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

Кваліфікаційна робота

магістра

на тему ПРОГНОЗУВАННЯ ПОКАЗНИКІВ ЕФЕКТИВНОСТІ БІЗНЕС-ПРОЦЕСІВ ДІЯЛЬНОСТІ ПРОЄКТНОГО ОФІСУ АУТСОРСИНГОВОЇ КОМПАНІЇ МЕТОДАМИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛІЗУ ДАНИХ

Виконав: студент ІІ курсу, групи 8.0513–ек
спеціальності 051 «Економіка»
освітньої програми «Економічна кібернетика»
Долгій Богдан Юрійович
Керівник доцент кафедри економічної кібернетики, к.е.н., доцет Чеверда С. С.
Рецензент: професор кафедри економічної кібернетики, д.е.н., доцент Іванов С. М.

Запоріжжя
2024

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ЗАПОРІЗЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

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

ЗАТВЕРДЖУЮ
Завідувач кафедри _____
(підпис)
«____»_____2024 року

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

Долгій Богдан Юрійович

1. Тема роботи Прогнозування показників ефективності бізнес-процесів діяльності проєктного офісу аутсорсингової компанії методами інтелектуального аналізу даних
керівник роботи – Чеверда Сергій Сергійович, к.е.н.
затверджені наказом ЗНУ від 29 грудня 2023 року № 2252-с
2. Строк подання студентом роботи: 02 грудня 2024 року.
3. Вихідні дані до роботи: постановка завдання, наукова література за темою роботи, офіційні статистичні дані
4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити): аналіз ключових показників ефективності, дослідження сучасних методів інтелектуального аналізу, розробка методології, підготовка даних для прогнозування, створення алгоритму прогнозування, експериментальне дослідження, розробка рекомендацій до впровадження.
5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень): рисунки, таблиці, презентація.

6. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Розділ 1	к.е.н. Чеверда С.С.	20.09.2024	08.10.2024
Розділ 2	к.е.н. Чеверда С.С.	09.10.2024	29.10.2024
Розділ 3	к.е.н. Чеверда С.С.	30.10.2024	20.11.2024

7. Дата видачі завдання 15.01.2024_____

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1.	Формування мети, об'єкту, предмету та завдань кваліфікаційної роботи	15.01 – 26.01.2024	Виконано
2.	Узгодження плану роботи, підготовка вступу	27.01–11.02.2024	Виконано
3.	Формування основних гіпотез та огляд наукових джерел	12.02–06.04.2024	Виконано
4.	Підготовка 1-го розділу кваліфікаційної роботи	08.04– 22.06.2024	Виконано
5.	Підготовка 2-го розділу кваліфікаційної роботи	26.06– 31.08.2024	Виконано
6.	Підготовка 3-го розділу кваліфікаційної роботи	02.09–16.11.2024	Виконано
7.	Аналіз та інтерпретація отриманих результатів, оформлення висновків кваліфікаційної роботи, оформлення вступу та реферату	18.11–24.11.2024	Виконано
8	Нормоконтроль, перевірка на доброчесність, підготовка до захисту	25.11-08.12.2024	Виконано

Студент _____ Долгій Б.Ю.
(підпис)

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

Нормоконтроль пройдено

Нормоконтролер _____ Макаренко О.І.
(підпис)

РЕФЕРАТ

Кваліфікаційна робота магістра містить три розділи, 85 с., 15 рис., 14 табл., 2 додатка, 39 джерела.

Об’єкт дослідження – бізнес-процеси діяльності проєктного офісу аутсорсингової компанії.

Предмет дослідження – методи та моделі інтелектуального аналізу даних для прогнозування показників ефективності бізнес-процесів проєктного офісу.

Мета роботи – розробка алгоритму та моделі прогнозування показників ефективності бізнес-процесів діяльності проєктного офісу аутсорсингової компанії на основі методів інтелектуального аналізу даних для підвищення якості управлінських рішень та оптимізації діяльності компанії.

Методи дослідження – аналіз, узагальнення, систематизація, середовище моделювання RStudio, методологія Arima, Random Forest.

У роботі було проведено дослідження сучасні методи інтелектуального аналізу даних. В результаті аналізу існуючих методів прогнозування даних, та їх ефективності для оцінки продуктивності, було створено алгоритм прогнозування показників ефективності бізнес-процесів, який інтегрує сучасні методи інтелектуального аналізу даних і забезпечує адаптивність до динамічних умов функціонування проєктного офісу. Розроблено комплекс моделей бізнес-процесів проєктного офісу аутсорсингової компанії, які базуються на методах інтелектуального аналізу даних, зокрема нейро-нечітких підходах, нечіткій логікі та гібридних методах. Проведено експериментальну перевірку запропонованих моделей та алгоритму на реальних даних, що підтвердило їхню ефективність у підвищенні точності прогнозів і оптимізації бізнес-процесів. Розроблено рекомендації що до впровадження створеної моделі у покращенні ефективності діяльності бізнес-процесів.

БІЗНЕС-ПРОЦЕСИ, ПРОЄКТНИЙ ОФІС, АУТСОРСИНГ, ПРОГНОЗУВАННЯ, ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИЙ АНАЛІЗ ДАНИХ, КЛЮЧОВІ ПОКАЗНИКИ ЕФЕКТИВНОСТІ (KPI), ОПТИМІЗАЦІЯ, , ДЕРЕВА РІШЕНЬ, МОДЕЛІ ПРОГНОЗУВАННЯ.

SUMMARY

The qualification work of the master contains three sections, 85 pages, 15 figures, 14 tables, 2 appendices, 39 sources.

Object of research – business processes of the project office of an outsourcing company.

Subject of research – methods and models of data mining for forecasting the performance indicators of the project office's business processes.

Purpose of the work – to develop an algorithm and a model for forecasting the performance indicators of business processes in the project office of an outsourcing company based on data mining methods to enhance the quality of managerial decisions and optimize the company's operations.

Research methods – analysis, generalization, systematization, RStudio modeling environment, Arima methodology, Random Forest.

In the work, a study of modern methods of intellectual data analysis was carried out. As a result of the analysis of existing data forecasting methods and their effectiveness for performance assessment, an algorithm for forecasting business process efficiency indicators was created, which integrates modern methods of intelligent data analysis and ensures adaptability to the dynamic conditions of the project office. A set of business process models of the outsourcing company's project office has been developed, which are based on the methods of intelligent data analysis, in particular neuro-fuzzy approaches, fuzzy logic and hybrid methods. An experimental test of the proposed models and algorithm was carried out on real data, which confirmed their effectiveness in increasing the accuracy of forecasts and optimizing business processes. Recommendations for the implementation of the created model in improving the efficiency of business processes have been developed.

BUSINESS PROCESSES, PROJECT OFFICE, OUTSOURCING, FORECASTING, DATA MINING, PERFORMANCE INDICATORS, OPTIMIZATION, , DECISION TREES, FORECASTING MODELS.

ЗМІСТ

ЗАВДАНЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

РЕФЕРАТ

SUMMARY

ЗМІСТ

ВСТУП 7

РОЗДІЛ 1 ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ДІЯЛЬНОСТІ ПРОЄКТНОГО ОФІСУ АУТСОРСИНГОВОЇ КОМПАНІЇ 9

1.1 Сутність та особливості функціонування проектного офісу в аутсорсинговій компанії 9

1.2 Ключові бізнес-процеси діяльності проектного офісу та їх показники ефективності 15

1.3 Аналіз сучасних підходів до оцінки та прогнозування ефективності бізнес-процесів 21

РОЗДІЛ 2 МЕТОДОЛОГІЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛІЗУ ДАНИХ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ПОКАЗНИКІВ ЕФЕКТИВНОСТІ 27

2.1 Огляд методів інтелектуального аналізу даних для прогнозування 27

2.2. Вибір та обґрунтування методів інтелектуального аналізу даних для прогнозування показників ефективності бізнес-процесів 41

2.3 Розробка алгоритму прогнозування на основі обраних методів 52

РОЗДІЛ 3 ПРАКТИЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ ТА ОЦІНКА РЕЗУЛЬТАТІВ ПРОГНОЗУВАННЯ 57

3.1 Збір та підготовка даних для прогнозування показників ефективності бізнес-процесів проєктного офісу 57

3.2 Реалізація алгоритму прогнозування та аналіз отриманих результатів. 60

3.3 Рекомендації щодо впровадження розробленої моделі прогнозування в діяльність проєктного офісу аутсорсингової компанії 68

ВИСНОВКИ 75

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЯ 78

ДОДАТОК А Розробка алгоритму прогнозування 82

ДОДАТОК Б Графік представлення результатів прогнозування 84

ВСТУП

Ефективне управління бізнес-процесами є одним із ключових факторів успіху для сучасних організацій, особливо для аутсорсингових компаній, які працюють у динамічному конкурентному середовищі. Серед основних напрямів дослідження бізнес-процесів варто зазначити роботи таких вчених, як М. Хаммер, Д. Чампі, А. Шеєр, Л. Чернобай, М. Робсон та інших, які присвятили свої дослідження розробці теоретичних засад, класифікації та моделюванню бізнес-процесів. Зокрема, ці дослідження визначили бізнес-процеси як послідовність взаємопов'язаних дій, які перетворюють вхідні ресурси у вихідний результат, що має цінність для клієнта.

На початку XX століття були розроблені основні методи моделювання бізнес-процесів, такі як діаграми Ганта, PERT-діаграми, IDEF0 тощо. Далі були впроваджені інноваційні підходи, зокрема реінжиніринг бізнес-процесів, управління бізнес-процесами та використання інтегрованих систем. Проте, незважаючи на значний прогрес, оптимізація та моделювання бізнес-процесів в проєктних офісах аутсорсингових компаній залишаються недостатньо вивченими, особливо в контексті використання сучасних методів інтелектуального аналізу даних.

Актуальність теми дослідження зумовлена потребою адаптації інноваційних підходів до управління бізнес-процесами у проєктних офісах, що є критичним для підвищення ефективності та конкурентоспроможності аутсорсингових компаній. Використання методів інтелектуального аналізу даних відкриває нові можливості для аналізу великих обсягів інформації, прогнозування ключових показників ефективності (KPI) та прийняття оптимальних управлінських рішень.

Мета роботи: розробка алгоритму та моделей прогнозування показників ефективності бізнес-процесів проєктного офісу аутсорсингової компанії на основі методів інтелектуального аналізу даних для підвищення якості управлінських рішень та оптимізації діяльності компанії.

Для досягнення мети були поставлені такі завдання:

– проаналізувати теоретичні основи функціонування проєктного офісу в аутсорсинговій компанії та визначити ключові показники ефективності його бізнес-процесів.

– дослідити сучасні методи інтелектуального аналізу даних та їх застосування для прогнозування економічних показників.

– розробити методологію відбору та підготовки даних для прогнозування показників ефективності бізнес-процесів проєктного офісу.

– створити алгоритм прогнозування на основі обраних методів інтелектуального аналізу даних.

– провести експериментальне дослідження розробленої моделі прогнозування на реальних даних проєктного офісу аутсорсингової компанії.

– розробити рекомендації щодо впровадження створеної моделі прогнозування в практичну діяльність проєктного офісу та оцінити її економічну ефективність.

Наукова новизна роботи:

– набула подальшого розвитку методологія побудови прогнозних моделей ефективності бізнес-процесів проєктного офісу, яка інтегрує сучасні методи інтелектуального аналізу даних (зокрема ARIMA, Random Forest та лінійні регресійні моделі) за рахунок поєднання статистичних підходів з машинним навчанням та систематичної попередньої обробки даних, що дозволило підвищити точність та адаптивність прогнозів в умовах динамічних змін;

– удосконено алгоритм оцінки й оптимізації бізнес-процесів шляхом застосування нейро-нечітких технологій та нечіткої логіки для моделювання відносин між ключовими показниками ефективності (KPI), за рахунок чого забезпечено можливість врахування невизначеностей, суб’єктивних чинників та багатокритеріальності в аналізі, що сприяє більш обґрунтованому прийняттю управлінських рішень.

РОЗДІЛ 1
ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ДІЯЛЬНОСТІ ПРОЄКТНОГО ОФІСУ АУТСОРСИНГОВОЇ КОМПАНІЇ

1.1 Сутність та особливості функціонування проектного офісу в аутсорсинговій компанії

У сучасному бізнес-середовищі компанії стикаються з багатьма викликами, серед яких високий рівень конкуренції, глобалізація, зростаючий обсяг даних, а також необхідність швидкого реагування на змінювані вимоги клієнтів. В цих умовах успіх компанії значною мірою залежить від ефективності її бізнес-процесів та здатності управління проектами. Проектний офіс (Project Management Office, PMO) [1] стає однією з ключових структур, яка забезпечує централізоване управління проектами, підтримку стратегічних цілей організації та підвищення ефективності бізнес-процесів.

Аутсорсингові компанії, зокрема ті, що працюють у сфері інформаційних технологій (IT), є особливо залежними від якості проектного управління. Вони функціонують у середовищі з великою кількістю одночасних проектів, що мають різні вимоги клієнтів та часто виконуються глобальними командами. У цьому контексті проектний офіс виконує роль стратегічного координатора, забезпечуючи стандартизацію процесів, оптимізацію ресурсів та інтеграцію новітніх технологій для досягнення конкурентних переваг.

Проектний офіс – це спеціалізований підрозділ організації, який виконує функції централізованого [5] управління проектами, забезпечуючи контроль за їхнім виконанням та узгодженість з корпоративною стратегією. Його ключовими завданнями є.

Стандартизація процесів: проектний офіс визначає та впроваджує стандарти управління проектами, забезпечуючи єдиний підхід до планування,

виконання, моніторингу та оцінки проектів.

Контроль ресурсів: PMO здійснює моніторинг використання людських, фінансових і матеріальних ресурсів, оптимізуючи їхній розподіл між проектами [5].

Підтримка прийняття рішень: PMO забезпечує керівництво компанії необхідною аналітичною інформацією для прийняття стратегічно важливих рішень.

Інтеграція новітніх технологій: використання інструментів бізнес-аналітики та інтелектуального аналізу даних дозволяє оптимізувати проектні процеси та підвищувати якість управлінських рішень.

В аутсорсингових компаніях, де успіх проектів безпосередньо впливає на задоволеність клієнтів, PMO виконує також додаткові функції, такі як управління взаємодією з клієнтами, моніторинг змін вимог і забезпечення гнучкості у виконанні проектів [6].

Основні функції проектного офісу в аутсорсинговій компанії.

Планування портфеля проектів Проектний офіс виступає ключовим інструментом у виборі проектів. Використовуючи моделі оптимізації, наприклад, метод Аналітичного ієрархічного процесу (AHP), PMO визначає проекти, які відповідають стратегічним цілям компанії. Цей підхід дозволяє збалансувати портфель проектів відповідно до наявних ресурсів і корпоративної стратегії [2].

Приклад: у великій аутсорсинговій IT-компанії з кількома офісами по всьому світу PMO може визначити, які проекти з розробки програмного забезпечення мають пріоритет, залежно від рентабельності, ризиків та стратегічної важливості.

Моніторинг та контроль виконання Використовуючи дашборди та інші інструменти візуалізації, PMO відстежує стан виконання проектів, виявляє затримки чи ризики перевитрат бюджету. Це дозволяє керівникам своєчасно вносити коригування в процес виконання проектів.

Інструменти: Наприклад, такі програмні продукти, як Jira, Microsoft Project або Asana, інтегровані з аналітичними платформами, забезпечують повний огляд стану проектів [2].

Розподіл та оптимізація ресурсів PMO відповідає за раціональний розподіл ресурсів між проектами. У великих організаціях із глобальними командами це включає не лише моніторинг завантаженості співробітників, але й координацію їхньої роботи у різних часових поясах [4].

Приклад: у багатонаціональній IT-компанії PMO забезпечує оптимальне використання програмістів з різних регіонів, враховуючи їхню кваліфікацію та доступність.

Виклики функціонування проектного офісу в аутсорсингових компаніях. Координація багатофункціональних команд В аутсорсингових компаніях команди часто складаються з фахівців із різних країн, які працюють у різних часових поясах та мають різний культурний контекст. Це створює складнощі в комунікації, узгодженні цілей і виконанні завдань. Проектний офіс має забезпечити стандартизацію процесів і використання універсальних комунікаційних платформ для вирішення цих питань.

Приклад: в аутсорсинговій компанії, яка надає IT-послуги, PMO організовує регулярні відеоконференції та використовує інструменти, такі як Slack або Microsoft Teams, для збереження прозорості у взаємодії між командами з різних країн.

Адаптація до змінюваних вимог клієнтів Клієнти аутсорсингових компаній часто змінюють свої вимоги під час виконання проекту. Це вимагає від PMO постійної гнучкості в управлінні, оперативного перегляду планів і коригування ресурсів.

Приклад: клієнт у сфері фінансових технологій змінює специфікацію продукту на етапі розробки. PMO має забезпечити швидку реакцію на ці зміни, зберігаючи баланс між якістю та строками виконання проекту.

Контроль і стандартизація . Одним із викликів для PMO є забезпечення

відповідності всіх проектів стандартам якості та корпоративним політикам. Це включає використання єдиної методології (наприклад, Agile, Scrum, PMBOK) та створення системи метрик для моніторингу успішності проектів [2].

Інструменти: використання таких платформ, як Jira для гнучких проектів або SAP для фінансового управління проектами, сприяє стандартизації процесів.

Інтеграція технологій. Проектний офіс працює з великими обсягами даних, тому інтеграція сучасних технологій, таких як штучний інтелект (ШІ) та машинне навчання, стає ключовою. Ці технології дозволяють автоматизувати аналіз даних і прогнозувати ризики.

Приклад: використання алгоритмів машинного навчання для аналізу часових витрат у проектах дозволяє передбачати затримки та пропонувати оптимальні рішення для їх усунення.

Виклики функціонування проектного офісу в аутсорсингових компаніях. Координація багатофункціональних команд В аутсорсингових компаніях команди часто складаються з фахівців із різних країн, які працюють у різних часових поясах та мають різний культурний контекст. Це створює складнощі в комунікації, узгодженні цілей і виконанні завдань. Проектний офіс має забезпечити стандартизацію процесів і використання універсальних комунікаційних платформ для вирішення цих питань.

Приклад: в аутсорсинговій компанії, яка надає IT-послуги, PMO організовує регулярні відеоконференції та використовує інструменти, такі як Slack або Microsoft Teams, для збереження прозорості у взаємодії між командами з різних країн.

Адаптація до змінюваних вимог клієнтів. Клієнти аутсорсингових компаній часто змінюють свої вимоги під час виконання проекту. Це вимагає від PMO постійної гнучкості в управлінні, оперативного перегляду планів і коригування ресурсів.

Приклад: клієнт у сфері фінансових технологій змінює специфікацію продукту на етапі розробки. PMO має забезпечити швидку реакцію на ці зміни, зберігаючи баланс між якістю та строками виконання проекту.

Контроль і стандартизація. Одним із викликів для PMO є забезпечення відповідності всіх проектів стандартам якості та корпоративним політикам. Це включає використання єдиних методологій (наприклад, Agile, Scrum, PMBOK) та створення системи метрик для моніторингу успішності проектів.

Інструменти: використання таких платформ, як Jira для гнучких проектів або SAP для фінансового управління проектами, сприяє стандартизації процесів.

Інтеграція технологій Проектний офіс працює з великими обсягами даних, тому інтеграція сучасних технологій, таких як штучний інтелект (ШІ) та машинне навчання, стає ключовою. Ці технології дозволяють автоматизувати аналіз даних і прогнозувати ризики.

Приклад: використання алгоритмів машинного навчання для аналізу часових витрат у проектах дозволяє передбачати затримки та пропонувати оптимальні рішення для їх усунення.

Використання передових технологій у PMO. Бізнес-аналітика та інтелектуальний аналіз даних Сучасні інструменти бізнес-аналітики забезпечують компаніям можливість обробляти великі обсяги інформації, виявляти приховані закономірності та створювати точні прогнози. Це особливо важливо для аутсорсингових компаній, де необхідно відстежувати ключові показники ефективності (KPI- Key Performance Indicators).

Приклад: в аутсорсинговій IT-компанії система BI (Business Intelligence) автоматично генерує звіти про продуктивність проектів, виявляючи найслабші місця та пропонуючи шляхи оптимізації.

Автоматизація процесів. Інтеграція автоматизованих систем дозволяє PMO оптимізувати планування, управління ризиками та моніторинг. Інструменти, такі як Microsoft Power Automate або UiPath, використовуються

для автоматизації повторюваних завдань.

Приклад: PMO впроваджує автоматизоване оновлення дашбордів у реальному часі для забезпечення керівництва актуальною інформацією про стан проектів.

Хмарні рішення. Використання хмарних платформ, таких як Google Cloud, Microsoft Azure або AWS, дозволяє забезпечити доступність даних і інструментів незалежно від місця перебування команд.

Приклад: глобальна аутсорсингова компанія використовує хмарні сервіси для обміну файлами, що забезпечує швидкий доступ до необхідної документації.

Вплив PMO на конкурентоспроможність компанії. Підвищення якості послуг Стандартизація та використання передових методів управління дозволяють забезпечити виконання проектів відповідно до найвищих стандартів якості. Це підвищує довіру клієнтів та збільшує їхню лояльність.

Ефективне управління ризиками. Використовуючи сучасні аналітичні інструменти, PMO здатен передбачати можливі ризики на ранніх етапах і розробляти стратегії їхнього усунення, що мінімізує витрати.

Проектні офіси можуть бути представлені різними моделями: підтримуючими (зосереджуються на рекомендаціях і консультаціях), директивними (мають повноваження приймати рішення та керувати проектами) або контролюючими (відстежують відповідність проектів встановленим стандартам). Для аутсорсингових компаній найчастіше використовується змішана модель, що поєднує функції підтримки та контролю, оскільки вона дозволяє адаптуватися до змінюваних потреб клієнтів.

Проектний офіс діє як міст між різними відділами, забезпечуючи координацію між командою продажу, технічною підтримкою та фінансовим відділом. Це дозволяє узгоджувати клієнтські вимоги зі стратегічними цілями компанії. Оптимізація витрат контроль над ресурсами та їх ефективний

розподіл дозволяють компанії знижувати витрати, забезпечуючи при цьому високу продуктивність.

1.2 Ключові бізнес-процеси діяльності проектного офісу та їх показники ефективності

Проектний офіс (PMO - Project Management Office) є ключовою структурою, що забезпечує ефективне управління проектами в сучасних організаціях, зокрема в аутсорсингових компаніях. Він виконує роль координаційного центру, який зводить воєдино планування, моніторинг, контроль і стандартизацію процесів, що сприяє досягненню стратегічних цілей. PMO також забезпечує прозорість у виконанні проектів і ефективність комунікації між командами та клієнтами [18].

Сучасна аутсорсингова модель вимагає впровадження структурованого підходу до управління проектами. Це включає використання чітких методологій, інноваційних інструментів і ключових показників ефективності (KPI) для оцінки успіху проектів та їх відповідності стратегічним цілям компанії [6].

Основні бізнес-процеси проектного офісу:

– *ініціація проекту*. Ініціація є першим етапом життєвого циклу проекту. Вона включає такі завдання: (таблиця 1.1).

- збір вимог клієнтів для формування чіткої картини очікувань.
- Розробка технічного завдання (ТЗ), яке визначає параметри проекту.
- Оцінка ресурсів (людських, матеріальних та фінансових).
- Створення бюджету, який регламентує витрати на кожному етапі.

Цей етап забезпечує міцну основу для подальшого управління проектом.

Таблиця 1.1 – Етапи життєвого циклу проекту

Етап	Завдання	Результат
Збір вимог	Виявлення потреб клієнта	Документовані вимоги
Розробка ТЗ	Формування технічних специфікацій	Узгоджене технічне завдання
Оцінка ресурсів	Аналіз людських і матеріальних ресурсів	План розподілу ресурсів

– *планування проекту*. Планування визначає структурованість проекту, організованість роботи команд і розподіл ресурсів. Етапи включають:

- розробку графіків із зазначенням ключових точок контролю (milestones).
- призначення відповідальних за виконання задач.
- використання інструментів для планування (наприклад, microsoft project, jira).
- планування дозволяє уникнути перевантаження ресурсів та забезпечити виконання проекту у визначений термін.

– *управління ресурсами*. РМО відповідає за розподіл і моніторинг ресурсів, щоб уникнути перевитрат або недостатнього використання. Як зазначено у дослідженні Чеверди С.С., [1] правильне управління ресурсами сприяє збільшенню продуктивності та мінімізації витрат (таблиця 1.2).

Таблиця 1.2 - Ефективне управління ресурсами

Завдання	Інструменти	Результат
Аналіз доступних ресурсів	Бази даних навичок, аналітичні системи	Раціональний розподіл ресурсів
Моніторинг використання	Дашборди, автоматизовані системи	Зниження перевитрат
Планування майбутніх потреб	Прогнозування на основі аналітики	Стабільна ресурсна підтримка

Управління змінами. Проектний офіс забезпечує гнучкість і адаптивність проектів через процес управління змінами. Він включає:

- оцінку змін: аналіз впливу запропонованих змін на строки, бюджет і якість.
- інтеграцію змін: внесення коригувань у план проекту без шкоди для інших завдань.
- комунікацію змін: інформування всіх зацікавлених сторін щодо впроваджених змін.
- ефективне управління змінами допомагає уникати хаосу та втрат ресурсів, що критично для аутсорсингових компаній, які часто стикаються з динамічно змінюваними вимогами клієнтів.

Моніторинг і контроль виконання. Моніторинг є безперервним процесом, який включає (таблиця 1.3):

- відстеження прогресу: використання дашбордів і аналітики для оцінки стану проекту в реальному часі;
- контроль якості: перевірка відповідності результатів проекту встановленим стандартам і вимогам;
- управління витратами: співставлення фактичних витрат із запланованими для вчасного виявлення перевищень.

Таблиця 1.3 - Інструменти моніторингу та контролю

Завдання	**Інструменти**	**Результат**
Відстеження прогресу	Jira, Microsoft Project, Trello	Прозорість виконання проекту
Контроль якості	Автоматизовані системи тестування	Зменшення кількості помилок
Управління витратами	Бюджетні дашборди	Мінімізація перевищень бюджету

– *управління ризиками*. Процес управління ризиками складається з:

- ідентифікації ризиків: виявлення потенційних проблемних зон.
- оцінки ризиків: аналіз їх ймовірності та впливу.

- розробки планів реагування: визначення дій для мінімізації впливу ризиків.

Приклад: в одній з аутсорсингових компаній впровадження автоматизованих систем управління ризиками дозволило зменшити кількість проектів із серйозними затримками на 25% за рік.

– *закриття проекту*. Останній етап включає:

- оцінку виконання: аналіз результатів проекту, визначення успішності та зон для покращення.
- підготовку звітів: документування витрат, строків і досягнень проекту.
- аналіз досвіду: використання результатів для покращення наступних проектів.

Показники ефективності бізнес-процесів. Для оцінки результативності роботи PMO використовуються ключові показники ефективності (KPI). Як зазначено у дослідженні Чеверди С.С. [1], KPI допомагають відстежувати продуктивність, виявляти слабкі місця і вчасно вносити корективи

Фінансові показники дозволяють оцінити рентабельність, ліквідність та стабільність бізнесу.

Рентабельність продажів (ROS) – це відношення чистого прибутку до обсягу продажів. Дозволяє оцінити, який прибуток компанія отримує з кожної гривні доходу.

$$ROS = \frac{\text{Чистий прибуток}}{\text{Доходи від продажів}} * 100$$

Операційна рентабельність (EBITDA) – показник, що відображає прибуток до відрахувань за відсотками, податками, амортизацією і зносом. Дозволяє вимірювати ефективність операційної діяльності.

$$\text{EBITDA} = \text{Операційний прибуток} + \text{Амортизація} + \text{Знос}$$

Ліквідність – здатність компанії своєчасно покривати свої короткострокові зобов’язання. Найбільш популярний показник ліквідності – Коефіцієнт поточної ліквідності.

$$\text{Ліквідність} = \frac{\text{Оборотні активи}}{\text{Короткострокові забов}'\text{язання}}$$

Валовий прибуток – різниця між доходами від продажу продукції та собівартістю цих товарів. Допомагає оцінити ефективність основної діяльності компанії.

KPI для процесів продажів та маркетингу

Коефіцієнт конверсії – відсоток потенційних клієнтів, які перетворюються на реальних покупців.

$$\text{Конверсія} = \frac{\text{Кількість покупців}}{\text{Кількість потенційниї клієнтів}} * 100$$

Середній чек – середня сума, яку витрачає клієнт за одну покупку. Важливий для оцінки покупної спроможності клієнтів.

$$\text{Середній чек} = \frac{\text{Загальна сума продажів}}{\text{Кількість покупок}}$$

Залучення клієнтів (CAC) – вартість залучення одного клієнта. Включає витрати на рекламу, маркетинг та продажі.

$$\text{CAC} = \frac{\text{Загальні витрати на залучення клієнтів}}{\text{Кількість залучених клієнтів}}$$

Рівень утримання клієнтів (CRR) – показник, що відображає, скільки клієнтів повертаються до бізнесу після першої покупки.

$$CRR = \frac{\text{Кількість постійних клієнтів}}{\text{Загальна кількість клієнтів}} * 100$$

KPI для операційної діяльності

Час циклу (Cycle Time, CT) – час, необхідний для завершення одного повного процесу (наприклад, виробництво товару від початку до кінця).

$$CT = \text{Час завершення процесу} - \text{Час початку процесу}$$

Виконання замовлень вчасно (On-Time Delivery, OTD) – відсоток замовлень, доставлених вчасно.

$$OTD = \frac{\text{Кількість замовлень вчасно}}{\text{Загальна кількість замовлень}} * 100$$

KPI для управління персоналом

Продуктивність працівників – обсяг виробленої продукції або наданих послуг на одного працівника.

$$\text{Продуктивність} = \frac{\text{Обсяг виробництва}}{\text{Кількість працівників}}$$

Текучість кадрів (Turnover Rate, TR) – показує відсоток працівників, які залишили компанію за певний період.

$$TR = \frac{\text{Кількість звільнених працівників}}{\text{Середня кількість працівників}} * 100$$

Індекс залученості працівників (Employee Engagement Index) – вимірює рівень мотивації та задоволеності працівників, що впливає на продуктивність та якість роботи.

Навчання і розвиток – кількість годин, витрачених на навчання одного працівника або загальні інвестиції у професійний розвиток команди.

KPI для клієнтської підтримки

Час вирішення запитів (Resolution Time, RT) – середній час, необхідний для вирішення клієнтських запитів або скарг.

$$RT = \frac{\text{Загальний час вирішення запитів}}{\text{Кількість вирішених запитів}}$$

Рівень задоволеності клієнтів (Customer Satisfaction Score, CSAT) – міра задоволеності клієнтів після надання послуги або продукту.

$$CSAT = \frac{\text{Кількість задоволених клієнтів}}{\text{Загальна кількість клієнтів}} * 100$$

Час відповіді на запит (First Response Time, FRT) – середній час, який потрібен для першої відповіді на запит клієнта.

$$FRT = \frac{\text{Загальний час відповіді}}{\text{Кількість запитів}}$$

1.3 Аналіз сучасних підходів до оцінки та прогнозування ефективності бізнес-процесів

Оцінка ефективності бізнес-процесів є основою для визначення успішності роботи компанії та виявлення можливостей для покращення. У сучасному динамічному бізнес-середовищі традиційні підходи до оцінки вже не можуть забезпечити повну картину. Новітні методи ґрунтуються на інноваціях у моделюванні, аналізі даних і цифрових технологіях [9].

Процесний підхід розглядає організацію як набір взаємозалежних процесів, які мають забезпечувати додану вартість. Основна мета – оптимізація процесів для задоволення потреб клієнтів (таблиця 1.4)

Методи: моделювання процесів за допомогою BPMN, оцінка на основі циклу PDCA (Plan-Do-Check-Act) [10].

Переваги:

- прозорість діяльності.
- визначення вузьких місць у процесах.
- орієнтація на кінцевий результат.

Недоліки:

- вимагає значних витрат часу та ресурсів.
- складнощі впровадження в великих організаціях із розгалуженою структурою.

Бенчмаркінг. Цей підхід передбачає порівняння внутрішніх процесів компанії з найкращими практиками галузі.

Ключові етапи:

- вибір еталонних організацій.
- збір даних про процеси та результати.
- порівняння показників і впровадження змін.

Переваги:

- визначення галузевих стандартів.
- покращення процесів через адаптацію перевірених рішень.

Недоліки:

- ризик копіювання недоліків конкурентів.
- складність доступу до точних даних конкурентів.

Моделювання з використанням BPMN

Business Process Model and Notation (BPMN) є сучасним стандартом для моделювання бізнес-процесів. Цей метод дозволяє створювати чіткі візуальні моделі, що полегшують аналіз та оптимізацію.

Особливості:

- використання діаграм для опису процесів;
- підтримка інтеграції з ERP-системами.

Переваги:

- зрозумілість і зручність візуалізації;
- легкість унесення змін до моделей.

Недоліки:

- обмеження в глибокому аналізі, що потребує додаткових інструментів.

Інструменти штучного інтелекту (ШІ) . Штучні нейронні мережі (ANN) і алгоритми машинного навчання використовуються для аналізу великих обсягів даних і виявлення прихованих закономірностей.

Застосування:

- аналіз ефективності робочих потоків.
- автоматичне виявлення проблем у процесах.

Переваги:

- висока точність оцінок.
- можливість враховувати складні взаємозв’язки.

Недоліки:

- висока вартість реалізації.
- потреба у великих обсягах якісних даних

Теорія нечіткої логіки. Нечітка логіка дозволяє враховувати невизначеності та суб’єктивні фактори в оцінці процесів.

Приклад: використання нечітких множин для оцінки задоволеності клієнтів на основі відгуків.

Переваги:

- гнучкість у роботі з неповними даними.
- можливість адаптації до різних галузей.

Недоліки:

- складність математичних розрахунків.

- залежність від експертних оцінок

Таблиця 1.4 - Порівняння сучасних методів оцінки ефективності бізнес-процесів

Метод	Переваги	Недоліки
Процесний підхід	Прозорість, орієнтація на клієнтів	Великі витрати на впровадження, тривалість процесу адаптації
Бенчмаркінг	Можливість перейняття найкращих практик	Ризик копіювання недоліків конкурентів
BPMN	Чіткість візуалізації, легкість аналізу	Обмежена глибина аналізу, потребує додаткових інструментів
Штучний інтелект	Висока точність, врахування складних взаємозв'язків	Висока складність реалізації, потреба у великих обсягах даних
Нечітка логіка	Робота з невизначеностями, адаптація до різних галузей	Складність математичних розрахунків, залежність від експертів

Прогнозування ефективності бізнес-процесів. Прогнозування ефективності дозволяє організаціям оцінювати майбутню продуктивність бізнес-процесів та ідентифікувати потенційні проблеми ще до їх виникнення. Для цього використовуються як традиційні статистичні підходи, так і сучасні інструменти машинного навчання (таблиця 1.5).

Методи прогнозування. Статистичні підходи:

– регресійний аналіз: використовується для виявлення залежностей між змінними;

– екстраполяція: прогноз на основі існуючих трендів.

Переваги:

- простота застосування.
- зрозумілість результатів.

Недоліки:

- обмеження щодо складних залежностей.

- низька точність при великій варіативності даних

Штучні нейронні мережі (ANN) Принцип роботи: Аналіз історичних даних для виявлення складних взаємозв’язків.

Переваги:

- висока точність.
- обробка великих обсягів даних.

Недоліки:

- складність у налаштуванні.
- велика потреба у даних.

Генетичні алгоритми (GA).

Застосування: Використовуються для пошуку оптимальних рішень при прогнозуванні, наприклад, вибору параметрів для процесів.

Переваги:

- ефективність у багатокритеріальних задачах.

Недоліки:

- не завжди гарантується ідеальне рішення

Інтегровані підходи.

Комбінація ANN і GA дозволяє прогнозувати показники ефективності, а також знаходити оптимальні рішення для їх покращення. Наприклад, ANN використовується для аналізу та прогнозування, а GA – для вибору найкращих параметрів (analiz-suchasnikh-instr…) [18].

Візуалізація та аналітика:

- інструменти, такі як visual paradigm, забезпечують наочність прогнозування, що сприяє прийняттю рішень на основі даних.
- переваги: покращення розуміння прогнозів.
- недоліки: необхідність інтеграції з іншими інструментами

Процесний підхід базується на визначенні вхідних даних, результатів та ключових етапів кожного бізнес-процесу. Наприклад, використання BPMN

для моделювання процесів дозволяє ідентифікувати «вузькі місця» та оптимізувати їх.

Таблиця 1.5 - Порівняння сучасних методів прогнозування ефективності бізнес-процесів

Метод	Переваги	Недоліки
Статистичний аналіз	Простота використання, зрозумілі результати	Низька точність для складних процесів
ANN	Висока точність, робота з великими обсягами даних	Складність у налаштуванні, велика потреба в якісних даних
Генетичні алгоритми (GA)	Оптимізація багатокритеріальних задач	Значні обчислювальні витрати
Інтегровані підходи	Поєднання прогнозування та оптимізації	Висока вартість впровадження, залежність від інтеграції
Візуалізація (Visual Paradigm)	Полегшення розуміння прогнозів, покращення прийняття рішень	Потребує інтеграції з аналітичними системами

Використання великих даних дозволяє аутсорсинговим компаніям оцінювати ефективність бізнес-процесів у реальному часі. Аналітичні платформи, такі як Tableau або Power BI, забезпечують візуалізацію даних і створення інтерактивних дашбордів.

Використання штучного інтелекту, зокрема нейронних мереж, дозволяє будувати прогнози з високою точністю навіть у випадках нестабільних ринкових умов. Наприклад, у прогнозуванні строків виконання задач використовується історія виконання попередніх проектів [19].

Висока динаміка змін клієнтських вимог створює необхідність швидкого адаптування до нових умов. Традиційні підходи прогнозування втрачають актуальність, тому впровадження інтегрованих моделей (комбінація статистичних та інтелектуальних методів) є пріоритетним.

РОЗДІЛ 2
МЕТОДОЛОГІЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛІЗУ ДАНИХ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ПОКАЗНИКІВ ЕФЕКТИВНОСТІ

2.1 Огляд методів інтелектуального аналізу даних для прогнозування

У сучасних умовах бізнес-середовища, де обсяги даних постійно зростають, важливим завданням стає їх ефективне використання для прийняття обґрунтованих рішень. Інтелектуальний аналіз даних (Data Mining) є сукупністю методів і технологій, які дозволяють виявляти закономірності, тенденції та приховані залежності у великих наборах інформації. Його використання дає змогу не лише оцінювати поточний стан бізнес-процесів, але й прогнозувати ключові показники ефективності.

Проектні офіси аутсорсингових компаній, які функціонують у динамічному та конкурентному середовищі, все частіше звертаються до методів інтелектуального аналізу даних для підвищення продуктивності своїх бізнес-процесів. За допомогою таких методів можна прогнозувати строки виконання проектів, потребу в ресурсах, можливі ризики, а також оцінювати й оптимізувати ефективність взаємодії з клієнтами.

Цей підрозділ присвячений аналізу основних методів інтелектуального аналізу даних, які застосовуються для прогнозування показників ефективності бізнес-процесів. У ньому розглянуто переваги, обмеження та можливості використання таких підходів, як регресійний аналіз, кластеризація, штучні нейронні мережі, дерева рішень, підтримка векторів, генетичні алгоритми та інші. Особливу увагу приділено їхній адаптивності до умов аутсорсингових компаній і специфічних вимог проектного офісу.

Метод 1. Регресійний аналіз має глибоке коріння у статистиці й математиці. Його витоки пов’язані з роботами Карла Пірсона та Френсіса Гальтона наприкінці XIX століття. Спочатку цей метод використовувався для аналізу біометричних даних і встановлення залежності між характеристиками

організмів (наприклад, зростом батьків і дітей). З часом регресійний аналіз став невід'ємною частиною сучасної статистики, економіки та інформатики. У другій половині XX століття, з розвитком комп’ютерних технологій, регресія отримала новий імпульс завдяки здатності обробляти великі обсяги даних [28].

Регресійний аналіз є методом прогнозування, який дозволяє встановлювати залежність між залежною змінною (цільовою) і однією або кількома незалежними змінними. Він використовується для:

- прогнозування кількісних показників (наприклад, фінансових доходів, строків виконання завдань).
- виявлення ключових факторів, які впливають на цільову змінну.
- оцінки ступеня впливу кожного фактора.

Класичний приклад – лінійна регресія, яка моделює залежність у вигляді лінії. Крім неї, існують множинна регресія, поліноміальна регресія та логістична регресія, які підходять для більш складних завдань.

Застосування регресійного аналізу в умовах аутсорсингових компаній.

В умовах аутсорсингових компаній регресійний аналіз є одним із найпростіших і водночас ефективних інструментів для прогнозування. Його застосування включає.

Прогнозування фінансових показників: регресія допомагає оцінювати потенційний дохід від проектів, залежно від таких параметрів, як обсяг ресурсів, складність задач і кількість залучених співробітників.

Приклад: прогнозування рентабельності (ROI) залежно від витрат на проект.

Аналіз продуктивності команд: моделювання залежності між кількістю годин роботи команди та завершенням завдань.

Оцінка впливу залучення висококваліфікованих спеціалістів на ефективність проекту.

Оцінка ризиків: прогнозування ймовірності затримок у виконанні завдань залежно від обсягу роботи чи досвіду команди.

Регресія дозволяє побудувати моделі, які враховують попередній досвід виконання проектів.

Оптимізація бізнес-процесів: виявлення факторів, що найбільше впливають на строк виконання або якість проектів, з метою їх подальшого вдосконалення.

У проектному офісі регресійний аналіз може бути адаптований через: Використання автоматизованих інструментів: інтеграція регресійних моделей у BI-системи, такі як Tableau, Power BI, для автоматичного прогнозування ключових показників.

Ітеративний підхід: проектний офіс може регулярно оновлювати моделі регресії, використовуючи нові дані про виконання проектів.

Поєднання з іншими методами: наприклад, використання регресії для попереднього аналізу, а потім уточнення прогнозів за допомогою нейронних мереж. (таблиця 2.1).

Таблиця 2.1 - Переваги та недоліки регресійного аналізу

Переваги	**Недоліки**
Простота реалізації та інтерпретації результатів.	Підходить лише для залежностей лінійного характеру.
Невисокі вимоги до обчислювальних ресурсів.	Чутливість до мультиколінеарності
Можливість швидкого впровадження навіть у невеликих проектних командах.	Менша точність у порівнянні з сучасними інструментами, такими як нейронні мережі.
Ефективний для попереднього аналізу даних і виявлення ключових факторів.	Обмеження у роботі зі складними залежностями або високою варіативністю даних.

Метод 2. Дерева рішень. Дерева рішень як метод аналізу були вперше використані у 1960-х роках у статистиці та штучному інтелекті. Вони стали

популярними завдяки роботам Дж. Росса Квінлана, який розробив алгоритм ID3 (Iterative Dichotomiser 3). Надалі метод удосконалювався, і з'явилися такі варіанти, як C4.5 та CART (Classification and Regression Trees), що застосовуються для задач класифікації та регресії. Завдяки своїй інтуїтивній зрозумілості та адаптивності дерева рішень широко використовуються в бізнесі, медицини, а також у сфері управління проектами [22].

Дерева рішень – це графічна модель, яка розбиває складну задачу на послідовні етапи вибору, базуючись на значеннях вхідних змінних. Кожен вузол дерева представляє умову, а кожна гілка – можливий результат цієї умови. Листові вузли (кінцеві вузли) представляють рішення або класи.

Цей метод використовується для:

- класифікації: наприклад, прогнозування, чи буде проект завершено вчасно.
- регресії: наприклад, оцінки тривалості виконання завдань або витрат.

Основна перевага дерева рішень – можливість легко інтерпретувати логіку прийняття рішень, оскільки модель представлена у вигляді діаграми.

Застосування дерев рішень в умовах аутсорсингових компаній.

Прогнозування строків завершення проектів: Дерева рішень аналізують такі фактори, як складність задач, доступність ресурсів та кваліфікація команди, щоб визначити ймовірний строк виконання завдання.

Аналіз ризиків: використовуються для оцінки можливих ризиків, наприклад, визначення ймовірності перевищення бюджету чи зриву строків.

Класифікація клієнтів: групування клієнтів за пріоритетністю, залежно від таких параметрів, як обсяг замовлень, дохідність або частота комунікації.

Визначення факторів успіху: дерева рішень ідентифікують найважливіші змінні, які впливають на успіх проекту (наприклад, наявність чіткого технічного завдання, стабільність вимог клієнта).

Адаптація дерев рішень до специфічних вимог проектного офісу.

Інтеграція з інструментами управління проектами: дерева рішень можуть бути інтегровані в такі інструменти, як Microsoft Project або Jira, для автоматичного визначення ризиків на основі історичних даних.

Сумісність із BI-системами: використання дерев рішень у Power BI чи Tableau для візуалізації ключових факторів ризику або успішності проектів.

Гнучкість у адаптації: дерева рішень легко адаптуються до змінюваних умов, оскільки їхня структура може бути автоматично перетренована на нових даних.

Легкість інтерпретації: завдяки зрозумілій логіці, дерева рішень можуть бути використані для пояснення рішень клієнтам або керівникам (таблиця 2.2).

Таблиця 2.2 – Переваги та недоліки дерева рішень

Переваги	**Недоліки**
Простота інтерпретації та візуалізації.	Чутливість до шуму в даних (малі зміни можуть значно змінити структуру дерева).
Легкість адаптації до змінюваних умов і нових даних.	Може створювати надто складні дерева (проблема перенавчання).
Визначення ключових факторів, що впливають на результат.	Обмежена точність у порівнянні з більш складними методами (наприклад, гібридні моделями).
Використання для задач як класифікації, так і регресії.	Вимагає попередньої оптимізації, щоб уникнути перенавчання (наприклад, обрізання гілок).
Широка доступність в аналітичних інструментах (Python, R, RapidMiner).	Для великих наборів даних може бути повільним у побудові.

Метод 3. Штучні нейронні мережі (Artificial Neural Networks, ANN). Ідея штучних нейронних мереж виникла ще в середині XX століття, коли в 1943 році Воррен Мак-Каллок і Волтер Піттс запропонували першу математичну модель нейрона. Перші практичні застосування з'явилися в 1950-х роках, але через обмежені обчислювальні можливості розвиток нейронних мереж значно уповільнився до 1980-х років. З розвитком алгоритмів зворотного поширення

помилки (backpropagation) і появою потужних обчислювальних систем нейронні мережі отримали друге дихання. Сьогодні нейронні мережі широко застосовуються у фінансах, медицині, управлінні проектами та багатьох інших галузях [23].

Штучні нейронні мережі – це обчислювальні моделі, натхненні будовою і функціонуванням людського мозку. Вони складаються з шарів нейронів, кожен з яких отримує вхідні дані, обробляє їх і передає далі. ANN можуть виконувати задачі класифікації, регресії, кластеризації та прогнозування.

Основні характеристики:

- нейронна мережа складається з трьох типів шарів: вхідного, прихованих і вихідного.
- зв'язки між нейронами мають ваги, які налаштовуються під час навчання.
- алгоритм зворотного поширення помилки дозволяє оптимізувати ваги, зменшуючи похибку прогнозу.

Застосування ANN в умовах аутсорсингових компаній

Прогнозування строків виконання проектів.

Нейронні мережі можуть враховувати велику кількість параметрів (складність задачі, досвід команди, наявність ресурсів) для прогнозування тривалості виконання завдання.

Оцінка ризиків:

- ANN використовуються для моделювання сценаріїв, виявлення потенційних ризиків і оцінки їхнього впливу на бюджет і строки проектів.

Аналіз продуктивності команд:

- визначення ключових факторів, які впливають на продуктивність команд, наприклад, рівень завантаження, досвід роботи у схожих проектах, ефективність комунікацій.

Класифікація проектів за пріоритетами:

- нейронні мережі можуть допомогти класифікувати проекти залежно від їхньої рентабельності, терміновості або ризикованості.

Автоматизація прийняття рішень:

- використання ANN для аналізу історичних даних і автоматичного формування рекомендацій щодо оптимізації ресурсів чи управління портфелем проектів.

Адаптація ANN до специфічних вимог проектного офісу. Інтеграція з існуючими системами. ANN можуть бути інтегровані з CRM-системами або платформами управління проектами (Jira, Microsoft Project), забезпечуючи аналіз даних у реальному часі.

Аналіз великих обсягів даних. Проектні офіси, що працюють із масштабними проектами, можуть використовувати ANN для роботи з великими наборами даних, що включають часові ряди, метрики продуктивності або фінансові показники.

Гнучкість і масштабованість. Нейронні мережі легко адаптуються до змінюваних умов завдяки можливості повторного навчання на нових даних.

Висока точність. ANN дозволяють досягти точності прогнозування, недоступної для традиційних методів, таких як регресійний аналіз або дерева рішень (таблиця 2.3).

Таблиця 2.3 – Переваги та недоліки штучних нейроних мережей

Переваги	**Недоліки**
Висока точність прогнозування, особливо для складних і нелінійних залежностей.	Потребує великих обсягів якісних даних для ефективного навчання.
Автоматичне виявлення прихованих закономірностей у даних.	Складність інтерпретації отриманих моделей (ефект "чорної скриньки").
Гнучкість у адаптації до нових даних і задач.	Тривалий час навчання моделі, особливо для великих нейронних мереж.
Можливість інтеграції з іншими аналітичними інструментами.	Висока вартість та підтримки в порівнянні з простішими методами.

Метод 4. Кластеризація. Кластеризація як метод аналізу даних виникла в середині XX століття в галузі статистики та математики. Одним із піонерів був Реймонд Кауфман, який у 1957 році вперше запропонував використовувати методи кластерного аналізу для групування об’єктів. З розвитком комп’ютерних технологій кластеризація набула широкого застосування в бізнесі, маркетингу та управлінні проектами. Сьогодні цей метод використовується для аналізу великих наборів даних і виявлення прихованих структур [18].

Кластеризація – це метод аналізу, який розподіляє об’єкти або дані на групи (кластери) таким чином, щоб об’єкти в межах одного кластеру були схожими між собою, а між різними кластерами – значно відрізнялися. Кластеризація не вимагає наявності цільової змінної (на відміну від методів класифікації), тому її часто використовують для попереднього аналізу даних.

Основні методи кластеризації:

- K-середніх: найпоширеніший метод, який мінімізує відстань між точками даних і центром кластеру.
- ієрархічна кластеризація: побудова деревовидної структури для візуалізації зв’язків між об’єктами.
- dbscan (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise): Використовується для виявлення кластерів із нерівномірною щільністю.

Сегментація клієнтів: кластеризація використовується для поділу клієнтів на групи залежно від їхніх характеристик (розмір замовлень, частота комунікацій, рівень доходів). Це дозволяє створювати індивідуальні стратегії для кожної групи.

Групування проектів за рівнем складності: проекти можна розподілити на кластери залежно від їхніх характеристик, таких як бюджет, строки виконання або кількість завдань.

Аналіз продуктивності команд: кластеризація дозволяє визначити команди зі схожими рівнями продуктивності, що сприяє оптимізації розподілу задач.

Оптимізація використання ресурсів: групування ресурсів (наприклад, обладнання чи програмного забезпечення) за частотою використання дозволяє краще планувати їх розподіл.

Виявлення аномалій: кластеризація допомагає виявити нетипові проекти або команди, які не вписуються в загальні тенденції, що може вказувати на потенційні ризики або приховані можливості.

Адаптація кластеризації до специфічних вимог проектного офісу. Інтеграція з управлінськими системами: Результати кластеризації можуть бути інтегровані в CRM-системи або платформи управління проектами, щоб автоматично групувати клієнтів, команди чи проекти.

Гнучкість у виборі параметрів: проектний офіс може адаптувати метод кластеризації під конкретні бізнес-процеси, наприклад, вибираючи ключові метрики для аналізу.

Підтримка прийняття рішень: кластеризація спрощує аналіз складних наборів даних, дозволяючи керівникам приймати обґрунтовані рішення щодо пріоритетів, ризиків і розподілу ресурсів.

Таблиця 2.4 – Переваги та недоліки кластеризації

Переваги	**Недоліки**
Не вимагає наявності цільової змінної, що робить метод універсальним.	Чутливість до вибору метрики та параметрів кластеризації.
Виявлення прихованих структур у даних.	Не гарантує оптимального результату без належного налаштування (наприклад, кількість кластерів).
Гнучкість у виборі методу залежно від типу даних (K-середніх, DBSCAN тощо).	Складність інтерпретації результатів у великих наборах даних.
Може працювати з великими обсягами даних.	Може бути чутливим до шуму та аномалій у даних.
Широко доступний у сучасних аналітичних інструментах (Python, R, Tableau).	Потребує значної попередньої обробки даних (нормалізація, видалення шуму).

Візуалізація результатів: графічне представлення кластерів (наприклад, на діаграмі чи карті теплових зон) дозволяє швидко зрозуміти структуру даних і зв’язки між об’єктами.

Метод 5. Генетичні алгоритми Генетичні алгоритми (GA) були запропоновані Джоном Голландом у 1970-х роках у рамках досліджень адаптивних систем. Вони засновані на принципах природного відбору та еволюції, запропонованих Чарльзом Дарвіном. Основна ідея полягала в моделюванні біологічних процесів (відтворення, мутація, схрещування) для вирішення оптимізаційних задач. У подальшому GA отримали широке застосування в задачах оптимізації, машинного навчання, управління проектами та інших сферах [18].

Генетичні алгоритми – це еволюційний метод оптимізації, який імітує процеси природної еволюції для пошуку найкращого рішення. Алгоритм працює із "популяцією" рішень (хромосом), які еволюціонують через такі кроки:

- ініціалізація: створення початкової популяції можливих рішень.
- оцінка придатності (fitness): вимірювання якості кожного рішення (наскільки воно наближається до цільового).
- селекція: вибір найкращих рішень для створення нової популяції.
- кросовер (схрещування): обмін генетичною інформацією між рішеннями для створення нових рішень.
- мутація: внесення випадкових змін для підтримки різноманітності.

GA є ефективними для задач, де складно знайти аналітичне рішення, і працюють у багатокритеріальних умовах.

- застосування генетичних алгоритмів в умовах аутсорсингових компаній
- оптимізація розподілу ресурсів:
- GA дозволяють визначити оптимальний розподіл людських, фінансових і матеріальних ресурсів між проектами.

- наприклад, вибір найкращого складу команди для проекту з урахуванням досвіду, завантаженості та часу виконання.

Планування проектів: алгоритми допомагають знаходити оптимальні графіки виконання задач, мінімізуючи затримки та перевантаження ресурсів.

Управління ризиками: GA можуть використовуватися для створення стратегій мінімізації ризиків, наприклад, вибору комбінації рішень, яка зменшує вплив негативних факторів на проект.

Підтримка прийняття рішень: у задачах багатокритеріальної оптимізації (наприклад, баланс між вартістю та якістю) GA знаходять компромісні рішення, які відповідають усім критеріям.

Адаптація GA до специфічних вимог проектного офісу. Інтеграція з інструментами управління проектами: GA можуть бути інтегровані з платформами, такими як microsoft project або Jira, для автоматизації процесу оптимізації графіків і ресурсів.

Гнучкість до змінюваних умов: генетичні алгоритми легко адаптуються до нових вхідних даних, що дозволяє використовувати їх у динамічному середовищі аутсорсингових компаній.

Таблиця 2.5 – Переваги та недоліки генетичного алгоритму

Переваги	**Недоліки**
Працює для багатокритеріальних задач.	Не гарантує знаходження глобального оптимуму (може застрягти в локальному).
Гнучкість до різноманітних задач і умов.	Висока обчислювальна складність для великих наборів даних.
Можливість пошуку наближеного рішення у складних задачах.	Чутливість до налаштувань параметрів (кількість поколінь, розмір популяції).
Використання для задач із великою кількістю обмежень.	Повільна швидкість роботи в порівнянні з традиційними методами.
Добре працює в умовах динамічного середовища.	Результати можуть бути випадковими за відсутності належного налаштування.

Аналіз альтернатив: проектний офіс може використовувати GA для порівняння різних сценаріїв виконання проектів, що сприяє ухваленню оптимальних рішень.

Сумісність із великими даними: GA здатні працювати з великими наборами даних, що дозволяє враховувати безліч факторів для оптимізації.

Метод 6. Гібридні моделі Ідея об'єднання кількох моделей для підвищення точності прогнозування вперше з'явилася у 1990-х роках. Одним із піонерів цього підходу став Роберт Шапайро, який розробив метод Bagging (Bootstrap Aggregating). Пізніше Жером Фрідман розробив метод Boosting, який додатково вдосконалив точність моделей. У сучасній науці гібридні моделі, такі як Random Forest та Gradient Boosting, широко застосовуються в машинному навчанні, аналітиці великих даних і прогнозуванні.

Гібридні моделі – це підхід, у якому об'єднуються результати кількох алгоритмів для отримання більш точного й надійного прогнозу. Основна ідея полягає в тому, що комбінація кількох слабких моделей (наприклад, дерев рішень) може дати кращий результат, ніж використання однієї сильної моделі.

Bagging (Bootstrap Aggregating): використовує декілька однакових моделей (наприклад, дерева рішень), які навчаються на різних підвибірках даних.

Результати комбінуються, наприклад, через усереднення (для регресії) або голосування (для класифікації).

Boosting: навчає моделі послідовно, кожна нова модель коригує помилки попередньої.

Найпопулярніші реалізації: AdaBoost, Gradient Boosting.Stacking.

Поєднує результати різних алгоритмів, використовуючи метамодель для обробки цих результатів.

Застосування гібридних моделей в умовах аутсорсингових компаній.

Прогнозування показників ефективності: гібридні моделі дозволяють об'єднати кілька підходів для прогнозування KPI, таких як строки виконання проектів, використання ресурсів або доходи.

Оцінка ризиків: завдяки високій точності гібридні моделі добре підходять для аналізу складних факторів ризику в проектах.

Автоматизація управлінських рішень: використання гібридні моделей для автоматичної оцінки пріоритетності проектів або оптимального розподілу ресурсів.

Аналіз клієнтських даних: гібридні моделі застосовуються для сегментації клієнтів і прогнозування ймовірності їхньої довгострокової співпраці.

Виявлення аномалій: комбінація моделей допомагає виявляти нетипові дані, наприклад, проекти з нестандартними витратами чи затримками.

Адаптація гібридних моделей до специфічних вимог проектного офісу. Висока точність: завдяки комбінації декількох моделей гібридні методи забезпечують точність прогнозів, що є критично важливим у проектних офісах.

Інтеграція в аналітичні системи: гібридні моделі можуть бути інтегровані у Power BI, Tableau або Python-based платформи для автоматизації аналітики.

Таблиця 2.6 – Переваги та недоліки гібридних моделей

Переваги	**Недоліки**
Висока точність і надійність прогнозів.	Висока обчислювальна складність (особливо для Boosting).
Стійкість до шуму в даних і аномалій.	Складність у налаштуванні та інтерпретації моделей.
Можливість роботи з різними типами даних.	Тривалий час навчання для великих наборів даних.
Добре працює для задач як класифікації, так і регресії.	Потребує великого обсягу даних для досягнення оптимальної точності.
Підтримка автоматичного виявлення важливих факторів.	Висока вимогливість до ресурсів (пам’яті, обчислювальної потужності).

Гнучкість у використанні даних: моделі можуть працювати як із малими вибірками, так і з великими наборами даних. Підвищення надійності прогнозів: комбінація різних методів (дерева рішень, нейронні мережі) дозволяє отримувати більш стабільні результати навіть у випадку шуму в даних.

У цьому розділі було розглянуто основні методи інтелектуального аналізу даних, які використовуються для прогнозування показників ефективності бізнес-процесів у проектному офісі аутсорсингової компанії. Кожен із методів має свої особливості, переваги та обмеження, що дозволяє вибирати відповідний інструмент залежно від специфіки задач [22].

Регресійний аналіз – ефективний для простих задач прогнозування числових показників і аналізу ключових факторів, але має обмеження при роботі зі складними залежностями.

Дерева рішень – забезпечують зрозумілість логіки прийняття рішень, що робить їх ідеальними для задач класифікації та аналізу ризиків, хоча вони можуть бути чутливими до шуму в даних.

Штучні нейронні мережі – потужний інструмент для роботи з великими наборами даних і складними взаємозв'язками, проте потребують великих обчислювальних ресурсів і можуть бути складними для інтерпретації.

Кластеризація – дозволяє структурувати дані, виявляти приховані закономірності та групувати об'єкти, але вимагає ретельного налаштування параметрів для досягнення оптимальних результатів.

Генетичні алгоритми – забезпечують ефективність у багатокритеріальних задачах оптимізації, але потребують значного обчислювального часу.

Гібридні моделі – поєднують переваги різних методів, забезпечуючи високу точність прогнозів, однак є ресурсоємними й складними в налаштуванні.

Усі розглянуті методи мають потенціал для адаптації до потреб проектного офісу, забезпечуючи вирішення завдань прогнозування, оптимізації ресурсів, аналізу ризиків і автоматизації прийняття рішень. Вибір методу залежить від наявних даних, складності задач і технічних можливостей компанії.

2.2. Вибір та обґрунтування методів інтелектуального аналізу даних для прогнозування показників ефективності бізнес-процесів

У сучасному управлінні бізнес-процесами дуже важливим є використання інструментів саме інтелектуального аналізу даних, для ефективного прогнозування ключових показників ефективності (KPI). Проектний офіс компаній з аутсорсингу використовує велику кількість даних щодо стану бізнес-процесів [14] та взаємозв’язками між показниками. Аналіз цих даних допоможе виявити приховані закономірності та розробити прогнозні моделі для покращення управлінських рішень.

Дані для аналізу можуть бути різні за свою природу. Наприклад, часові ряди відображають зміни у показниках з плином часу - такі як коефіцієнт завантаження. Щодо інших факторів, наприклад індексу співпраці - вони залежать вже від взаємозв’язків між показниками та зовнішніми умовами; це надто потребує ретельного аналізу методами ураховуючи специфіку даних для точних прогнозів.

Мета цього розділу полягають у поясненні обрання методів інтелектуального аналізу даних для створення моделей прогнозування KPI. Для цього будуть описані ключові характеристики даних та висвітлено особливості кожного методу з обґрунтуванням їх придатності для застосування в умовах проектного офісу. Зокрема, метод ARIMA використовують для аналізу часових рядів з сезонними трендами; лінійна

регресія допомагає встановити залежності між змінними; а Random Forest надає багатофакторне прогнозування.

Характеристики даних для аналізу. Для побудови моделей прогнозування ефективності бізнес-процесів проектного офісу використовується набір даних, які відображають ключові показники ефективності (KPI), а також фактори, що впливають на їх зміни. Дані мають різну природу, зокрема часові ряди, структуровані змінні та зовнішні фактори. Врахування цих характеристик є дуже важливим для вибору оптимальних методів аналізу [29].

Аналіз типів даних важливий етап при розробці моделі прогнозування, саме він визначає структуру інформації, з якою працює проектний офіс. Різні типи даних, таких яких: часові ряди, структуровані змінні та факторні дані. Ці дані вимагають використання відповідних підходів до аналізу та обробки. Наприклад, часові ряди дозволяють виявляти сезонні коливання та тренди, тоді як структуровані змінні надають інформацію про поточний стан процесів, а факторні дані допомагають ідентифікувати зовнішні впливи. Визначення типів даних допоможе оптимально підібрати методи прогнозування, підвищуючи точність прогнозів (таблиці 2.7).

Крім того, розуміння типів даних сприяє формуванню ефективної системи збору та інтеграції інформації. Це дозволить враховувати особливості кожного показника та допоможе уникнути потенційних помилок, які пов’язані із хибною обробкою даних чи їх аналізом. Саме нерегулярний збір даних часових рядів може спричинити спотворення трендів, тоді як неправильне трактування типів змінних може призвести до помилкових висновків. Таким чином, визначення типів даних забезпечує основу для побудови аналітичних моделей, які коректно відображають особливості бізнес-процесів.

Таблиця 2.7 – Аналіз типів даних

Тип даних	Опис	Важливість	Приклад
Часові ряди	Дані, що змінюються з часом і збираються через регулярні інтервали.	Дозволяють виявити тренди, сезонність і створити прогнози.	Коефіцієнт завантаженості, що збирається щоденно або щотижня.
Структуровані дані	Таблиці з числовими та категорійними змінними.	Забезпечують детальну інформацію про поточний стан бізнес-процесів.	Кількість проектів у роботі, розмір команди.
Факторні дані	Зовнішні змінні, які впливають на основні показники.	Дозволяють врахувати вплив сезонності, змін у структурі команди тощо.	Сезонність (кінець року), позапланові завдання, кадрові зміни.

Особливості даних. Розуміння особливостей даних також є етапом у побудові точних прогнозів та аналізу ефективності бізнес-процесів. Кожна характеристика даних, а саме: сезонність, тренди, залежності між показниками, шум, аномалії чи нерегулярність інтервалів, має значний вплив на вибір методів аналізу і прогнозування. Якщо не буде враховано ці особливості, то це може призвести до некоректних висновків, оскільки модель буде враховувати не реальні закономірності, а випадкові відхилення або шум [32]. Наприклад, якщо сезонність не буде врахована, прогнози можуть неправильно відображати пікові періоди роботи проектного офісу (таблиці 2.8) .

Крім того, треба врахувати, що аналіз особливостей даних дозволяє забезпечити якісну підготовку до моделювання. Це включає обробку пропущених значень, видалення аномалій і налаштування інтервалів збору даних. Таким чином, аналіз характеристик даних сприяє не лише підвищенню точності прогнозів, але й поліпшенню загального розуміння факторів, що впливають на ключові показники ефективності (KPI). Це, в свою чергу, дозволяє проектному офісу приймати обґрунтовані рішення для оптимізації бізнес-процесів.

Інтервали збору даних. Інтервали збору даних допомагає у забезпеченні точності та адекватності прогнозів. Вибір частоти збору залежить від характеру показників: короткі інтервали потрібні для динамічних даних, таких як коефіцієнт завантаженості, тоді як більш тривалі підходять для стабільних показників, таких як рівень плинності кадрів. Правильно обраний інтервал дозволить вчасно виявляти зміни, коректна враховувати сезонність і уникати втрати важливих деталей. Саме щоденні дані надають більш деталізовану картину завантаженості, тоді як щомісячні дані надають загальну тенденцію плинності кадрів.

Крім цього, регулярність збору даних критично важлива для побудови часових рядів. Нерегулярні інтервали можуть створювати прогалини у даних, які погіршують тренди або порушують сезонні цикли. Це ускладнює прогнозування та може знижувати точність моделей. Визначення чітких і оптимальних інтервалів збору даних допомагає не лише підвищити якість аналізу, але й полегшити інтеграцію даних у аналітичні системи.

Таблиця 2.8 – Особливості даних

Характеристика	**Опис**	**Важливість**	**Приклад**
Сезонність	Повторювані цикли в показниках, викликані зовнішніми чи внутрішніми факторами.	Ігнорування сезонності може призвести до неточних прогнозів.	У літні місяці завантаженість знижується через відпустки, а на кінець кварталу спостерігається зростання.
Тренди	Довгострокові зміни, які показують загальну динаміку зростання чи зниження показника.	Визначення трендів допомагає зрозуміти довгострокові зміни та їхні причини.	Рівень плинності кадрів поступово зростає через перевантаження команди.
Залежності між показниками	Взаємозв’язки між змінними, які впливають одна на одну.	Аналіз залежностей дозволяє виявити взаємовплив показників і оптимізувати бізнес-процеси.	Збільшення завантаженості команди понад 90% може знижувати індекс співпраці через стрес у працівників.

Продовження таблиці 2.8

Характеристика	**Опис**	**Важливість**	**Приклад**
Шум у даних	Випадкові коливання, які не відображають закономірностей у поведінці показників.	Шум може спотворювати моделі, заважаючи виявити справжні тренди.	Разове збільшення завантаженості через екстрені завдання або помилки у записах.
Аномалії	Дані, які різко відхиляються від загального тренду через разові події чи помилки у збиранні даних.	Аномалії можуть вплинути на точність прогнозу, створюючи хибні висновки.	Разове зниження індексу співпраці через конфлікт у команді.
Нерегулярні інтервали	Дані, які не збираються через однакові проміжки часу, що ускладнює аналіз.	Нерегулярність може викликати проблеми при побудові часових рядів, знижуючи точність моделей.	Дані про завантаженість збираються нерегулярно (наприклад, за певні дні тижня чи місяця, а не за весь період).

Потенційні проблеми з даними. Розуміння потенційних проблем із даними є важливою складовою для якісної аналітики, оскільки дозволяє виявляти та вчасно прибирати ті чинники, що негативно впливають на точність прогнозів. Пропущені значення, шум і аномалії є найбільш поширеними проблемами, які можуть викликати хибні висновки. Наприклад, пропуски в даних про завантаженість можуть створити ілюзію зниження активності, а разові аномалії через технічні помилки можуть вплинути на середні показники (таблиці 2.9).

Таблиця 2.9 – Потенційні проблеми даних

Проблема	Опис	Чому це важливо?	Приклад
Пропущені значення	Відсутність частини даних через помилки збору чи інтеграції.	Може створити прогалини в трендах, що спотворить прогнози.	Дані про завантаженість не зафіксовані за окремі дні.
Аномальні значення	Дані, які значно відхиляються від середніх значень або трендів.	Можуть викликати хибні висновки, впливаючи на точність моделей.	Разове зростання завантаженості через позапланове завдання.
Шум	Випадкові коливання даних, які не мають закономірностей.	Ускладнює виявлення трендів і залежностей.	Випадкове падіння індексу співпраці через суб'єктивні оцінки.
Нерегулярні інтервали	Дані збираються з різною частотою або пропущені великі проміжки часу.	Може викликати помилки в моделюванні часових рядів.	Завантаженість фіксується нерегулярно (тільки певні дати місяця).

Для створення алгоритму прогнозування було обрано декілька методів інтелектуального аналізу даних. А саме такі методи: ARIMA, Random Forest, Регресійний аналіз. Ці три методи були підібрані саме з урахуванням їх ефективності при аналізі наданих аутсорсинговою компанією даних. Усі ці методи будуть використані за допомогою мови програмування R, саме у програмному середовищі RStudio, яка допоможе легко обробити ці данні, та чітко розробити прогноз [23].

ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average)

ARIMA – це статистична модель, розроблена для прогнозування часових рядів. Вона включає три основні компоненти:

- AR (AutoRegressive): Враховує вплив попередніх значень на поточне.
- I (Integrated): Використовується для усунення трендів і приведення ряду до стану стаціонарності.
- MA (Moving Average): Враховує вплив випадкових похибок на прогноз.

Етапи використання ARIMA:

- перетворення ряду до стаціонарності за допомогою різницювання.
- вибір параметрів p, d, q на основі автокореляційної (acf) та часткової автокореляційної функцій (pacf).
- побудова моделі arima та перевірка залишків на відповідність білому шуму.

Random Forest – це гібридний метод машинного навчання, який об'єднує результати декількох рішень дерев. Кожне дерево будується на основі випадкової вибірки даних і використовує підмножину змінних для поділу вузлів. Підсумковий прогноз формується як середнє значення (для регресії) або мода (для класифікації).

Етапи використання Random Forest: побудова множини рішень дерев із випадкових підмножин даних, використання принципу голосування або усереднення для отримання остаточного прогнозу.

Для простої лінійної регресії модель записується у вигляді:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + \varepsilon \qquad (2.1)$$

Де y – залежна змінна,

x – незалежна змінна,

β_0 – вільний член (перетин із віссю y),

β_1 – коефіцієнт регресії (показує зміну y при зміні ххх на 1 одиницю),

ε – випадкова похибка.

Регресійний аналіз – це статистичний метод, який використовується для вивчення залежності між однією залежною змінною (залежною) та однією або кількома незалежними змінними. Основна мета регресійного аналізу – оцінити силу зв'язку між змінними та побудувати модель, яка дозволяє прогнозувати залежну змінну на основі значень предикторів.

У випадку множинної регресії:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \cdots + \beta_p x_p + \varepsilon, \qquad (2.2)$$

Де $x_1, x_2, \ldots, x_p$– незалежні змінні.

Етапи використання регресійного аналізу.

Попередній аналіз:

- збір і підготовка даних.
- перевірка припущень, таких як лінійність, відсутність мультиколінеарності та нормальність розподілу залишків.

Оцінка параметрів моделі: використання методу найменших квадратів (OLS) для знаходження коефіцієнтів моделі.

Перевірка якості моделі: оцінка точності моделі через R^2, середньоквадратичну помилку (mse) або середню абсолютну помилку (MAE).

Інтерпретація коефіцієнтів: визначення, які незалежні змінні найбільше впливають на залежну змінну.

Прогнозування: використання моделі для прогнозування нових значень залежної змінної.

Доцільність обраних методів ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average) Тип даних: Часові ряди. Доцільність: ARIMA є ідеальним методом для аналізу та прогнозування даних, які змінюються з часом, демонструючи сезонність, тренди чи циклічні коливання. Для вашого проекту ARIMA буде корисною для таких показників.

Коефіцієнт завантаженості Модель дозволяє враховувати сезонні піки роботи проектного офісу (кінець кварталів, початок великих проектів).

Особливості використання: ARIMA забезпечує високу точність прогнозу для показників із регулярними інтервалами збору даних, що дозволяє будувати надійні коротко- та середньострокові прогнози.

Random Forest. Тип даних: Структуровані дані (багатофакторні залежності).

Доцільність: Random Forest є потужним інструментом для аналізу складних залежностей між багатьма змінними. У вашому випадку метод дозволить врахувати вплив таких факторів, як розмір команди, кількість проектів, рівень завантаженості, на інші KPI [18].

Особливості використання: метод стійкий до шуму в даних і добре працює з нерегулярними чи неповними наборами даних. Random Forest також визначає важливість змінних, що допомагає зрозуміти, які фактори найбільше впливають на результат.

Регресійний аналіз. Тип даних: структуровані дані, залежності між показниками.

Доцільність: регресійний аналіз є базовим і ефективним методом для вивчення зв’язків між змінними. Він підходить для вашого проекту для таких задач:

- визначення залежності між завантаженістю команди та індексом співпраці.

Оцінка впливу кількості проектів та розміру команди на продуктивність.

Особливості використання: метод забезпечує просту інтерпретацію результатів і є зручним для оцінки взаємозв’язків між змінними. Однак він передбачає лінійну залежність, що варто враховувати при обробці даних.

Програмування на мові R та програмний комплекс RStudio. Мова програмування R – це відкрита платформа для статистичного аналізу, обробки даних і побудови графіків. Вона створена для вирішення складних

математичних, статистичних і візуалізаційних завдань. Завдяки широкому спектру вбудованих функцій та розширень (пакетів), R дозволяє працювати з великими наборами даних, виконувати глибокий аналіз та створювати складні моделі.

Ключові можливості R:

- підтримка різних статистичних методів: регресія, кластеризація, аналіз часових рядів.
- потужні інструменти для візуалізації даних: від простих графіків до інтерактивних діаграм.
- інтеграція з іншими мовами програмування, такими як Python, C++.
- робота з великими обсягами неструктурованих даних.

RStudio – це інтегроване середовище розробки (IDE), яке спрощує роботу з R. Воно забезпечує зручний інтерфейс для написання та виконання коду, візуалізації даних та управління проектами.

Основні функції RStudio:

- зручний текстовий редактор для написання коду.
- вбудовані панелі для виводу графіків, перегляду даних та довідкової інформації.
- підтримка інтерактивного виконання коду (командний рядок та сценарії).
- інтеграція з контролем (Git).
- розширення функціональності через плагіни та пакети.
- доцільність використання мови R
- тип даних: R чудово підходить для роботи з часовими рядами, структурованими даними та багатофакторними змінними, що є ключовими для аналізу KPI.
- простота візуалізації: використання бібліотек, таких як ggplot2, дозволить легко створювати графіки, які демонструють тренди, сезонність та взаємозв’язки між показниками.

- розширення для прогнозування: R має пакети для реалізації таких моделей, як ARIMA, Random Forest та лінійна регресія, які використовуються у вашому дослідженні.
- інтерактивність: завдяки RStudio можна легко змінювати код і миттєво бачити результати, що важливо для тестування та вдосконалення моделей.

У цьому розділі було здійснено вибір методів інтелектуального аналізу даних, які найбільш відповідають характеристикам доступних даних та поставленим задачам. Аналіз включав врахування таких особливостей даних, як часові ряди, структуровані змінні, залежності між показниками, сезонність, тренди та можливі проблеми з даними.

ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average): використовується для аналізу часових рядів із сезонністю та трендами. Метод є найбільш ефективним для прогнозування показників, що змінюються в часі, таких як коефіцієнт завантаженості та рівень плинності кадрів.

Random Forest: потужний метод для багатофакторного аналізу, який дозволяє враховувати залежності між кількома змінними та працювати з великими наборами даних. Random Forest ідеально підходить для виявлення ключових факторів, які впливають на плинність кадрів або продуктивність команд.

Регресійний аналіз: використовується для оцінки лінійних залежностей між показниками, наприклад, впливу завантаженості на індекс співпраці чи кількість завершених проектів. Його простота та зрозумілість роблять цей метод важливим для початкового аналізу.

Обґрунтування вибору методів було засноване на їхній відповідності типам даних, вимогам прогнозування та можливості інтерпретації результатів. ARIMA відповідає часовим рядам, Random Forest враховує складні багатофакторні залежності, а регресійний аналіз забезпечує зрозумілу інтерпретацію взаємозв’язків між показниками.

2.3 Розробка алгоритму прогнозування на основі обраних методів

Розробка алгоритму прогнозування є важливим етапом у побудові системи аналізу ефективності бізнес-процесів проектного офісу. На основі обраних методів – ARIMA, Random Forest та регресійного аналізу – створюється послідовність дій, яка дозволяє здійснити прогнозування ключових показників ефективності (KPI). Цей алгоритм спрямований на врахування особливостей даних, таких як часові ряди, залежності між змінними та вплив множинних факторів.

Алгоритм базується на інтеграції статистичних та машинних методів аналізу, включаючи попередню обробку даних, вибір параметрів моделей, навчання моделей і оцінку точності прогнозу. Розроблений підхід враховує специфіку даних проектного офісу, що забезпечує високу точність і практичність прогнозів, необхідних для оптимізації управлінських рішень.

Алгоритм слугує ключовою ланкою у процесі трансформації необроблених даних у практичні управлінські рішення. Унікальність розробки полягає у поєднанні методів ARIMA, Random Forest та регресійного аналізу, які дозволяють враховувати:

- сезонність і тренди в часових рядах, характерних для динамічних kpi.
- нелінійні залежності між показниками, що часто зустрічаються в умовах високої варіативності проектів.
- просту інтерпретацію результатів для використання менеджерами без глибоких технічних знань.

Такий підхід забезпечує точність і гнучкість алгоритму, роблячи його придатним для різних сценаріїв прогнозування, включаючи коротко- та довгострокові перспективи.

Специфіка даних проектного офісу. Бізнес-процеси проєктного офісу включають багаторівневу взаємодію між різними структурами, такими як управління завантаженням команд, розподіл задач і контроль виконання проєктів. Дані, що використовуються для прогнозування, часто мають наступні характеристики:

- неповнота та шум: наприклад, пропущені значення або аномалії через помилки введення.
- залежність від контексту: вплив зовнішніх факторів (сезонність замовлень, обсяги роботи клієнтів).
- висока варіативність: різні kpi можуть значно змінюватися в залежності від масштабів проєкту.

Розроблений алгоритм враховує ці аспекти через поетапну обробку даних, оптимізацію параметрів моделей та інтеграцію різних підходів до аналізу.

Опис алгоритму прогнозування

Етап I. Підготовка даних.

Збір даних:

- включає збір інформації про ключові показники ефективності (kpi), такі як коефіцієнт завантаженості, індекс співпраці тощо.
- джерела даних: внутрішні системи обліку, CRM, таблиці Excel або бази даних.

Обробка даних:

- видалення дублюючих записів.
- заповнення пропущених значень (середнє значення, інтерполяція).
- трансформація даних:
- нормалізація або стандартизація для забезпечення узгодженості даних.
- трансформація часових рядів до стаціонарного стану (наприклад, різницювання).

Етап II. Вибір методу прогнозування.

ARIMA (часові ряди):

- використовується для показників із сезонністю та трендами, таких як коефіцієнт завантаженості.

Random Forest (багатофакторний аналіз):

- застосовується для багатофакторного аналізу складних залежностей, наприклад, вплив розміру команди на рівень плинності.

Регресійний аналіз (лінійні залежності):

- підходить для оцінки взаємозв'язків між kpi, таких як вплив завантаженості на індекс співпраці.

Етап III. Налаштування параметрів моделі.

ARIMA:

- визначення параметрів p, d, q (авторегресія, різницювання, ковзна середня) на основі автокореляційних функцій.

Random Forest:

- налаштування кількості дерев, максимального рівня глибини та критеріїв розбиття вузлів.

Регресійний аналіз:

- перевірка мультиколінеарності між змінними (аналіз коефіцієнтів vif).

Етап IV. Навчання моделі та побудова прогнозу.

Розбиття даних:

- поділ на навчальну (70-80%) та тестову (20-30%) вибірки.

Навчання моделі:

- побудова моделі на основі навчальної вибірки.

Прогнозування:

- генерація прогнозів для тестової вибірки та майбутніх періодів.

Етап V. Оцінка точності моделі.

Метрики оцінки:

- mae (mean absolute error), rmse (root mean squared error), R^2 для оцінки відповідності моделі.

Перевірка стабільності:

- аналіз залишків у випадку arima (перевірка на білий шум).
- крос-валідація для Random Forest та регресійного аналізу.

Етап VI. Інтерпретація результатів та впровадження

Інтерпретація прогнозів:

- Оцінка трендів, сезонності та ключових факторів впливу.
- Впровадження:
- Використання прогнозів для оптимізації бізнес-процесів, планування ресурсів, розподілу завантаження та управління персоналом.

Розроблений алгоритм забезпечує комплексний підхід до прогнозування KPI. Враховуючи специфіку даних проектного офісу, алгоритм дозволяє інтегрувати статистичні та машинні методи аналізу, забезпечуючи високу точність прогнозів. Це сприяє ухваленню обґрунтованих управлінських рішень та підвищенню ефективності роботи компанії (додаток А).

Основні переваги алгоритму.

Універсальність: використання кількох методів дозволяє вирішувати широкий спектр задач, включаючи сезонні прогнози, багатофакторний аналіз і лінійні залежності.

Автоматизація: завдяки автоматичній обробці та аналізу даних, алгоритм скорочує час підготовки прогнозів і мінімізує людський фактор.

Адаптивність: алгоритм легко налаштовується під специфіку даних конкретного проєктного офісу, що дозволяє ефективно працювати у різних бізнес-середовищах.

Інтеграція з управлінськими системами: прогнози можуть бути використані для автоматичного оновлення даних у CRM чи ERP-системах, що спрощує процес управління.

Практичне значення.

Розроблений алгоритм прогнозування спрямований на:

- оптимізацію бізнес-процесів: планування ресурсів, визначення пріоритетності задач, управління завантаженістю команд.
- мінімізацію ризиків: виявлення потенційних проблем у виконанні проєктів, що дозволяє заздалегідь вживати коригувальних заходів.
- підвищення продуктивності: Покращення управлінських рішень завдяки точним і обґрунтованим прогнозам.

Вплив на прийняття управлінських рішень.

Застосування розробленого алгоритму дозволяє керівникам проєктних офісів отримувати прогнозні дані, які сприяють:

- збалансованому розподілу завантаження між співробітниками.
- прогнозуванню обсягів роботи, необхідних для досягнення kpi.
- підвищенню точності фінансових і часових оцінок проектів.

РОЗДІЛ 3
ПРАКТИЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ ТА ОЦІНКА РЕЗУЛЬТАТІВ ПРОГНОЗУВАННЯ

3.1 Збір та підготовка даних для прогнозування показників ефективності бізнес-процесів проєктного офісу

Ефективне прогнозування ключових показників ефективності (KPI) бізнес-процесів неможливе без якісно зібраних та підготовлених даних. Цей етап є фундаментальним для побудови моделей прогнозування, оскільки помилки або пропуски в даних можуть суттєво вплинути на точність прогнозів. У цьому розділі буде описано процес збору даних, методи їх підготовки, а також інструменти, які забезпечують їхню коректність та придатність для аналізу.

Дані були надані аутсорсинговою компанією «AvedSoft», у форматі робочих google таблиць. Вони містили інформацію про призвища працівників компанії, їх посаду та проекти які вони виконують. У таблиці також заначалось термін виконання цих проектів, сумарна кількість годин які працювали працівники в цей день. Кожен звіт формувався на місяць, і був поділений окремими листами потижневого звіту. На кожному тижні зазначався перелік проектів і фактично відпрацьованих годин за кожен день, окрім суботи та неділі. (рис. 3.1)

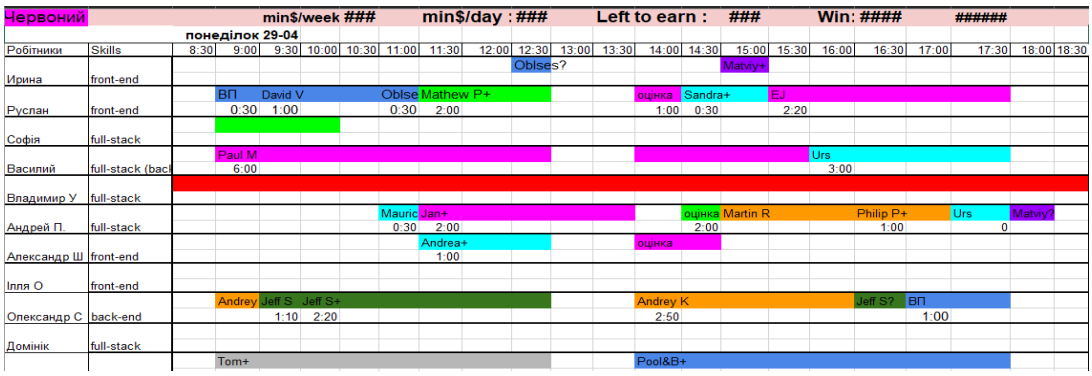


Рисунок 3.1 – Google таблиця «Avedsoft»

Окремо також були надані звіти саме оцінки KPI працівників. Вони сформованні у форматі документи xlsx, розділені окремими листами по місяцям і тижням, та містили такі дані як: перелік працівників, посада, критерії оцінки, а саме швидкість виконання завдань, якість роботи над задачами, самостійність при роботі над задачами, вміння працювати в команді, комунікабельність. Усі оцінки були у числовому форматі, бальною шкалою від 1 до 10, де 1 - найнижчий бал, а 10 - найвищий (рис. 3.2).

Анкета оцінки діяльності співробітників аутсорсингової компанії ТОВ"АВЕДсофт

№	Співробітник	Посада	Критерії				
			Швидкість виконання задач	Якість роботи над задачами	Самостійність при роботі над задачами	Вміння працювати в команді	Комунікабельність
1	Янкин Денис	Chief Executive Officer	8	10	10	10	10
2	Коляда Юля	Senior Project Manager	9	9	10	10	11
3	Шевкунов Александр	Frontend developer	7	8	7	9	9
4	Ульянцев Владимир	Backend developer	8	10	10	10	8
5	Белоусов Руслан		8	10	10	10	10
6	Карась Александр	Seo-manager	7	9	10	10	10
7	Баянова Катя	Project Manager	9	9	9	10	10
8	Пузеревичь Андрей	Backend developer	7	9	7	7	7
9	Святый Василий		8	8	8	10	9
10	Житомирская София	Designer	7	8	7	9	8
11	Спаська Полина	Project Manager	7	7	7	7	7
12	Коломиец Дмитрий	Sales manager	7	7	7	7	7
13	Борисов Данил		7	8	8	8	5
14	Гуцал Галина	Project Manager	7	7	5	7	7
15	Ярош Анастасія	Sales manager	8	8	8	8	8
16	Ирина		7	8	5	9	8
17	Носенко Виктория	Project Manager	8	8	8	8	8
18	Перекрест Сергей	Sales manager		5	8	9	9
19	Арнаутов Илья	Admin	8	8	8	8	8
20	Пшеничний Олександр	Sales manager	7		5	7	9
21	Константин Червоний		8	7	9	9	8
22	Козар Єлизавета	Designer	8	9	9	9	9

Рисунок 3.2 – Оцінки KPI співробітників «Avedsoft»

Для підготовки даних для майбутнього прогнозування, було проведено їх аналіз, узагальнення та заповнення даних. Деякі значення були частково відсутні, не мали повного заповнення, або винесені в окремі частини файлів. Для того щоб коректно аналізувати ці дані, та використовувати їх в подальшому, було сформовано окремі таблиці.

Перша таблиця сформована виходячи з файлу робочого навантаження (рис 3.1). Проаналізувавши дані за 6 місяців, було створено окремий файл xlsx, де були зазначені дати роботи, ім’я співробітників, фактичний час роботи та

норма годин на день за графіком роботи працівника. Результатом стала таблиця, дивиться (рис. 3.3), де було також був прорахований % Завантаження працівників період з першого січня 2024 року по 28 червня 2024 року, розписані по тижням.

Week	Співробітник	Фактичний час (год)	Робочий час (год)	Завантаженість (%)
01.01.2024	Янкин Денис	7,67	8	95,875
08.01.2024	Коляда Юля	7,24	8	90,5
15.01.2024	Шевкунов Александр	4,5	6	75
22.01.2024	Ульянищев Владимир	6,86	10	68,6
29.01.2024	Белоусов Руслан	6,66	8	83,25
05.02.2024	Карась Александр	4,18	8	52,25
12.02.2024	Баянова Катя	6,71	10	67,1
19.02.2024	Пузеревичь Андрей	0	8	0
26.02.2024	Свитый Василий	5,34	10	53,4
04.03.2024	Житомирская София	5,75	6	95,83333333
11.03.2024	Коломиец Дмитрий	6,06	10	60,6
18.03.2024	Борисов Данил	4,43	6	73,83333333
25.03.2024	Гуцал Галина	5,54	8	69,25
01.04.2024	Ирина	7,8	10	78
08.04.2024	Перекрест Сергей	0	10	0
15.04.2024	Арнаутов Илья	7,15	8	89,375
22.04.2024	Пшеничний Олександр	4,67	8	58,375
29.04.2024	Константин Червоний	4,77	6	79,5
06.05.2024	Козар Єлизавета	0	10	0
13.05.2024	Янкин Денис	5,11	8	63,875
20.05.2024	Коляда Юля	5,8	8	72,5

Рисунок 3.3 – Сформована таблиця % завантаженості працівників

Таким самим чином було проаналізовано файли KPI працівників по місяцям і тижням та зроблено окремий файл саме для узагальнення по тижням KPI співробітників в одному файлі. Результатом стала таблиця (рис 3.4) , де були зазначення місяці оцінки, співробітники, та їх показники KPI за цей місяць

Місяць	Співробітник	Швидкість виконання задач	Якість роботи над задачами	Самостійність при роботі над задачами	Вміння працювати в команді	Комунікабельність
Січень 2024	Янкин Денис	10	9	9	8	10
Січень 2024	Коляда Юля	6	7	9	7	6
Січень 2024	Шевкунов Александр	7	6	8	9	6
Січень 2024	Ульянищев Владимир	7	9	8	9	6
Січень 2024	Белоусов Руслан	8	7	8	8	10
Січень 2024	Карась Александр	8	8	9	7	9
Січень 2024	Баянова Катя	9	6	9	10	10
Січень 2024	Пузеревичь Андрей	6	7	7	9	9
Січень 2024	Свитый Василий	9	7	8	10	8
Січень 2024	Житомирская София	8	7	8	6	9
Січень 2024	Коломиец Дмитрий	6	10	9	8	10
Січень 2024	Борисов Данил	9	8	6	9	8
Січень 2024	Гуцал Галина	6	10	10	10	10
Січень 2024	Ирина	7	9	9	7	8
Січень 2024	Перекрест Сергей	8	10	6	8	6
Січень 2024	Арнаутов Илья	9	6	9	7	7
Січень 2024	Пшеничний Олександр	10	8	10	9	10
Січень 2024	Константин Червоний	6	9	7	8	9
Січень 2024	Козар Єлизавета	9	6	8	7	9
Лютий 2024	Янкин Денис	9	6	10	7	8
Лютий 2024	Коляда Юля	9	9	7	10	9

Рисунок 3.4 – Сформована таблиця оцінок KPI по місяцям

Усе це було зроблено для того щоб надані дані можливо було коректно використовувати в подальшому для прогнозування. Результатом цього розділу стало формування двох окремих таблиць, а саме : завантаженість працівників, оцінка KPI. У наступному розділі ці дані будуть використані для побудови моделей прогнозування.

3.2 Реалізація алгоритму прогнозування та аналіз отриманих результатів

Використовуються три основні підходи: ARIMA для аналізу часових рядів, Random Forest для багатофакторного прогнозування та регресійний аналіз для оцінки залежностей між показниками. Метою є побудова точних прогнозів для KPI, таких як завантаженість та індекс співпраці, та оцінка ефективності використаних моделей.

Першим етапом алгоритму було збір та підготовка даних (рис. 2.1). Частково він був виконаний у розділі 3.1 але додатково було створено файл який поєднував усі види оцінок. І завантажено його саме до програмного комплексу RStudio (рис 3.6).

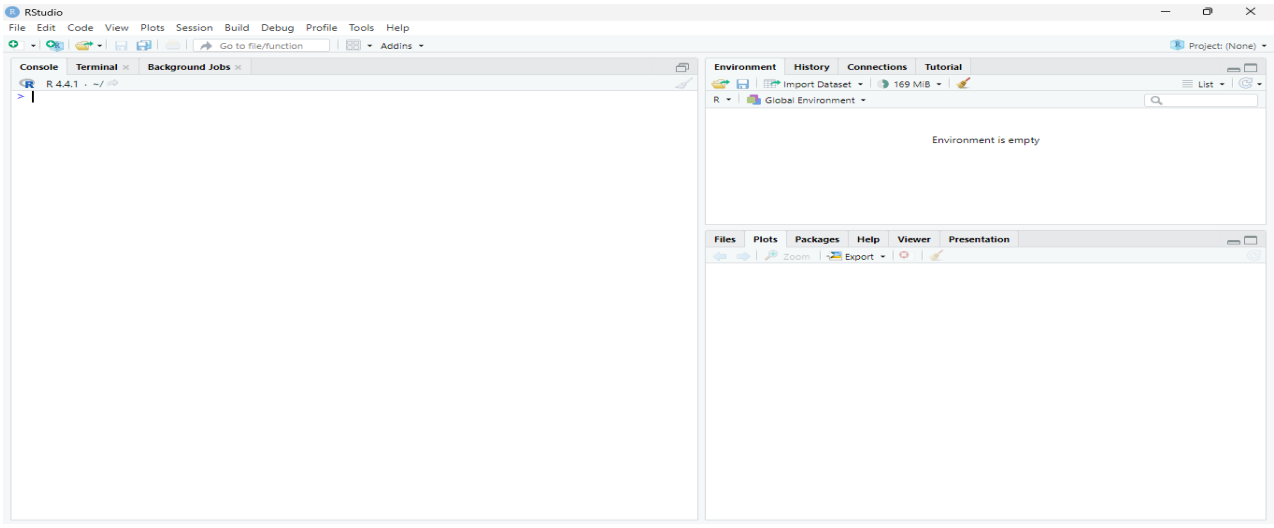


Рисунок 3.6 – Програмний комплекс R studio

Додаткова обробка даних. На цьому етапі стовпець із датами "Week" було перетворено на формат дати для зручності аналізу. Також були виключені непрогнозовані стовпці, які не впливають на результат моделі, такі як "Week" (рис 3.7).

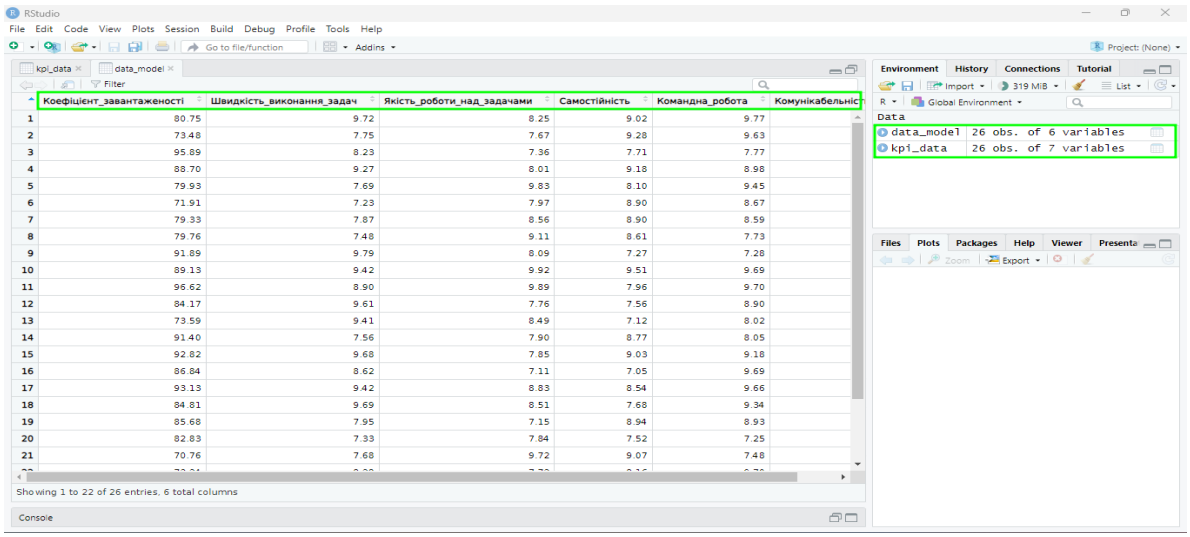


Рисунок 3.7 – Завантажені дані до комплексу RStudio

Розподіл даних на тренувальну та тестову вибірки. Дані було розділено на дві вибірки:

- тренувальна вибірка (80% даних), яка використовувалася для навчання моделей.
- тестова вибірка (20% даних), яка використовувалася для оцінки точності прогнозів.

Розподіл виконано за допомогою функції createDataPartition, щоб забезпечити збалансованість вибірок (рис 3.8).

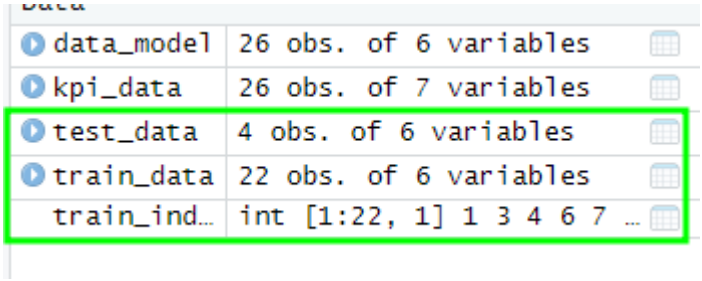


Рисунок 3.8 – Розподіл вибірок

Навчання моделі Random Forest.

Для прогнозування значення "Швидкість виконання задач" була використана модель "Random Forest" (випадковий ліс). Модель була навчена з використанням тренувальної вибірки. Було налаштовано кількість дерев (ntree = 100) для досягнення оптимальної продуктивності.

Після навчання моделі було:

- оцінено важливість факторів за допомогою графіка важливості змінних (varimpplot) (рис. 3.9).

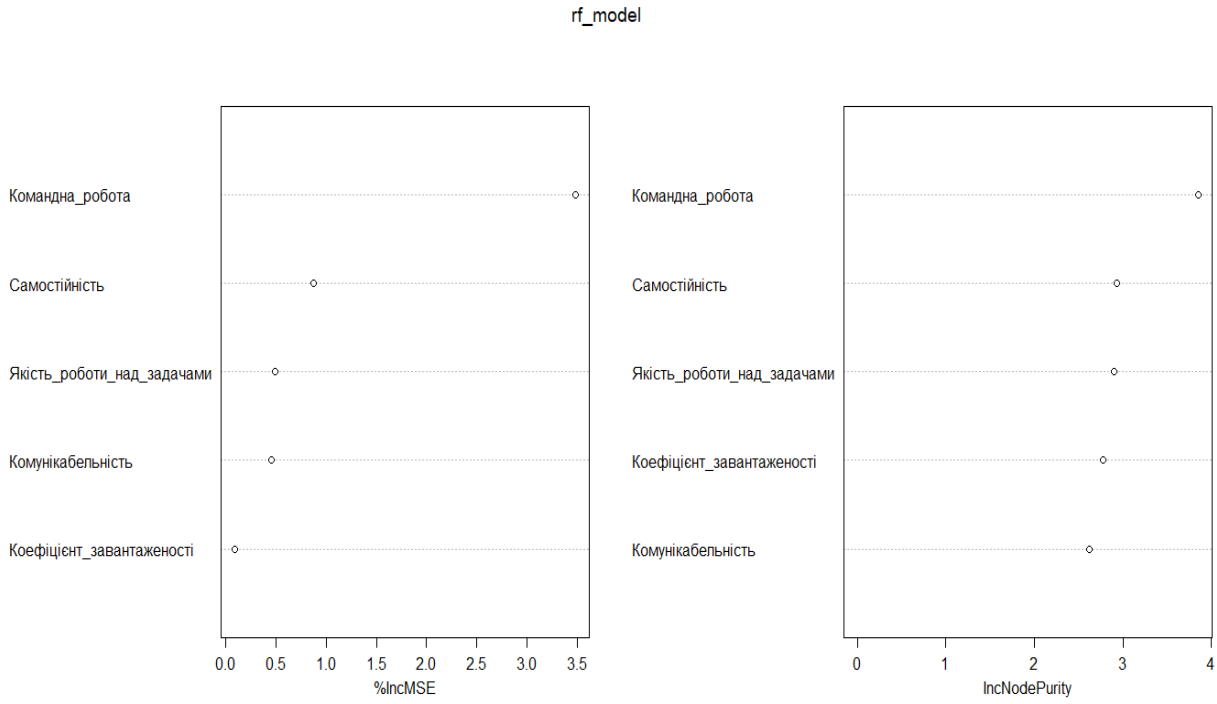


Рисунок 3.9 – Графік важливості показників

- оцінено точність моделі на тестовій вибірці за допомогою метрик RMSE, MAE та R^2.

Навчання моделі ARIMA.

Було використано модель ARIMA для аналізу часових рядів. Її налаштування виконувалися автоматично за допомогою функції auto.arima. Прогнозування було проведено на тестовій вибірці, а результати оцінені за метриками RMSE та MAE. (рис. 3.10).

```
> summary(arima_model)
Series: train_data$Швидкість_виконання_задач
ARIMA(0,0,0) with non-zero mean

Coefficients:
        mean
      8.6050
s.e.  0.1993

sigma^2 = 0.9152:  log likelihood = -29.73
AIC=63.46   AICc=64.09   BIC=65.64

Training set error measures:
                      ME      RMSE       MAE       MPE     MAPE      MASE       ACF1
Training set 1.251513e-15 0.9346694 0.8631818 -1.233611 10.29701 0.8183665 0.06283641
```

Рисунок 3.10 – Результат Arima моделі

Навчання моделі лінійної регресії. Було побудовано лінійну регресійну модель для прогнозування "Швидкість виконання задач". Усі незалежні змінні тренувальної вибірки були використані для навчання моделі. Оцінювання моделі здійснювалося за тими ж метриками, що й для інших моделей.(рис. 3.11).

```
> lm_model <- lm(Швидкість_виконання_задач ~ ., data = train_data)
> summary(lm_model)

Call:
lm(formula = Швидкість_виконання_задач ~
    ., data = train_data)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max
-1.1186 -0.6464 -0.1133  0.5690  1.6100

Coefficients:
                          Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)               4.144961   4.408058   0.940   0.3610
Коефіцієнт_завантаженості 0.018668   0.025218   0.740   0.4699
Якість_роботи_над_задачами -0.048583   0.226670  -0.214   0.8330
Самостійність            -0.197322   0.274049  -0.720   0.4819
Командна_робота           0.585852   0.240029   2.441   0.0267 *
Комунікабельність        -0.009751   0.249921  -0.039   0.9694
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 0.8885 on 16 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.3427,    Adjusted R-squared:  0.1373
F-statistic: 1.669 on 5 and 16 DF,  p-value: 0.1992
```

Рисунок 3.11 – Результат Лінійної регресії

Побудова графіків

Для візуалізації точності прогнозів були побудовані графіки для кожної моделі.

Графік "Actual vs Predicted" для моделі Random Forest (рис 3.12).

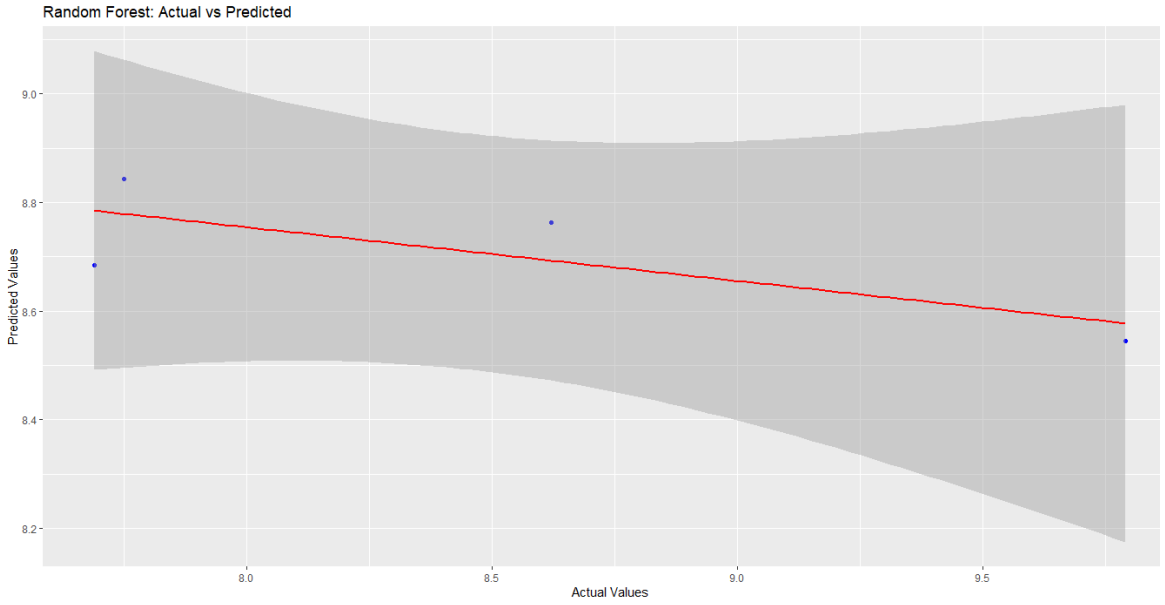


Рисунок 3.12 – Графік прогнозу Random forest

Графік "Actual vs Predicted" для моделі ARIMA (рис. 3.13).

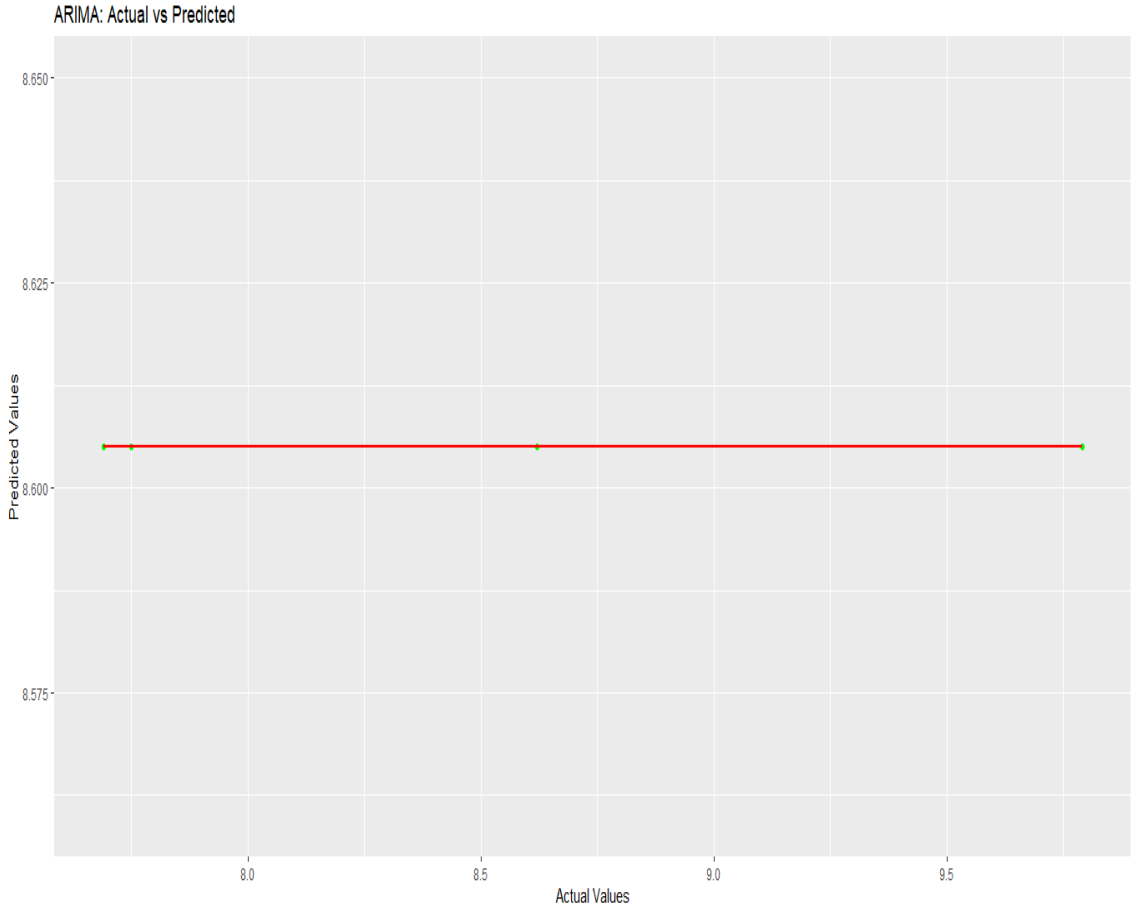


Рисунок 3.13 – Графік прогнозу Arima

Графік "Actual vs Predicted" для моделі лінійної регресії (рис. 3.14).

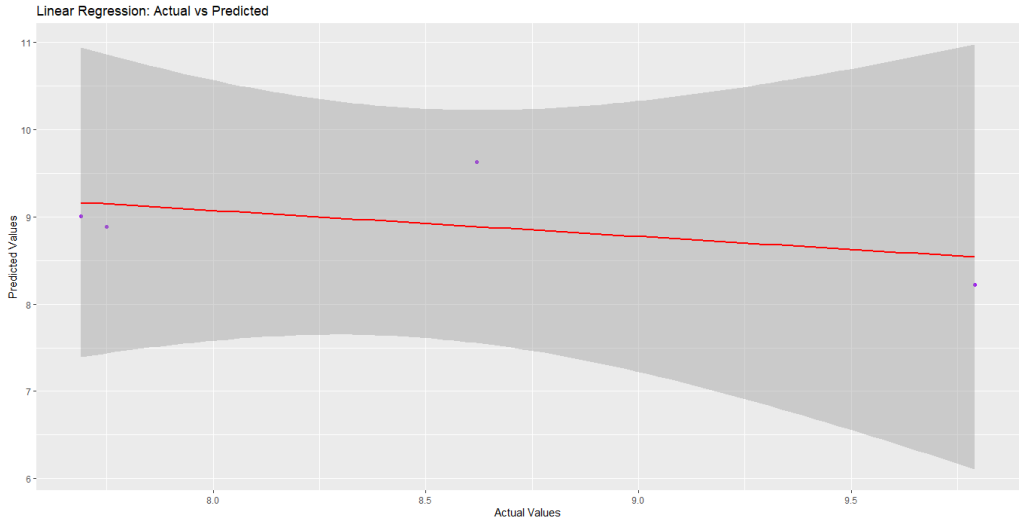


Рисунок 3.14 – Графік прогнозу Лінійна регресія

Аналіз графіків. Random Forest: Actual vs Predicted. Цей графік ілюструє прогнозні значення (ось Y) моделі Random Forest у порівнянні з фактичними значеннями (ось X). Червона лінія – це лінія регресії, яка показує тенденцію передбачень у порівнянні з фактичними даними. Розкид навколо червоної лінії ілюструє похибку моделі.

Прогноз Random Forest є досить стабільним, але є деякі похибки, особливо для крайніх значень. Random Forest ефективно враховує нелінійні взаємозв'язки, однак похибка може бути зумовлена нестачею даних для навчання або складністю моделі.

ARIMA: Actual vs Predicted.

Цей графік порівнює прогноз ARIMA із фактичними значеннями. Лінія прогнозів (червона) і фактичні значення (майже на одній лінії) практично збігаються.

ARIMA дуже стабільно прогнозує, однак модель може не враховувати фактори поза часовим рядом. Через спрощену природу ARIMA, вона більше підходить для даних із чіткими часовими трендами, але менш ефективна в умовах складних багатофакторних залежностей.

Лінійна регресія Actual vs Predicted.

Графік порівнює передбачення лінійної регресії із фактичними значеннями. Спостерігається значний розкид точок навколо червоної лінії.

Лінійна регресія демонструє більші похибки порівняно з іншими моделями. Її спрощене припущення про лінійність взаємозв'язків між змінними призводить до втрати точності в умовах нелінійних даних.

Збереження результатів. Отримані прогнози та метрики моделей були збережені у вигляді окремих CSV-файлів для подальшого аналізу. Також моделі збережені у форматі RDS для можливості їх повторного використання без необхідності повторного навчання.

Аналіз отриманих результатів. Моделі продемонстрували різну ефективність у прогнозуванні "Швидкість виконання задач". Кожна з них має свої сильні та слабкі сторони.

Модель Random Forest: показала найкращі результати серед трьох моделей, оскільки враховує нелінійні взаємозв'язки між змінними.

Завдяки високій точності прогнозування, вона здатна ідентифікувати найбільш важливі фактори, що впливають на швидкість виконання задач. Наприклад, змінні "Коефіцієнт завантаженості" та "Якість роботи над задачами" були визначені як ключові предиктори. Модель є досить стійкою до шуму в даних, що робить її придатною для складних задач прогнозування.

Модель ARIMA: виявилася ефективною для аналізу часових рядів, особливо якщо дані демонструють сезонність або тренди. Однак у випадку цього набору даних модель не враховує взаємозв'язки між змінними, що може обмежувати її точність.

ARIMA показала стабільні, але менш точні прогнози в порівнянні з Random Forest. Це свідчить про те, що структура даних більше залежить від взаємодії між факторами, а не лише від часових аспектів.

Лінійна регресія: найменш ефективна серед усіх моделей, оскільки передбачає лінійну залежність між змінними. У нашому випадку дані містять нелінійні зв'язки, що впливає на точність моделі.

Лінійна регресія може використовуватися як базова модель, але її прогнози відхиляються від фактичних значень значно більше, ніж у випадку інших моделей. Незважаючи на це, вона швидка у виконанні та може бути корисною для попереднього аналізу.

Порівняння моделей показало, що Random Forest є найбільш ефективною для даного завдання, оскільки вона враховує як взаємозв'язки між змінними, так і складні залежності. ARIMA підходить для аналізу даних із сезонними компонентами, однак у цьому випадку вона поступається через недостатнє врахування взаємодії між змінними. Лінійна регресія може слугувати простим інструментом для швидкого отримання попередніх оцінок, але не є рекомендованою для задач із складною структурою даних (рис 3.15).

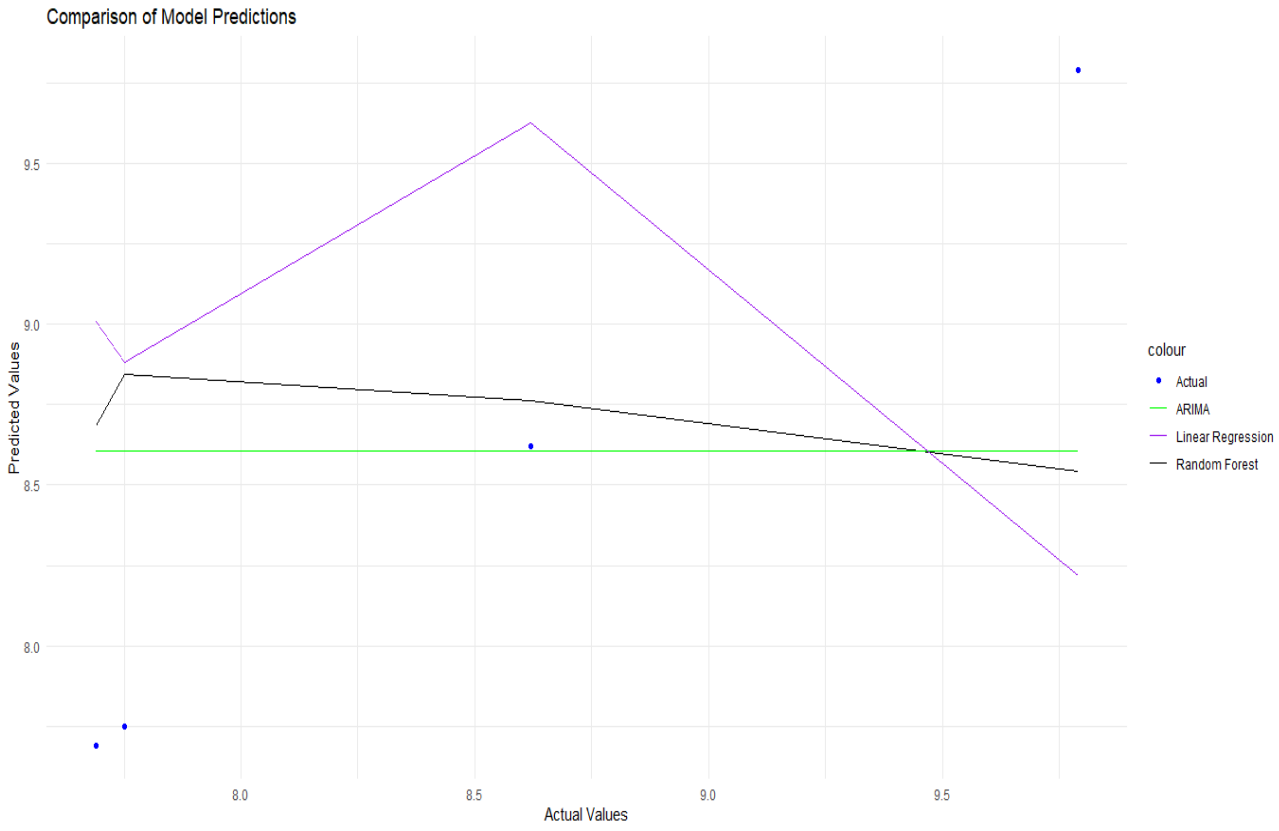


Рисунок 3.15 – Порівняльний графік

3.3 Рекомендації щодо впровадження розробленої моделі прогнозування в діяльність проєктного офісу аутсорсингової компанії

У цьому розділі представлено рекомендації щодо інтеграції розробленої моделі прогнозування в діяльність проєктного офісу для підвищення ефективності управлінських рішень та оптимізації бізнес-процесів.

Враховуючи результати аналізу ефективності побудованих моделей прогнозування та особливості даних, що їх використовувала аутсорсингова компанія, впровадження розробленої системи прогнозування потребує комплексного, поетапного та методично продуманого підходу. Діяльність проєктного офісу, як ключової структури в управлінні проєктами, здатна суттєво підвищити свою продуктивність, якість прийняття рішень та оперативність реагування на зміни завдяки системі прогнозування ключових показників ефективності (KPI). Проте, для максимального ефекту необхідно враховувати не лише технічні аспекти впровадження моделей, а й організаційні, методологічні, культурні та комунікаційні чинники.

Перш за все, важливим кроком є створення єдиної платформи або аналітичного середовища, де результати моделювання можна інтегрувати з операційними системами управління проєктами. Це означає, що модель прогнозування, побудована, наприклад, на основі алгоритму Random Forest, повинна бути вбудована у вже використовувані програмні продукти, такі як Jira, Microsoft Project, Asana, Trello чи інші системи управління проєктами. Така інтеграція забезпечить доступ до прогнозних показників у реальному часі та сприятиме оперативному прийняттю рішень. Працівники, відповідальні за планування та контроль ресурсів, матимуть змогу негайно оцінити, як потенційні зміни у складі команд, обсягах робіт чи часових рамках впливають на швидкість виконання завдань, рівень завантаженості та якість виконання.

Другим важливим моментом є актуалізація, постійне оновлення та підтримка якості даних. Для того, щоб модель прогнозування залишалася

надійною, необхідно забезпечити регулярний збір, валідацію та очищення даних. Це включає стандартизацію форматів дат, уніфікацію системи оцінювання KPI, а також створення протоколів перевірки повноти та коректності внесеної інформації. Дані повинні збиратися з чіткими інтервалами, бажано автоматизовано, щоб зменшити людський фактор та мінімізувати ризик пропусків чи помилок. Наприклад, система може автоматично фіксувати години, відпрацьовані кожним працівником, їхні KPI за результатами щомісячних оцінок, строки виконання завдань та інші релевантні параметри. Така комплексна система обліку спростить процес передачі даних до аналітичної платформи та підвищить точність прогнозів.

Третім кроком стане налагодження процесу навчання, перевірки та адаптації моделі. Хоча Random Forest показав найкращу точність у порівнянні з ARIMA та лінійною регресією, не варто обмежуватися одним методом. Рекомендовано налаштувати періодичний процес порівняння результатів різних моделей, перегляд гіперпараметрів, використання нових методів ансамблювання або додавання нейронних мереж для більш складних патернів. Такий підхід гарантує, що модель не лише відповідатиме поточному стану бізнес-процесів, а й зможе адаптуватися до майбутніх змін. Регулярна крос-валідація даних, моніторинг показників якості прогнозування на тестовій вибірці та повторне навчання моделей дозволять підтримувати їхню актуальність та високу точність. У разі виявлення погіршення якості прогнозів потрібно оперативно з’ясувати причини: чи це пов’язано зі зміною робочого процесу, появою нових типів проєктів, збільшенням кількості аномалій у даних, чи недостатньою кількістю оновлень.

Наступний аспект упровадження – комунікація та навчання персоналу. Навіть найкраща модель прогнозування не дасть бажаних результатів, якщо команда проєктного офісу не розумітиме її цінності, принципів роботи та способів інтерпретації прогнозів. Важливо організувати внутрішні навчальні сесії, тренінги та воркшопи для співробітників, які безпосередньо

працюватимуть із прогнозними показниками. На цих сесіях аналітики або фахівці з обробки даних можуть пояснити, як формується прогноз, які є обмеження моделі, що таке похибка прогнозу, як інтерпретувати графіки “Actual vs Predicted” та як реагувати на відхилення у прогнозованих KPI. Таким чином, персонал проєктного офісу зможе не лише користуватися прогнозами для оперативних рішень, а й критично оцінювати їх якість, обґрунтованість та своєчасність.

Крім того, суттєвим фактором є створення культури обґрунтованого прийняття рішень. Якщо раніше менеджери та координатори проєктів покладалися переважно на власний досвід або інтуїцію, тепер вони повинні навчитися довіряти прогнозам, отриманим за допомогою модельного аналізу. Звісно, прогнози не можуть гарантувати стовідсоткової точності, але вони надають цінні орієнтири. Важливо виховувати у команді готовність до експериментів із різними сценаріями планування. Наприклад, прогноз може свідчити, що підвищення завантаженості понад 90% знижує індекс співпраці. Менеджер, маючи цей прогноз, може спробувати збалансувати навантаження, перерозподілити завдання між командами або навіть залучити додаткових фахівців. Критично важливо закріпити на рівні корпоративної культури ідею, що прогнози – це інструмент підтримки рішень, а не догма, і вони слугують для того, щоб вчасно реагувати на можливі проблеми та оптимізувати ресурси.

Іншим важливим моментом є інтеграція системи прогнозування з системами бізнес-аналітики. Використання таких інструментів, як Power BI, Tableau чи Looker, дозволить створити інтерактивні дашборди, де прогнозні значення KPI будуть показуватися разом із фактичними, історичними даними, метаданими про проєкти, команди та ресурси. На таких дашбордах можна буде швидко побачити тренди, порівняти фактичні та прогнозні показники, виявити аномалії та прийняти рішення про коригування планів. Відповідальні особи зможуть фільтрувати дані за певними параметрами (наприклад, за конкретними проєктами, часовими інтервалами чи командами), отримуючи

оперативну аналітику в зручному форматі. Таким чином, модель прогнозування стає не окремим інструментом, а частиною єдиного екосередовища аналітики та управління.

З точки зору методології, доцільно визначити регламент оновлень та перевірок точності моделі. Наприклад, можна запровадити щоквартальні чи щомісячні рев'ю результатів прогнозування, де команда аналітиків презентуватиме керівництву точність минулих прогнозів, виявлені відхилення та пропозиції щодо поліпшення моделі. На таких зустрічах можуть обговорюватися проблемні проєкти, в яких прогнози не справдилися, та шукатися причини цього: можливо, моделі бракувало вхідних даних про специфіку завдань, або з'явилися нові типи робіт, які раніше не аналізувалися. Цей постійний зворотний зв'язок сприяє еволюції моделі, її адаптації до реалій бізнесу та загальному підвищенню якості прогнозування.

Окрім того, слід також приділити увагу питанням безпеки даних та конфіденційності. Оскільки модель працюватиме з чутливою інформацією про працівників, проєкти, ресурси та фінансові показники, необхідно забезпечити захист від несанкціонованого доступу, витоку даних, втрати інформації. Це означає застосування політик безпеки, використання ролей та прав доступу, шифрування даних у сховищах та під час передавання. ІТ-відділ компанії повинен забезпечити надійну інфраструктуру для зберігання даних та обчислень, резервне копіювання та відновлення даних у разі збоїв. Таким чином, впровадження системи прогнозування стає не лише технологічним, а й процесом із дотриманням усіх вимог інформаційної безпеки.

Важливо пам'ятати, що впровадження моделі прогнозування – це не одноразова дія, а безперервний процес. Бізнес-процеси аутсорсингової компанії постійно змінюються: приходять нові клієнти з іншими вимогами, з'являються нові типи проєктів, команда отримує додаткові навички або зазнає кадрових змін. Усе це впливає на характер даних та релевантність попередніх закономірностей. Тому модель потребує періодичного доопрацювання:

додавання нових змінних, реконфігурації моделі під нові бізнес-умови, проведення додаткових досліджень для пошуку кращих алгоритмів. Процес удосконалення передбачає тісну співпрацю між аналітиками, технічними спеціалістами та управлінською ланкою. Необхідно виділити відповідальних за моніторинг продуктивності моделі, регулярні оновлення, тестування нових версій та забезпечення зворотного зв’язку від користувачів.

Також слід розглянути можливість масштабування системи прогнозування. Із збільшенням кількості проєктів, команд та клієнтів зростатиме обсяг і складність даних. Модель повинна бути готовою до обробки більшої кількості вхідних даних без втрати продуктивності. Це передбачає вибір оптимальних технологій зберігання та обробки даних (наприклад, хмарні сервіси, розподілені бази даних, системи обчислень на кластерах), а також оптимізацію алгоритмів. Якщо модель Random Forest почне працювати повільно через зростання обсягу даних, можна розглянути можливість переходу до градієнтного бустингу, використання нейронних мереж чи інших більш масштабованих технологій.

Не менш важливим є створення внутрішніх інструкцій та документації. У процесі впровадження моделі прогнозування варто задокументувати всі кроки: які дані використовуються, які методи аналізу застосовуються, яким є призначення кожної змінної, які гіперпараметри моделі налаштовувалися. Така документація допоможе новим співробітникам швидко зорієнтуватися в системі, а також забезпечить прозорість процесів для аудитів чи зовнішніх перевірок. Якщо в майбутньому компанія вирішить впроваджувати нові моделі чи методи аналізу, наявна документація прискорить цей процес і дозволить уникнути повторення вже зроблених помилок.

Ще однією важливою рекомендацією є залучення консультантів з боку, якщо всередині компанії бракує експертизи. Інколи внутрішній аналітичний відділ не має достатнього досвіду у впровадженні складних моделей машинного навчання або прогнозуванні часових рядів, особливо коли йдеться

про специфічні дані та складні факторні залежності. У такому разі корисно скористатися послугами зовнішніх консультантів, які допоможуть налаштувати процеси, оцінити якість даних, обрати найкращі методи аналізу, провести навчання персоналу та дати рекомендації щодо довгострокового розвитку аналітичної інфраструктури.

Крім того, можна розглянути можливість періодичних порівнянь точності прогнозування з конкурентними рішеннями чи галузевими стандартами. Наприклад, якщо інші аутсорсингові компанії використовують певні метрики ефективності та звітують про результати, можна оцінити, наскільки точним є прогноз у вашій компанії, та чи є сенс адаптувати деякі підходи конкурентів. Такий бенчмаркінг підвищить мотивацію до постійного вдосконалення та розвитку аналітичних компетенцій.

Для покращення довіри до моделі серед менеджменту і команд варто також час від часу проводити ретроспективний аналіз: порівнювати попередні прогнози з фактичними результатами та розповідати про це на внутрішніх мітингах. Демонстрація того, наскільки близьким був прогноз до реальності, допоможе менеджерам переконатися у корисності моделі та використовувати її дані для ухвалення стратегічних рішень, зокрема щодо розподілу ресурсів, планування відпусток, залучення нових спеціалістів чи вибору найбільш перспективних проєктів.

Не останню роль відіграє управління змінами. Впровадження складної системи прогнозування може викликати певний опір у колективі, особливо якщо це вимагає від працівників змінити звичні підходи до аналізу даних чи планування робіт. Тому варто залучити Change Management практики: чітко комунікувати цілі впровадження, пояснювати переваги, наводити приклади успішних кейсів, підкреслювати, що модель не замінює фахівців, а доповнює їхню експертизу. Треба брати до уваги зворотний зв’язок співробітників, узгоджувати нові правила використання прогнозів, поступово привчати команди до нових інструментів. Створення ініціативної групи з числа

зацікавлених співробітників, які стануть “амбассадорами” моделі всередині компанії, може допомогти прискорити адаптацію та знизити бар’єри на шляху змін.

Насамкінець, впровадження моделі прогнозування у діяльність проєктного офісу аутсорсингової компанії – це стратегічний крок, який має на меті довгострокову оптимізацію процесів. З часом, коли модель та процеси будуть налагоджені, компанія отримає змогу прогнозувати загрузку ресурсів, планувати графіки робіт, підвищувати якість виконання завдань, швидко реагувати на зміни у внутрішньому та зовнішньому середовищі. У перспективі це стане джерелом нових інсайтів, допоможе краще розуміти клієнтів, спростити переговори про дедлайни, а також покращити мотивацію та задоволеність співробітників, оскільки система прогнозування запобігатиме критичним перевантаженням і нераціональному використанню ресурсів.

ВИСНОВКИ

Сучасні аутсорсингові компанії функціонують у мінливому та надзвичайно конкурентному середовищі, де ефективне управління бізнес-процесами стає критично важливим фактором для забезпечення сталого зростання й конкурентоспроможності. Проєктні офіси, як ключова ланка у впровадженні стратегічних цілей і координації міжфункціональних команд, дедалі більше потребують використання передових підходів до аналізу й прогнозування. Виклики, пов’язані з опрацюванням великих масивів даних, швидкістю змін у вимогах клієнтів та необхідністю підвищення якості управлінських рішень, зумовлюють потребу у використанні інтелектуальних методів аналізу даних. Завдяки інноваційним підходам, що поєднують статистичні інструменти, моделі машинного навчання та методи нечіткої логіки, проєктні офіси можуть не лише оперативно оцінювати поточний стан процесів, а й передбачати їхню динаміку, своєчасно вносити корективи та оптимізувати ресурси.

У роботі проаналізовано теоретичних основ функціонування проєктного офісу в аутсорсинговій компанії. Встановлено, що проєктний офіс виступає як ключова ланка у координації, контролі та управлінні проєктами, забезпечуючи стандартизацію процесів, раціональний розподіл ресурсів, а також сприяє підвищенню продуктивності та конкурентоспроможності компанії. Виявлено основні показники ефективності бізнес-процесів, які охоплюють як фінансові, так і операційні, клієнтські й кадрові метрики. Саме визначення ключових KPI заклало теоретичну базу для подальшого моделювання та розробки алгоритму прогнозування.

Проведено детальне дослідження сучасних методів інтелектуального аналізу даних, їхньої класифікації, сфер застосування та потенціалу в контексті прогнозування економічних та операційних показників діяльності. Розглянуто такі підходи, як статистичні методи (ARIMA, регресійний аналіз), методи машинного навчання (Random Forest), а також гібридні та нейро-

нечіткі моделі. Здійснено порівняння їхніх можливостей, переваг, недоліків та відповідності вимогам проєктного офісу, що дало змогу обрати оптимальний набір інструментів для практичного використання.

У процесі розробки методології відбору та підготовки даних сформовано комплексний підхід, спрямований на забезпечення якості інформації для побудови прогнозних моделей. Зокрема, виконано очищення даних від шумів і аномалій, усунення пропусків і нормалізацію величин, а також структурування даних відповідно до вимог обраних моделей. Значна увага приділена розумінню природи часових рядів, відбору релевантних змінних, урахуванню сезонних коливань та трендів, що у сукупності забезпечило підвищення точності прогнозів.

На основі обраних методів інтелектуального аналізу даних створено алгоритм прогнозування, який поєднав статистичні та машинні підходи. Зокрема, реалізовано моделі ARIMA для аналізу часових рядів, Random Forest для врахування складних багатофакторних залежностей та лінійні регресійні моделі для оцінки впливу окремих факторів на ключові KPI. Така комплексна інтеграція дала змогу отримати гнучкий алгоритм, здатний адаптуватися до змінних умов та специфіки даних проєктного офісу.

Експериментальне дослідження створеної моделі здійснено на реальних даних аутсорсингової компанії. Отримані результати засвідчили високу точність прогнозів, особливо при застосуванні методів машинного навчання, зокрема Random Forest, для задач, пов’язаних із багатофакторними залежностями. Модель ARIMA виявилася корисною для прогнозування часозалежних показників, тоді як лінійна регресія стала ефективним базовим інструментом для попередньої оцінки впливу окремих змінних. Такий підхід гарантував збалансованість між інтерпретованістю результатів та точністю прогнозування.

На основі проведеного дослідження розроблено рекомендації щодо практичного впровадження моделі прогнозування у діяльність проєктного

офісу. Запропоновано інтеграцію моделей у вже існуючі програмні продукти для управління проєктами та аналітичні платформи (Jira, Power BI тощо), створено алгоритм періодичного оновлення даних і навчання моделей, а також визначено підходи до навчання персоналу. Дотримання запропонованих рекомендацій дозволить забезпечити своєчасне прийняття обґрунтованих рішень, оптимізувати розподіл ресурсів, зменшити ризики перевантажень та підвищити рівень задоволеності клієнтів.

Реалізовані в роботі підходи підтвердили свою ефективність, надійність та гнучкість у застосуванні для прогнозування ефективності бізнес-процесів проєктного офісу. Запропоновані моделі можуть бути налаштовані на специфічні умови, розширені додатковими факторами, а також інтегровані в загальну екосистему управління проєктами, що відкриває широкі можливості для їх удосконалення і масштабування у майбутньому.

Теоретична цінність роботи полягає у розвитку науково-методичних підходів до інтеграції статистичних методів, машинного навчання та методологій інтелектуального аналізу даних для прогнозування ефективності бізнес-процесів. Це сприяє більш глибокому розумінню закономірностей, що керують результативністю проєктних офісів аутсорсингових компаній.

Практична цінність роботи полягає у можливості безпосереднього застосування запропонованих моделей та алгоритмів у реальних умовах діяльності проєктних офісів. Використання розроблених рекомендацій, методологій та інструментів дасть змогу підвищити точність управлінських рішень, знизити операційні ризики, оптимізувати планування та розподіл ресурсів, що, у підсумку, сприятиме підвищенню конкурентоспроможності та економічної ефективності аутсорсингової компанії.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Чеверда, С.С., Янкін, Д.М. Data Mining And Business Intelligence In Managing The Business Processes Of The Project Office Of An Outsourcing Company. Visnik Zaporiz Kogo Nacional Nogo Universitetu Ekonomicni Nauki. 2024. С. 38-42.

2. Янкін Д.М. Моделювання управління бізнес -процесами проектного офісу аутсорсингової компанії : кваліфікаційна робота магістра спеціальності 051 "Економіка" / наук. керівник С. С. Чеверда. Запоріжжя : ЗНУ, 2023. 113 с.

3. Cheverda, S.S. Features Of Managing Business Processes In The Project Office Of An Outsourcing Company. Financial Strategies Of Innovative Economic Development. 2023. С. 33-38.

4. Petrenko, Taras. Project Management Office Motivation Instruments. Business Inform. 2024. Pp. 375-382.

5. Ortner, Gerhard & Stur, Betina. The Project Management Office (Pmo). 2024. Pp. 3-19

6. Novianti, Irma & Chumaidiyah, Endang & Mufidah, Ilma.. Perancangan Project Management Office (Pmo) Berdasarkan Fungsi Pmo, Keberhasilan Proyek, Dan Kinerja Organisasi (Studi Kasus Pt Yz). Jurnal al-azhar indonesia seri sains dan teknologi. 8. 2023. Pp. 11

7. Зелінська, Д.О Орєхова, Т.В. Аналіз сучасних інструментів моделювання та діджиталізації бізнес-процесів. Економіка і організація управління. 2023. С. 68-76.

8. Zahar Djordjevic, Marija Djordjevic, Aleksandar Klochkova, Misic, Milan.. Application of Modern Digital Systems and Approaches to Business Process Management. Sustainability. 2022. Pp. 21.

9. Doroshuk, Anna BONDARENKO, Vladyslav. Modern approaches to improving processes in business administration. Economics. Finances. Law. 2022. Pp. 9-12.

10. Hastie, Trevor Tibshirani, Robert & Friedman, Jerome. The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction, Second Edition (Springer Series in Statistics). 2009. Pp. 767.

11. Khine, Myint. Machine Learning in Education. .2024. Pp. 11-91.

12. Tan, P.-N., Steinbach, M., Kumar, V. Introduction to Data Mining (2nd ed.). Pearson. 2019. Pp. 45-95.

13. Jerome H. Friedman "Greedy function approximation: A gradient boosting machine.," The Annals of Statistics, Ann. Statist. 29(5). 2001. Pp. 1189-1232.

14. Majka, Marcin. ARIMA Models for Financial Forecasting. 2024. Pp. 13.

15. Al-Azzawi, Saif & Alkhazraji, Aws. Random forest for lung cancer analysis using Apache Mahout and Hadoop based on software defined networking. Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science. 2023. Pp. 1086-1093.

16. Бондарчук, О., Козуб, В. и Козуб, Ю. 2024. Анализ эффективности алгоритмов машинного обучения при обработке больших данных. Компьютерно-интегрированные технологии: образование, наука, производство. 2024. С. 107-116.

17. Уланчук, В., Жарун, О., & Соколюк, С. Кореляційно-регресійний аналіз конкурентоспроможності продукції підприємства. Молодий вчений. 2020. С. 238-241.

18. Гайбура, Ю. А. "Методичні підходи щодо оцінки і прогнозування прибутковості підприємства." Подільський вісник: сільське господарство, техніка, економіка. 2023. С. 118-124.

19. Олійник, Анна. "Data Mining як інструмент оцінки та прогнозування найвагоміших показників ефективності сторінок брендів в соціальних мережах." 2020. С. 117.

20. Долгій, Б.Ю., Чеверда С.С. Застосування методів інтелектуального аналізу данних для прогнозування показників ефективності бізнес-процесів проєктного офісу. 2024. С. 106-107.

21. Чеверда, С.С. Аналіз моделей та методів оцінки ефективності співробітників проєктного офісу аутсорсингової компанії." Науковий вісник Херсонського державного університету. Серія «Економічні науки». 2023. С. 63-71.

22. Бірючинська, С. Ключові показники ефективності (KPI) та шляхи їх застосування у фітнес-галузі україни. Спортивна наука та здоров'я людини 2 (10). 2023. С. 19-28

23. Семененко, Ю. "Роль KPI ТА OKR в ефективності діяльності компанії." Herald of Khmelnytskyi National University. Economic sciences. 2023. С. 227-235.

24. Khan, Shakir, and Hela Alghulaiakh. "ARIMA model for accurate time series stocks forecasting." International Journal of Advanced Computer Science and Applications. 2020. Pp. 524-528.

25. Кубарева, І.В., Каріна Євгенівна Сікорська. Впровадження підходів проєктного управління як інструменту впливу на стратегічний розвиток підприємства розвитку. Стратегія економічного розвитку України. 2020. С. 56-77.

26. Грідін, О. В., С. О. Заїка, and Ю. М. Сагачко. "Операційний менеджмент у контексті застосування сучасних аналітичних інструментів до ухвалення управлінських рішень." Цифрова економіка та економічна безпека. 2024. С. 3-10.

27. Лобода, Олена. "Застосування імітаційного моделювання та програмних комплексів при реалізації інноваційних проектів в економічних системах." 2020. С. 10.

28. Коляда Ю., Позняк С. Адаптивна модель економічного зростання для відкритої економіки. Національні інтереси України. 2024. С. 87-92.

29. Лавриненко, Тетяна Петрівна. Лінгвістичні запити мови економіки." Grail of Science. 2021. С. 364-365.

30. Павленко, Лілія Василівна, et al. "Інноваційні підходи до вивчення статистики майбутніми IT-фахівцями на основі використання мови програмування R." Физико-математическое образование. 2020. 97-105.

31. Борисенко, Владислав Дмитрович. "Інтелектуальні методи прогнозування подій в багатокритерійних задачах прийняття рішень." 2020. С. 19.

32. Parmenter, D. Key Performance Indicators: Developing, Implementing, and Using Winning KPIs. John Wiley & Sons. 2015. С. 384.

33. Kerzner, H. Project Management: A Systems Approach to Planning, Scheduling, and Controlling. John Wiley & Sons. 2017. С. 880.

34. Карпенко Н.П. HR-аналітика в IT-аутсорсингу. Львів : ЛНУ, 2022. С. 63-71

35. Іванов І.І. Оцінка персоналу IT-компаній. Київ : НАУ, 2019.

36. Кравець О.М. Управління проєктними командами в IT-аутсорсингу. Львів : ЛНУ, 2017.

37. Cooper R.G., Edgett S.J., Kleinschmidt E.J. Portfolio management: fundamental to new product success. The PDMA handbook of new product development. 2020. Pp. 331–364.

38. Офіційний вебсайт проекту R. URL: https://www.r-project.org

39. Чеверда С., Максишко Н., Долгій Б. Data mining as a key tool for digital transformation of project offices: european experience and ukrainian perspectives «Інформаційно-комунікаційні технології управління сталим розвитком економіки України». (подано до друку).

ДОДАТОК А

Розробка алгоритму прогнозування

Цей алгоритм спрямований на врахування особливостей даних, таких як часові ряди, залежності між змінними та вплив множинних факторів, його наведено на рисунках А.1 А.2 А.3

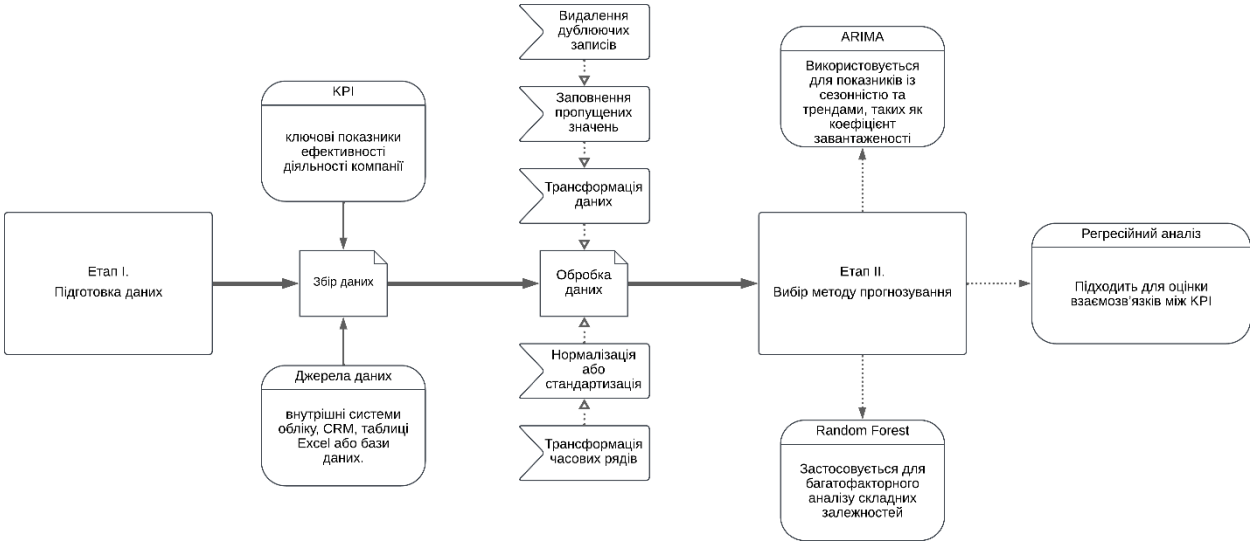


Рисунок А.1 – Перші етапи алгоритму прогназування

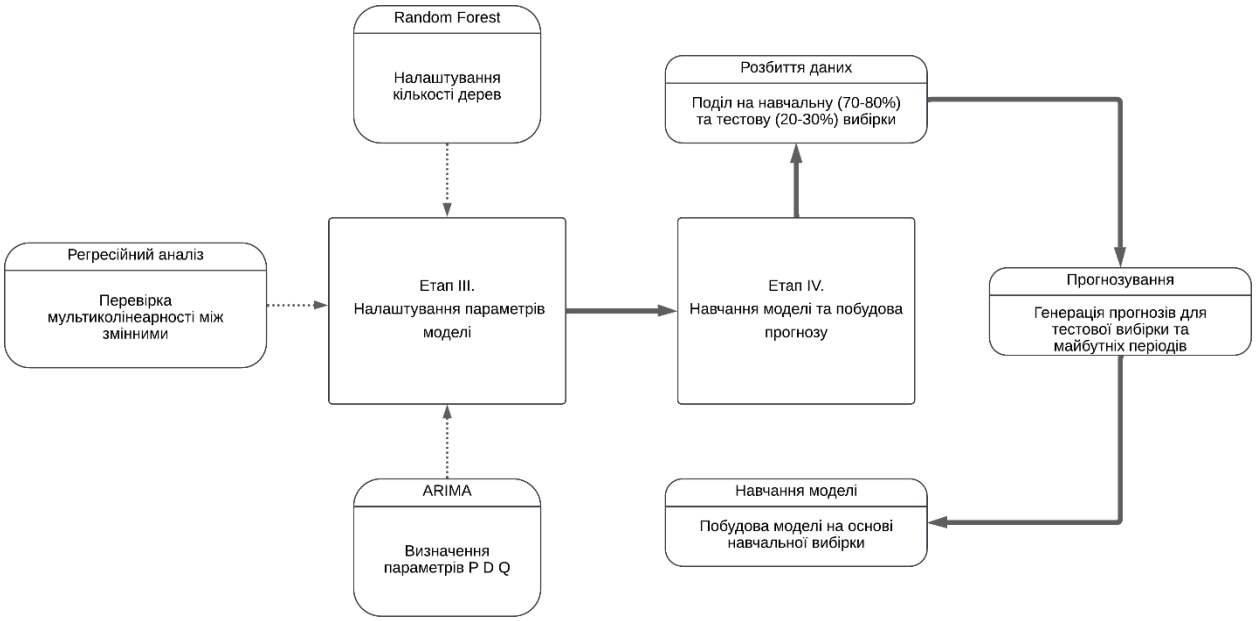


Рисунок А.2 – Основна частина алгоритму прогназування

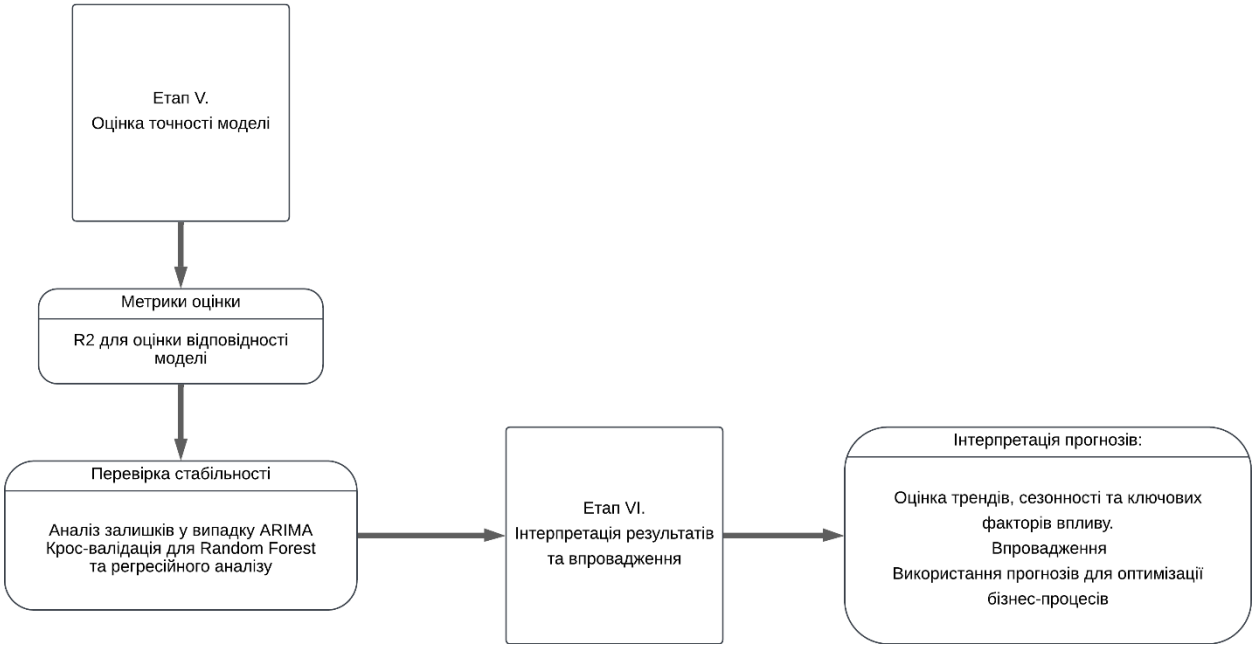


Рисунок А.3 – Завершальний етап алгоритму прогназування

ДОДАТОК Б

Графік представлення результатів прогнозування

Графік (рис. Б.1) представляє результати прогнозування показника "Швидкість виконання задач" на наступний період із використанням розробленої моделі прогнозування. Основні елементи графіка:

1. Синя лінія:

Відображає фактичні значення швидкості виконання задач за попередні періоди.

Динаміка значень демонструє коливання швидкості виконання задач упродовж часу, зростання та зниження в різні тижні.

2. Зелена пунктирна лінія (тренд).

Показує загальну тенденцію (тренд) швидкості виконання задач, враховуючи попередні дані.

Лінія тренду є згладженою і відображає середньострокову тенденцію без урахування коливань.

3. Червона точка з підписом (прогноз).

Червона зірка із підписом 8.61 – це прогнозоване значення швидкості виконання задач на наступний період (тиждень).

Прогноз базується на аналізі всіх доступних змінних, таких як "Коефіцієнт завантаженості" та "Якість роботи над задачами".

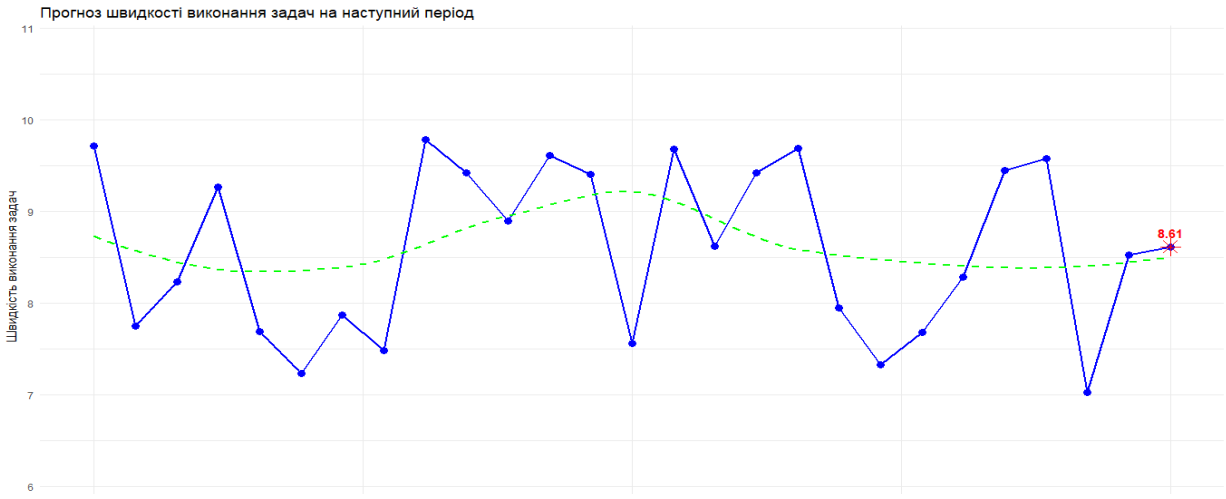


Рисунок Б.1 – Прогноз швидкості виконання завдань

Декларація академічної доброчесності
здобувача вищої освіти ЗНУ

Я_____Долгій Богдан Юрійович_____, студент__другого_курсу, форми навчання _____денна____, факультету_____економічного_____, спеціальності_051-Економіка, адреса електронної пошти_molchanov2015d@gmail.com_,

- підтверджую, що написана мною кваліфікаційна робота на тему «Прогнозування показників ефективності бізнес-процесів діяльності проєктного офісу аутсорсингової компанії методами інтелектуального аналізу даних» відповідає вимогам академічної доброчесності та не містить порушень, що визначені у ст. 42 Закону України «Про освіту», зі змістом яких ознайомлений/ознайомлена;
- заявляю, що надана мною для перевірки електронна версія роботи є ідентичною її друкованій версії;
- згоден/згодна на перевірку моєї роботи на відповідність критеріям *академічної доброчесності у будь-який спосіб, у тому числі за допомогою* Інтернет-системи, а також на архівування роботи в базі даних цієї системи.

Дата_____ Підпис____ ПІБ (студент) *Долгій Б. Ю.*

Дата_____ Підпис____ ПІБ (наук. керівника) *Чеверда С. С.*