернення: 22.11.2025)

[173] Atlassian. (2023).Jira Software Documentation.Retrieved from. URL: <https://www.atlassian.com/software/jira> (дата звернення: 28.08.2025)

[174] Turner, J. R., & Müller, R. (2005). The Project Manager's Leadership Style as a Success Factor on Projects. *Project Management Journal*, 36(2), 49–61. DOI: <https://doi.org/10.1177/875697280503600206> (дата звернення: 28.09.2025)

[175] Prelec, D. , Seung, H. S., & McCoy, J. (2017). A solution to the single-question crowd wisdom problem. *Nature*, 541, 532–535. DOI: <https://doi.org/10.1038/nature21054> (дата звернення: 12.09.2025)

[176] Huebner, L. A., et al. (2021). Following Up on Employee Surveys: A Conceptual Framework for Organizing Action Planning. *Frontiers in Psychology*, 12, 733819. URL: <https://www.frontiersin.org/journals/psychology/articles/10.3389/fpsyg.2021.801073/full> (дата звернення: 27.10.2025)

[177] Lipton, Z. C., Berkowitz, J., & Elkan, C. (2015). A Critical Review of Recurrent Neural Networks for Sequence Learning. arXiv:1506.00019. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1506.00019> (дата звернення: 27.06.2025)

[178] Rubin, K. S. (2012). *Essential Scrum: A Practical Guide to the Most Popular Agile Process*. Addison-Wesley. (дата звернення: 18.11.2025)

[179] Koller, D. , & Friedman, N. (2009). *Probabilistic Graphical Models: Principles and Techniques*. MIT Press. (дата звернення: 19.10.2025)

ДОДАТКИ

ДОДАТОК А

Респондент	Обрана відповідь	незаплановані задачі	надмір мітингів	нечіткі вимоги	технічний борг
R01	незаплановані задачі	10%	25%	0%	31%
R02	незаплановані задачі	0%	54%	0%	0%
R03	незаплановані задачі	41%	0%	21%	0%
R04	надмір мітингів	59%	28%	0%	0%
R05	надмір мітингів	0%	92%	0%	0%
R06	надмір мітингів	10%	64%	0%	0%
R07	нечіткі вимоги	56%	44%	0%	0%
R08	нечіткі вимоги	0%	63%	0%	0%
R09	технічний борг	0%	0%	66%	4%
R10	технічний борг	23%	0%	0%	0%
R11	технічний борг	0%	65%	0%	0%
R12	повільна інтеграція	0%	0%	11%	14%

R13	залежність від інших команд	49%	0%	0%	51%
R14	залежність від інших команд	29%	45%	0%	26%
R15	залежність від інших команд	0%	33%	33%	16%
R16	залежність від інших команд	0%	59%	0%	0%
R17	часті переривання / чат	0%	0%	0%	26%
R18	часті переривання / чат	0%	0%	0%	8%
R19	інциденти у розробці	32%	0%	0%	40%
R20	інше	14%	86%	0%	0%

Респондент	Повільна інтеграція	залежність від інших команд	часті переривання / чат	інциденти у розробці	інше
R01	0%	0%	0%	34%	0%
R02	0%	16%	0%	0%	30%

R03	38%	0%	0%	0%	0%
R04	0%	0%	13%	0%	0%
R05	0%	0%	0%	0%	8%
R06	0%	0%	0%	0%	26%
R07	0%	0%	0%	0%	0%
R08	0%	37%	0%	0%	0%
R09	0%	0%	30%	0%	0%
R10	18%	33%	0%	26%	0%
R11	0%	35%	0%	0%	0%
R12	0%	42%	0%	0%	33%
R13	0%	0%	0%	0%	0%
R14	0%	0%	0%	0%	0%
R15	0%	18%	0%	0%	0%
R16	0%	22%	19%	0%	0%
R17	0%	0%	0%	8%	66%
R18	0%	0%	0%	52%	40%
R19	17%	11%	0%	0%	0%
R20	0%	0%	0%	0%	0%

ДОДАТОК Б

Респондент	Обрана відповідь	Info (фактична відповідь)	Pred (точність прогнозу)	S (підсумковий бал)
R01	Незаплановані задачі	1.1774	-12.5125	-11.3352
R02	Незаплановані задачі	1.1774	-15.0116	-13.8342
R03	Незаплановані задачі	1.1774	-17.5944	-16.4171
R04	Надмір мітингів	-1.835	-14.9653	-16.8003
R05	Надмір мітингів	-1.835	-20.1575	-21.9925
R06	Надмір мітингів	-1.835	-16.3532	-18.1882
R07	Нечіткі вимоги	8.673	-17.4665	-8.7935
R08	Нечіткі вимоги	8.673	-16.1432	-7.4702
R09	Технічний борг	2.659	-16.5332	-13.8743
R10	Технічний борг	2.659	-13.7035	-11.0445

R11	Технічний борг	2.659	-16.1507	-13.4917
R12	Повільна інтеграція	9.3205	-12.4761	-3.1556
R13	Залежність від інших команд	4.1363	-17.4643	-13.328
R14	Залежність від інших команд	4.1363	-13.6185	-9.4822
R15	Залежність від інших команд	4.1363	-9.8611	-5.7248
R16	Залежність від інших команд	4.1363	-13.6618	-9.5256
R17	Часті переривання / чат	10.0319	-18.9882	-8.9563
R18	Часті переривання / чат	10.0319	-19.0969	-9.065
R19	Інциденти у розробці	7.9955	-11.183	-3.1875
R20	Інше	5.3233	-17.5759	-12.2526

ДОДАТОК В

Наукові праці, які відображають основні наукові результати дисертації:

1. Yakymiv A., Yehorchenkova N. Forecasting employee productivity using LSTM networks: synthetic data approach and baseline comparison. Економіка та суспільство. 2026. № 84. URL: <https://economyandsociety.in.ua/index.php/journal/article/view/7671> (дата звернення: 12.04.2026). DOI: <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2026-84-67>
2. Yakymiv A., Verenych O. Bayesian Approach to Productivity Evaluation in Project Management. 2025 IEEE 13th International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS). Gliwice, Poland. 2025. P. 1–6. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/11322040> (дата звернення: 18.04.2026). DOI: <https://doi.org/10.1109/IDAACS68557.2025.11322040>
3. Yakymiv A. Regression analysis for evaluating employee productivity in IT project management. Management of Development of Complex Systems. 2026. № 65. P. 47–53. URL: <https://mdcs.knuba.edu.ua/article/view/357022> (дата звернення: 18.04.2026). DOI: <https://doi.org/10.32347/2412-9933.2026.65.47-53>
4. [187] Yakymiv A. R. Bayesian Truth Serum for True Performance Diagnostics. Збірник наукових праць НУК. 2026. № 1(503). URL: https://znp.nuos.mk.ua/archives/2026/1/part_2/26.pdf (дата звернення: 18.04.2026). DOI: [https://doi.org/10.15589/znp2026.1\(503\).2.24](https://doi.org/10.15589/znp2026.1(503).2.24).

ДОДАТОК Г



ТОВ «ГЕНЧ УКРАЇНА»
Код ЄДРПОУ 43967934
01013, м. Київ, вул. Будіндустрії, 5

ДОВІДКА

про апробацію результатів дисертаційного дослідження

Результати дисертаційного дослідження Якиміва Андрія Романовича за темою «Розвиток соціо-технічних систем на основі застосування підходів соціальної інформатики» були перевірені в умовах практичної діяльності ІТ-організації під час дослідження процесів виконання проектних робіт та аналізу ефективності функціонування команд розробки.

Практична перевірка здійснювалася на основі інформації, що генерується у цифровому середовищі управління проектами в ході виконання робочих процесів. У межах цієї роботи було реалізовано:

- оцінювання рівня продуктивності працівників на основі аналізу цифрових слідів їх діяльності у проектному середовищі;
- побудову системи показників, що відображають як індивідуальну ефективність виконання завдань, так і характеристики взаємодії в межах команд;
- виявлення впливу технічних, організаційних і поведінкових факторів на результати проектної діяльності;
- використання моделей прогнозування для оцінювання динаміки ефективності виконання робіт у часі;
- узагальнення отриманих результатів для формування аналітичних висновків щодо можливостей підвищення ефективності організації роботи.

Отримані результати підтвердили придатність запропонованих у дисертації моделей і методів для аналізу функціонування соціо-технічних систем у цифровому проектному середовищі. Їх застосування забезпечує можливість переходу від описового аналізу окремих показників до системного оцінювання ефективності діяльності команд та підтримки управлінських рішень.

Результати дослідження можуть бути використані для вдосконалення інструментів аналітики продуктивності, оптимізації процесів управління проектами та підвищення ефективності використання людських ресурсів у цифрових організаційних середовищах.

Тетяна ІНДИЛО, директор



ДОДАТОК Д

ТОВАРИСТВО З ОБМЕЖЕНОЮ ВІДПОВІДАЛЬНІСТЮ «АВТОНОМНІ РОБОТИЗОВАНІ СИСТЕМИ»

Ідентифікаційний код юридичної особи: 45537160

Адреса: 03143, місто Київ, вулиця Лебедєва Академіка, будинок 1, 6, прим. 33, 2

*Якиміву Андрію Романовичу
РНОКПП 3504006915*

вих. №17/03 від 17.03.2026

ДОВІДКА

про апробацію результатів дисертаційного дослідження

Представлені результати дисертаційного дослідження Якиміва Андрія Романовича за темою «Розвиток соціо-технічних систем на основі застосування підходів соціальної інформатики» були апробовані в діяльності ІТ-компанії під час аналізу робочих показників команд розробки та дослідження взаємозв'язку між технічними характеристиками виконання завдань і соціальними аспектами командної взаємодії у процесі реалізації ІТ-проектів.

Апробація здійснювалася під час виконання низки завдань, зокрема:

- аналіз показників продуктивності працівників на основі даних систем управління проєктами, систем контролю версій та інструментів командної взаємодії;
- формування наборів метрик, що характеризують як індивідуальну результативність працівників, так і особливості їхньої взаємодії у межах команд розробки;
- дослідження впливу технічних та організаційних факторів на ефективність виконання проєктних завдань у середовищі ІТ-команд;
- застосування статистичних і математичних методів для оцінювання впливу різних факторів на зміну продуктивності працівників у межах соціо-технічної структури проєктної діяльності;
- експериментальне використання моделей аналізу та прогнозування продуктивності на основі часових рядів робочих показників;

– узагальнення результатів аналізу для підготовки аналітичних матеріалів щодо динаміки ефективності команд та можливих напрямів оптимізації робочих процесів.

Апробація підтвердила доцільність використання наукових підходів, запропонованих у межах дисертаційного дослідження, для аналізу функціонування соціо-технічних систем у IT-проектах та оцінювання продуктивності працівників у проєктному середовищі. Використання запропонованих методів дозволило систематизувати аналіз робочих показників, виявити тенденції зміни ефективності команд та сформувати інформаційну основу для прийняття управлінських рішень у сфері управління проєктами.

Отримані результати можуть бути використані для подальшого розвитку систем аналітики продуктивності та підтримки управління людськими ресурсами в IT-проектах.

З повагою,

Олексій ФІЛІППЕНКОВ, директор



ДОДАТОК Е



МОН
КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
БУДІВНИЦТВА І АРХІТЕКТУРИ

просп. Повітряних Сил, 31,
м. Київ, 03037
тел.: +38 (044) 248-32-65,
e-mail: knuba@knuba.edu.ua,
web: knuba.edu.ua
ЄДРПОУ 02070909

ДОВІДКА

про впровадження у навчальний процес результатів дисертаційного
дослідження Якиміва Андрія Романовича

Дана довідка складена про те, що науково - методичні розробки дисертаційної роботи **Якиміва Андрія Романовича** за темою «Розвиток соціо-технічних систем на основі застосування підходів соціальної інформатики» впроваджено в навчальну програму курсу кафедри управління проектами факультету автоматизації і інформаційних технологій Київського національного університету будівництва і архітектури, а саме: «Розподілені команди в управлінні IT-проектами», спеціальності F3 «Комп'ютерні науки», освітньої програми «Управління проектами», освітнього рівня «Магістр» та «Технології управління людськими ресурсами: психологічні, комунікаційні та лідерські аспекти», спеціальності D3 «Менеджмент», освітньої програми «Управління проектами», освітнього рівня «Магістр».

Впровадження результатів наукової роботи Якимова Андрія Романовича дозволило доповнити освітні матеріали новими методами та моделями щодо оцінки продуктивності співробітників IT-проектів підтримки обґрунтованих управлінських рішень. В навчальному процесі були застосовані:

1. Методи інтеграції соціальних і технічних факторів у межах аналізу продуктивності як характеристики соціо-технічної системи за рахунок поєднання статистичних, експертних та поведінкових методів аналізу даних;
2. Моделі підтримки управлінських рішень на основі даних цифрового середовища за рахунок інтеграції регресійних, баєсівських, нейромережевих та експертних методів аналізу продуктивності працівників;
3. Механізм використання цифрового сліду діяльності працівників як інформаційної основи для кількісного аналізу функціонування соціальної складової проектного середовища та формування аналітичних висновків для підтримки управлінських рішень.

Проректор з НДР



Андрій ШПАКОВ