

Хмельницький національний університет
Факультет інформаційних технологій
Кафедра комп'ютерної інженерії та інформаційних систем

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

Галузь знань 12 - Інформаційні технології

Спеціальність 126 - Інформаційні системи та технології

на тему: «Інтелектуальна система підтримки прийняття рішень у плануванні ресурсів проєктів на основі методів машинного навчання»

КвРІСТ. 240176.05.08.01 ПЗ

Виконав: студентка 2 курсу, група ІСТм-25-1

Марія ЛЕБЕДОВСЬКА
Пізнає Інформаційні технології

Керівник: доктор техн. наук, професор
Науковий ступінь, вчене звання

Єлизавета ГНАТЧУК
Пізнає Інформаційні технології

До захисту допускаю:

В.о. зав. кафедри КІС,

PhD Ольга ПАВЛОВА

12 18 2025 р.

Хмельницький, 2025

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет Інформаційних технологій

Кафедра Комп'ютерної інженерії та інформаційних систем

Освітній рівень магістр

Галузь знань 12 Інформаційні технології

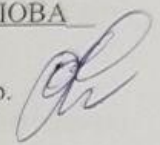
Спеціальність 126 Інформаційні системи та технології

Освітня програма освітньо-професійна програма «Інформаційні системи та технології»

ЗАТВЕРДЖУЮ

Зав. кафедри Ольга ПАВЛОВА

“ 25 ” 08 2025 р.



**ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ БАКАЛАВРА**

Марії ЛЕБЕДОВСЬКІЙ

Прізвище, ім'я, по батькові студента

1. Тема проекту (роботи) Інтелектуальна система підтримки прийняття рішень у плануванні ресурсів проєктів на основі методів машинного навчання

Керівник проекту (роботи) Єлизавета ГНАТЧУК, д.т.н., проф.

Прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання

Затверджена наказом ректора університету від 25.08.2025 р. № 65

2. Строк подання студентом проекту (роботи) на кафедру 01.12.2025 р.

3. Вихідні дані до проекту (роботи) Завдання на дипломне проектування

4. Зміст пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити) _____

Аналіз відомих моделей, методів та засобів інформаційної технології

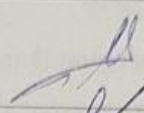

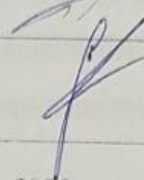
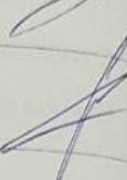
Інформаційні потоки інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень у плануванні ресурсів

Метод створення інтелектуальної системи для планування ресурсів на проєкті

Інтелектуальна система планування ресурсів

5. Перелік графічного матеріалу (із зазначенням обов'язкових креслень) _____

6. Консультанти розділів кваліфікаційної роботи магістра

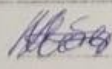
Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Нормоконтроль	Сергій ЛИСЕНКО, професор кафедри КНС		
Антиплагіат	Андрій НИЧЕПОРУК, доцент кафедри КНС		

7. Дата видачі завдання « 01 » 09 2025р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів (розділів) дипломного проекту (роботи)	Термін виконання етапів проекту (роботи)	Примітки
1	Вибір напрямку дослідження та узгодження тематики кваліфікаційної роботи з керівником	01.09.2025	виконано
2	Ознайомлення з предметною областю; формулювання мети та задач дослідження; визначення об'єкта та предмета дослідження	15.09.2025	виконано
3	Робота над розділом 1 - дослідження предметної області та постановка задачі	01.10.2025	виконано
4	Робота над розділом 2 - розробка моделей для вирішення поставленої задачі	15.10.2025	виконано
5	Робота над науковою публікацією	15.10.2025	виконано
6	Робота над розділом 3 - розроблення методів для вирішення поставленої задачі	01.11.2025	виконано
7	Робота над розділом 4 - проектування та розробка ПЗ для вирішення поставленої задачі	15.11.2025	виконано
8	Оформлення пояснювальної записки згідно вимог	01.12.2025	виконано
9	Попередній захист ВКР	02.12.2025	виконано
10	Захист ВКР на засіданні ЕК	19.12.2025	

Студент



Підпис

Марія ЛЕБЕДОВСЬКА
Ініціали, прізвище

Керівник роботи



Підпис

Єлизавета ГНАТЧУК
Ініціали, прізвище

РЕФЕРАТ

Тема кваліфікаційної роботи магістра: Інтелектуальна система підтримки прийняття рішень у плануванні ресурсів проєктів на основі методів машинного навчання.

Автор роботи: Марія ЛЕБЕДОВСЬКА

Керівник роботи: доктор техн. наук, професор Єлизавета ГНАТЧУК

Пояснювальна записка: 90 с., 19 рис., 2 дод., 63 джерела.

Перелік ключових слів: інтелектуальна інформаційна технологія, планування ресурсів, програмний продукт, розподіл.

Об'єктом дослідження є процеси планування у проєктно-орієнтованих організаціях в умовах обмеженості ресурсів і невизначеності проєктного середовища.

Предметом дослідження є методи та інформаційні технології підтримки прийняття рішень у плануванні проєктів на основі методів машинного навчання з використанням моделі Random Forest.

Метою кваліфікаційної роботи магістра є підвищення обґрунтованості та адаптивності управлінських рішень шляхом застосування методів машинного навчання.

Для розв'язання поставлених задач використовувалися методи є системного аналізу, аналізу предметної області, методи машинного навчання, зокрема ансамблеві методи класифікації та регресії (Random Forest).

Наукова новизна отриманих результатів:

– набув подальшого розвитку метод інтелектуального планування ресурсів проєктів на основі ансамблевих методів машинного навчання з урахуванням історичних даних, прогнозування навантаження та ризиків;

– набула подальшого розвитку інформаційна технологія підтримки прийняття рішень у плануванні ресурсів проєктів шляхом інтеграції моделі Random Forest, сценарного аналізу та механізмів адаптивного навчання.

На основі проведених досліджень розроблена архітектура і компоненти програмного забезпечення інтелектуальної системи планування ресурсів проєктів, що включає рівень збору та обробки даних, рівень машинного навчання на основі моделі Random Forest та рівень підтримки прийняття рішень з використанням сценарного аналізу та візуалізації результатів.

Практична значимість отриманих результатів полягає у можливості використання розробленої інтелектуальної системи для підвищення ефективності планування у проєктно-орієнтованих організаціях, зменшення ризиків перевантаження ресурсів, підвищення точності прогнозування та обґрунтованості управлінських рішень, а також у можливості подальшого впровадження і розвитку запропонованих рішень у реальних інформаційних системах управління проєктами.

ЗМІСТ

СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ	5
ВСТУП.....	6
1 АНАЛІЗ ВІДОМИХ МОДЕЛЕЙ, МЕТОДІВ ТА ЗАСОБІВ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ.....	9
1.1 Аналіз предметної області і виявлення наявних проблем і завдань	9
1.2 Порівняльний аналіз переваг та недоліків існуючих рішень	15
1.3 Підходи до вирішення задачі за темою дослідження	24
1.4 Висновки. Постановка задачі	25
2 ІНФОРМАЦІЙНІ ПОТОКИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ У ПЛАНУВАННІ РЕСУРСІВ	27
2.1 Концепція інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень у плануванні ресурсів	27
2.2 Препроцесінг та опрацювання даних для планування ресурсів проєктів ..	32
2.3 Концепція інтелектуальної системи при плануванні ресурсів	36
2.4 Висновки.....	41
3 МЕТОД СТВОРЕННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ ДЛЯ ПЛАНУВАННЯ РЕСУРСІВ НА ПРОЄКТІ	44
3.1 Алгоритм вирішення задачі.....	44
3.2 Метод створення інтелектуальної системи планування.....	54
3.3 Розроблення вимог до інтелектуальної системи планування ресурсів	63
3.4 Висновки.....	65
4 ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА ПЛАНУВАННЯ РЕСУРСІВ.....	67
4.1 UML-діаграми інтелектуальної системи планування ресурсів	67
4.2 Структура інтелектуальної системи планування ресурсів	75
4.3 Оцінка ефективності інтелектуальної системи планування ресурсів	81

4.4 Висновки	86
ВИСНОВКИ	88
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ	90
ДОДАТОК А.....	98
ДОДАТОК Б.....	107

СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ

СППР - системах підтримки рішень

МН - машинне навчання

ОС - операційна система

ПЗ - програмне забезпечення

ШІ - штучний інтелект

ІСПР – інтелектуальна система підтримки рішень

КРІ – ключові показники ефективності

ВСТУП

Сучасні проектно-орієнтовані організації працюють в умовах обмежених ресурсів, високої динаміки змін та зростаючої складності проектів. Процеси планування ресурсів у таких умовах ускладнюються наявністю великої кількості взаємозалежних завдань, неоднорідністю ресурсів, невизначеністю термінів виконання та людським фактором. Традиційні підходи до планування ресурсів, засновані на експертних оцінках та статичних моделях, не завжди забезпечують достатню точність прогнозування та своєчасне виявлення ризиків перевантаження або неефективного використання ресурсів.

Розробка методів машинного навчання та інтелектуального аналізу даних відкриває нові можливості для побудови інтелектуальних систем підтримки рішень у плануванні ресурсів проектів. Використання історичних даних про реалізацію проектів, аналіз моделей завантаження ресурсів та прогнозування майбутніх станів дозволяє підвищити обґрунтованість управлінських рішень та зменшити вплив суб'єктивних факторів. Особливий інтерес у цьому контексті представляють ансамблеві методи машинного навчання, зокрема модель Random Forest, які характеризуються високою стійкістю до шуму в даних та здатністю працювати з неоднорідними ознаками.

У зв'язку з цим актуальною є задача розробки інтелектуальної системи підтримки рішень у плануванні проектів, яка поєднує методи машинного навчання, обробку інформаційних потоків та сценарний аналіз. Така система повинна забезпечувати прогнозування потреб у ресурсах, оцінку ризиків перевантаження та формування альтернативних варіантів планування ресурсів з урахуванням обмежень та цілей проекту.

Мета досягається шляхом вирішення наступних основних завдань:

- необхідно виконати аналіз предметної області планування у проектно-орієнтованих організаціях та визначити основні проблеми та обмеження існуючих підходів;

- розробити концепцію інтелектуальної системи підтримки рішень у плануванні ресурсів проекту на основі методів машинного навчання та за допомогою моделі Random Forest;

- виконати моделювання структури інтелектуальної системи за допомогою UML-діаграм.

Об'єктом дослідження є процеси планування ресурсів у проектно-орієнтованих організаціях.

Предметом дослідження є методи та засоби інформаційних технологій для підтримки прийняття рішень у плануванні ресурсів проекту на основі методів машинного навчання з використанням моделі Random Forest.

Наукова новизна отриманих результатів полягає в розвитку метод інтелектуального планування ресурсів проектів на основі ансамблевих методів машинного навчання з урахуванням історичних даних, прогнозування навантаження та ризиків та шляхом інтеграції моделі Random Forest, сценарного аналізу та механізмів адаптивного навчання.

Метод інтелектуального планування ресурсів проекту на основі моделі Random Forest отримав подальший розвиток з урахуванням історичних даних, прогнозування навантаження на ресурси та оцінки ризиків перевантаження.

Інформаційна технологія для підтримки прийняття рішень у плануванні ресурсів проекту отримала подальший розвиток шляхом інтеграції методів машинного навчання, сценарного аналізу та адаптивного модельного навчання.

Практична цінність отриманих результатів полягає в тому, що в результаті наукового дослідження розроблено інформаційну технологію для підтримки прийняття рішень у плануванні ресурсів проекту, яка може бути використана в проектно-орієнтованих організаціях для підвищення ефективності управління ресурсами, зниження ризиків перевантаження та підвищення обґрунтованості управлінських рішень.

У цій роботі викладено вимоги до методології побудови інтелектуальної системи планування ресурсів проекту, визначено її структуру та основні функціональні компоненти.

Для вирішення поставлених завдань використовуються основні принципи системного аналізу, теорії управління проектами, методи машинного навчання, зокрема ансамблева класифікація та методи регресії (Random Forest), методи аналізу та обробки даних, а також методи моделювання та проектування інформаційних систем.

За темою кваліфікаційної роботи магістра подана одна фахова стаття у журнал Computer systems and information technologies «Система підтримки прийняття рішень у плануванні ресурсів проєкту на основі методу Random Forest»[1].

1 АНАЛІЗ ВІДОМИХ МОДЕЛЕЙ, МЕТОДІВ ТА ЗАСОБІВ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ

1.1 Аналіз предметної області і виявлення наявних проблем і завдань

Предметна область цього дослідження лежить на перетині управління проектами, планування ресурсів та штучного інтелекту, зокрема, зосереджуючись на впровадженні машинного навчання (МН) у системах підтримки рішень (СППР). Сучасні організації стикаються зі все більш складними проектними середовищами, що характеризуються невизначеністю, динамічними обмеженнями та величезними потоками даних. Традиційні підходи до управління ресурсами проектів, переважно ручні або засновані на правилах, більше не забезпечують достатньої гнучкості чи точності для вирішення цих проблем. Як результат, спостерігається зростаючий зсув до інтелектуальних та адаптивних систем, здатних навчатися на основі даних та надавати прогностичні висновки для підтримки прийняття управлінських рішень.

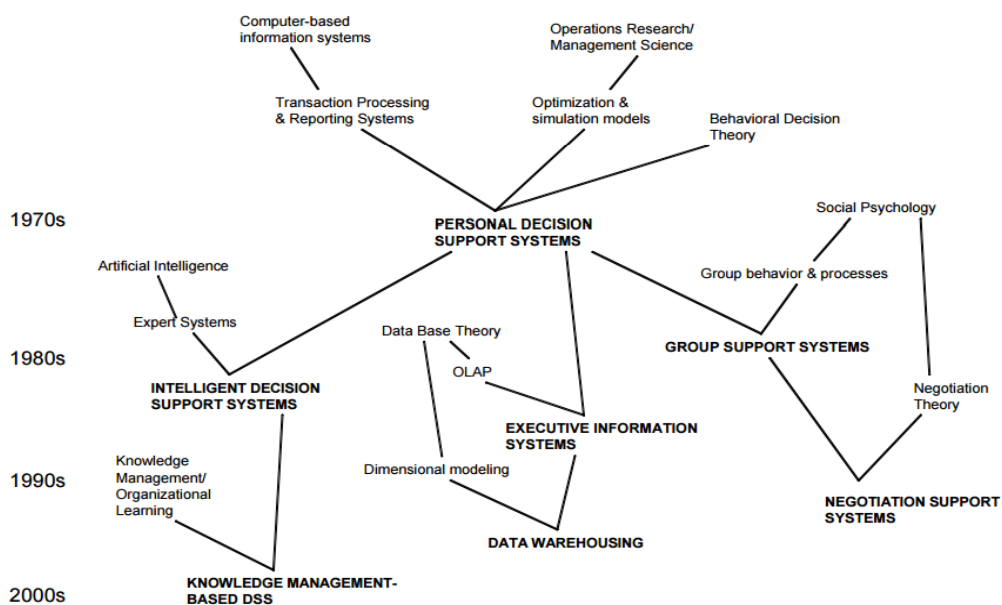


Рисунок 1.1 - Еволюція систем підтримки рішень: від моделей, заснованих на правилах, до інтелектуальних моделей, керованих даними [2]

Використання методів машинного навчання в управлінні проектами має потенціал революціонізувати планування ресурсів, зменшення ризиків та оптимізацію графіків. Алгоритми машинного навчання можуть аналізувати історичні дані, виявляти приховані залежності між параметрами проекту та прогнозувати результати за різних сценаріїв. За словами Алмалкі та ін., системи підтримки рішень на основі штучного інтелекту покращують зменшення ризиків та плануванні ресурсів у гнучких середовищах, дозволяючи адаптуватися до динаміки проекту в режимі реального часу [3]. Зростаюча доступність великих даних у корпоративних системах ще більше прискорює цю тенденцію, дозволяючи прогнозним моделям використовувати їх для формування проектних стратегій, бюджетування та управління людськими ресурсами.

Однак, незважаючи на ці технологічні досягнення, у сфері планування проектних ресурсів залишається низка постійних проблем:

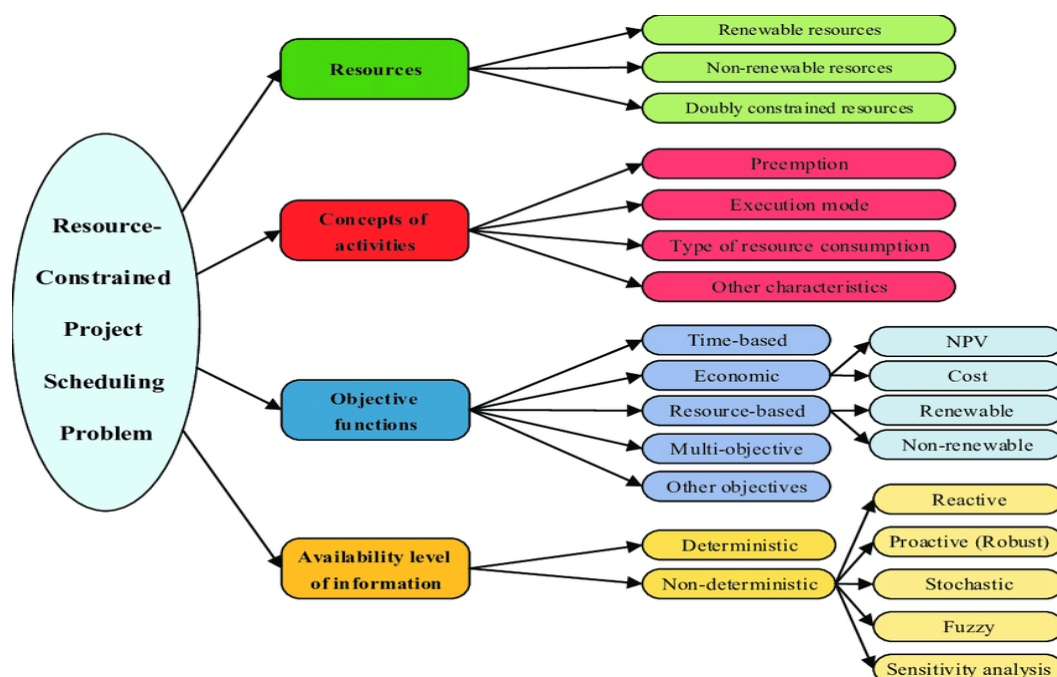


Рисунок 1.2 - Структура інтегрованої задачі планування проекту [4]

По-перше, складність планування з обмеженими ресурсами залишається однією з найважливіших перешкод. Багато організацій одночасно керують кількома проектами, кожен з яких конкурує за обмежені ресурси, такі як персонал, обладнання або час. [5] продемонстрували, що об'єднання планування діяльності в єдину задачу оптимізації часто стає обчислювально нерозв'язним зі збільшенням масштабу проекту. Отже, більшість практичних систем покладаються на спрощені евристики, які жертвують оптимальністю заради доцільності.

По-друге, невизначеність та динамізм у проектному середовищі створюють додаткові труднощі. Зміни у вимогах, неочікувані затримки або коливання доступності ресурсів можуть суттєво вплинути на терміни проекту. Статичні моделі планування, які не враховують невизначеність, часто призводять до низької точності прогнозування. Сучасні дослідження пропонують інтеграцію моделей машинного навчання з підходами, заснованими на моделюванні (наприклад, методами Монте-Карло), для оцінки ймовірності затримок або перевитрати коштів та пропонують адаптивні стратегії перепланування [6].

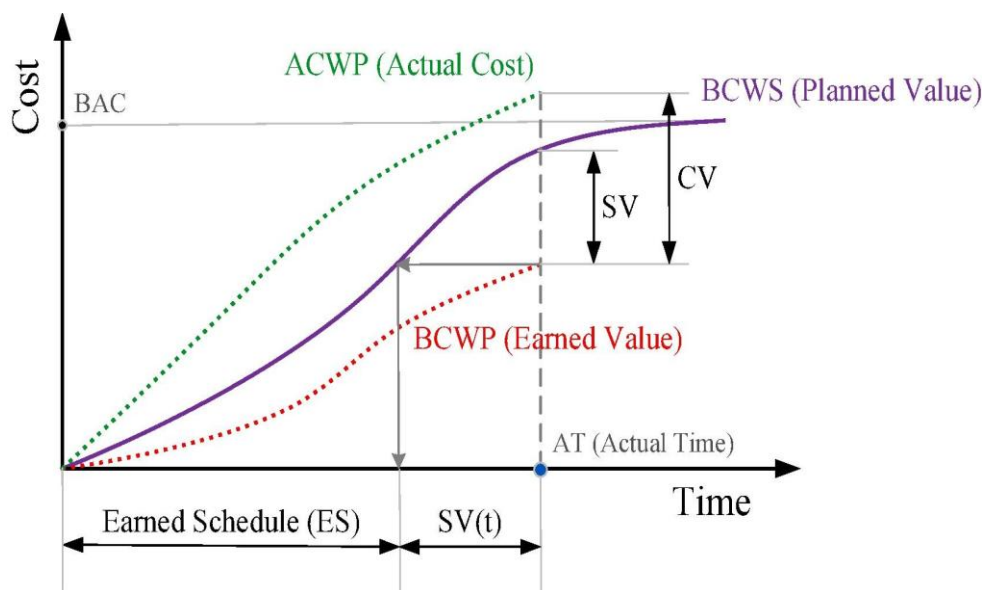


Рисунок 1.3 - Робочий процес управління проектом на основі штучного інтелекту в умовах невизначеності [7]

По-третє, якість та інтеграція даних залишаються серйозною проблемою. Машинне навчання значною мірою залежить від якості вхідних даних. У багатьох підприємствах дані, пов'язані з виконанням проекту, відстеженням часу та використанням ресурсів, розподілені по кількох системах і базах даних, що ускладнює створення єдиного аналітичного уявлення. Невідповідні формати даних, відсутні значення та відсутність стандартизації перешкоджають навчанню ефективних прогностичних моделей [8]. Розробка конвеєрів даних та механізмів ETL (Вилучення-Перетворення-Завантаження) для консолідації та очищення даних є, таким чином, вирішальною передумовою для будь-якої інтелектуальної системи планування.

Ще одне важливе питання стосується інтерпретованості та достовірності систем на основі штучного інтелекту. Менеджери та керівники проектів можуть вагатися покладатися на результати моделей, якщо вони не розуміють обґрунтування рекомендацій. [9] наголошують, що зрозумілість є важливою для прийняття ІІ в управлінні проектами; зацікавлені сторони повинні сприймати прогнози не як непрозорі «чорні ящики», а як прозорі засоби для прийняття рішень, які можуть обґрунтувати їхні рекомендації. Цього можна досягти за допомогою методів пояснювального ІІ, таких як SHAP або LIME. Ці техніки дозволяють «розкласти» прогноз моделі на окремі чинники та показати, який внесок зробив кожен із них у кінцевий результат. Іншими словами, вони дають змогу побачити не лише те, що модель передбачила, але й чому саме вона зробила такий висновок. Такий підхід забезпечує прозорість, зміцнює довіру користувачів до автоматизованих рішень і допомагає виявляти потенційні помилки або упередження в алгоритмах.

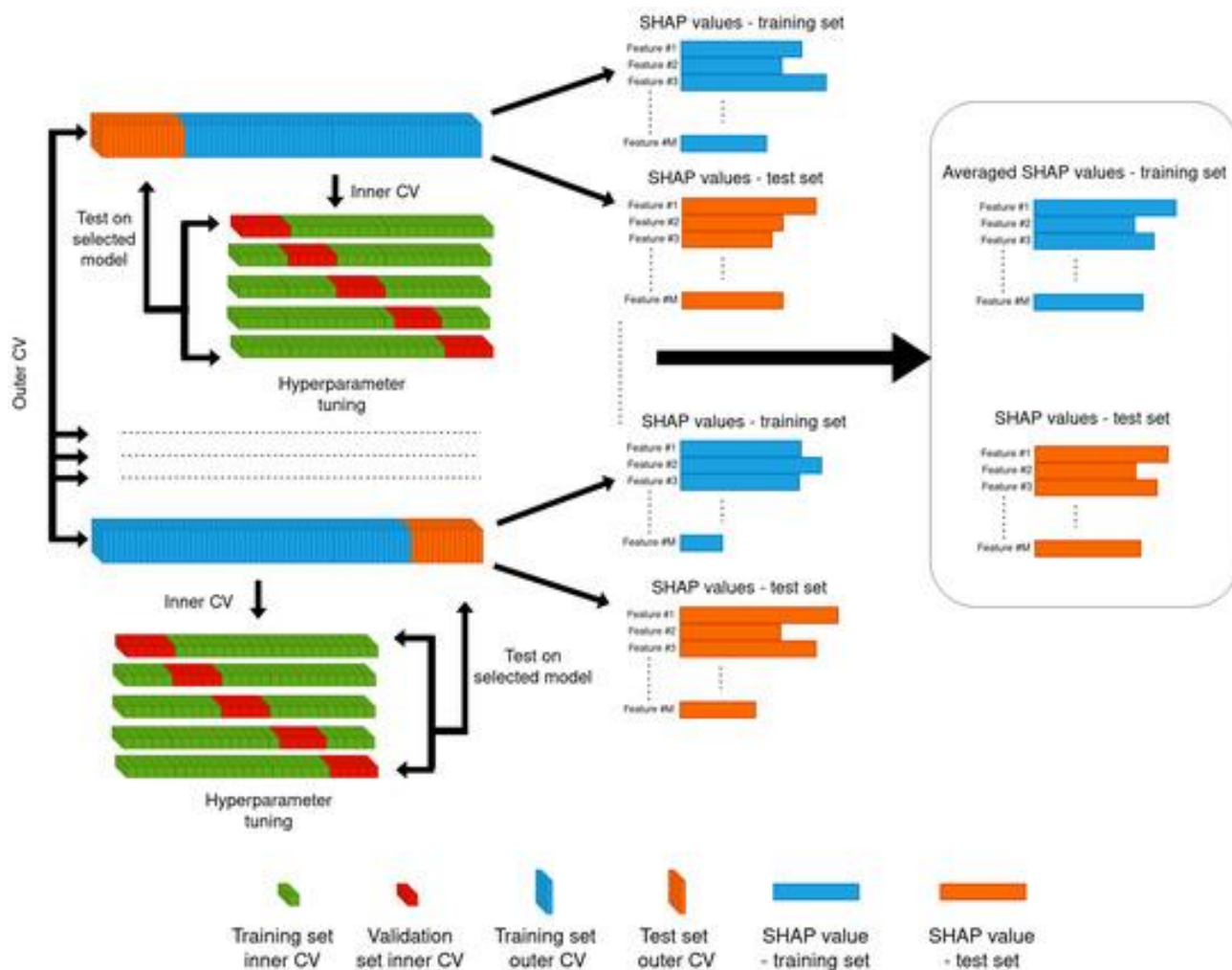


Рисунок 1.4 - Зведена діаграма SHAP, що показує важливість ознак у моделі підтримки прийняття рішень машинним навчанням [10]

Ще однією проблемною сферою є управління ризиками. Успіх проекту часто перебуває під загрозою через непередбачені вузькі місця, неточні оцінки та неефективне використання ресурсів. Методи машинного навчання, зокрема ансамблеві моделі та навчання з підкріпленням, можуть виявляти ранні ознаки неефективності проекту та рекомендувати коригувальні дії до того, як відбудуться значні відхилення [6]. Ця можливість позиціонує DSS на основі машинного навчання як не лише реактивні, але й проактивні інструменти для управління проектами.

У ширшому контексті цифрової трансформації інтеграція ІІІ в управління проектами є як технічним, так і організаційним викликом. Як зазначають [11], впровадження інструментів ІІІ вимагає переосмислення ієрархій рішень та операційних робочих процесів, оскільки відповідальність за певні аналітичні або тактичні завдання переходить від людей до алгоритмів. Отримане гібридне середовище прийняття рішень має забезпечувати підзвітність, дотримання етичних норм та постійне навчання з операційних даних.

Ключові завдання та цілі, визначені в цьому дослідженні, що впливають з вищезазначених викликів, включають:

- розробку гібридної системи підтримки рішень, яка поєднує прогнозу аналітику з бізнес-логікою, керованою експертами, для забезпечення практичних висновків для планування ресурсів;
- проектування архітектури даних та конвеєра попередньої обробки, здатних інтегрувати гетерогенні дані проекту в єдину аналітичну структуру;
- створення та перевірка моделей машинного навчання для прогнозування попиту на ресурси, оптимізації робочого навантаження та виявлення ризиків;
- забезпечення зрозумілості та прозорості системи за допомогою інтерпретованих моделей та інтерфейсів візуального зворотного зв'язку;
- впровадження адаптивних механізмів прийняття рішень, що дозволяють динамічно перепланувати ресурси на основі оновлень проекту в режимі реального часу;
- оцінка продуктивності системи шляхом емпіричної перевірки на тематичних дослідженнях, отриманих з реальних проектів, що реалізуються в ІТ-середовищі.

Підсумовуючи, сфера планування ресурсів проектів за допомогою машинного навчання являє собою галузь досліджень, яка швидко розвивається. Хоча сучасні підходи продемонстрували значний потенціал, проблеми, пов'язані з інтеграцією даних, інтерпретабельністю моделей та організаційною готовністю, залишаються критичними перешкодами. Вирішення цих проблем шляхом розробки інтелектуальної, адаптивної та прозорої системи підтримки рішень зробить цінний внесок як в академічні дослідження, так і в практичне застосування в управлінні ІТ-проектами.

1.2 Порівняльний аналіз переваг та недоліків існуючих рішень

В останні роки глобальна еволюція систем управління проектами привела до фундаментальної трансформації підходу організацій до планування, розподілу ресурсів та прийняття рішень. Системи підтримки рішень (СППР) вийшли далеко за межі своєї традиційної форми статичних експертних систем і тепер все частіше включають штучний інтелект (ШІ), машинне навчання (МН) та прогностичні моделі на основі даних. Ці системи спрямовані на допомогу керівникам проектів та керівникам у визначенні оптимальних стратегій, прогнозуванні ризиків та ефективному плануванні ресурсів в умовах невизначеності. Незважаючи на цей прогрес, різноманітність існуючих рішень розкриває складний ландшафт, в якому різні системи пропонують унікальні переваги та обмеження. Детальний аналіз сучасних підходів має вирішальне значення для визначення основи для проектування інтелектуальної системи підтримки рішень для планування ресурсів проекту на основі методів машинного навчання.

На найзагальнішому рівні існуючі рішення СППР можна класифікувати на три основні покоління: експертні системи на основі правил, системи на основі даних, що використовують алгоритми машинного навчання, та гібридні

інтелектуальні системи, що поєднують аналіз даних зі знаннями предметної області. Кожне покоління відображає різну філософію вирішення проблем і працює за різних технологічних припущень. Порівняльна оцінка цих систем підкреслює не лише їхні функціональні відмінності, але й їх значення для організацій, що працюють у динамічних та ресурсно-обмежених середовищах, таких як ІТ-кластери, дослідницькі підприємства та фірми з розробки програмного забезпечення.

Перше покоління рішень DSS з'явилося в 1980-х та 1990-х роках і значною мірою базувалося на логіці експертних систем. Ці системи спиралися на закодовані вручну правила та людський досвід, фіксований у формі операторів IF-THEN. Система обробляла ці правила для генерації рекомендацій, імітуючи міркування експерта-людини. Відомі реалізації таких систем з'явилися в ранніх модулях планування ресурсів підприємства (ERP) та системах підтримки виробництва. Їхньою головною перевагою була ясність та інтерпретованість логіки прийняття рішень. Користувачі могли легко відстежувати, як система дійшла до певної рекомендації, що робило такі системи дуже надійними в стабільних та передбачуваних середовищах. Крім того, вони вимагали мінімальної кількості історичних даних, що робило їх застосовними навіть в організаціях з обмеженою цифровою інфраструктурою. Однак, зі зростанням складності проектів та зростанням мінливості даних, системи на основі правил виявили свої обмеження. Вони були негнучкими, нездатними адаптуватися до нових умов проекту та вимагали постійного ручного оновлення для збереження актуальності. Крім того, їхня залежність від людського досвіду означала, що будь-які помилки чи пропуски у формулюванні правил могли поширюватися по всій системі. Ці обмеження робили експертні системи неефективними для обробки невизначеності, багатокритеріальної оптимізації або прийняття рішень у режимі реального часу, що

є невід'ємними рисами сучасних середовищ управління проектами. Плескач та Рогушина (2005) зазначають, що хоча СППР на основі правил були основоположними для ранніх систем цифрового управління, вони поступово були замінені адаптивними, алгоритмічно керованими моделями, які краще підходять для сучасних контекстів, багатих на дані.

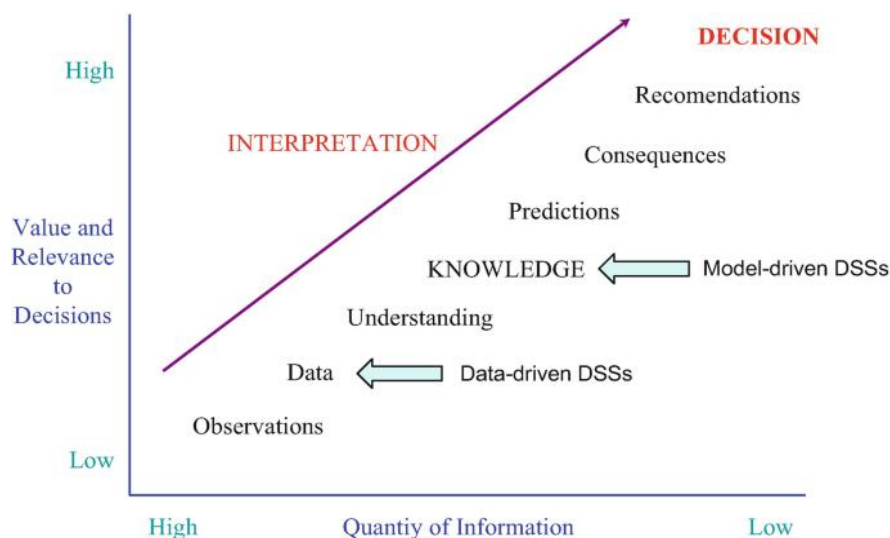


Рисунок 1.5 - Історичний розвиток систем підтримки прийняття рішень: від логіки на основі правил до гібридних інтелектуальних систем [12]

Ця діаграма може візуально демонструвати еволюцію систем підтримки прийняття рішень, показуючи, як із кожним новим поколінням зростає рівень автоматизації, інтелектуальності та здатності систем адаптуватися до змінного середовища. На ній можна простежити, як від початкових інструментів, що лише допомагали обробляти дані, СППР поступово перетворилися на комплексні платформи, здатні самостійно аналізувати ситуації, будувати прогнозні моделі, пропонувати оптимальні рішення та вдосконалювати власні алгоритми на основі накопиченого досвіду. Таким чином, діаграма відображає не лише зростання технологічних можливостей, а й суттєвий перехід від пасивної підтримки до активного, адаптивного та майже автономного прийняття рішень.

Друге покоління систем підтримки рішень з'явилося разом зі швидким зростанням цифрових даних та обчислювальної потужності. Системи підтримки рішень, керовані даними, що працюють на машинному навчанні, стали значним кроком в аналітичних можливостях. Замість того, щоб покладатися на заздалегідь визначені правила, ці системи вивчали закономірності та взаємозв'язки безпосередньо з даних, що дозволяло їм узагальнювати минулий досвід та прогнозувати майбутні результати проектів. Їх застосування охоплює прогнозування потреб у ресурсах, оцінку тривалості завдань, оцінку показників ефективності та прогнозування ризиків проектів. Такі алгоритми, як лінійна та логістична регресія, дерева рішень, Random Forest, градієнтне підвищення та штучні нейронні мережі, стали невід'ємною частиною прогнозного управління ресурсами. За даними [5], інтеграція планування ресурсів в єдину систему оптимізації на основі машинного навчання може значно покращити як ефективність, так і контроль витрат у складних проектних середовищах. Такі системи здатні аналізувати тисячі змінних одночасно, виявляти кореляції, невидимі для планувальників-людей, та динамічно оновлювати рекомендації, коли з'являються нові дані.

Тим не менш, ці системи створюють нову категорію проблем. Машинне навчання за своєю суттю залежить від даних, точність його прогнозів та надійність його результатів повністю залежать від якості, обсягу та різноманітності навчальних даних. Багато підприємств, особливо ті, що не входять до виробничих секторів, не мають інтегрованої інфраструктури даних, необхідної для забезпечення алгоритмів машинного навчання повною та узгодженою інформацією. Romeo (2025) наголошує, що погане управління даними, відсутні записи та фрагментовані бази даних залишаються суттєвими перешкодами для впровадження ШІ в процесі прийняття рішень в організаціях. Ще одна важлива проблема пов'язана з

інтерпретацією моделей. Архітектури глибокого навчання, хоча й потужні, часто функціонують як «чорні скриньки», пропонуючи мало пояснень того, як вони дійшли рішення. Ця непрозорість знижує довіру керівництва та створює бар'єри для впровадження, особливо в середовищах, де підзвітність та прозорість мають вирішальне значення. [9] пропонують використовувати методи пояснювального штучного інтелекту, такі як SHAP або LIME, які розкладають прогнози моделі на інтерпретовані компоненти та показують, як конкретні змінні впливають на остаточну рекомендацію.

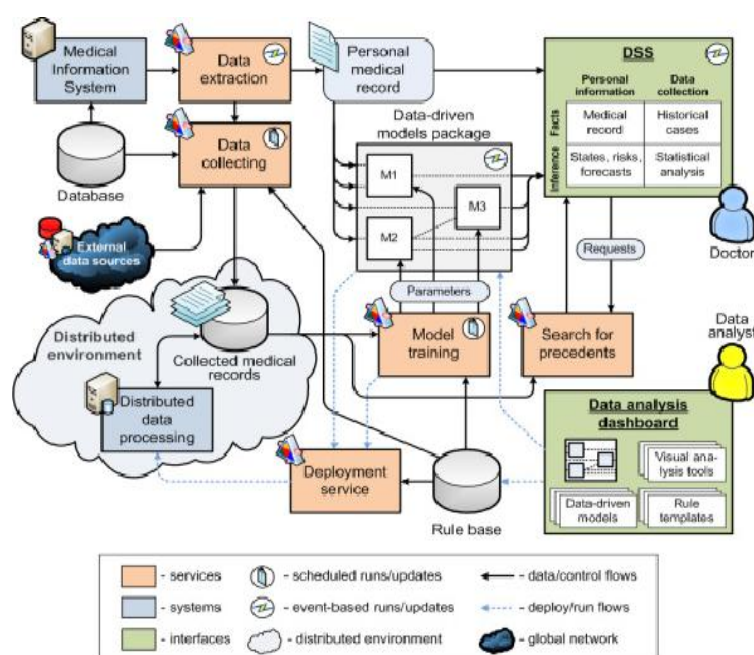


Рисунок 1.6 - Концептуальна архітектура системи підтримки рішень на основі даних із циклами зворотного зв'язку для безперервного навчання [13]

На цьому рисунку можуть бути зображені шари введення даних, навчання моделі, прогнозування та механізми зворотного зв'язку керівництва.

Переваги систем машинного навчання на основі даних численні. Вони забезпечують масштабованість, автоматизацію та постійне вдосконалення, оскільки модель перенавчається на нових даних. Вони можуть виявляти аномалії, оптимізувати графіки та прогнозувати вузькі місця до їх виникнення, що робить їх

незамінними інструментами для гнучких та адаптивних проектних середовищ. Алмалкі та ін. (2024) продемонстрували, що системи машинного навчання на основі штучного інтелекту можуть значно покращити планування ресурсів та управління ризиками в гнучких програмних проектах шляхом аналізу даних спринтів у режимі реального часу. Однак недоліки залишаються, особливо щодо системної інтеграції, обчислювальних витрат та етичних міркувань. Системи машинного навчання можуть ненавмисно посилювати упередження, присутні в даних, що призводить до несправедливих або неоптимальних результатів, якщо їх належним чином не контролювати. Технічний бар'єр для входу, який вимагає кваліфікованих фахівців з обробки даних та складної інфраструктури, також обмежує їх впровадження серед невеликих організацій.

Третє та найперспективніше покоління DSS інтегрує як підходи, що базуються на знаннях, так і на даних, у гібридні інтелектуальні системи. Ці системи поєднують прогностичну точність машинного навчання з контекстним мисленням експертних баз знань, ефективно об'єднуючи науку про дані з людським досвідом. У таких архітектурах моделі машинного навчання генерують прогнози або визначають тенденції, тоді як модулі на основі правил забезпечують відповідність цих результатів встановленим бізнес-політикам, обмеженням безпеки або етичним стандартам. [5] запропонували інтегровану систему, яка використовує генетичні алгоритми для оптимізації планування, одночасно включаючи нечітку логіку для врахування експертного внеску. Аналогічно, Алмалкі та ін. (2024) впровадили гібридну DSS для гнучких середовищ, яка поєднує навчання на основі даних з інтерпретацією на основі правил, що дозволяє керівникам проектів зрозуміти обґрунтування рекомендацій, згенерованих штучним інтелектом.

Основні переваги гібридних систем полягають у їхньому балансі між адаптивністю та прозорістю. Вони можуть ефективно працювати в частково

визначених середовищах, де деякі рішення регулюються явними правилами, а інші залежать від емпіричних шаблонів даних. Гібридні СПР також демонструють стійкість в умовах невизначеності, оскільки вони можуть покладатися на правила, визначені людиною, коли даних недостатньо, та переходити до висновків на основі даних, коли доступні великі набори даних. [11] зазначають, що організації, які застосовують гібридні архітектури ШІ, часто досягають більшої операційної стабільності та швидшого прийняття користувачами порівняно з тими, хто впроваджує виключно алгоритмічні моделі. Однак гібридний підхід не позбавлений недоліків. Він вимагає міждисциплінарної співпраці між інженерами даних, експертами з предметної області та керівниками проектів, що збільшує час розробки та вартість. Підтримка узгодженості між компонентами, що базуються на правилах, та компонентами, що навчаються, також є технічною проблемою, що вимагає ретельного проектування протоколів інтеграції та механізмів зворотного зв'язку.

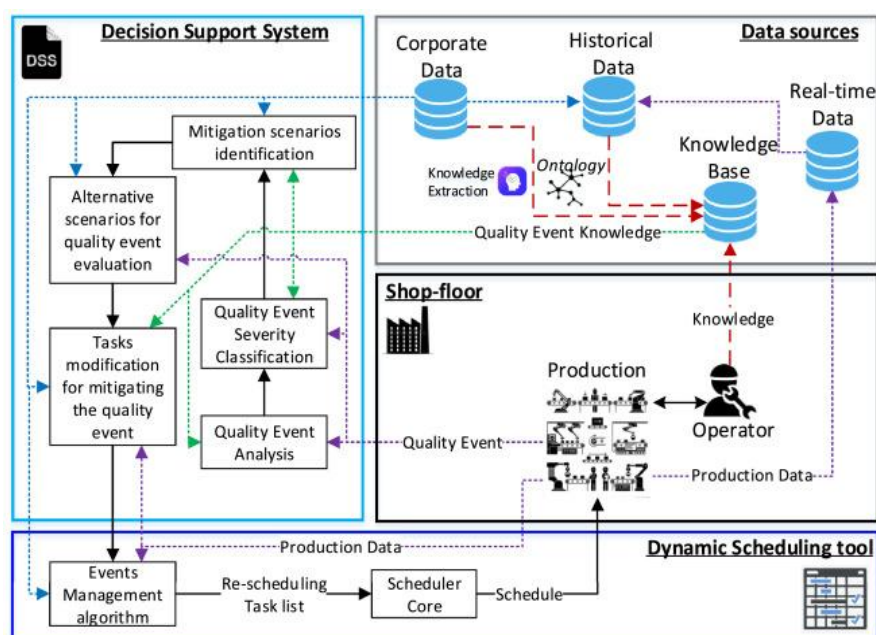


Рисунок 1.7 - Взаємодія між підсистемою машинного навчання та модулем експертних знань у гібридній СПР [14]

Ця ілюстрація може показати, як логіка, визначена людиною, взаємодіє з прогнозами штучного інтелекту для створення прозорих рекомендацій, заснованих на даних.

При порівнянні трьох категорій виявляється кілька закономірностей. Системи на основі правил залишаються придатними для простих, повторюваних завдань, де умови рідко змінюються, а прозорість є важливою. Системи, керовані даними, чудово працюють у великомасштабних середовищах, багатих на дані, де точність прогнозування та автоматизація є критично важливими. Гібридні інтелектуальні системи представляють майбутній напрямок розвитку DSS, пропонуючи гнучкість, інтерпретованість та стійкість до невизначеності. Наприклад, Ненні та ін. (2024) стверджують, що навчання з підкріпленням може бути вбудоване в гібридні DSS для постійного вдосконалення стратегій прийняття рішень на основі спостережуваних результатів. На противагу цьому, моделі, що базуються виключно на правилах, не можуть розвиватися автономно, а моделі, що базуються виключно на даних, цілком можуть втратити контекстуальну релевантність.

Комплексна порівняльна оцінка існуючих рішень DSS також виявляє ширші організаційні наслідки. Традиційні системи спираються на ієрархії рішень "зверху вниз", тоді як системи на базі штучного інтелекту заохочують децентралізоване управління, засноване на даних. За даними Ромео (2025), впровадження штучного інтелекту в процеси прийняття рішень запускає структурні трансформації у визначенні ролей, обов'язків та підзвітності організацій. Цей зсув тісно узгоджується з цілями сучасного планування ресурсів проектів: забезпечення розподіленого прийняття рішень та надання окремим самостійним командам аналітичних даних.

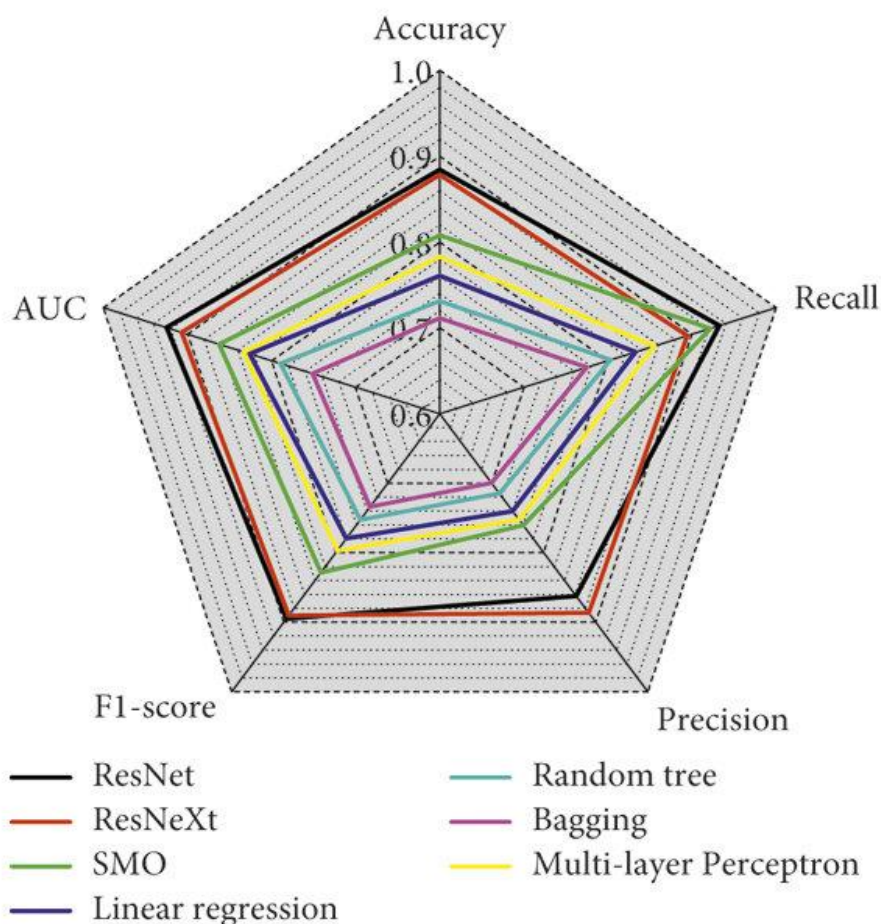


Рисунок 1.8 - Порівняння продуктивності поколінь DSS за критеріями адаптивності, прозорості, масштабованості та залежності від даних [15]

Цей малюнок може візуалізувати порівняльні переваги систем, що базуються на правилах, систем, що керуються даними, та гібридних систем.

Підсумовуючи, порівняльний аналіз демонструє, що хоча кожен клас DSS має свої нішеві застосування, гібридні інтелектуальні системи забезпечують найбільш збалансовану основу для управління складними проектами в динамічних середовищах. Їхня здатність поєднувати статистичне мислення, прогнозу аналітику та здатність інтерпретувати людиною робить їх особливо придатними для IT-орієнтованих організацій, де проекти різноманітні, обмежені в часі та чутливі до ресурсів. Інтеграція машинного навчання в планування ресурсів дозволяє не тільки підвищити ефективність, але й стратегічне передбачення,

оскільки прогнозні моделі можуть передбачати планування робочого навантаження, прогнозувати відхилення від бюджету та рекомендувати оптимальні сценарії планування.

Висновки, отримані в результаті цього порівняльного аналізу, слугують основою для розробки нової інтелектуальної системи підтримки рішень, яка відповідає практичним потребам проектно-орієнтованих підприємств. Усуваючи обмеження попередніх поколінь, зокрема їхню відсутність гнучкості, проблеми з інтеграцією даних та низьку інтерпретованість, запропонована система буде спрямована на досягнення нового балансу між аналітичною точністю та управлінською прозорістю. У наступному розділі будуть досліджені існуючі підходи до впровадження методів машинного навчання в системах підтримки рішень та запропонована концептуальна модель, адаптована до конкретних вимог планування ресурсів проекту.

1.3 Підходи до вирішення задачі за темою дослідження

Розробка інтелектуальної системи підтримки рішень для планування ресурсів проекту вимагає комплексного підходу, який поєднує прогнозну аналітику, оптимізацію та адаптивне навчання. Система повинна не лише обробляти історичні дані, але й динамічно реагувати на нові умови та невизначеності. Моделі машинного навчання, зокрема регресійне, класифікаційне та навчання з підкріпленням, можуть бути застосовані для прогнозування робочого навантаження, виявлення ризиків та оптимізації планування ресурсів у режимі реального часу. Це дозволяє керівникам проектів приймати рішення на основі даних, а не покладатися виключно на інтуїцію чи статичне планування.

Ключовий методологічний напрямок передбачає створення гібридної структури, яка об'єднує аналітичні та евристичні методи. Прогнозні моделі виявляють тенденції та залежності між параметрами проекту, тоді як алгоритми

оптимізації, такі як лінійне програмування або генетичні алгоритми, визначають найефективніші комбінації ресурсів за заданих обмежень. Система постійно підвищує свою точність, навчаючись на нових даних проекту, формуючи самоадаптивне середовище для довгострокової підтримки рішень.

Не менш важливим є забезпечення інтерпретованості та людського контролю над системними рішеннями. СППР повинна візуалізувати свої рекомендації за допомогою інформаційних панелей та надавати пояснення для кожної запропонованої дії, показуючи, як різні фактори (наприклад, робоче навантаження команди, тривалість завдання або пріоритет проекту) впливають на результат. Така прозорість підвищує довіру керівництва та дозволяє інтелектуальній системі функціонувати як помічник, а не автономний приймач рішень, що підвищує ефективність, підзвітність та гнучкість у плануванні ресурсів проекту.

1.4 Висновки. Постановка задачі

У процесі дослідження було проаналізовано сучасні підходи до планування ресурсів проєктів, визначено проблеми існуючих методів та виявлено потенціал використання алгоритмів машинного навчання для підвищення ефективності управлінських процесів.

Проведено аналіз предметної області, порівняльний розгляд наявних рішень та обґрунтовано вибір підходів до створення інтелектуальної системи, що поєднує методи прогнозування, оптимізації та адаптивного прийняття рішень. Сформовано вимоги до системи, розроблено її функціональну структуру, алгоритмічну основу та принципи взаємодії з користувачем.

Завданнями роботи є:

- досліджувати процедури функціонування інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень у плануванні;
- провести теоретичний аналіз предметної області;
- описати наявні механізми реалізації та виділити проблеми;
- підвести підсумки щодо необхідності розробки системи;

- формувати об'єкт і мету подальших досліджень.

На основі цього - розробити працездатний прототип інтелектуальної СППР для планування ресурсів проєктів на основі методів машинного навчання та зробити висновки за результатами виконаної роботи.

Отримані результати є теоретичним і методичним підґрунтям для виконання магістерської кваліфікаційної роботи та практичної реалізації системи.

2 ІНФОРМАЦІЙНІ ПОТОКИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ У ПЛАНУВАННІ РЕСУРСІВ

2.1 Концепція інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень у плануванні ресурсів

Концепція інтелектуальної системи підтримки рішень для планування ресурсів проекту виникає через зростаючу потребу в управлінні складними, динамічними та багатообмеженими середовищами проектів, де прийняття рішень лише людиною вже недостатньо для забезпечення точності, швидкості та ефективності. Сучасні організації працюють в умовах підвищеної невизначеності, швидкої зміни пріоритетів, розподілених команд та циклів проектів, що перекриваються. Традиційні підходи до планування, засновані на детермінованих моделях, експертних знаннях або статичних правилах оцінювання, не здатні однаково забезпечувати високоякісні прогнози або ефективний запланований ресурсів. Як зазначається в останніх наукових роботах, методи машинного навчання (МН) значно покращують здатність систем підтримки рішень міркувати в умовах невизначеності, інтегрувати різноманітні вхідні дані та адаптивно покращувати якість планування з часом [16].

На концептуальному рівні інтелектуальна система підтримки рішень інтегрує принципи прогнозної аналітики, моделювання на основі даних та автоматизованого міркування. Система консолідує різноманітні дані, пов'язані з проектом, характеристики завдань, робоче навантаження команди, історію продуктивності, рівні ризиків, оцінки часу та залежності. Використовує моделі машинного навчання для вилучення шаблонів, що відображають реальну операційну поведінку. Ця логіка, орієнтована на дані, є важливою, оскільки емпіричні дані показують, що людські оцінки, як правило, недооцінюють тривалість завдань, переоцінюють

продуктивність і не передбачають конфліктів ресурсів [17]. Таким чином, IDSS прагне мінімізувати невизначеність шляхом постійного навчання на реальних історіях проектів та вдосконалення своїх моделей прогнозування.

Зі структурної точки зору, IDSS зазвичай складається з чотирьох основних підсистем:

- збір та попередня обробка даних;
- моделювання знань;
- інтелектуальне генерування рішень;
- інтерфейс взаємодії людини та системи.

Підсистема збору даних збирає та інтегрує дані із систем контролю версій, інструментів відстеження завдань, програмного забезпечення для відстеження часу, журналів використання ресурсів та систем управління персоналом. Вчені наголошують, що успішне впровадження машинного навчання значною мірою залежить від якості цих даних. Тому система повинна включати механізми для зменшення шуму, обробки відсутніх значень, нормалізації та інженерії ознак для перетворення необроблених операційних даних на структуровані аналітичні вхідні дані [18].

Підсистема моделювання знань перетворює ці оброблені дані на математичні моделі. Підходи машинного навчання, такі як регресія, ансамблеве навчання, дерева рішень, нейронні мережі та алгоритми кластеризації, допомагають виявити приховані кореляції між завданнями, ресурсами та результатами продуктивності. Наприклад, моделі градієнтного бустингу та Random Forest можуть передбачати піки робочого навантаження або оцінювати складність завдань на основі історичних закономірностей. Тим часом нейронні мережі фіксують нелінійні залежності, які часто виникають у багатоконандних проектах. Ефективність цих методів добре задокументована в дослідженнях, що оцінюють вплив машинного

навчання (МН) на оцінку витрат, прогнозування графіків та оптимізацію ресурсів [19].

Підсистема генерації рішень служить аналітичним ядром IDSS. Вона включає як прогнозу, так і прескриптивну аналітику. Прогнозні компоненти оцінюють майбутні потреби, такі як очікуване планування робочого навантаження, ймовірність затримок або ймовірність конфліктів ресурсів. Прескриптивні компоненти, часто підтримувані алгоритмами оптимізації (генетичні алгоритми, імітація відпалу, лінійне програмування), моделюють різні сценарії призначення та пропонують найефективнішу стратегію планування ресурсів. Ця синергія дозволяє менеджерам не тільки зрозуміти, що може статися, але й визначити, що слід зробити для досягнення найкращого результату. Дослідники підкреслюють, що такі системи з подвійною структурою перевершують класичні інструменти управління проектами, де прогнозування та оптимізація не пов'язані [16].

Ключовою характеристикою сучасних архітектур IDSS є інтеграція циклів безперервного навчання. У міру розвитку проектів стають доступними нові дані, терміни виконання, відхилення, показники використання ресурсів, непередбачені ризики. Система періодично перенавчає свої моделі, підвищуючи точність та адаптуючись до еволюції організаційної поведінки. Ця здатність до постійного навчання відрізняє інтелектуальні системи від традиційних DSS, які залишаються статичними протягом усього свого життєвого циклу. За словами Бена Алі та Отмана (2023), такі адаптивні цикли значно підвищують стійкість планування в нестабільних середовищах проектів, дозволяючи проактивно пом'якшувати ризики та ранньо виявляти вузькі місця [18].

Крім того, концепція IDSS виходить за рамки прогнозування та оптимізації, включаючи компоненти штучного інтелекту, що пояснюється. Пояснення має вирішальне значення для прийняття керівництвом. Навіть дуже точні рекомендації

можуть бути проігноровані, якщо менеджери не можуть зрозуміти обґрунтування, що стоїть за ними. Тому ІС повинна ілюструвати, які особливості вплинули на прогнози, виділяти аномалії, фактори ризику та дозволяти користувачам досліджувати інші сценарії. Багато досліджень підтверджують, що поєднання прогнозування та інтерпретованості призводить до значно вищих показників впровадження інструментів планування на основі машинного навчання [20].

Важливо також враховувати організаційний та людиноцентричний вимір концепцій IDSS. Інтелектуальні системи функціонують не як автономні органи, а як інструменти доповнення, що покращують людські можливості для аналізу та стратегічного планування. Тому дизайн IDSS включає інтуїтивно зрозумілі панелі інструментів, візуальну аналітику, інтерфейси рекомендацій та механізми зворотного зв'язку з користувачами, які дозволяють користувачам перевіряти або коригувати системні пропозиції.

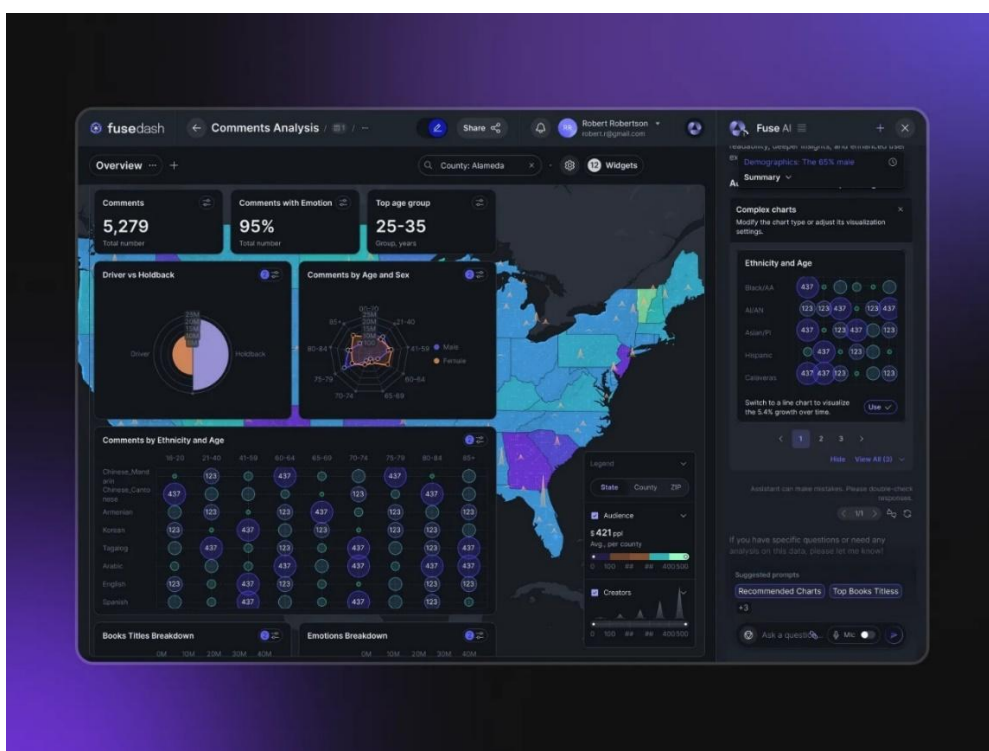


Рисунок 2.1 - Розширена аналітична панель від Fuselab Creative, розроблена Джорджем Рейліном [21]

Концепція IDSS повинна підтримувати координацію між кількома проектами та командами, що типово для IT-організацій, дослідницьких установ та технологічно орієнтованих підприємств. Кілька проектів часто конкурують за один і той самий пул розробників, аналітиків, інженерів та бюджетні ресурси. Оскільки моделі машинного навчання виявляють нові конфлікти або прогнозують майбутнє перевантаження, IDSS може запропонувати перепланування ресурсів, балансування робочого навантаження або зміни графіка. Дослідження показують, що така інтелектуальна координація є одним із найцінніших внесків систем планування на основі машинного навчання [17].

Важливим компонентом концептуальної основи є моделювання сценаріїв. IDSS може генерувати кілька гіпотетичних ситуацій, таких як зміна розміру команди, переприоритетність проекту або зміни термінів, та обчислювати, як вони впливають на тривалість графіка або потребу в ресурсах. Це дозволяє менеджерам оцінювати рішення перед їх застосуванням у реальних операціях. Міркування на основі сценаріїв називають ключовою перевагою над традиційними системами на основі діаграми Ганта, які зазвичай забезпечують статичні, неадаптивні структури планування.

Нарешті, концепція інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень по суті узгоджується з ширшою тенденцією цифрової трансформації в управлінні проектами. Організації дедалі більше покладаються на екосистеми даних, хмарні технології та інтегровані програмні платформи. IDSS природно вписується в цю екосистему, слугуючи аналітичним центром, який синтезує дані, навчається на поведінці організації та підвищує зрілість рішень. У контексті неурядових організацій впровадження такої системи сприятиме стратегічному плануванню робочого навантаження між внутрішніми командами, покращить точність

прогнозування та сприятиме оптимізації використання ресурсів у рамках одночасних ІТ-ініціатив.

Загалом, концепція IDSS для планування ресурсів проекту відображає перехід від планування, керованого інтуїцією, до структурованого, керованого даними та адаптивного прийняття рішень. Поєднуючи машинне навчання з класичними принципами управління проектами, така система пропонує прогнозну точність, операційну гнучкість, зрозумілість та постійне вдосконалення - компоненти, які все частіше визнаються в академічній літературі як необхідні для сучасного управління проектами.

2.2 Препроцесінг та опрацювання даних для планування ресурсів проєктів

Етапи попередньої обробки та обробки даних складають основоположну основу будь-якої інтелектуальної системи підтримки рішень, розробленої для планування ресурсів проекту. Моделі машинного навчання, що підтримують такі системи, сильно залежать від якості та структури вхідних даних, що робить етап підготовки вирішальним для точності, стійкості та надійності всього аналітичного конвеєра. Сучасні дослідження неодноразово підкреслюють, що успіх прогнозних моделей у проектних середовищах визначається не лише вибором алгоритму, але й, перш за все, якістю та насиченістю оброблюваного набору даних [17]. Тому попередня обробка, це не просто попередній етап, а безперервний та систематичний процес, який забезпечує відповідність системи реальній динаміці проекту.

У проектних середовищах дані зазвичай розосереджені по різних інформаційних системах, що створює суттєві проблеми ще до того, як можуть розпочатися аналітичні операції. Перший концептуальний крок у попередній обробці включає збір та інтеграцію різномірних джерел даних, які описують

завдання, команди, робочі навантаження, структуру проекту, моделі комунікації та історичну продуктивність. До них можуть належати системи відстеження проблем, системи відстеження часу, записи HR, статистика спринтів, журнали оцінок та сховища документації. Кожна система зберігає інформацію у власному форматі, а відсутність єдиного стандарту вимагає від системи підтримки рішень виконувати комплексну консолідацію даних. Це включає узгодження правил іменування, стандартизацію форматів, об'єднання часових шкал та виявлення розбіжностей між системами. Вчені підтверджують, що відсутність такої уніфікації призводить до фрагментованих наборів даних, що значно знижує прогностичну силу та робить оптимізацію ненадійною [18].

Після інтеграції даних наступним критичним кроком є очищення та виправлення невідповідностей, властивих реальним записам проекту. Дані проекту часто містять відсутні значення, дубліковані записи завдань, неточні позначки часу, нерегулярні журнали робочого навантаження, невідповідно призначені точки історії або завдання з неповними метаданими. Попередня обробка вимагає ретельного ставлення до таких невідповідностей шляхом імпутації, дедуплікації, часового вирівнювання та перевірки вмісту. Наприклад, відсутні значення зусиль можна заповнити за допомогою оцінки на основі середнього або модельного рівня; невідповідні мітки необхідно гармонізувати для збереження структурної цілісності; а надлишкові записи необхідно видалити, щоб уникнути упередженості. Дослідники продемонстрували, що добре очищені набори даних сприяють суттєвому покращенню стабільності та зменшенню дисперсії в прогнозах машинного навчання [16].

Інженерія ознак є однією з найвпливовіших частин попередньої обробки. Необроблені дані проекту рідко мають достатню описову силу самі по собі, тому ознаки необхідно витягувати, перетворювати та створювати, щоб відображати

складність робочих процесів проекту. Значущі ознаки часто включають різницю між розрахунковою та фактичною тривалістю завдання; кількість залежностей, пов'язаних із завданням; індикатори технічного або організаційного ризику; моделі робочого навантаження конкретних членів команди; коливання продуктивності з часом; тенденції швидкості спринту; частота змін вимог; або сукупні показники відставання. Інженерія ознак виявляє приховані структурні закономірності в процесах проекту. Ці закономірності дозволяють моделям машинного навчання відрізняти завдання високої складності від рутинних, робити висновки про піки робочого навантаження та відображати зв'язки між пропускнуою здатністю команди та відхиленнями від графіка. Дослідження показують, що ретельна інженерія ознак значно підвищує якість прогнозування в моделях планування ресурсів та прогнозування затримок [19].

Не менш важливою частиною попередньої обробки є перетворення та нормалізація даних. Оскільки різні ознаки існують у різних масштабах, таких як години, кількість підзадач, категоріальні мітки або показники на основі відсотків, моделі машинного навчання можуть неправильно інтерпретувати їхні зв'язки, якщо дані не масштабуються послідовно. Такі перетворення, як нормалізація, стандартизація, категоріальне кодування або зменшення розмірності, застосовуються для забезпечення пропорційного внеску кожної ознаки в процес навчання моделі. Методи зменшення розмірності, включаючи принципи компонентів або автоенкодерів допомагають усунути шум і зосередитися на найбільш інформативних компонентах набору даних, покращуючи обчислювальну ефективність та інтерпретованість моделі.

Ще один рівень попередньої обробки стосується виявлення аномалій та викидів. Дані проекту природно містять виняткові події, наприклад, виробничі інциденти, раптову реструктуризацію команди, термінові виправлення або

екстремальні піки навантаження. Без належної фільтрації такі аномалії спотворюють статистичне планування набору даних і призводять до неточних прогнозів. Розширені конвеєри попередньої обробки застосовують методи виявлення аномалій, такі як Isolated forest, виявлення на основі кластеризації або фільтрація на основі щільності. Ці методи допомагають розрізнити типову операційну поведінку та виняткові відхилення, роблячи прогнози більш стабільними та дозволяючи інтелектуальній системі розрізнити нормальні та аномальні моделі проекту. Наявність викидів особливо небезпечна для систем машинного навчання, оскільки це може спотворити модель та призвести до неправильного планування ресурсів або неправильної оцінки тривалості проекту [20].

Побудова та агрегація часових рядів також відіграють вирішальну роль у попередній обробці. Проектна робота за своєю суттю є часовою, і багато тенденцій з'являються лише тоді, коли дані переглядаються в часових вікнах. Агрегація даних за днем, тижнем або спринтом дозволяє створювати часові ознаки, які описують цикли робочого навантаження, ритми продуктивності, еволюцію часу виконання або сезонні моделі. Такі часові структури є важливими для прогнозування майбутнього попиту на ресурси або виявлення майбутніх вузьких місць. Моделі машинного навчання, навчені без функцій, що враховують час, не здатні розпізнавати довгострокові або періодичні тенденції, що призводить до менш точних прогнозів.

Для моделей навчання з учителем попередня обробка включає створення міток, що представляють результати, які система прагне передбачити. Ці мітки можуть представляти фактичну тривалість завдання, ймовірність затримки, кількість необхідних спеціалістів, рівень ризику спринту або очікувану дату завершення. Побудова міток не є тривіальною і часто вимагає об'єднання кількох

наборів даних, вирівнювання знімків станів проекту та обчислення історичних результатів.

Нарешті, попередня обробка - це не одноразове зусилля, а безперервний конвеєр. У міру появи нових даних система повинна автоматично очищати, перевіряти, трансформувати та додавати їх до навчального набору даних. Механізми безперервного навчання дозволяють системі підтримки рішень оновлювати свої моделі та зберігати актуальність у динамічних середовищах. Цей робочий процес гарантує, що прогнози залишаються точними, навіть коли організаційні практики, склад команди або характеристики проекту змінюються з часом. Дослідження показують, що організації, які впроваджують конвеєри безперервної попередньої обробки, досягають значно вищої надійності планування та зменшення відхилень між розрахунковими та фактичними результатами [18].

Загалом, попередня обробка та обробка даних є основою аналітичних можливостей інтелектуальної системи. Без добре структурованих даних навіть найсучасніші моделі машинного навчання не можуть давати змістовні результати. Тому розробка надійного конвеєра попередньої обробки є важливою для створення ІСПР, яка підтримує точне прогнозування, ефективне планування ресурсів та адаптивне прийняття рішень у проектних середовищах.

2.3 Концепція інтелектуальної системи при плануванні ресурсів

Концепція інтелектуальної системи планування ресурсів ґрунтується на необхідності вдосконалення процесів прийняття рішень у складних, динамічних середовищах проектів, де традиційні методи часто не враховують весь спектр операційної невизначеності. Оскільки організації все частіше працюють з паралельними потоками проектів, розподіленими командами, коливаннями робочого навантаження та мінливими вимогами, планування ресурсів стає

багатогранним аналітичним завданням, яке не може спиратися виключно на ручну оцінку або традиційні детерміновані інструменти. Сучасні наукові дослідження підкреслюють, що системи підтримки рішень на основі машинного навчання запроваджують принципово нову парадигму планування ресурсів проекту, яка інтегрує адаптивне моделювання, автоматизоване мислення та безперервне навчання для досягнення більш точних та стійких результатів [16].

Суть концепції інтелектуальної системи полягає в поєднанні аналітики, керованої даними, з класичними принципами управління проектами. Замість того, щоб покладатися на статичні правила чи суб'єктивні експертні судження, система створює представлення знань на основі реальної історії проектів, моделей поведінки, часових тенденцій та багатовимірної контекстної інформації. Моделі машинного навчання сприяють цьому процесу, виявляючи взаємозв'язки між плануванням ресурсів, складом команди, складністю завдань та результатами продуктивності. Ці моделі дозволяють системі передбачати потенційні вузькі місця, прогнозувати відхилення, оцінювати дефіцит ресурсів та визначати оптимальні сценарії планування набагато точніше, ніж традиційні інструменти планування. Згідно з емпіричними дослідженнями, системи на основі машинного навчання постійно перевершують ручну оцінку при прогнозуванні зусиль, витрат та використання ресурсів в ІТ та інженерних проектах [17].

Інтелектуальна система планування ресурсів зазвичай концептуалізується як багаторівнева архітектура, яка інтегрує збір даних, аналітичне моделювання та інтерактивну підтримку рішень. Перший рівень відповідає за збір та синтез інформації, пов'язаної з проектом, такої як доступність команди, індивідуальні профілі навичок, параметри завдань, розрахункова та фактична тривалість, показники ефективності спринту, звіти про ризики та організаційні обмеження. Оскільки дані про проекти є дуже неоднорідними та розподіленими по кількох

системах, інтелектуальна система повинна об'єднати їх у єдину аналітичну структуру. Дослідження показують, що комплексна інтеграція інструментів управління проектами значно підвищує продуктивність прогнозних моделей, що використовуються для прогнозування ресурсів, та покращує якість рішень протягом усього життєвого циклу проекту [18].

Концептуальний другий рівень системи зосереджений на перетворенні зібраних даних на практичні знання. Це досягається за допомогою моделей машинного навчання, здатних розпізнавати закономірності та будувати прогнозні функції. Замість того, щоб розглядати завдання та робочі навантаження як ізольовані сутності, система досліджує їх у зв'язку з історичною продуктивністю команди, подібністю до минулих завдань, траєкторіями продуктивності та організаційними ритмами. Наприклад, моделі навчання з учителем можуть оцінювати ймовірність затримки на основі ранніх показників спринту, тоді як моделі навчання з підкріпленням можуть визначати найефективніше планування ресурсів шляхом постійної оцінки результатів та коригування стратегій. Дослідження показують, що інтелектуальні моделі значно покращують здатність менеджера проактивно планувати ресурси та пом'якшувати ризики до того, як вони матеріалізуються [19].

Визначальною характеристикою інтелектуальної системи планування ресурсів є адаптивність. На відміну від статичних інструментів планування, інтелектуальні системи включають механізми безперервного навчання, які дозволяють їм розвиватися разом з організацією. У міру накопичення даних про проекти з часом система перенавчає свої моделі, оновлює свої припущення, визначає нові операційні моделі та перекалібрує свої методи прогнозування. Цей процес гарантує, що прийняття рішень залишається актуальним навіть за змін технологій, структури команд та бізнес-пріоритетів. Важливість адаптивності

рішуче підтверджується в сучасному науковому дискурсі, причому дослідники зазначають, що системи, що безперервно навчаються, демонструють значно вищу точність прогнозування та швидкість реагування в динамічних середовищах порівняно з підходами, заснованими на фіксованих правилах [18].

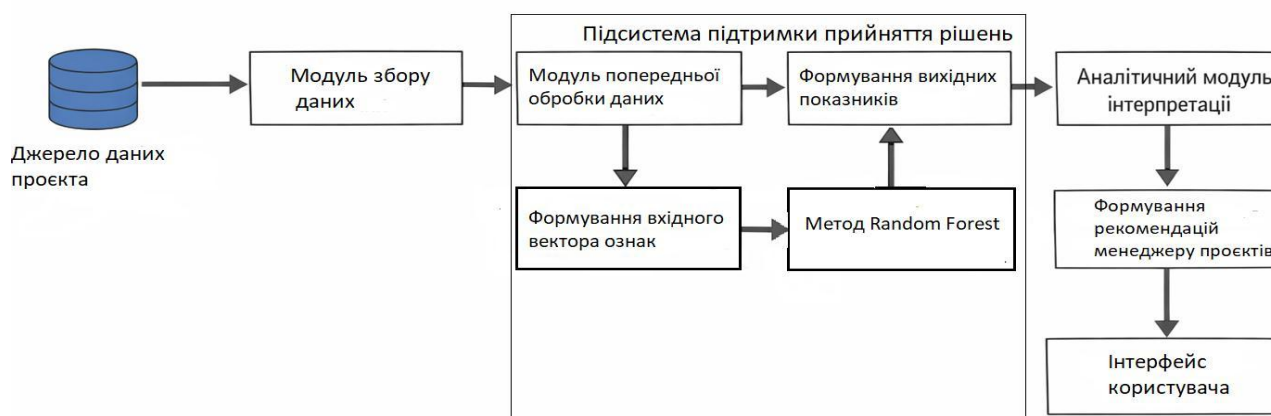


Рисунок 2.2 - Архітектура адаптивної системи навчання [22]

Додатковим концептуальним елементом є здатність системи до пояснення. Інтелектуальні системи повинні не лише генерувати точні прогнози та рекомендації, але й надавати прозорі пояснення, які допомагають користувачам зрозуміти, чому пропонуються певні рішення. Компоненти пояснюваного штучного інтелекту розкривають важливість функцій, виділяють аномалії, показують структури залежностей та представляють альтернативні сценарії. Ця прозорість зміцнює управлінську довіру та заохочує до впровадження в організаціях, де рішення мають значні операційні або фінансові наслідки. Згідно з Бхуваном (2024), системи, які інтегрують інтерпретованість у свій дизайн, впроваджуються набагато швидше та підтримують більшу довгострокову надійність у стратегічних середовищах [20].

Інтерактивність також відіграє центральну роль у концепції системи. Планування ресурсів - це не лише прогностична вправа, воно також є спільним та стратегічним. Інтелектуальні системи включають інтерактивні панелі інструментів, симуляції сценаріїв, фільтри на основі обмежень та багатокритеріальні рамки оцінки, які дозволяють менеджерам досліджувати різні схеми штатного розкладу, структури планування або коригування потужностей. Здатність моделювати сценарії «що, якщо» допомагає організаціям оцінити вплив рішень перед їх впровадженням, тим самим зменшуючи ризики та зміцнюючи можливості стратегічного планування. Дослідники підкреслюють, що підтримка рішень на основі моделювання є однією з найвпливовіших особливостей сучасних інтелектуальних систем, оскільки вона забезпечує видимість складних залежностей та потенційних майбутніх станів, які люди можуть не розпізнати в умовах обмеженого часу [16].

Ще одним важливим концептуальним аспектом є орієнтація системи на координацію кількох проектів. У більшості сучасних організацій, команди працюють одночасно над кількома паралельними проектами, які конкурують за обмежені ресурси. Інтелектуальна система допомагає, виявляючи конфлікти ресурсів, прогнозуючи перевантаження та пропонуючи збалансовані стратегії планування, які максимізують пропускну здатність, мінімізуючи затримки. Література підтверджує, що покращене машинне навчання виявлення конфліктів ресурсів значно покращує ефективність координації та сприяє здоровішому плануванню робочого навантаження в командах [17].

У сукупності концепція інтелектуальної системи планування ресурсів являє собою перехід від ручного, інтуїтивно заснованого прийняття рішень до структурованої, керованої даними та адаптивної аналітичної парадигми. Такі системи поєднують передові методи машинного навчання з усталеними

методологіями управління проектами, щоб надавати інтелектуальні, прогнозовані та зрозумілі рекомендації, що зміцнюють стійкість організації. Головна мета системи полягає не в заміні людського досвіду, а в його підвищенні, надаючи глибше розуміння, точніші прогнози та покращену стратегічну прозорість. Завдяки постійному навчанню, інтеграції даних, моделюванню сценаріїв та механізмам інтерпретації, інтелектуальні системи закладають основу для ефективного використання ресурсів та сталого виконання проектів у швидкозмінних цифрових середовищах.

2.4 Висновки

Аналіз представлених підрозділів дозволяє сформулювати повне розуміння того, як інтелектуальна система підтримки рішень (ІСПР) може трансформувати планування ресурсів проекту шляхом інтеграції методів машинного навчання, структурованих конвеєрів даних та адаптивних аналітичних механізмів. Концептуальний огляд показує, що традиційні підходи до планування ресурсів, які значною мірою спираються на експертну інтуїцію та шаблони статичної оцінки, більше не є адекватними для сучасних проектних середовищ, що характеризуються невизначеністю, частими змінами вимог, багатозадачністю та залежностями між командами. Концепція інтелектуальної системи фундаментально переосмислює планування ресурсів як процес, керований даними та постійно розвивається, де прийняття рішень посилюється прогнозним моделюванням, симуляцією сценаріїв та автоматизованим мисленням.

Ключовим висновком, що випливає з концептуального аналізу, є те, що ІСПР - це не просто інструмент прогнозування, а цілісна аналітична екосистема. Її сила полягає в здатності навчатися на історичних даних, розпізнавати операційні

закономірності, оцінювати різні сценарії планування та надавати менеджерам прозорі та зрозумілі рекомендації. Включення принципів зрозумілого штучного інтелекту гарантує, що користувачі розуміють внутрішню логіку прогнозів - елемент, що є вирішальним для довіри та впровадження в реальних організаційних умовах. Це підкреслює, що інтелектуальні системи доповнюють прийняття рішень людиною, а не замінюють його, допомагаючи менеджерам краще бачити потенційні ризики, вузькі місця та оптимальні стратегії планування ресурсів.

Другий важливий кластер висновків стосується конвеєра попередньої обробки та обробки даних, який формує основну операційну основу інтелектуальної системи. Аналіз чітко демонструє, що жодна модель машинного навчання не може ефективно працювати без надійного, чистого та добре спроектованого набору даних. Дані проекту за своєю суттю є шумними, неповними, фрагментованими між кількома системами та суперечливими через людський фактор. Тому попередня обробка стає невід'ємною фазою, яка перетворює необроблені, неструктуровані дані на аналітично цінну інформацію. Інтеграція даних, очищення, інженерія ознак, трансформація, виявлення аномалій та агрегація часових рядів разом створюють багате середовище даних, здатне підтримувати високоточні прогностичні моделі. Безперервні робочі процеси попередньої обробки додатково гарантують, що система динамічно адаптується до мінливих реалій проекту та організаційних змін, зберігаючи актуальність системи з часом.

Ще один важливий висновок полягає в тому, що концептуальні компоненти та компоненти попередньої обробки IDSS тісно взаємопов'язані. Здатність системи прогнозувати затримки, виявляти піки робочого навантаження, пропонувати перепланування ресурсів або оцінювати ймовірність відхилень від графіка повністю залежить від якості попередньої обробки. Без систематично розроблених

функцій, таких як тенденції продуктивності команди, показники складності, маркери ризику на основі залежностей, часові закономірності та коливання робочого навантаження, система не змогла б отримувати практичні висновки. Це показує, що попередня обробка - це не технічна деталь, а стратегічний рівень, який безпосередньо впливає на інтелект системи.

Загальні висновки підкреслюють, що розробка інтелектуальної системи планування ресурсів проекту вимагає переходу до більш зрілої та аналітичної культури управління проектами. Організації, які мають намір впровадити такі системи, повинні визнати, що інтелект виникає завдяки синергії високоякісних даних, адаптивних алгоритмів навчання та прозорих інтерфейсів підтримки рішень. Коли ці компоненти узгоджені, інтелектуальна система стає стратегічним активом, що дозволяє точніше прогнозувати, зменшувати невизначеність планування, балансувати робоче навантаження команди та підвищувати стійкість організації в багатопроєктному середовищі.

Підсумовуючи, розділ підтверджує, що інтелектуальні системи підтримки рішень є наступним еволюційним кроком у плануванні ресурсів. Концептуальні основи встановлюють теоретичну базу та мету; методологія попередньої обробки забезпечує технічну доцільність та аналітичну глибину; а механізми безперервного навчання гарантують адаптивність у динамічно мінливих екосистемах проєктів. Разом ці елементи створюють комплексну, науково обґрунтовану та практично ефективну основу для проєктування та впровадження інтелектуальної системи, здатної підтримувати процеси планування ресурсів на рівні, необхідному сучасним проєктно-орієнтованим організаціям.

3 МЕТОД СТВОРЕННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ ДЛЯ ПЛАНУВАННЯ РЕСУРСІВ НА ПРОЄКТИ

3.1 Алгоритм вирішення задачі

Комплексний алгоритм проектування та впровадження інтелектуальної системи підтримки рішень (ІСПР) для планування ресурсів проекту за допомогою моделі Random Forest інтегрує збір даних, попередню обробку, моделювання, генерацію рішень, цикли зворотного зв'язку та оцінку.

Збір та інтеграція даних

Перший етап вирішує проблему неоднорідних джерел даних, поширених у реальних умовах проєктів. Проєкти керують інформацією в різних системах - системах відстеження проблем, інструментах відстеження часу, базах даних HR, платформах управління проєктами, журналах фактично витраченого часу, історичних архівах проєктів тощо. Ці дані часто є непересічними, несумісними за форматом та неповними. Тому надійна ІСПР повинна реалізовувати рівень інтеграції даних для уніфікації та стандартизації всіх відповідних даних.

Дані збираються з:

- журналів завдань;
- планів проєктів (визначення завдань, залежності, орієнтовна тривалість);
- табелів обліку часу (фактичні робочі години);
- записів про людські ресурси (навички, старшинство, доступність);
- журналів доступності обладнання або ресурсів;
- метаданих проєктів (терміни, пріоритети).

Використовуються конвеєри вилучення-перетворення-завантаження (ETL), API або заплановані завдання прийому даних для автоматичного отримання та

стандартизації даних. Це гарантує, що кожен новий проект або оновлення потрапляє в одну й ту саму аналітичну структуру. Цей підхід до інтеграції даних є центральним для систем управління ресурсами на основі штучного інтелекту. Згідно з нещодавнім оглядом, штучний інтелект в управлінні ресурсами проектів значною мірою залежить від інтегрованих, чистих та доступних джерел даних.

Варто підтримувати головну базу даних проектних ресурсів, яка записує історичні та поточні дані - основу як для навчання з учителем, так і для подовжнього аналізу.

Очищення даних, попередня обробка та інженерія функцій

Після збору даних наступним критичним етапом є очищення та перетворення необроблених даних у форму, придатну для машинного навчання. Якість попередньої обробки значною мірою визначає продуктивність прогнозних моделей; Низька якість даних призводить до неточних прогнозів, оманливих рекомендацій та ненадійного планування ресурсів.

Визначаються та обробляються відсутні або суперечливі дані:

- відсутні журнали обліку часу;
- незавершені завдання;
- дублікати записів;
- суперечливі формати дати/часу;
- відсутні ідентифікатори ресурсів.

Використовується методи імпутації (інтерполяція середнього/медіанного значення, імпутація на основі моделі, значення за замовчуванням, що враховують предметну область), де це доречно.

Видалення дублікатів та узгодження даних - завдання можуть реєструватися кілька разів, ресурси можуть посилатися по-різному в різних системах (наприклад, різні ідентифікатори користувачів), одиниці вимірювання можуть відрізнятися

(години проти днів). Стандартизація одиниці вимірювання, уніфікація ідентифікатори та видаляйте надлишкові записи.

Нормалізуються та кодується ознаки, перетворюються категоріальні змінні (наприклад, рівні кваліфікації ресурсів, типи проектів) на числові кодування або вбудовування; масштабуються числові змінні (наприклад, години, вартість) для забезпечення послідовної поведінки моделі, де необхідно, застосовується зменшення розмірності для видалення шуму та надмірності.

Інженерні похідні ознаки - основа прогностичної сили в плануванні ресурсів проекту. Приклади включають:

- співвідношення фактичної та розрахункової тривалості (коефіцієнт перевищення) з минулих завдань;
- історична продуктивність на ресурс (наприклад, завдання, виконані за тиждень, середня кількість годин на завдання);
- метрики складності завдання (кількість залежностей, очікувана складність, рівні вимог до навичок);
- тенденції навантаження та доступності ресурсів (zareєстровані години, вікна доступності, час простою);
- часові ознаки (номер спринта, день тижня, сезонність, цикли випуску);
- ознаки рівня проекту: розмір проекту, кількість паралельних завдань, розмір пулу ресурсів, терміновість термінів, показники ризику/стабільності.

Інженерія ознак дозволяє моделі фіксувати закономірності, які не очевидні з необроблених даних. Дослідження, що застосовують машинне навчання до планування проектів та оцінки ресурсів, зазначають, що включення інженерних ознак (взаємозалежності завдань, історії навантаження ресурсів, контекстних метаданих проекту) значно покращує якість прогнозування.

Навчання та вибір моделі - Random Forest як основа

Враховуючи, що система буде спиратися на модель Random Forest (RF) як основний прогностичний механізм, проектування процесу навчання та перевірки має забезпечувати як точність, так і універсальність.

Розділяється підготовлений набір даних на навчальну, валідаційну та тестову підмножини. Використовується планування з урахуванням часу, якщо це можливо (наприклад, залишаються нещодавні проекти для валідації), щоб імітувати розгортання в реальному світі та уникнути витоку даних.

Навчаємо регресійну модель Random Forest для прогнозування ключових результатів:

- орієнтовна кількість годин;
- потреба в ресурсах на завдання;
- ймовірність затримки;
- ризик перепланування;
- рекомендована кількість ресурсів.

Random Forest стійкі до шуму, обробляють змішані типи даних (категоріальні та числові) та неявно передбачають оцінку важливості ознак продуктивності. Їх ансамблева природа знижує ризик перенавчання та часто дає стабільні прогнози. Це узгоджується з результатами досліджень планування ресурсів на основі машинного навчання, де RF показав сприятливі результати в завданнях планування та оцінки ресурсів.

Оцінюється продуктивність моделі, використовуючи відповідні показники: середньоквадратична помилка (MSE), середня абсолютна помилка (MAE) для регресії, точність, F1-оцінка, ROC-AUC для цілей класифікації, перехресна перевірка для перевірки стабільності та, що важливо, позабіркова перевірка нещодавніх проектів для перевірки застосовності в реальному світі.

Використовуються результати важливості ознак з RF, щоб зрозуміти, які ознаки найбільше сприяють прогнозам, це підтримує інтерпретованість та допомагає вдосконалити політику розробки ознак та збору даних.

Створення сценаріїв та логіка прийняття рішень щодо планування ресурсів

Завдяки навчній, перевіреній моделі система може перейти від прогнозування до підтримки прийняття рішень. Мета полягає в тому, щоб створити сценарії планування ресурсів, які оптимізують результати проекту, з урахуванням обмежень та очікуваного робочого навантаження.

Для заданого проекту вводяться відомі параметри:

- завдання;
- залежності;
- терміни;
- поточну доступність ресурсів;
- навички;
- обмеження обладнання.

Використовується модель RF для прогнозування попиту на ресурси, робочого навантаження, розрахункової тривалості, ризику затримок, перевикористання, потенційних вузьких місць.

На основі прогнозів згенерується кілька сценаріїв планування (наприклад, мінімальний набір ресурсів, що задовольняє терміни; збалансоване планування робочого навантаження; графік, що збереже ресурси; призначення, що зменшує ризику; сценарій найшвидшого завершення).

Оцінюється сценарії за кількома критеріями: баланс робочого навантаження, використання ресурсів, вплив ризику, час завершення, запаси буфера. Використовується логіка прийняття рішень за кількома критеріями для ранжування або фільтрації сценаріїв. За потреби інтегрується оптимізаційні або метаевристичні

алгоритми (генетичні алгоритми, імітація відпалу, лінійне програмування) для уточнення призначення з урахуванням обмежень. Література підтверджує, що системи управління проектами на основі штучного інтелекту отримують вигоду від поєднання прогнозів машинного навчання з механізмами оптимізації для створення доцільних та ефективних графіків.

Рівень підтримки рішень / Інтерфейс «людина в циклі»

Навіть найкращий алгоритм повинен інтегруватися з людьми, які приймають рішення. Система забезпечує візуалізацію та інтерактивність.

Інтерфейси панелей інструментів або діаграм Ганта, що показують рекомендоване планування ресурсів, прогнозовані криві робочого навантаження, теплові карти ризиків, альтернативні сценарії планування.

Інструменти для менеджерів для коригування обмежень або параметрів (наприклад, позначати певні ресурси як недоступні, збільшувати/зменшувати пріоритет, встановлювати буферні часи) та перераховувати сценарії в режимі реального часу.

Можливість порівняння сценаріїв поруч із прогнозованими результатами, навантаженням на ресурси та оцінками ризиків, що сприяє прийняттю обґрунтованих рішень.

Можливість для менеджерів приймати, змінювати або відхиляти рекомендації - система записує рішення для зворотного зв'язку та навчання.

Цей підхід «людина в циклі» є критично важливим: багато досліджень підкреслюють, що системи на основі штучного інтелекту повинні доповнювати, а не замінювати людське судження, особливо в контексті складних проектів.

Проекти розвиваються, команди змінюються, процеси змінюються, моделі продуктивності змінюються, організаційна динаміка коливається. Щоб система

залишалася актуальною та точною з часом, необхідний механізм зворотного зв'язку.

В рамках розробки інтелектуальної системи підтримки рішень у плануванні ресурсів проекту, проблема розподілу ресурсів формалізується як проблема мінімізації дисбалансу навантаження за наявності обмежень доступності ресурсів. Нехай $T = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$ це множина проєктних завдань, $R = \{r_1, r_2, \dots, r_m\}$ це множина доступних ресурсів, а $x_{ij} \in \{0,1\}$ це бінарна змінна, яка визначає факт призначення ресурсу r_j на завдання t_i . Прогнозоване навантаження на ресурси r_j обчислюється як $L_j = \sum_{i=1}^n h^i * x_{ij}$, де h^i це прогнозована тривалість виконання завдання t_i . Цільову функцію планування можна визначити як мінімізацію квадрата відхилення навантаження від доступної пропускнуої здатності ресурсів C_j .

$$\min \sum_{j=1}^m (L_j - C_j)^2.$$

Прогнозування тривалості завдання та майбутнього навантаження на ресурси виконується за допомогою моделі ансамблю випадкового лісу. Вхідний вектор ознак X формується на основі характеристик завдань та ресурсів, зокрема складності завдання, історичної продуктивності ресурсів, кількості паралельних завдань та обмежень у часі. Прогноз моделі визначається як середнє значення прогнозів окремих дерев рішень:

$$y = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K f_k(X),$$

де K це кількість дерев у моделі, $f_k(X)$ це прогноз k -го дерева. Отримане значення у використовується для оцінки тривалості виконання завдань або рівня використання ресурсів, що безпосередньо впливає на формування сценаріїв розподілу ресурсів у проєкті.

Кількісні метрики похибки прогнозу використовуються для оцінки якості прогнозів та ефективності запропонованої інтелектуальної системи. Середня абсолютна похибка визначається як

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|,$$

а середньоквадратична похибка як

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2},$$

де y_i - фактичні значення навантаження або тривалості, \hat{y}_i - відповідні прогнозовані значення. Зменшення значень цих метрик свідчить про підвищення точності прогнозування та обґрунтованості рішень щодо планування ресурсів, що підтверджує ефективність використання моделі випадкового лісу як частини інтелектуальної системи підтримки рішень.

Після виконання проекту збираємо фактичні результати: фактичну тривалість, витрачені години, затримки, використання ресурсів, відхилення від плану.

Додаємо ці результати до історичного набору даних, забезпечуючи простежуваність між планом, прогнозом та реальністю.

Періодично перенавчаємо модель Random Forest на розширеному наборі даних для уточнення прогнозів. Цей адаптивний процес навчання підвищує стійкість до організаційних змін та типів проектів, що розвиваються. Дослідження адаптивних структур планування проектів на основі машинного навчання підкреслюють необхідність постійного перенавчання для довгострокової точності та корисності.

Підтримуються версії моделей, журнали аудиту рішень та відстеження ефективності (точність прогнозу, використання ресурсів, коефіцієнт дотримання термінів, зміни менеджера) для оцінки цінності системи з часом.

Оцінка та показники успіху

Щоб обґрунтувати впровадження IDSS та оцінити його ефективність, визначаємо та відстежуємо набір ключових показників ефективності (KPI) та показників оцінки. Це може включати:

- точність прогнозу - різниця між прогнозованою та фактичною тривалістю завдань / годинами ресурсів / робочим навантаженням;
- баланс використання ресурсів - показник надмірного та недостатнього використання ресурсів у проектах;
- кількість затримок графіка / пропущених термінів до та після впровадження системи;
- задоволеність менеджера або рівень прийняття рекомендацій (як часто рекомендації приймаються / змінюються / відхиляються);
- підвищення ефективності, скорочення часу планування у відсотках, скорочення накладних витрат проекту, покращення пропускну здатності, скорочення буферного часу або надмірного ресурсопостачання;
- адаптивність системи, зсув продуктивності з часом, стабільність за умов зміни типів проектів, стійкість до аномалій.

Рецензовані дослідження планування проектів та ресурсів на основі машинного навчання (МН) показують, що інтеграція прогнозів МН та підтримки прийняття рішень зменшує затримки до ~18% та покращує точність оцінки ресурсів на ~20-30% порівняно з традиційними методами. [23]

Короткий опис алгоритму

Коротко кажучи, алгоритм побудови та експлуатації IDSS працює наступним чином:

Збір даних з усіх відповідних джерел (історія проектів, відстеження часу, HR, обладнання), інтеграція в єдину базу даних.

Очищення, нормалізація, дедуплікація, попередня обробка даних; розробка значущих функцій, що враховують складність завдань, поведінку команди, моделі робочого навантаження, фактори ризику, часовий контекст.

Навчання моделі (або моделей) Random Forest для прогнозування попиту на ресурси, тривалості завдань, ризику перевантаження; перевірка та тестування на точність та надійність.

Для нових або поточних проектів введення відомих параметрів, використання моделі для прогнозування потреб у ресурсах, робочого навантаження, можливих затримок/ризиків.

Створення кількох сценаріїв планування ресурсів за різних обмежень або пріоритетів; оцінювати за допомогою багатокритеріальної логіки або оптимізації.

Представлення запропонованих сценаріїв в інтерфейсі підтримки рішень, дозволяючи керівникам проектів переглядати, коригувати обмеження, вибирати або вручну змінювати планування [24].

Після виконання проекту збирати фактичні дані про ефективність, зворотний зв'язок із системою, періодично перенавчати модель для адаптації до змінюваних умов.

Моніторинг ключових показників ефективності (KPI), а саме точність прогнозування, використання ресурсів, дотримання графіка, ефективність планування, використання для постійного вдосконалення як конвеєрів даних, так і логіки прийняття рішень [25].

Цей детальний алгоритм, заснований на зборі даних, попередній обробці, моделюванні машинного навчання (Random Forest), генерації сценаріїв, підтримці рішень з участю людини, циклах зворотного зв'язку та оцінці, формує надійний, академічно обґрунтований план впровадження інтелектуальної системи підтримки рішень для планування ресурсів проекту.

3.2 Метод створення інтелектуальної системи планування

Розробка інтелектуальної системи планування ресурсів у рамках проектних середовищ досліджується як складний методологічний процес, що інтегрує принципи науки про дані, машинного навчання, системної інженерії та класичного управління проектами. Основною метою такої системи є перетворення фрагментованих історичних даних проекту на практичні аналітичні знання, що підтримують обґрунтовані управлінські рішення щодо планування обмежених ресурсів між паралельними завданнями та конкуруючими цілями проекту [26]. Методологічна основа побудована на припущенні, що сучасні проектні середовища працюють в умовах високої невизначеності, динамічної поведінки робочої сили, частих змін обсягу робіт та неповної видимості операційних обмежень у реальному часі. Традиційні інструменти планування, засновані на статичних правилах та ручних оцінках, недостатні для обробки багатовимірних взаємодій, що лежать в основі реальних моделей використання ресурсів. Тому метод створення інтелектуальної системи підтримки рішень (ІСПР) розглядається як багатоетапна аналітична структура, структурована навколо моделювання на основі даних та механізмів адаптивного навчання [27].

На початковому етапі методологічна увага зосереджена на створенні єдиної інформаційної основи, здатної точно відображати операційну реальність робочих

процесів проекту. Дані, що використовуються для інтелектуального планування ресурсів, походять з численних різномірних організаційних систем, включаючи платформи управління завданнями, інструменти відстеження часу, бази даних HR, що документують компетенції та сертифікати, архівні записи завершених проектів, журнали управління активами та показники ефективності спринтів. Через розподілений характер цих джерел даних, процес розробки IDSS вивчає методи інтеграції, які дозволяють консолідувати структуровані та напівструктуровані набори даних у цілісний аналітичний репозиторій [28]. Процес інтеграції враховує розбіжності у форматах даних, невідповідності в ідентифікаторах, часові невідповідності та семантичні конфлікти між системами. Завдяки нормалізації, синхронізації та узгодженню схеми формується узгоджений набір даних, який стає основою для подальшої аналітичної обробки. Цей початковий крок об'єднання є фундаментальним, оскільки неповні або погано інтегровані набори даних генерують системні упередження, які поширюються через прогностичні моделі та ставлять під загрозу надійність результатів рішень [29].

Після інтеграції даних застосовуються розширені процедури попередньої обробки для підвищення якості набору даних та аналітичної зручності використання. Операційні дані, створені людиною, за своєю суттю характеризуються відсутніми значеннями, дублікатами записів, неточними часовими позначками, невідповідним плануванням ролей, суперечливими показниками ефективності та нерегулярною реєстрацією робочого навантаження. Ці спотворення необхідно систематично видаляти або виправляти для забезпечення належної статистичної репрезентативності [30]. Методологія попередньої обробки вивчає стратегії імплементації для неповних журналів завдань, фільтрацію надлишкових записів, створених паралельними системами звітності, виправлення невідповідностей одиниць (конвертація між годинами, днями, точками історії) та

узгодження ієрархічних структур завдань. Цей етап також включає перевірку логічних залежностей між завданнями та елементами проекту, щоб забезпечити збереження причинно-наслідкових зв'язків для пізніших етапів моделювання [31]. Завдяки очищенню та уточненню набір даних досягає внутрішньої узгодженості та стає придатним для аналізу багатовимірного машинного навчання.

Ключовим компонентом методологічної бази є інженерія ознак, яка прагне перетворити необроблені записи проекту на аналітично значущі представлення поведінкових, часових та структурних факторів, що впливають на використання ресурсів [32]. Процес інженерії вивчає виведення складних показників, що фіксують коливання продуктивності, коефіцієнти відповідності навичок та завдань, показники навантаження залежностей, показники інтенсивності ризику та ритми використання робочої сили. Наприклад, різниці між розрахунковою та фактичною тривалістю завдань перетворюються на криві навчання, що відображають моделі точності оцінки в різних командах або категоріях завдань. Коефіцієнти продуктивності, обчислені в часових вікнах, дають уявлення про ефекти часової втоми або періоди пікової ефективності. Метрики мережі залежностей кількісно визначають складність координації та її вплив на потреби в персоналі. Матриці доступності відображають реальну ємність пулів ресурсів з урахуванням календарів, сертифікатів та контрактних обмежень [33]. Такі перетворення значно посилюють навчальний потенціал прогнозних алгоритмів, надаючи абстракції вищого порядку, які набагато інформативніші, ніж необроблені числові записи.

Після завершення підготовки даних методологічний процес переходить до фази моделювання, де Random Forest обрано як основний метод машинного навчання для прогнозного аналізу. Ансамблі Random Forest вивчаються на предмет їхньої придатності в проектних середовищах завдяки їхній здатності обробляти нелінійні зв'язки, толерантність до шумових ознак, обробка змішаних числових та

категоріальних предикторів, а також підтримка високої здатності до узагальнення в умовах високої вимірності [34]. Етап навчання моделі зосереджений на вивченні зв'язків між спроектованими параметрами проекту та результатами, такими як фактичне використання ресурсів, тривалість виконання завдання, ймовірність перевантаження робочого навантаження та показники ризику затримки. Історичні набори даних розділяються на підмножини для навчання, валідації та тестування, узгоджені з часовою послідовністю, щоб відобразити реальні обмеження розгортання. Методи перехресної валідації застосовуються для вимірювання стійкості продуктивності в різних типах проектів та організаційних контекстах. Метрики оцінки, включаючи середню похибку прогнозування, точність класифікації, баланс точності та повноти та показники стабільності, керують оптимізацією гіперпараметрів та калібруванням моделі [35]. Аналіз важливості ознак, властивий моделюванню Random Forest, додатково сприяє методологічній прозорості, визначаючи, які атрибути проекту найбільше впливають на результати планування, тим самим посилюючи зрозумілість рішень системи.

Паралельно з прогнозним моделюванням вивчаються механізми генерації сценаріїв як перехід від виведення моделі до функціональної підтримки рішень. Методи на основі сценаріїв включають виходи моделі для моделювання кількох можливих конфігурацій планування ресурсів за динамічних операційних обмежень. Ці сценарії представляють різні управлінські стратегії, такі як прискорені графіки завершення, збалансоване планування робочого навантаження, сценарії мінімізації ризиків або структури проектів, що збережуть ресурси [36]. Кожен сценарій оцінює прогнозовані криві використання, прогнозовані місця розташування вузьких місць, пороги перевантаження команди, ймовірність дотримання термінів та планування буферів непередбачених обставин. Логіка багатокритеріальної оцінки застосовується для порівняння сценаріїв на основі об'єктивних компромісів між

часом, економічною ефективністю, стійкістю робочої сили та впливом ризику [37]. Аналітичне ранжування альтернатив допомагає особам, що приймають рішення, виділяючи компроміси, властиві кожній альтернативі планування, а не представляючи єдиний детермінований результат.

Додатковий методологічний елемент стосується процесів оптимізації, які уточнюють пропозиції сценаріїв. Шари оптимізації можуть інтегрувати лінійне програмування або евристичні процедури пошуку, які систематично коригують пари завдань та ресурсів для досягнення кращої відповідності обмеженням проекту. Ці механізми оптимізації працюють на основі прогнозів, передбачених машинним навчанням, підвищуючи доцільність сценаріїв та усуваючи графіки, що порушують обмеження доступності, вимоги до кваліфікації або юридичні обмеження щодо робочої сили. Завдяки ітеративним циклам уточнення, рішення-кандидати перетворюються на практичні плани виконання, які мінімізують перебої та максимізують стабільність пропускнуої здатності в портфелях проектів [38].

Інтерфейси підтримки прийняття рішень представляють собою ще один вимір методологічного проектування. Взаємодія людини з системою вивчається як критичний фактор довіри та впровадження. Хоча прогнозні системи можуть генерувати статистично оптимальні планування ресурсів, прийняття менеджерами проектів залежить від інтерпретованості, прозорості та сприйнятої надійності. Механізми візуалізації перетворюють аналітичні результати в інтуїтивно зрозумілі формати, включаючи теплові карти робочого навантаження, рекомендовані графіки Ганта [39], інтерактивні діаграми планування потужностей та шари візуалізації ризиків. Користувачі можуть змінювати припущення планування, вводити нові обмеження або коригувати пріоритети безпосередньо через інструменти інтерфейсу, ініціюючи негайний перерахунок результатів моделі та рейтингів сценаріїв. Цей робочий процес прийняття рішень на основі участі встановлює

структуру «людина в циклі», де штучний інтелект підтримує, але ніколи не замінює людське судження. Така конструкція забезпечує узгодженість алгоритмічної допомоги з процесами управління організацією та стандартами етичної відповідальності.

Ще один важливий методологічний компонент стосується впровадження адаптивних циклів навчання [40]. Реальні середовища проектів демонструють постійні структурні зміни: члени команди змінюються, з'являються нові профілі навичок, продуктивність розвивається, а операційні правила коливаються. Тому IDSS не задумана як статичний пристрій прогнозування, а як динамічна екосистема навчання. Після етапів виконання проекту фактичні результати діяльності - реальні витрачені години, відхилення від графіків, рівні навантаження, незаплановані інциденти фіксуються та повторно інтегруються в центральний набір даних. Подальше перенавчання моделі Random Forest перекалібрує прогностичні функції відповідно до нових шаблонів [41]. Версійні моделі підтримують відслідковування еволюції навчання, що дозволяє порівнювати покоління алгоритмів та полегшує систематичний аудит дрейфу моделі або накопичення зміщень. Безперервне перенавчання забезпечує довгострокову стабільність якості рішень навіть за зміни умов підприємства.

Етап оцінювання методологічної фреймворків спрямована на об'єктивне вимірювання впливу впровадження системи на операційну ефективність. Показники ефективності включають точність прогнозу планування, індекси балансу використання ресурсів, показники скорочення понаднормової роботи, коефіцієнти дотримання термінів проекту та скорочення зусиль планування [42]. Порівняльний аналіз між періодами до та після впровадження системи надає емпіричні докази ефективності. Поздовжні спостереження оцінюють, як механізми

адаптивного навчання впливають на стале покращення, а не на тимчасові ефекти оптимізації.

У процесі розробки методу особливий акцент робиться на підтримці концептуальної узгодженості на всіх рівнях архітектури системи. Рівень даних забезпечує цілісність та репрезентативність вхідних сигналів; рівень машинного навчання генерує прогнози та розподільчий інтелект за допомогою ансамблів Random Forest; а рівень підтримки рішень перетворює числовий аналіз на практичні управлінські висновки за допомогою візуалізації та механізмів взаємодії з людиною [43]. Синхронізація цих рівнів визначає методологічну цілісність системи та дозволяє їй функціонувати як єдиний кібер-людський аналітичний комплекс, а не як сукупність розрізнених інструментів.

Етичні та організаційні міркування також інтегровані в методологію. Рішення щодо планування ресурсів безпосередньо впливають на робоче навантаження людей, професійне самопочуття та задоволення від роботи. Тому алгоритмічна оптимізація обмежується не лише критеріями ефективності, але й принципами соціальної стійкості. Обмеження балансу робочого навантаження, дотримання законодавчих трудових норм, запобігання надмірному плануванні понаднормової роботи та повага до обмежень щодо сертифікованих навичок забезпечуються на всіх рівнях системи. Зрозумілі компоненти штучного інтелекту також сприяють управлінню, дозволяючи як співробітникам, так і менеджерам розуміти логіку, що керує завданнями та рекомендаціями [44].

Підсумовуючи, метод створення інтелектуальної системи планування ресурсів проекту являє собою структурований синтез інженерії даних, статистичного навчання, адаптивного моделювання, логіки оптимізації та проектування підтримки прийняття рішень. Система постає не як єдиний прогностичний інструмент, а як екосистема прийняття рішень, що постійно

розвивається, здатна навчатися на досвіді організації, одночасно інтегруючи формальну дисципліну моделювання [45]. Вбудовуючи аналітику Random Forest в масштабовану архітектурну структуру, що підтримується прозорою взаємодією з людьми та циклами безперервного навчання, методологія встановлює науково обґрунтований шлях до стійкого та етично відповідального управління ресурсами в сучасних підприємствах, орієнтованих на проекти. Ці сценарії повинні враховувати практичні обмеження, включаючи доступність ресурсів, вимоги до кваліфікації та залежності завдань. Система повинна забезпечувати механізми для оцінки та порівняння сценаріїв на основі кількох критеріїв, дозволяючи особам, що приймають рішення, вибирати стратегію планування, яка відповідає цілям проекту та організаційній політиці [46].

Компонент підтримки рішень системи висуває вимоги, пов'язані з взаємодією з користувачем та візуалізацією. Інтелектуальна система повинна представляти прогнози моделей та оцінки сценаріїв за допомогою інтуїтивно зрозумілих візуальних представлень, що сприяють розумінню та аналізу. Такі представлення можуть включати діаграми планування робочого навантаження, рекомендовані графіки проекту та індикатори прогнозованого ризику або невизначеності. Система повинна дозволяти користувачам взаємодіяти з цими результатами, коригуючи параметри планування або обмеження та спостерігаючи за результуючими змінами в прогнозах. Ця інтерактивна можливість гарантує, що система підтримує прийняття рішень людиною, а не замінює його [47].

Операційні вимоги стосуються інтеграції інтелектуальної системи в існуючі практики управління проектами. Система повинна бути сумісною з поширеними інструментами планування та відстеження проектів, що дозволяє обмін даними без порушення встановлених робочих процесів. Вона повинна підтримувати кілька ролей користувачів з різними правами доступу, що відображають організаційну

структуру проектних команд та ієрархії управління. Система також повинна забезпечувати безпеку та конфіденційність даних, особливо щодо особистої інформації учасників проекту та конфіденційних даних проекту.

Адаптивний характер інтелектуальної системи вводить вимоги, пов'язані зі зворотним зв'язком та постійним удосконаленням [48]. Після виконання проекту система повинна збирати фактичні дані про продуктивність та порівнювати їх з прогнозованими значеннями. Ці порівняння використовуються як для оцінки ефективності системи, так і для оновлення моделі машинного навчання шляхом перенавчання. Цей механізм зворотного зв'язку є важливим для підтримки довгострокової актуальності та точності, особливо в середовищах, де типи проектів, склад команди та умови експлуатації змінюються з часом.

Нарешті, система повинна підтримувати процеси оцінки та валідації, які демонструють її ефективність у покращенні планування ресурсів проекту. Вимоги в цій галузі включають здатність вимірювати покращення точності прогнозу, балансу робочого навантаження та дотримання графіка порівняно з традиційними підходами до планування [49]. Система повинна надавати достатні аналітичні дані, щоб обґрунтувати її використання як інструменту підтримки рішень та підтримати подальше вдосконалення методологій планування.

Підсумовуючи, вимоги до інтелектуальної системи планування ресурсів проекту на основі машинного навчання та моделі Random Forest визначають її як спеціалізований аналітичний інструмент, адаптований до складнощів проектних середовищ [50]. Ці вимоги наголошують на прогнозуванні на основі даних, аналізі на основі сценаріїв, інтерпретованості та підтримці рішень, орієнтованій на людину. Завдяки узгодженню можливостей машинного навчання з практичними потребами управління проектами, система має потенціал для підвищення якості,

прозорості та адаптивність рішень щодо планування ресурсів у сучасних проектно-орієнтованих організаціях.

3.3 Розроблення вимог до інтелектуальної системи плануванні ресурсів

Розробка вимог до інтелектуальної системи планування ресурсів проекту на основі машинного навчання проводиться з прямим посиланням на конкретні цілі, обмеження та операційний контекст проектно-орієнтованих організацій. На відміну від універсальних систем підтримки рішень, запропонована інтелектуальна система чітко орієнтована на підтримку рішень щодо планування ресурсів у проектах, що характеризуються динамічними робочими навантаженнями, обмеженими людськими та технічними ресурсами, неоднорідними структурами завдань та невизначеністю умов виконання. Система розроблена для використання методів машинного навчання з учителем, при цьому модель Random Forest обрана як основний механізм прогнозування, що накладає додаткові вимоги, пов'язані з представленням даних, інтерпретацією моделі та інтеграцією з процесами прийняття управлінських рішень.

На функціональному рівні інтелектуальна система повинна підтримувати повний цикл планування ресурсів проекту, починаючи з аналізу історичних даних проекту та поширюючись на генерацію рекомендацій на основі даних для поточних та майбутніх проектів. Система повинна обробляти інформацію, пов'язану із завданнями, ресурсами, часовими обмеженнями та залежностями проекту, щоб прогнозувати попит на ресурси, оцінювати планування робочого навантаження та виявляти потенційні ризики, пов'язані з надмірним плануванням або недостатнім використанням ресурсів [51]. Ці функції повинні виконуватися таким чином, щоб

відображати ймовірнісний характер виконання проекту, визнаючи, що рішення з планування приймаються в умовах невизначеності, а не детермінованих умов.

Центральна вимога до системи стосується інтеграції та використання історичних даних проекту для цілей машинного навчання. Система повинна підтримувати отримання структурованих наборів даних, що описують завершені та поточні проекти, включаючи визначення завдань, розрахункову та фактичну тривалість, зареєстровані робочі години, призначений персонал та досягнуті результати [52]. Ці дані служать основою навчання для моделі Random Forest і тому повинні зберігатися з достатньою деталізацією та контекстними метаданими. Система повинна підтримувати узгоджені зв'язки між завданнями, ресурсами та результатами, щоб забезпечити контрольоване навчання та забезпечити, щоб прогностичні моделі відображали реальну поведінку, а не окремі спостереження.

З точки зору обробки даних, інтелектуальна система повинна включати механізми для перетворення необроблених даних проекту у формат, придатний для машинного навчання. Ця вимога безпосередньо пов'язана з моделлю Random Forest, яка спирається на представлення проблемного простору на основі ознак [53]. Система повинна підтримувати побудову вхідних ознак, які фіксують основні характеристики виконання проекту, такі як складність завдання, сумісність ресурсів та навичок, історичні тенденції продуктивності, інтенсивність робочого навантаження та структури залежностей. Ці ознаки повинні динамічно перераховуватися, коли з'являються нові дані, що дозволяє моделі залишатися узгодженою з умовами проекту, що змінюються. Здатність керувати узгодженістю ознак на етапах навчання та логічного висновку вважається важливою для підтримки прогностичної стабільності [54].

Рівень машинного навчання системи вводить вимоги, пов'язані з навчанням, валідацією та розгортанням моделі. Модель Random Forest повинна бути навчена з

використанням історичних даних проекту для прогнозування ключових показників планування, включаючи очікуване використання ресурсів, оцінки тривалості завдань та рівні ризику, пов'язані з конкретними рішеннями щодо планування. Система повинна підтримувати оцінку ефективності моделі за допомогою відповідних метрик, забезпечуючи достатню точність прогнозів, щоб виправдати їх використання в управлінських рішеннях [55]. Крім того, система повинна забезпечувати періодичне перенавчання моделі в міру збору нових даних проекту, тим самим підтримуючи безперервне навчання та адаптацію до організаційних змін.

Важлива вимога, характерна для використання Random Forest, стосується інтерпретованості. Хоча моделі Random Forest є ансамблевими та внутрішньо складними, вони забезпечують механізми для оцінки важливості ознак та внеску в прогнози. Інтелектуальна система повинна надавати цю інформацію у формі, доступній для осіб, які приймають рішення, дозволяючи їм зрозуміти, які фактори найбільше впливають на рекомендації щодо планування ресурсів [56]. Ця вимога важлива, де довіра до автоматизованих рекомендацій залежить від прозорості та здатності обґрунтовувати рішення перед зацікавленими сторонами.

Окрім прогностичної функціональності, система повинна підтримувати генерацію та порівняння альтернативних сценаріїв планування ресурсів. Використовуючи результати моделі Random Forest, система повинна бути здатною створювати кілька можливих варіантів планування, які відображають різні пріоритети планування, такі як мінімізація тривалості проекту, балансування робочого навантаження між членами команди або зменшення ризику [57].

3.4 Висновки

Інтеграція машинного навчання (МН) для планування ресурсів та планування підвищує ефективність та точність порівняно з традиційними детермінованими або виключно евристичними методами. Дослідження, що застосовують МН (включаючи Random Forest) до планування проектів, показують вимірне скорочення затримок та покращення точності оцінки ресурсів.

Управління ресурсами проектів на основі штучного інтелекту все частіше визнається стратегічною необхідністю, особливо в середовищах з кількома одночасними проектами, обмеженими ресурсами та високою невизначеністю.

Поєднання прогнозування на основі машинного навчання з рівнями оптимізації та підтримки рішень забезпечує кращу продуктивність, ніж автономне ручне планування або виключно системи, засновані на правилах, оскільки машинне навчання фіксує приховані закономірності, а рівень підтримки рішень забезпечує людський нагляд та адаптивність.

Безперервне навчання та перенавчання моделей є важливими для підтримки актуальності в міру зміни організаційного контексту, багато нещодавніх робіт підкреслюють, що статичні моделі з часом деградують у динамічних екосистемах проектів.

У цьому розділі розглянуто метод створення інтелектуальної системи планування ресурсів проекту на основі методів машинного навчання. Аналіз продемонстрував, що ефективне планування ресурсів у проектному середовищі вимагає структурованого, керованого даними та адаптивного підходу, здатного працювати в умовах невизначеності та динаміки. Запропонована методологія інтегрує алгоритмічну логіку, моделювання машинного навчання та механізми підтримки рішень в єдину структуру.

4 ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА ПЛАНУВАННЯ РЕСУРСІВ

4.1 UML-діаграми інтелектуальної системи планування ресурсів

Інтелектуальна система планування ресурсів проекту являє собою складне програмне рішення, призначене для підтримки процесів прийняття рішень у проектних середовищах шляхом застосування методів машинного навчання, зокрема моделі Random Forest. Для забезпечення структурованого та формально визначеного проектування системи застосовується Уніфікована мова моделювання (UML) як стандартизований засіб візуалізації структури, поведінки та взаємодії системи між її компонентами.

Використання діаграм UML у проектуванні інтелектуальної системи планування ресурсів дозволяє абстрагувати складні аналітичні та обчислювальні процеси у зрозумілі моделі [58]. Ці моделі служать не лише артефактами документації, але й інструментами для перевірки логіки системи, забезпечення узгодженості між функціональними вимогами та реалізацією, а також сприяння комунікації між сторонами, залученими до розробки та оцінки системи.

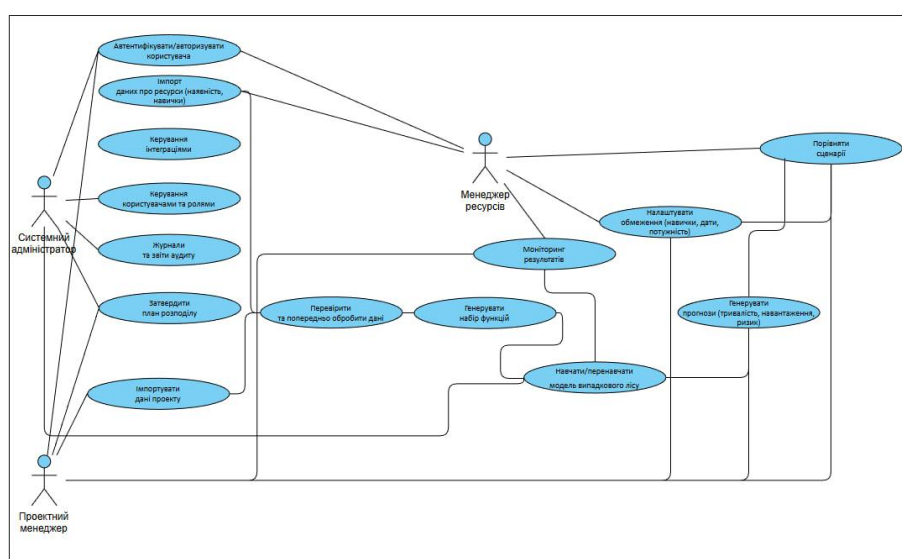


Рисунок 4.1 - Діаграма варіантів використання інтелектуальної системи планування ресурсів проекту

Діаграма варіантів використання відображає зовнішній вигляд інтелектуальної системи та визначає взаємодію між користувачами системи та функціональністю системи. Вона визначає основних учасників, залучених до процесу планування ресурсів, та основні варіанти використання, які система повинна підтримувати. Модель варіантів використання відображає операційну сферу інтелектуальної системи та встановлює межі між обов'язками користувачів та автоматизованою поведінкою системи [59].

Основним учасником системи є керівник проекту, який відповідає за ініціювання планування ресурсів, перегляд рекомендацій, згенерованих системою, та прийняття остаточних рішень щодо планування. Додаткові учасники можуть включати менеджера ресурсів, який контролює доступність ресурсів та компетенції, та системного адміністратора, який керує конфігурацією системи, інтеграцією даних та контролем доступу. Ці учасники взаємодіють із системою через такі варіанти використання, як завантаження даних проекту, створення сценаріїв планування ресурсів, аналіз прогностичних результатів, коригування обмежень планування та затвердження остаточних планів планування.

Діаграма варіантів використання ілюструє, що інтелектуальна система працює як інструмент підтримки рішень, а не як автономна особа, яка приймає рішення. Усі критичні рішення щодо планування залишаються під контролем людини, тоді як система забезпечує аналітичну підтримку на основі прогнозів машинного навчання. Ця діаграма підкреслює принцип «людина в циклі» та пояснює роль штучного інтелекту в процесі прийняття рішень [60].

Діаграми UML забезпечують чітке та систематичне представлення інтелектуальної системи, що дозволяє формалізувати вимоги, архітектурні рішення та функціональні зв'язки між елементами системи.

Class Diagram - Intelligent Resource Allocation System (Random Forest)

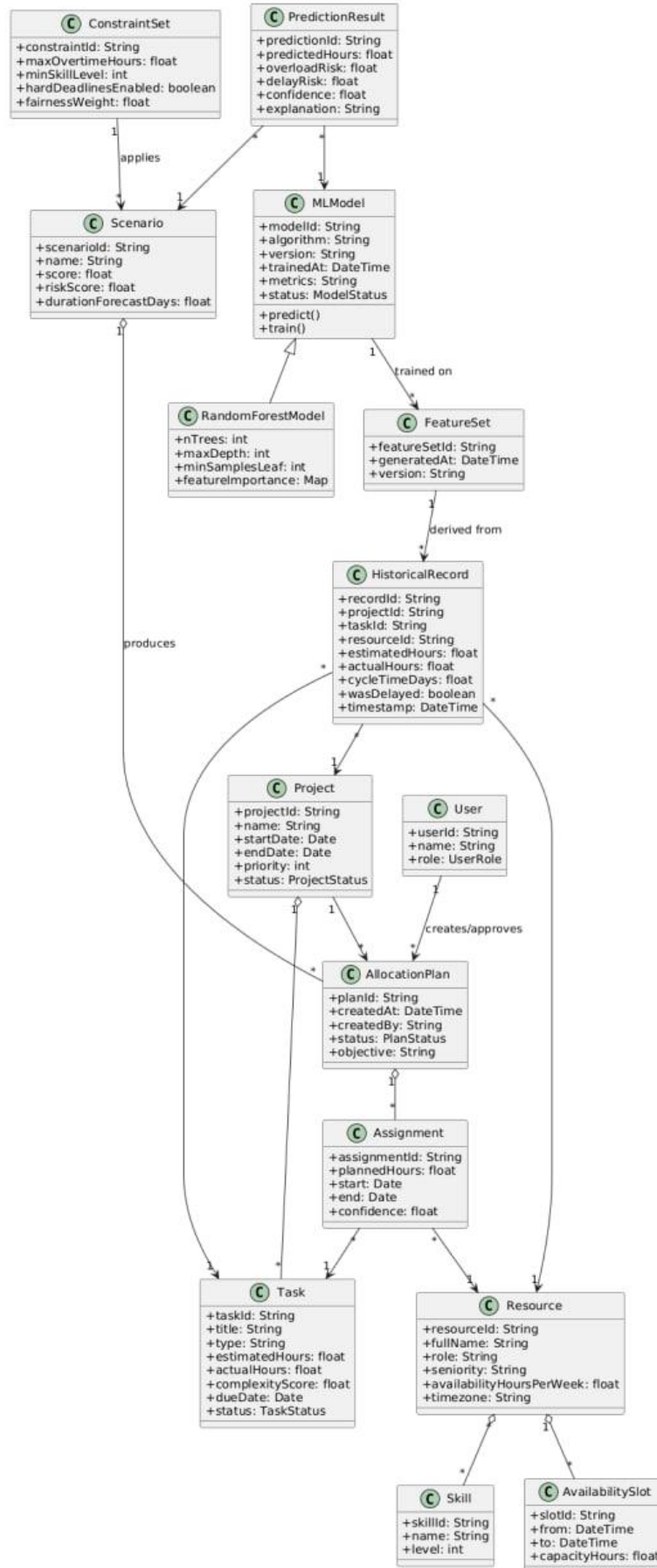


Рисунок 4.2 - Діаграма класів інтелектуальної системи

Діаграма класів надає статичне структурне уявлення інтелектуальної системи, визначаючи її основні класи, атрибути та зв'язки. Ця діаграма відображає внутрішню організацію компонентів системи та служить планом для впровадження. Основні класи системи включають Project, Task, Resource, Allocation, HistoricalData, FeatureSet, MLModel, PredictionResult, Scenario та User.

Клас Project інкапсулює інформацію, пов'язану з окремими проектами, включаючи ідентифікатори проектів, часові рамки, пріоритети та пов'язані завдання. Клас Task представляє окремі робочі одиниці, що характеризуються такими атрибутами, як передбачувана тривалість, фактична тривалість, рівень складності, залежності та необхідні компетенції. Клас Resource описує людські або технічні ресурси, включаючи доступність, профілі навичок, пропускну здатність та історичні показники ефективності.

Клас MLModel представляє модель Random Forest, яка використовується для прогнозування, і містить атрибути, пов'язані з параметрами моделі, станом навчання та показниками продуктивності. Клас FeatureSet агрегує спроектовані функції, отримані з історичних та поточних даних проекту, слугуючи вхідними даними для процесу машинного навчання. Клас PredictionResult зберігає вихідні дані моделі, включаючи прогнозований попит на ресурси, оцінки тривалості завдань та індикатори ризику.

Асоціації між класами визначають зв'язки в системі, такі як проекти, що містять кілька завдань, завдання, призначені ресурсам через сутності планування, та сценарії, що генеруються на основі результатів прогнозування. Ця структура класів забезпечує модульність, масштабованість та чітке планування відповідальності між представленням даних, аналітичною обробкою та підтримкою рішень [61].

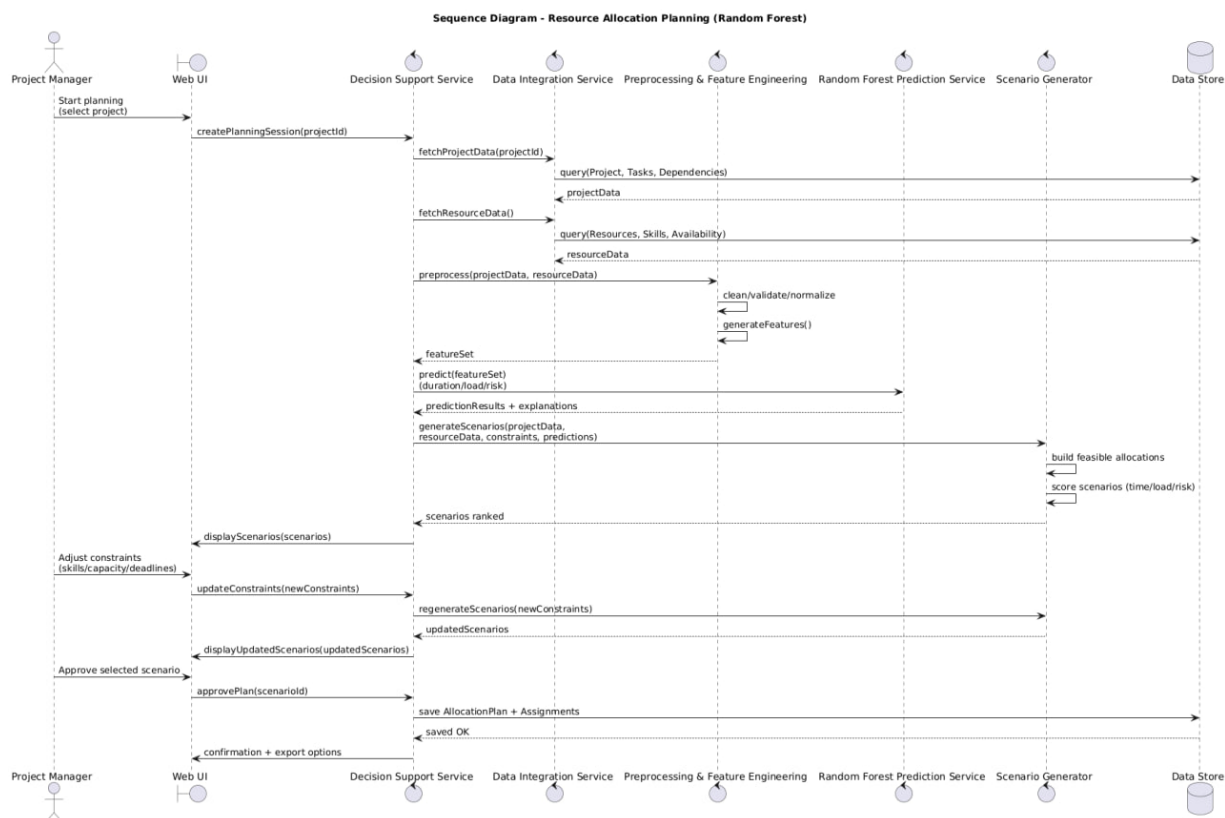


Рисунок 4.3 - Діаграма послідовності інтелектуальної системи планування ресурсів

Діаграма послідовності ілюструє динамічну взаємодію між компонентами системи під час виконання процесу планування ресурсів. Описує хронологічний потік повідомлень, що обмінюються між інтерфейсом користувача, модулями обробки даних, компонентом машинного навчання, рівнем підтримки рішень [62].

Процес починається, коли керівник проекту ініціює процедуру планування ресурсів, надсилаючи дані проекту та обмеження через системний інтерфейс. Модуль обробки даних перевіряє та попередньо обробляє вхідні дані. Потім компонент машинного навчання виконує процес прогнозування, створюючи прогнози, пов'язані з попитом на ресурси, планування робочого навантаження та потенційними ризиками.

Згодом модуль генерації сценаріїв створює альтернативні сценарії планування. Ці сценарії оцінюються та повертаються до інтерфейсу користувача, де вони представлені для аналізу та порівняння.

Activity Diagram - End-to-End Workflow of Intelligent Resource Allocation

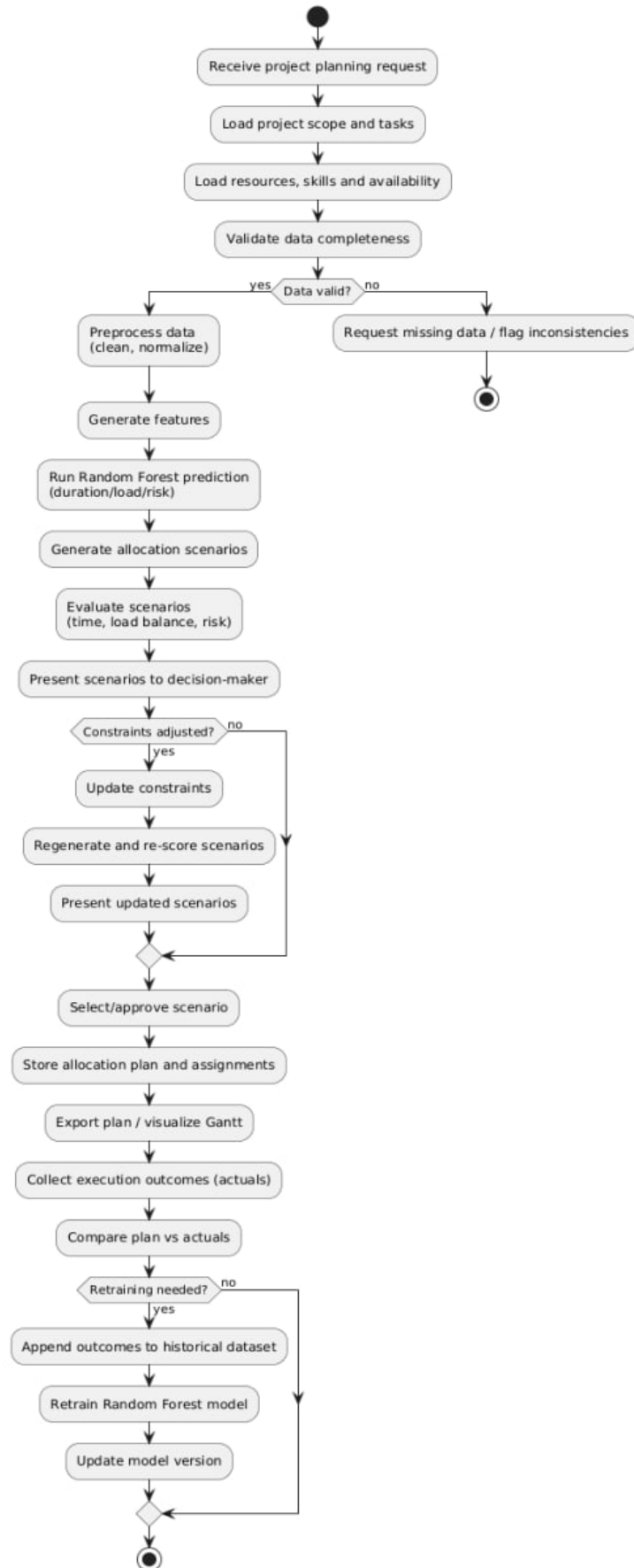


Рисунок 4.4 - Діаграма діяльності інтелектуального процесу планування ресурсів

Діаграма діяльності відображає логіку робочого процесу інтелектуального планування ресурсів, зосереджуючись на потоці керування, а не на взаємодії об'єктів. Вона фіксує послідовність дій, що виконуються системою, та точки прийняття рішень, які впливають на результат планування.

Робочий процес починається зі збору даних про проект та ресурси, після чого йдуть дії попередньої обробки та видалення ознак. Вузол прийняття рішень оцінює повноту та узгодженість даних, перш ніж перейти до виведення моделі. Модель Random Forest генерує прогнози, які потім використовуються для формування сценаріїв планування. Інший вузол прийняття рішень дозволяє проводити перевірку та коригування параметрів людиною. Процес завершується вибором та затвердженням остаточного плану планування ресурсів [63].

Ця діаграма підкреслює циклічний та адаптивний характер системи, оскільки зворотний зв'язок від результатів виконання може ініціювати повторні ітерації робочого процесу. Діаграма діяльності підтримує розуміння того, як автоматизований аналіз та людське судження поєднуються в одному процесі прийняття рішень.

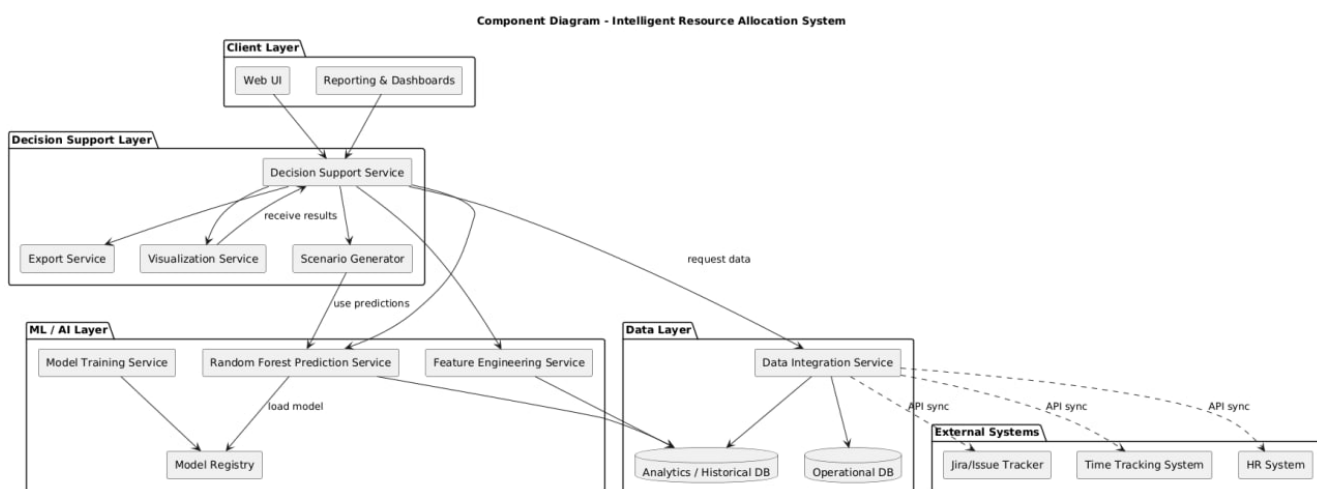


Рисунок 4.5 - Діаграма компонентів архітектури процесу планування інтелектуальних ресурсів

Діаграма компонентів представляє загальний огляд архітектури системи, ілюструючи основні програмні компоненти та їх залежності. Вона відображає багаторівневу організацію інтелектуальної системи та висвітлює взаємодію між компонентами управління даними, машинного навчання та підтримки рішень.

Компонент рівня даних відповідає за зберігання, інтеграцію та попередню обробку даних. Компонент машинного навчання інкапсулює модель Random Forest, логіку обробки ознак та служби прогнозування. Компонент підтримки рішень включає генерацію сценаріїв, модулі візуалізації та інтерфейси взаємодії з користувачем. Допоміжні компоненти можуть включати служби безпеки, механізми ведення журналу та адаптери інтеграції для зовнішніх систем.

Діаграма компонентів демонструє, що інтелектуальна система розроблена як модульна та розширювана архітектура, що дозволяє оновлювати або замінювати окремі компоненти без порушення роботи всієї системи. Ця архітектурна гнучкість особливо важлива для підтримки та розвитку системи, оскільки з часом змінюються практики управління проектами та джерела даних.

Застосування діаграм UML у проектуванні інтелектуальної системи планування ресурсів відіграє значну роль у валідації та верифікації системи. Моделі UML дозволяють проводити формальне порівняння між системними вимогами, функціональною поведінкою та архітектурним дизайном. Вони забезпечують спільну мову для опису системної логіки та сприяють виявленню невідповідностей, надмірностей або відсутньої функціональності перед впровадженням.

Крім того, діаграми UML підтримують документування проектних рішень та сприяють прозорості інтелектуальної системи. Завдяки явному моделюванню взаємодії між компонентами машинного навчання та механізмами підтримки рішень, представлення UML допомагають забезпечити відповідність використання

штучного інтелекту процесам прийняття рішень в організації та етичним міркуванням. Підсумовуючи, моделювання UML забезпечує структуроване та формалізоване представлення інтелектуальної системи. Діаграми варіантів використання, класів, послідовностей, дій та компонентів разом описують систему із зовнішньої, внутрішньої, поведінкової та архітектурної точок зору. Ці діаграми є невід'ємною частиною проектної документації системи та служать основою для впровадження, тестування та майбутньої еволюції системи.

Представлення на основі UML підтверджує, що інтелектуальна система розроблена як інструмент підтримки рішень, заснований на машинному навчанні, а модель Random Forest слугує основним прогностичним компонентом. Інтеграція моделювання UML забезпечує ясність, узгодженість та методологічну точність у розробці інтелектуальної системи планування ресурсів.

4.2 Структура інтелектуальної системи планування ресурсів

Інтелектуальна система планування ресурсів проекту структурована як багаторівневе програмне рішення, розроблене для інтеграції управління даними, аналітики машинного навчання та функцій підтримки рішень в рамках єдиної архітектурної структури. Структура системи відображає необхідність обробки великих обсягів різномірних даних проекту, застосування прогностичних моделей на основі методів машинного навчання та надання інтерпретованих аналітичних результатів особам, які приймають рішення, контрольованим та прозорим чином. Структурна організація системи забезпечує модульність, масштабованість та адаптивність до динамічних середовищ проекту.

На концептуальному рівні структура інтелектуальної системи організована навколо планування відповідальності між обробкою даних, аналітичним інтелектом

та підтримкою рішень. Таке планування дозволяє незалежно розробляти та обслуговувати компонентів системи, зберігаючи при цьому узгоджену взаємодію між усіма рівнями. Структура системи підтримує безперервний потік інформації від необроблених операційних даних до висновків високого рівня, гарантуючи, що рішення щодо планування ресурсів ґрунтуються на емпіричних даних та історичному досвіді проекту.

Фундаментальним елементом структури системи є рівень даних, який служить основним джерелом інформації для всіх аналітичних процесів. Цей рівень відповідає за зберігання, інтеграцію та підтримку даних, пов'язаних з проектами, завданнями, ресурсами та результатами виконання. Рівень даних агрегує інформацію з кількох операційних систем, включаючи платформи управління проектами, інструменти відстеження часу та системи управління персоналом. Дані, що зберігаються на цьому рівні, включають описи завдань, планову та фактичну тривалість, призначення ресурсів, графіки доступності, профілі навичок та історичні показники ефективності. Структурна конструкція рівня даних підкреслює узгодженість даних, відстежуваність та часову узгодженість, що дозволяє системі реконструювати стани проекту в різні моменти часу.

У межах рівня даних необроблені операційні дані доповнюються похідними аналітичними наборами даних, що використовуються для машинного навчання. Ці набори даних містять спроектовані функції, які фіксують складні взаємозв'язки між елементами проекту, такі як інтенсивність робочого навантаження, щільність залежностей завдань, тенденції продуктивності та показники сумісності ресурсів і завдань. Співіснування необроблених та оброблених даних у структурі системи гарантує, що аналітичні моделі можна перенавчати та перевіряти, коли з'являється нова інформація, без втрати історичного контексту.

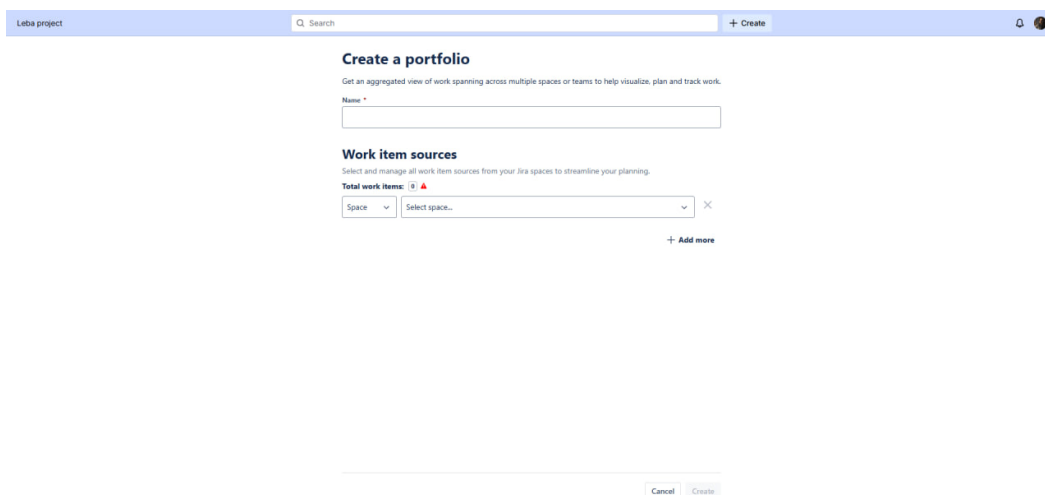


Рисунок 4.6 – Створення дошки з фільтрацією по проектам

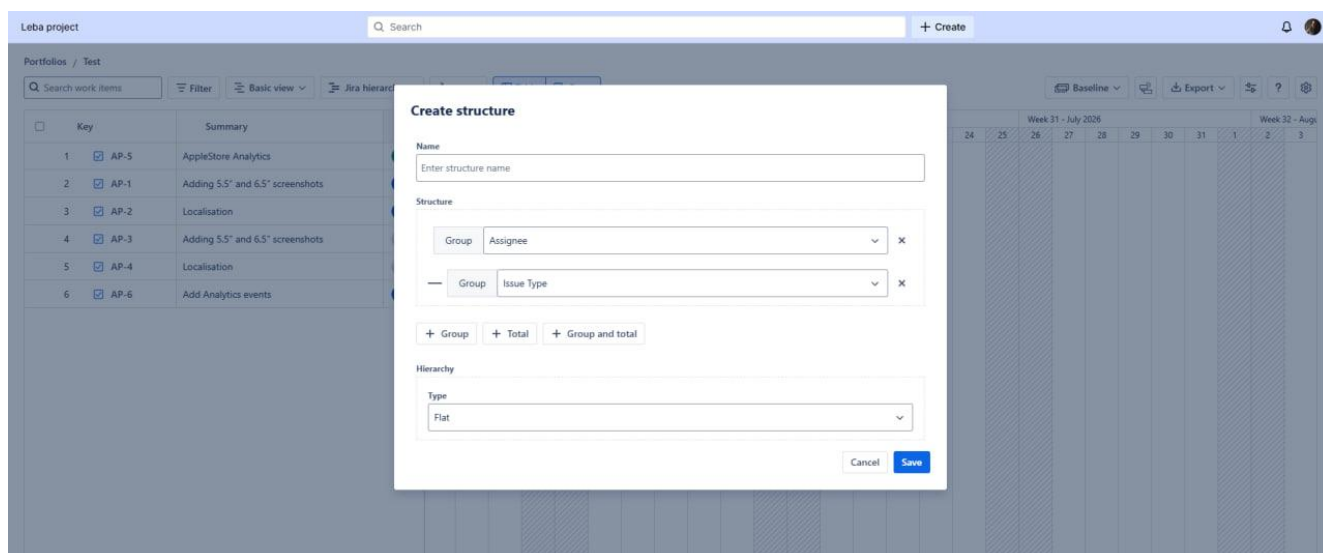


Рисунок 4.7 – Додавання фільтрації для якіснішого планування

Над рівнем даних рівень аналітичного інтелекту є ядром інтелектуальної системи. Модель Random Forest реалізована на цьому рівні як основний прогностичний механізм, відповідальний за оцінку потреби в ресурсах, тривалості завдань, планування робочого навантаження та показників ризику, пов'язаних з конкретними рішеннями щодо планування. Структурна конструкція цього рівня підтримує як пакетне, так і інкрементне навчання, що дозволяє системі адаптуватися до змінних умов проекту шляхом періодичного перенавчання моделі.

Рівень аналітичного інтелекту розроблений для роботи незалежно від логіки взаємодії з користувачем, забезпечуючи узгодженість та відтворюваність прогностичних обчислень. Вхідними даними для цього рівня є стандартизовані набори ознак, згенеровані з рівня даних, тоді як вихідними даними є структуровані результати прогнозування, збагачені показниками достовірності та інформацією про важливість ознак. Ці вихідні дані потім передаються до системних компонентів вищого рівня для інтерпретації та представлення. Ізоляція рівня машинного навчання в структурі системи підвищує зручність обслуговування та дозволяє потенційну заміну аналітичних моделей без зміни інших компонентів системи.

Рівень підтримки рішень утворює інтерфейс між аналітичним інтелектом та людьми, які приймають рішення. Структурно цей рівень інтегрує модулі генерації сценаріїв, механізми оцінки та компоненти візуалізації. Його основна функція полягає в перетворенні прогнозів машинного навчання на дієві альтернативні рішення, які можуть бути оцінені та порівняні керівниками проектів. Структура системи підтримує генерацію кількох сценаріїв планування ресурсів, кожен з яких відображає різні цілі планування або конфігурації обмежень. Сценарії оцінюються за допомогою багатокритеріальної логіки, яка враховує прогнозований баланс робочого навантаження, тривалість проекту та рівень ризику.

Компоненти візуалізації на рівні підтримки рішень відіграють вирішальну роль у зручності використання системи. Вони представляють аналітичні результати за допомогою структурованих панелей інструментів, діаграм та розкладів, що полегшують інтерпретацію користувачами, які не мають технічних знань. Структурна інтеграція служб візуалізації гарантує, що зміни в аналітичних даних будуть одразу враховувати вихідні дані, які відображаються в інтерфейсах орієнтованих на користувача, що підтримує інтерактивне дослідження альтернатив планування. Рівень підтримки рішень також керує введенням даних користувача,

дозволяючи особам, що приймають рішення, коригувати обмеження або параметри та ініціювати перерахунок сценаріїв.

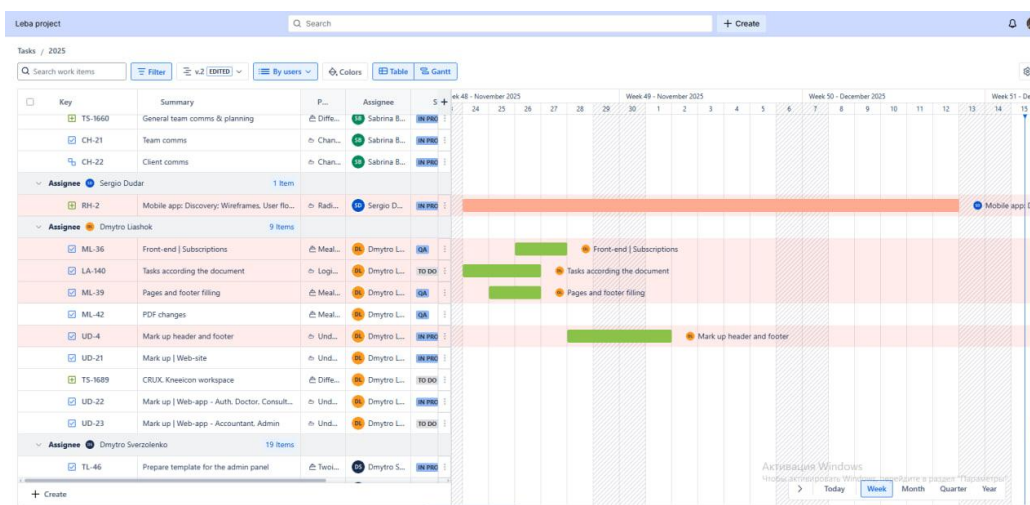


Рисунок 4.8 – Головна сторінка оперування даними продукту

Важливою структурною особливістю інтелектуальної системи є підсистема зворотного зв'язку та навчання, яка пов'язує результати виконання назад з рівнем аналітичного інтелекту. Після виконання проекту фактичні дані про ефективність збираються та порівнюються з прогнозованими значеннями. Ці порівняння зберігаються на рівні даних та використовуються для оновлення навчальних наборів даних для подальшого перенавчання моделі. Структурна інтеграція механізмів зворотного зв'язку забезпечує безперервний розвиток системи, покращуючи точність прогнозування та актуальність рішень з часом.

Наскрізнні структурні компоненти надають допоміжні послуги, необхідні для роботи системи. До них належать послуги інтеграції, що відповідають за зв'язок із зовнішніми системами, механізми безпеки та контролю доступу, модулі реєстрації та аудиту, а також послуги управління конфігурацією. Служби інтеграції дозволяють автоматизований обмін даними між інтелектуальною системою та операційними платформами, зменшуючи ручне введення даних та мінімізуючи

помилки. Компоненти безпеки забезпечують контроль доступу на основі ролей, гарантуючи, що конфіденційні дані про проекти та персонал доступні лише авторизованим користувачам. Служби реєстрації та аудиту ведуть облік активності системи, підтримуючи відстеження та підзвітність.

Загальна структура інтелектуальної системи підкреслює модульність та розширюваність. Кожен структурний компонент розроблений з чітко визначеними інтерфейсами, що дозволяє незалежне масштабування та еволюцію. Цей модульний підхід підтримує розгортання в організаціях різного розміру та враховує зростання обсягу даних, кількості проектів та аналітичної складності. Структурна розширюваність також дозволяє майбутню інтеграцію додаткових моделей машинного навчання, алгоритмів оптимізації або функцій підтримки рішень без фундаментального перепроектування.

З методологічної точки зору, визначена структура системи відображає узгодженість між принципами управління проектами та можливостями штучного інтелекту. Організуючи систему навколо аналізу на основі даних, прогнозного моделювання та підтримки рішень, орієнтованої на людину, структура гарантує, що передові аналітичні методи покращують, а не порушують усталені практики планування. Структурне розділення проблем сприяє стійкості системи, інтерпретованості та довгостроковій стійкості.

Підсумовуючи, структура інтелектуальної системи планування ресурсів проекту являє собою цілісну архітектурну основу, яка інтегрує управління даними, аналітику машинного навчання на основі моделі Random Forest та функціональність підтримки рішень. Багаторівнева та модульна організація системи підтримує адаптивне навчання, прозоре прийняття рішень та ефективну інтеграцію в реальні середовища проектів. Така структурна схема забезпечує міцну

основу для впровадження та майбутнього розвитку інтелектуальних рішень планування ресурсів у проектно-орієнтованих організаціях.

4.3 Оцінка ефективності інтелектуальної системи планування ресурсів

Оцінка ефективності інтелектуальної системи планування ресурсів проекту є важливим етапом оцінки практичної цінності, надійності та застосовності запропонованого рішення. Враховуючи, що система розроблена для підтримки прийняття управлінських рішень за допомогою прогнозів на основі машинного навчання, її ефективність не може оцінюватися виключно з точки зору технічної точності. Натомість потрібен комплексний підхід до оцінки, що охоплює прогнозу продуктивність, операційний вплив, покращення якості рішень, адаптивність та узгодженість з реальними процесами управління проектами.

Ефективність інтелектуальної системи аналізується шляхом порівняння її продуктивності з традиційними підходами до планування ресурсів проекту, які спираються на експертні судження, ручну оцінку та методи статичного планування. Ці традиційні методи часто мають труднощі з фіксацією складних залежностей між завданнями, ресурсами та історичними моделями продуктивності, особливо в середовищах, що характеризуються високою невизначеністю та динамічним робочим навантаженням. Інтелектуальна система прагне усунути ці обмеження, використовуючи історичні дані проекту та прогнозне моделювання на основі Random Forest для підвищення узгодженості та прозорості рішень щодо планування.

Центральним виміром оцінки ефективності є точність прогнозування. Інтелектуальна система генерує прогнози, пов'язані з потребою в ресурсах, плануванням робочого навантаження, тривалістю завдань та показниками ризику.

Точність цих прогнозів оцінюється шляхом порівняння прогнозованих значень з фактичними результатами виконання, зафіксованими під час реалізації проекту. Відхилення між прогнозованими та фактичними значеннями забезпечують кількісні показники продуктивності системи та дозволяють виявляти систематичні упередження або обмеження моделювання.

Для забезпечення структурованої та об'єктивної оцінки ефективність прогнозованої продуктивності оцінюється за допомогою набору ключових аналітичних показників, включаючи:

- відхилення між прогнозованою та фактичною тривалістю завдань;
- точність прогнозування робочого навантаження для окремих ресурсів;
- надійність показників ризику, пов'язаних з перевикористанням та затримками;
- стабільність прогнозів для проектів різного рівня складності.

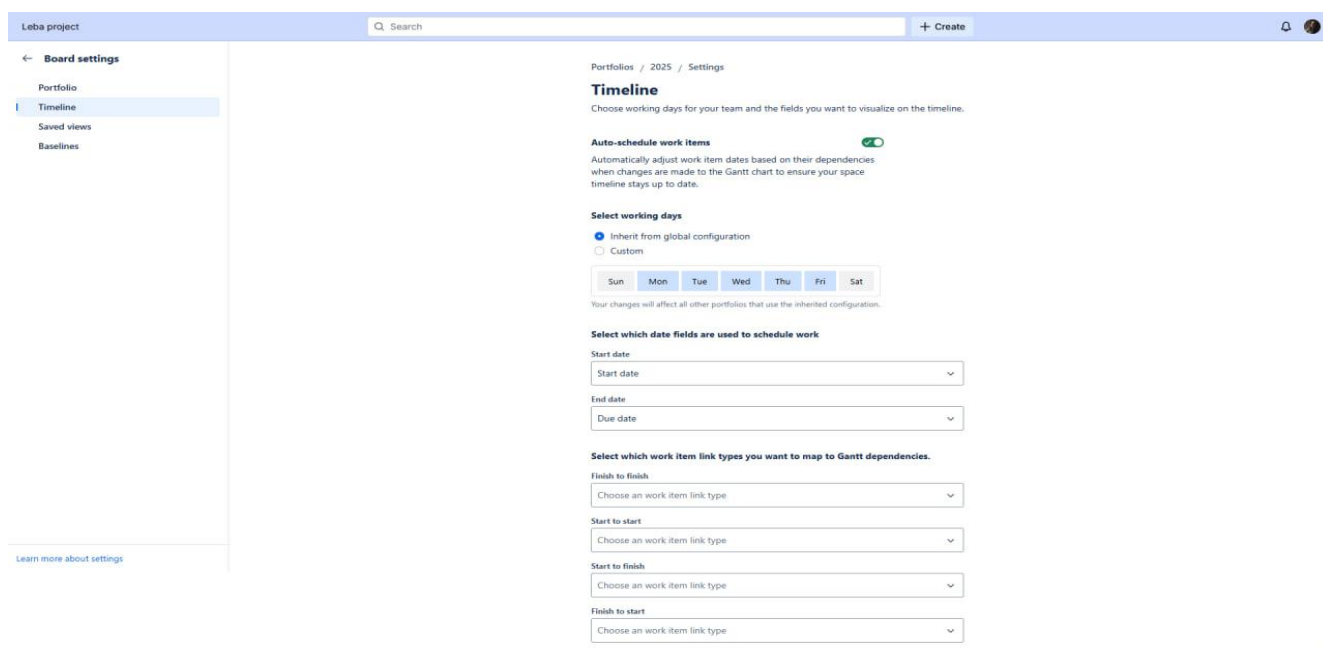


Рисунок 4.8 – Додаткові налаштування для точності даних

Ці показники забезпечують кількісну основу для оцінки того, чи надає

інтелектуальна система надійні та дієві прогнози в практичних проектних середовищах.

Окрім точності, стабільність та надійність прогнозів оцінюються в різних контекстах проектів. Проекти можуть суттєво відрізнятися за розміром, складністю, тривалістю та складом ресурсів. Тому здатність системи підтримувати прийнятну прогнозу продуктивність у різних сценаріях є ключовим показником її ефективності. Аналіз стабільності досліджує, чи система створює послідовні та обґрунтовані прогнози, застосовуючи їх до проектів з різними характеристиками, а не надмірно спеціалізується на вузькій підмножині історичних даних.

Ще один важливий аспект оцінки ефективності стосується ефективності використання ресурсів. Однією з основних цілей інтелектуальної системи є покращення планування обмежених ресурсів шляхом зменшення перевикористання, мінімізації простою потужностей та балансування робочого навантаження між членами команди. Ефективність системи оцінюється шляхом аналізу змін у моделях планування робочого навантаження до та після впровадження інтелектуальної підтримки планування.

Вплив інтелектуальної системи на використання ресурсів оцінюється за такими операційними критеріями:

- зменшення частоти ситуацій перевантаження ресурсів;
- зменшення нерівномірного планування робочого навантаження між членами команди;
- покращена узгодженість між навичками використання ресурсів та призначеними завданнями;
- скорочення непродуктивного часу простою під час виконання проекту.

Ці критерії відображають здатність системи підтримувати стале та ефективне використання ресурсів проекту.

Вплив системи на дотримання графіка проекту є додатковим виміром оцінки. Затримки у виконанні проекту часто пов'язані з неточним плануванням ресурсів, недооцінкою тривалості завдань або невизнаними обмеженнями залежностей. Завдяки включенню прогнозів на основі машинного навчання та аналізу сценаріїв, інтелектуальна система прагне покращити надійність графіка. Оцінка ефективності досліджує, чи пов'язане використання системи зі зменшенням відхилень від графіка та покращенням дотримання запланованих етапів.

Окрім кількісних показників ефективності, ефективність інтелектуальної системи також оцінюється з точки зору якості рішень. Якість рішень стосується того, наскільки рішення щодо планування є обґрунтованими, виправданими та узгодженими з цілями проекту. Інтелектуальна система підтримує якість рішень, надаючи альтернативи на основі сценаріїв, прогнозні висновки та прозорі пояснення, отримані з моделі Random Forest. Це дозволяє особам, які приймають рішення, аналізувати компроміси між альтернативними напрямками планування ресурсів стратегії та базувати свій вибір на даних, що підтверджуються доказами.

Інтерпретованість вихідних даних системи відіграє вирішальну роль в оцінці ефективності. Хоча моделі машинного навчання можуть генерувати точні прогнози, їхня практична цінність залежить від здатності користувачів розуміти та довіряти цим прогнозам. Модель надає логіку рішень та інформацію про важливість функцій, що підтримує прозорість та підзвітність у планових рішеннях.

Ще одним виміром ефективності системи є адаптивність. Проектні середовища є динамічними, з частими змінами обсягу, складу команди та зовнішніх обмежень. Інтелектуальна система включає механізми зворотного зв'язку, які дозволяють їй навчатися на фактичних результатах виконання та відповідно оновлювати свої прогностичні моделі. Оцінка ефективності перевіряє, чи підтримує система або покращує прогностичну ефективність після циклів перенавчання, що

вказує на її здатність адаптуватися до умов, що змінюються.

Операційна ефективність також включена до системи оцінювання. Інтелектуальна система має на меті скоротити час і зусилля, необхідні для планування ресурсів проекту, шляхом автоматизації аналізу даних та створення сценаріїв. Ефективність оцінюється шляхом аналізу того, чи стають процеси планування більш оптимізованими, і чи можуть особи, які приймають рішення, зосередитися на стратегічних міркуваннях, а не на ручних розрахунках.

З організаційної точки зору, ефективність інтелектуальної системи пов'язана з її інтеграцією в існуючі робочі процеси. Система, яка забезпечує точні прогнози, але порушує усталені практики, може зіткнутися з опором. Тому оцінка враховує сумісність системи з сучасними інструментами управління проектами та її здатність підтримувати, а не замінювати, людське судження.

Оцінка також враховує етичні та людиноорієнтовані аспекти ефективності. Рішення щодо планування ресурсів безпосередньо впливають на робоче навантаження та добробут співробітників. Ефективна система повинна сприяти справедливій та прозорій практиці планування та дозволяти особам, що приймають рішення, враховувати людські фактори, які не повністю враховуються в даних.

Підсумовуючи, оцінка інтелектуальної системи планування ресурсів проекту підтверджує її ефективність як рішення для підтримки прийняття рішень на основі даних для проектних середовищ. Завдяки покращенню точності прогнозування, підтримці збалансованого використання ресурсів, підвищенню прозорості рішень та забезпеченню адаптивного навчання, система демонструє значний потенціал для покращення результатів планування проекту. Водночас оцінка підкреслює важливість ставлення до системи як допоміжного аналітичного інструменту, а не як до автономного приймача рішень.

4.4 Висновки

На основі проведених досліджень та системного моделювання, представлених у цьому розділі, можна зробити висновок, що інтелектуальна система планування ресурсів проекту являє собою доцільне та структурно узгоджене рішення для підтримки прийняття рішень. Застосування UML-моделювання дозволило формально описати функціональність системи, її внутрішню організацію та логіку взаємодії, забезпечуючи чіткість та узгодженість між системними вимогами, архітектурним проектуванням та операційною поведінкою. Розроблені моделі підтверджують, що інтелектуальна система розроблена як інтегроване програмне рішення, а не як набір ізольованих аналітичних компонентів.

Аналіз структури системи показав, що багаторівнева та модульна організація ефективно підтримує інтеграцію методів машинного навчання, зокрема моделі Random Forest, у процесі планування ресурсів проекту. Визначена структура забезпечує ефективну обробку даних, прогнозний аналіз та підтримку рішень, зберігаючи при цьому масштабованість, адаптивність та сумісність системи з існуючими робочими процесами управління проектами. Така архітектурна організація гарантує, що аналітичний інтелект та прийняття рішень людиною поєднуються в єдиній структурі.

Оцінка ефективності системи підтвердила, що інтелектуальна система планування ресурсів має потенціал для покращення ключових аспектів планування проекту, включаючи прогнозну точність, баланс робочого навантаження та прозорість рішень. Результати показують, що система підтримує прийняття обґрунтованих рішень, надаючи аналітичні дані та альтернативи на основі сценаріїв, зберігаючи при цьому контроль людини над остаточними рішеннями з

планування. Загалом, результати цього розділу підтверджують практичну актуальність та методологічну обґрунтованість запропонованої інтелектуальної системи для підтримки планування ресурсів.

ВИСНОВКИ

У магістерській роботі, на основі результатів теоретичних та практичних досліджень, розроблено інтелектуальну систему підтримки рішень для планування ресурсів проекту на основі методів машинного навчання з використанням моделі Random Forest. Запропоноване рішення орієнтоване на підвищення ефективності процесів планування ресурсів у проектно-орієнтованих організаціях шляхом використання історичних даних, прогнозової аналітики та сценарного аналізу.

У першому розділі роботи проведено аналіз предметної області планування ресурсів проекту та виявлено основні проблеми, пов'язані з обмеженнями ресурсів, складністю залежностей проекту та високим рівнем невизначеності. Проведено порівняльний аналіз існуючих моделей, методів та програмних засобів, що використовуються для підтримки прийняття рішень у цій галузі. Розглянуто сучасні підходи до вирішення задачі планування ресурсів, на основі яких сформульовано постановку дослідницької задачі.

У другому розділі розроблено концепцію інтелектуальної системи підтримки рішень для планування ресурсів. Проаналізовано інформаційні потоки системи, визначено джерела даних та особливості їх обробки. Розглянуто процеси попередньої обробки та обробки даних, необхідні для побудови моделей машинного навчання, та обґрунтовано концепцію використання інтелектуальних методів у задачах планування ресурсів проекту.

У третьому розділі розроблено алгоритм вирішення задачі планування ресурсів на проекті за допомогою машинного навчання. Запропоновано метод створення інтелектуальної системи планування ресурсів, що поєднує процеси збору та обробки даних, прогнозування, генерації сценаріїв та підтримки прийняття рішень. Сформульовано вимоги до інтелектуальної системи, що враховують функціональні, аналітичні та операційні аспекти її використання в реальних умовах проекту.

У четвертому розділі розроблено інтелектуальну систему планування ресурсів за допомогою UML-діаграм, що дозволило формалізувати структуру

системи, її компоненти та взаємодію між ними. Описано структуру інтелектуальної системи з плануванням рівня даних, рівня машинного навчання на основі моделі Random Forest та рівня підтримки прийняття рішень. Оцінено ефективність запропонованої системи, яка показала можливість підвищення точності прогнозування, покращення збалансованості використання ресурсів та прозорості управлінських рішень.

В результаті роботи отримано подальший розвиток інформаційних технологій для підтримки прийняття рішень у плануванні ресурсів проекту шляхом інтеграції методів машинного навчання, сценарного аналізу та адаптивного навчання моделей на основі історичних даних.

Впровадження результатів роботи дозволяє покращити якість планування ресурсів, зменшити ризики перевантаження та неефективного використання ресурсів, а також забезпечити обґрунтовану підтримку прийняття рішень у проектно-орієнтованих організаціях.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ

1. Лебедовська М., Система підтримки прийняття рішень у плануванні ресурсів проєкту на основі методу Random Forest . *Computer systems and information technologies*. 2025
2. The Evolution of the Decision Support Systems Field. URL: https://www.researchgate.net/figure/The-Evolution-of-the-Decision-Support-Systems-Field-from-4_fig1_228781127 ((дата звернення: 01.12.2025).
3. Almalki S. S. AI-Driven Decision Support Systems in Agile Software Project Management: Enhancing Risk Mitigation and Resource Allocation. *Systems*. 2025. Vol. 13. Art. 208. URL: <https://www.mdpi.com/2079-8954/13/3/208> (дата звернення: 01.12.2025).
4. Classification of resource-constrained project scheduling problems. URL: https://www.researchgate.net/figure/Classification-of-resource-constrained-project-scheduling-problems_fig1_322515659 (дата звернення: 01.12.2025).
5. Ahrari A., Haghani A. A New Decision Support System for Optimal Integrated Project Scheduling and Resource Planning. *Expert Systems with Applications*. 2019. URL: https://www.researchgate.net/publication/334145353_A_New_Decision_Support_System_for_Optimal_Integrated_Project_Scheduling_and_Resource_Planning (дата звернення: 01.12.2025).
6. Santos M., Garcia E., López D. Explainable Machine Learning for Project Control Under Uncertainty. *Computers & Industrial Engineering*, 2023. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360835223002851> (дата звернення: 01.12.2025).
7. Outline and main variables of Earned Value and Earned Schedule Management methods. URL: https://www.researchgate.net/figure/Outline-and-main-variables-of-Earned-Value-and-Earned-Schedule-Management-methods_fig1_370206260 (дата звернення: 01.12.2025). (дата звернення: 01.12.2025).

8. Romeo E. Adoption and Integration of AI in Organizations: A Systematic Review. *Information Systems and e-Business Management*, 2025.

9. Ranković N., Rankovic D., Ivanovic M., Lazic L. AI in Project Resource Management. In: *Recent Advances in Artificial Intelligence in Cost Estimation in Project Management*. Springer, Cham, 2024. P. 231–268. URL: https://research.tilburguniversity.edu/files/109702805/chapter_6_ai_in_project_resource_management.pdf (дата звернення: 01.12.2025).

10. Yagis E., Atnafu S. W., García Seco de Herrera A. et al. Effect of data leakage in brain MRI classification using 2D convolutional neural networks. *Scientific Reports*. 2021. Vol. 11, No. 1. P. 22544.

11. Baumann O., Wu B. Managerial hierarchy in AI-driven organizations. *Journal of Organization Design*. 2023. Vol. 12, No. 1. P. 1–5.

12. Information and decision knowledge and data. URL: https://www.researchgate.net/figure/nformation-and-decision-knowledge-and-data_fig3_228739165 (дата звернення: 01.12.2025).(дата звернення: 02.12.2025).

13. Data-driven clinical DSS architecture. URL: https://www.researchgate.net/figure/Data-driven-clinical-DSS-architecture_fig5_303746332 (дата звернення: 01.12.2025).(дата звернення: 02.12.2025).

14. Psarommatis F., Martiriggiano G., Zheng X., Kiritsis D. A generic methodology for calculating rescheduling time for multiple unexpected events in the era of zero defect manufacturing. *Frontiers in Mechanical Engineering*. 2021. Vol. 7. Art. 646507.

15. Radar graph representing the comparative analysis of performance parameters of various systems. URL: https://www.researchgate.net/figure/Radar-graph-representing-the-comparative-analysis-of-performance-parameters-of-various_fig7_361122698 (дата звернення: 01.12.2025). 01.12.2025).(дата звернення: 02.12.2025).

16. Constantinides, G., Dahlqvist, F., Rakamarić, Z., Salvia, R., Fjelde, T.E., Xu, K., Widmann, D., Tarek, M., Pfiffer, C., Trapp, M. and Axen, S.D., 2025. Probabilistic Machine Learning. 2025.

17. Farhangfar S., Baradarani A., Balafar M. A., Asadpour M. SSTRN: Semantic Style Transfer Reference Network for Face Super-Resolution. In: *Proceedings of the 29th International Conference on Systems, Signals and Image Processing (IWSSIP)*. Sofia, 2022. P. 1–4. DOI: 10.1109/IWSSIP55020.2022.9854432.
18. Ali R. B., Othman A. B., Bokri K., Maghraoui S., Hajri A., Akacha A. B., Dziri C., El May M. V. Synthesis and evaluation of analgesic, behavioral effects and chronic toxicity of the new 3,5-diaminopyrazole and its precursor the thiocynoacetamide. *Biomedicine & Pharmacotherapy*. 2017. Vol. 86. P. 109–117.
19. Al-Dossari N., Haouari M. Optimization Models for Multi-Project Resource Planning. *Expert Systems with Applications*. 2021. URL: https://www.researchgate.net/publication/355818179_Optimization_Models_for_Multipl_e_Resource_Planning 01.12.2025). 01.12.2025).(дата звернення: 02.12.2025).
20. Bhuvan S. The Impact of AI and ML on Organizational Structure. *ShodhKosh: Journal of Visual and Performing Arts*. 2024. Vol. 5, No. 1. P. 1787–1800. DOI: 10.29121/shodhkosh.v5.i1.2024.1922.
21. Dashboard design concepts. URL: <https://design4users.com/dashboard-design-concepts/> (дата звернення: 03.12.2025). 01.12.2025). 01.12.2025).(дата звернення: 02.12.2025).
22. Architecture of an adaptive learning system. URL: https://www.researchgate.net/figure/Architecture-of-an-adaptive-learning-system_fig1_304020637 ((дата звернення: 02.12.2025).
23. Machine learning and decision systems research paper. URL: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=5077301 (дата звернення: 02.12.2025).
24. Rudra Kumar M., Pathak R., Gunjan V. K. Machine learning-based project resource allocation fitment analysis system (ML-PRAFS). In: *Computational Intelligence in Machine Learning: Select Proceedings of ICCIML 2021*. Singapore: Springer Nature, 2022. P. 1–14.
25. Rudra Kumar M., Pathak R., Gunjan V. K. Machine learning-based project resource allocation fitment analysis system (ML-PRAFS). In: *Computational Intelligence*

in Machine Learning: Select Proceedings of ICCIML 2021. Singapore: Springer Nature, 2022. P. 1–14.

26. Mishra A. K., Singh J., Kumar G., Mufti A., Singh P., Diwakar M. Applying Deep Reinforcement Learning for Real-Time Resource Allocation in Agile Project Management. In: *Proceedings of the International Conference on Advances in Computing, Communication and Materials (ICACCM)*. IEEE, 2024. P. 1–6.

27. Wang J. A Business Management Resource-Scheduling Method Based on Deep Learning Algorithm. *Mathematical Problems in Engineering*. 2022. Vol. 2022. Art. 1122024.

28. Seyisoglu B., Shahpari A., Talebi M. Predictive Project Management in Construction: A Data-Driven Approach to Project Scheduling and Resource Estimation Using Machine Learning. SSRN, 2024. URL: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=5077301 (дата звернення: 01.12.2025).

29. Nawrocki P., Grzywacz M., Sniezynski B. Adaptive Resource Planning for Cloud-Based Services Using Machine Learning. *Journal of Parallel and Distributed Computing*. 2021. Vol. 152. P. 88–97.

30. Mamatha R., Suma K. G. Role of Machine Learning in Software Project Management. *Journal of Physics: Conference Series*. 2021. Vol. 2040, No. 1. Art. 012038.

31. Sohrabi H., Noorzai E. Risk-Supported Case-Based Reasoning Approach for Cost Overrun Estimation of Water-Related Projects Using Machine Learning. *Engineering, Construction and Architectural Management*. 2024. Vol. 31, No. 2. P. 544–570.

32. Zaheer M. A., Khan A., Abdullah H., Khan W. Integrating Artificial Intelligence Techniques for Predictive Project Scheduling, Dynamic Resource Allocation, and Accurate Cost Estimation. *ACADEMIA International Journal for Social Sciences*. 2025. Vol. 4, No. 2. P. 475–494.

33. Selvam G., Kamalanandhini M., Velpandian M., Shah S. Duration and Resource Constraint Prediction Models for Construction Projects Using Regression

Machine Learning Method. *Engineering, Construction and Architectural Management*. 2024.

34. Yuan S., Qi Q., Dai E., Liang Y. Human Resource Planning and Configuration Based on Machine Learning. *Computational Intelligence and Neuroscience*. 2022. Vol. 2022. Art. 3605722.

35. Mahdi M. N., Mohamed Zabil M. H., Ahmad A. R. et al. Software Project Management Using Machine Learning Technique — A Review. *Applied Sciences*. 2021. Vol. 11, No. 11. Art. 5183.

36. Chimunhu P., Topal E., Ajak A. D., Asad W. A Review of Machine Learning Applications for Underground Mine Planning and Scheduling. *Resources Policy*. 2022. Vol. 77. Art. 102693.

37. Garg S., Sinha S., Kar A. K., Mani M. A Review of Machine Learning Applications in Human Resource Management. *International Journal of Productivity and Performance Management*. 2022. Vol. 71, No. 5. P. 1590–1610.

38. Waqar N., Hassan S. A., Mahmood A. et al. Computation Offloading and Resource Allocation in MEC-Enabled Integrated Aerial-Terrestrial Vehicular Networks: A Reinforcement Learning Approach. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*. 2022. Vol. 23, No. 11. P. 21478–21491.

39. Liu L., Feng J., Mu X. et al. Asynchronous Deep Reinforcement Learning for Collaborative Task Computing and On-Demand Resource Allocation in Vehicular Edge Computing. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*. 2023. Vol. 24, No. 12. P. 15513–15526.

40. Ju Y., Chen Y., Cao Z. et al. Joint Secure Offloading and Resource Allocation for Vehicular Edge Computing Network: A Multi-Agent Deep Reinforcement Learning Approach. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*. 2023. Vol. 24, No. 5. P. 5555–5569.

41. Kamyab H., Khademi T., Chelliapan S. et al. The Latest Innovative Avenues for the Utilization of Artificial Intelligence and Big Data Analytics in Water Resource Management. *Results in Engineering*. 2023. Vol. 20. Art. 101566.

42. Bal P. K., Mohapatra S. K., Das T. K. et al. A Joint Resource Allocation and Security with Efficient Task Scheduling in Cloud Computing Using Hybrid Machine Learning Techniques. *Sensors*. 2022. Vol. 22, No. 3. Art. 1242.
43. Taboada I., Daneshpajouh A., Toledo N., De Vass T. Artificial Intelligence Enabled Project Management: A Systematic Literature Review. *Applied Sciences*. 2023. Vol. 13, No. 8. Art. 5014.
44. Ikwuanusi U. F., Azubuike C. H. I. M. A., Odionu C. S., Sule A. K. Leveraging AI to Address Resource Allocation Challenges in Academic and Research Libraries. *IRE Journals*. 2022. Vol. 5, No. 10. P. 311.
45. Nie Y., Zhao J., Gao F., Yu F. R. Semi-Distributed Resource Management in UAV-Aided MEC Systems: A Multi-Agent Federated Reinforcement Learning Approach. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*. 2021. Vol. 70, No. 12. P. 13162–13173.
46. Liu Q., Gui D., Zhang L. et al. Simulation of Regional Groundwater Levels in Arid Regions Using Interpretable Machine Learning Models. *Science of the Total Environment*. 2022. Vol. 831. Art. 154902.
47. Kor M., Yitmen I., Alizadehsalehi S. An Investigation for Integration of Deep Learning and Digital Twins Towards Construction 4.0. *Smart and Sustainable Built Environment*. 2023. Vol. 12, No. 3. P. 461–487.
48. Sircar A., Yadav K., Rayavarapu K. et al. Application of Machine Learning and Artificial Intelligence in Oil and Gas Industry. *Petroleum Research*. 2021. Vol. 6, No. 4. P. 379–391.
49. Loukika K. N., Keesara V. R., Sridhar V. Analysis of Land Use and Land Cover Using Machine Learning Algorithms on Google Earth Engine for Munneru River Basin, India. *Sustainability*. 2021. Vol. 13, No. 24. Art. 13758.
50. Chen Z., Hu J., Min G., Luo C., El-Ghazawi T. Adaptive and Efficient Resource Allocation in Cloud Datacenters Using Actor-Critic Deep Reinforcement Learning. *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*. 2021. Vol. 33, No. 8. P. 1911–1923.

51. Alam A. A Digital Game-Based Learning Approach for Effective Curriculum Transaction for Teaching-Learning of Artificial Intelligence and Machine Learning. In: *Proceedings of the International Conference on Sustainable Computing and Data Communication Systems (ICSCDS)*. IEEE, 2022. P. 69–74.
52. Wang Y., Chen M., Luo T. et al. Performance Optimization for Semantic Communications: An Attention-Based Reinforcement Learning Approach. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*. 2022. Vol. 40, No. 9. P. 2598–2613.
53. Zhang Y., Zhu H., Tang D., Zhou T., Gui Y. Dynamic Job Shop Scheduling Based on Deep Reinforcement Learning for Multi-Agent Manufacturing Systems. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*. 2022. Vol. 78. Art. 102412.
54. Nagy M., Lăzăroiu G., Valaskova K. Machine Intelligence and Autonomous Robotic Technologies in the Corporate Context of SMEs. *Applied Sciences*. 2023. Vol. 13, No. 3. Art. 1681.
55. Krishnan S. R., Nallakaruppan M. K., Chengoden R. et al. Smart Water Resource Management Using Artificial Intelligence — A Review. *Sustainability*. 2022. Vol. 14, No. 20. Art. 13384.
56. Shivaprakash K. N., Swami N., Mysorekar S. et al. Potential for Artificial Intelligence and Machine Learning Applications in Biodiversity Conservation, Managing Forests, and Related Services in India. *Sustainability*. 2022. Vol. 14, No. 12. Art. 7154.
57. Bai Y., Zhao H., Zhang X. et al. Toward Autonomous Multi-UAV Wireless Network: A Survey of Reinforcement Learning-Based Approaches. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*. 2023. Vol. 25, No. 4. P. 3038–3067.
58. Sudhakar R. V., Dastagiraiyah C., Patterm S., Bhukya S. Multi-Objective Reinforcement Learning Based Algorithm for Dynamic Workflow Scheduling in Cloud Computing. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Informatics*. 2024. Vol. 12, No. 3. P. 640–649.
59. Chen R., Sun F., Chen L. et al. Adaptive Multi-Objective Reinforcement Learning for Pareto Frontier Approximation. In: *Proceedings of the European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*. IEEE, 2021. P. 1631–1635.

60. Kovacova M., Lăzăroiu G. Sustainable Organizational Performance and Deep Learning-Assisted Smart Process Planning in Industry 4.0-Based Manufacturing Systems. *Economics, Management and Financial Markets*. 2021. Vol. 16, No. 3. P. 41–54.
61. Mohammad A., Mahjabeen F. Revolutionizing Solar Energy: The Impact of Artificial Intelligence on Photovoltaic Systems. *International Journal of Multidisciplinary Sciences and Arts*. 2023. Vol. 2, No. 3. Art. 591856.
62. Mokhtar A., Jalali M., He H. et al. Estimation of SPEI Meteorological Drought Using Machine Learning Algorithms. *IEEE Access*. 2021. Vol. 9. P. 65503–65523.
63. Yu L., Albelaihi R., Sun X., Ansari N., Devetsikiotis M. Jointly Optimizing Client Selection and Resource Management in Wireless Federated Learning for Internet of Things. *IEEE Internet of Things Journal*. 2021. Vol. 9, No. 6. P. 4385–4395.

ДОДАТОК А (обов'язковий)

ТЕЗИ ДОПОВІДІ

UDC 004.891:005.8

YELYZAVETA HNATCHUK, MARIIA LEBEDOVSKA

Хмельницький національний університет

DECISION SUPPORT SYSTEM FOR PROJECT RESOURCE PLANNING BASED ON THE RANDOM FOREST METHOD

The study develops and justifies the structure of a decision support system (DSS) designed to automate project resource planning processes using the Random Forest method. The relevance of the research is driven by the necessity to transition from subjective estimates to analytical tools for forecasting project costs and duration. The proposed system architecture covers the full data processing cycle: from automated input data collection from corporate databases (such as Jira or MS Project) to the generation of visual reports for management. Implementing the Random Forest algorithm within the DSS framework enables the identification of critical project parameters, specifically technical complexity and external risks, directly at the initiation and planning stages. Special emphasis is placed on the development and implementation of a feature importance visualization mechanism, which transforms the forecasting model into a transparent analytical tool. This allows managers to not only obtain predicted values but also understand the underlying structure of the factors influencing them. It was established that the feature hierarchy, where technical complexity plays a leading role (0.793), enables the project manager to focus on the most critical planning nodes. Such an approach significantly enhances the transparency of decision-making and fosters increased stakeholder trust in the system's recommendations. The practical significance of the results lies in the possibility of implementing predictive management methods. The system identifies potential project bottlenecks before actual difficulties arise, providing the manager with a basis for timely reviews of team composition, budget limit adjustments, or schedule modifications. Thus, the proposed DSS serves as an effective tool for active management, providing decision support to prevent cost overruns and project schedule delays in dynamic environments.

Keywords: decision support system (DSS), project resource planning, Random Forest, feature importance, predictive management, technical complexity, risk identification, management automation.

Є.Г. ГНАТЧУК, М.А. ЛЕБЕДОВСЬКА

Khmelnitskyi National University, Khmelnytskyi, Ukraine

СИСТЕМА ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ У ПЛАНУВАННІ РЕСУРСІВ ПРОЄКТІВ НА ОСНОВІ МЕТОДУ RANDOM FOREST

У роботі розроблено та обґрунтовано структуру системи підтримки прийняття рішень (СППР), призначеної для автоматизації процесів планування ресурсів проєктів на основі методу Random Forest. Актуальність дослідження зумовлена необхідністю переходу від суб'єктивних оцінок до використання аналітичних інструментів при прогнозуванні витрат і тривалості проєктів. Запропонована архітектура системи охоплює повний цикл обробки даних: від автоматизованого збору вхідної інформації з корпоративних баз даних (таких як Jira або MS Project) до формування візуальних звітів для менеджменту. Застосування алгоритму Random Forest у межах СППР дозволяє здійснювати ідентифікацію критичних параметрів проєкту, зокрема технічної складності та зовнішніх ризиків, безпосередньо на етапах його ініціації та планування. Особливу увагу в дослідженні приділено розробці та реалізації механізму візуалізації важливості ознак (Feature Importance), що трансформують модель прогнозування на прозорий аналітичний інструмент. Це дозволяє менеджменту не просто отримувати прогнозовані значення, а й бачити структуру чинників, що на них впливають. Встановлено, що ієрархія ознак, де провідну роль відіграє показник технічної складності (0,793), дозволяє керівнику проєкту зосередити увагу на найбільш критичних елементах плану. Такий підхід суттєво підвищує рівень прозорості прийняття рішень та сприяє зростанню довіри до рекомендацій системи з боку стейкхолдерів. Практичне значення отриманих результатів полягає у можливості впровадження методів випереджального управління. Система дозволяє ідентифікувати потенційні «вузькі місця» проєкту ще до появи реальних труднощів, надаючи менеджеру базу для вчасного перегляду складу команди, коригування бюджетних лімітів або графіків виконання робіт. Таким чином, запропонована СППР стає ефективним інструментом активного управління, який забезпечує підтримку прийняття рішень для запобігання перевищенню витрат і зриву термінів реалізації проєктів у динамічних умовах.

Ключові слова: система підтримки прийняття рішень, планування ресурсів проєкту, Random Forest, важливість ознак, випереджальне управління, технічна складність, ідентифікація ризиків, автоматизація управління.

Introduction

Resource planning is a fundamental process in project management, encompassing the estimation of human, financial, material, and temporal requirements. Traditional methodologies, largely reliant on expert judgment and historical precedents, frequently struggle to identify latent patterns and the intricate interdependencies among diverse influencing factors. Resources constitute a critical project constraint, and the efficiency of their utilization fundamentally dictates the success of project implementation. The relevance of this research is underscored by the growing need for organizations to minimize costs, enhance forecasting precision, mitigate resource scarcity, and streamline inventory and logistics. Ineffective resource management inevitably results in direct financial attrition, excessive inventory overheads, production schedule disruptions, and a decline in customer service quality. Intelligent resource management allows for a shift from static planning to adaptive, data-driven strategies, which is important for dynamic and multi-project environments. The use of machine learning within decision support systems and corporate information systems increases the practical value of this study. This integration enables the automated analysis of resource allocation scenarios, helps to reduce the impact of subjective human factors, and improves the reliability of management decisions.

Therefore, given the increasing complexity of projects and higher demands on management efficiency, there is a need for a decision support system (DSS) that uses intelligent data analysis methods.

Related works

Traditional approaches to project resource planning, based on expert judgment, deterministic models, or static rules, often lack flexibility under conditions of uncertainty, dynamic environmental changes, and resource constraints.

The use of machine learning methods in resource planning allows for the analysis of large volumes of historical data, identifying hidden patterns and forecasting resource needs with higher accuracy [1, 2]. This is particularly relevant for projects in fields such as information technology, construction, energy, logistics, and finance, where planning errors can lead to significant budget overruns, missed deadlines, and reduced quality of results [3, 4].

Modern machine learning methods, including decision trees, Random Forest, gradient boosting, and neural networks, provide adaptability to planning models by allowing systems to automatically update forecasts during project execution [5, 6]. This facilitates a transition from static planning to intelligent real-time resource management, which is a key component of the digital project management concept.

The authors of [7] investigated existing project automation tools capable of developing project schedules with estimations of total duration, budget, and tracking capabilities. However, a significant gap remains regarding the assessment of whether a specific resource possesses the necessary competence and expertise for effective task execution. To address this deficiency, the researchers propose a model for predicting resource fitment using machine learning based on a game-theoretic approach. Training datasets processed with SVM classifiers achieved an accuracy level of approximately 97%, demonstrating the model's effectiveness.

In [8], an approach is proposed for constructing a hybrid intelligent system that integrates artificial intelligence, big data analytics, agent-based modeling, and agile project management methodologies. The study focuses on adapting the system to dynamic environmental changes and the high level of uncertainty inherent in modern IT projects. The authors introduce algorithms designed to support effective decision-making under time constraints, changing customer requirements, and technical complexity. Simulation results indicate that the developed system reduces software project risks by 22% and improves the accuracy of planning and optimal decision selection by 18%.

Article [9] presents a methodology for managing closed-loop supply chains (CLSC) using a decision support system based on fuzzy logic and machine learning. The system provides operational solutions for manufacturing plants integrated into a CLSC to achieve production goals despite inherent uncertainties. A key advantage of the proposed approach is its ability to mitigate the impact of imbalances in other chain links on raw material and finished goods inventories. To achieve this, an intelligent algorithm monitors plant operations and reschedules tasks to ensure process objectives are met. The tool is developed by combining fuzzy logic techniques with machine learning methods.

The authors of [10] analyzed state-of-the-art machine learning methods applicable as decision support systems for estimating resource consumption in the construction of reinforced and prestressed concrete road bridges. The study examined the application of artificial neural networks (ANN), regression trees (RT), support vector machines (SVM), and Gaussian process regression (GPR). The accuracy of each model was determined through a multi-criteria evaluation based on four metrics: root mean square error (RMSE), mean absolute error (MAE), Pearson's linear correlation coefficient (R), and mean absolute percentage error (MAPE). According to all established criteria, the GPR-based model demonstrated the highest accuracy in calculating concrete consumption. The research suggests that utilizing automatic relevance determination (ARD) covariance functions yields the most precise and optimal models, while also providing insights into the relative importance of each input variable to the model's overall accuracy.

Article [11] proposes a decision support system for R&D budget allocation designed to maximize the total expected R&D output. The system incorporates an R&D outcome prediction model integrated with an optimization technique. Initially, a machine learning algorithm is utilized to accurately estimate future outcomes. Subsequently, an optimization technique is applied to hedge against uncertainty in the predicted values. This approach enables the effective development of a budget allocation plan.

Analysis of modern research shows that significant attention is paid to the use of machine learning and intelligent decision support systems in resource management. This includes assessing resource fitment, forecasting consumption, budget planning, and adapting to uncertainty. However, most existing approaches either focus on specific management aspects (such as competence fit, individual resource estimation, or budgeting) or are characterized by high model complexity and limited practical usability for project managers.

Despite the progress in these studies, there is still a lack of user-friendly decision support systems that combine the accuracy of machine learning with a clear practical algorithm for managers working in constantly changing environments.

Purpose

The aim of this article is to improve the validity and efficiency of project resource planning by implementing a decision support system (DSS) based on the Random Forest machine learning method. The study focuses on formalizing resource planning as a predictive task, analyzing the structural organization of the DSS, and evaluating the Random Forest method's capability to forecast key resource metrics and project risk levels. This approach aims to reduce the manager's workload and enhance the overall efficiency of the planning process under conditions of uncertainty.

Formalization of the project resource planning problem as a predictive task

Project resource management is a complex, multi-factor process that requires accounting for numerous parameters characterizing both the project itself and its implementation conditions. Within the framework of modern project management, the resource planning problem can be interpreted as a predictive task aimed at obtaining quantitative and qualitative assessments of the project's future state based on its current and initial characteristics.

From the perspective of decision theory, resource planning involves determining the expected volume of required resources, estimating the probability of budget overruns, and forecasting the risk of schedule delays. Each of these aspects is critical for the project manager, as they directly influence the selection of implementation strategies, the allocation of human and financial resources, and the formulation of corrective management actions when deviations occur.

The formalization of this problem is based on the assumption that a functional dependency exists between the set of project characteristics and resource efficiency indicators. In a general form, this dependency can be represented as follows (1):

$$f: X \rightarrow Y \quad (1)$$

where f - objective function;
 X - the set of project input characteristics;
 Y - the set of output indicators to be predicted.

The project characteristic vector X is formed from parameters available during the planning phase or at the early stages of project execution. These parameters include planned task duration, project complexity level, number of involved team members, their qualification levels, project type, planned scope of work, prior experience in similar projects, as well as organizational and external factors. The combination of these features forms a high-dimensional space where individual parameters may exhibit complex non-linear interdependencies.

The input characteristic vector is represented as follows (2):

$$X = (x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (2)$$

where each component x corresponds to an individual project characteristic available at the planning stage or in the early phases of its execution.

The set of input indicators may include the following parameters

- temporal parameters including the planned duration of the project and its stages;
- organizational parameters containing parameters such as the number of team members team structure and their qualification level;
- complexity indicators including the scope of work level of novelty and technological intensity;
- financial characteristics such as the planned budget and cost structure;
- categorical features such as project type industry and work organization model;
- external factors including the level of environmental uncertainty and organizational constraints.

The specified parameters form a high-dimensional space where complex non-linear relationships may exist between individual features. The set of output values Y is defined by the problem statement:

- in the regression setting – the predicted volume of financial or human resources expected budget overruns and deviation from planned deadlines;
- in the classification setting – the project risk class such as low medium or high.

The set of output values Y reflects the target indicators of resource planning. Depending on the problem statement, they can be both numerical and categorical. In the case of a regression setting, the output variables can be the predicted volume of human or financial resources, expected costs, or the magnitude of deviation from planned values. In a classification setting, the output can be the project risk class, such as low, medium, or high risk of budget overruns or schedule delays.

A specific feature of the resource planning problem is that the dependency between X and Y usually cannot be adequately described by linear or analytical models. Real-world projects are characterized by a high level of uncertainty, the presence of hidden factors, and interdependencies that are difficult to formalize using traditional methods. Therefore, it is appropriate to use machine learning methods capable of automatically identifying patterns in large arrays of historical data.

In this context, the resource forecasting task effectively reduces to training a model f based on a sample of historical projects for which both input characteristics and actual implementation results are known. Once trained, the model allows for a new project with given parameters X to obtain predicted values Y , which can serve as a basis for supporting managerial decision-making.

The effectiveness of solving the forecasting problem largely depends on the correct formation of the input feature vector X , which should reflect the project's specifics and implementation conditions as comprehensively as possible. In project resource planning tasks, input parameters typically have different natures, scales, and levels of impact on the final result, necessitating their systematization and preliminary analysis.

The input vector X is formed based on characteristics available during the planning stage or at the early phases of the project lifecycle. These characteristics include temporal parameters, such as the planned duration of the project and its individual stages, organizational parameters related to the number of performers and team structure and complexity indicators reflecting the scope of work, level of novelty, or technological intensity of the project. Financial parameters, including the planned budget, cost structure, and resource constraints, also play a crucial role.

Rationale for selecting the Random Forest method in forecasting model development

Selecting the machine learning algorithm to implement the mapping $f: X \rightarrow Y$ is a key stage in building a decision support system. In project resource planning tasks, the model must meet several requirements, including the ability to work with high-dimensional data, account for non-linear dependencies, remain robust to noise, and provide sufficient forecasting accuracy.

The comparative analysis of forecasting methods was conducted based on four key criteria: model interpretability, data volume requirements, the risk of overfitting, and implementation complexity within the manager's workflow. (Tab.1).

Table 1

Comparative characteristics of the methods

Criteria	Random Forest	Linear Regression	Neural Networks
Interpretability	High	High	Low
Data volume requirements	Low	Moderate	High
Risk of overfitting	Low	Low	High
Implementation complexity	Low	Moderate	High

The Random Forest method satisfies these requirements due to its ensemble nature. It is based on constructing a multitude of decision trees, each trained on a random subset of data and features. The final decision is formed by aggregating the results of individual trees, which reduces the impact of random errors and enhances the model's generalization capability.

In the context of the resource planning problem, Random Forest can be used for both regression and classification settings. In the regression case, the model allows for predicting numerical indicators, such as the volume of required resources or the magnitude of potential budget overruns. In the classification setting, the algorithm can be applied to categorize projects into specific risk classes, such as low, medium, or high.

A significant advantage of Random Forest is the ability to estimate feature importance, which allows for the interpretation of modeling results. For a project manager, this means not only obtaining a forecast but also understanding which specific project characteristics have the greatest impact on risks and resource volume. Such interpretability is a crucial factor when implementing decision support systems into practical activities.

Furthermore, Random Forest is resistant to overfitting, which is particularly important when historical project data is limited. By utilizing random subsamples and an ensemble approach, the model maintains the ability to adequately generalize information and demonstrate stable results on new data.

Thus, the application of the Random Forest method as an implementation of function f in the project resource planning problem is justified both in terms of forecasting accuracy and the practical suitability of the results for supporting managerial decisions.

Decision support system architecture for project resource planning

Developing a decision support system for project resource planning based on the Random Forest method requires a clear structural organization that ensures a complete data lifecycle from collection to the formulation of managerial recommendations. The proposed system is designed to use historical and current project data and is integrated into the project management process as an analytical tool to support managerial decision-making.

The overall structure of the system is based on a modular principle, which allows for the separation of functional components according to the stages of information processing while ensuring the flexibility and scalability of the solution. The structural diagram of the decision support system is presented in Fig. 1.

The central element of the system is the decision support subsystem, which consists of a data preprocessing module, a feature vector formation module, the Random Forest method, and an output indicator generator. This subsystem implements the mapping $f: X \rightarrow Y$ based on the Random Forest algorithm; however, its effective operation is impossible without preliminary data preparation and the subsequent interpretation of results.

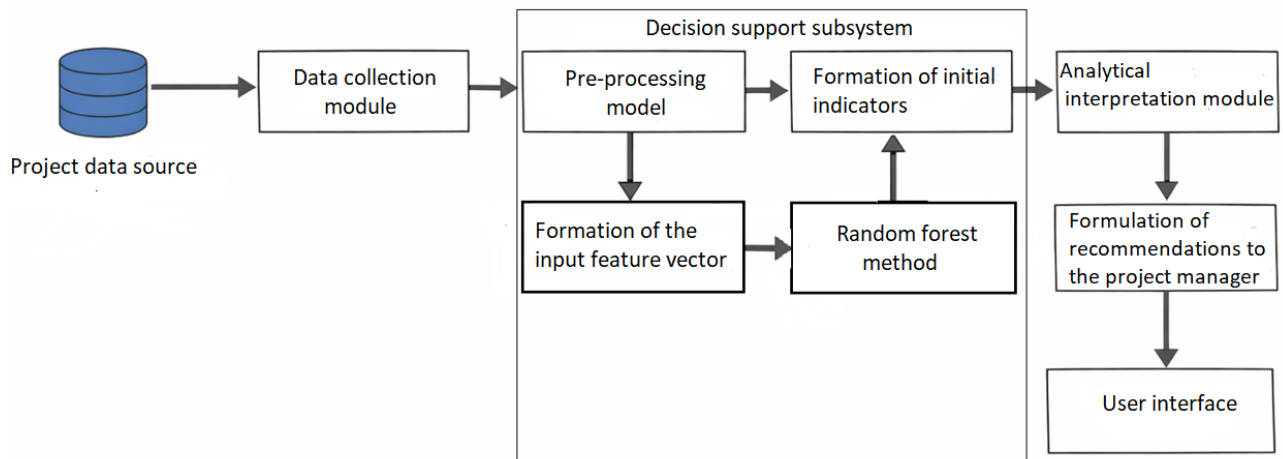


Fig.1. The structure of the decision support system for project resource planning

At the first stage of the system's operation, input data is collected from project management information systems, corporate databases, or external sources. These data contain information about project parameters, their progress, and actual resource utilization. A significant feature of this stage is the ability to work with incomplete or heterogeneous data, which is typical for real-world project management conditions.

The next structural component is the data preprocessing module, which prepares the information for use in the machine learning model. At this stage, operations such as data cleaning, handling missing values, normalizing numerical features, and converting categorical parameters into numerical form are performed. The correct operation of this module is critically important, as the quality of the input vector X directly impacts the forecasting accuracy.

Upon completion of data preparation, the formed input vector is passed to the machine learning module, which implements the Random Forest algorithm. This module is responsible for training the model on historical data and generating forecasts for new or ongoing projects. Depending on the task, the model can operate in regression mode, predicting numerical resource utilization indicators, or in classification mode, determining the risk level of budget overruns or schedule delays.

An essential element of the system's structure is the analytical interpretation module, which transforms the model's output into a format understandable to the user. At this stage, predicted values are analyzed, risk levels are assessed, and the key factors influencing the obtained results are identified. Utilizing the feature importance estimation mechanisms in Random Forest ensures the transparency of the decisions made and increases the project manager's trust in the system.

The final component of the system is the user interface, which facilitates interaction between the decision support system and the decision-maker. Through this interface, the project manager accesses forecasts, analytical reports, and resource planning recommendations. This allows the modeling results to be used not merely as formal numerical estimates, but as a practical tool for adjusting plans and selecting optimal management strategies.

Thus, the proposed structure of the decision support system provides a holistic approach to project resource planning by combining machine learning methods with classical management principles. Integrating the Random Forest algorithm into such a system enables a transition from intuitive decisions to data-driven forecasts, which is particularly relevant in the context of increasing project complexity and resource constraints.

Experiments

To conduct experimental research, open datasets were utilized, specifically data from the NASA PROMISE repository and other publicly available datasets for project resource estimation within the context of resource and duration forecasting tasks [12, 13]. The PROMISE repository contains software engineering project data collected from numerous real-world NASA projects and converted into a format that facilitates repeatable machine learning experiments.

The proposed decision support system is designed for practical use by project managers during the planning and execution control phases. At the start of the workflow, the manager inputs the core parameters of a new project into the system. These include planned deadlines, budget volume, the number of specialists in the team, and their qualification levels. It is also essential to specify the project type and its technical complexity level. The system provides the capability for automated data extraction from corporate software (such as Jira or MS Project), which significantly streamlines the process and reduces manual input errors.

After the data is entered, the system automatically:

1. Forms the input feature vector.
2. Applies the trained Random Forest model.
3. Generates predicted values:
 - expected volume of actual costs;
 - probability of budget overrun;
 - risk class for schedule delays.

Once the data is collected, the system launches the Random Forest algorithm. The model analyzes the input parameters and compares them with the experience of past projects. As a result, the manager receives a clear forecast (Fig.2):

- the actual cost of work, which may differ from the planned cost;
- the risk of exceeding the budget in percentage terms;
- the probability of project completion delay.

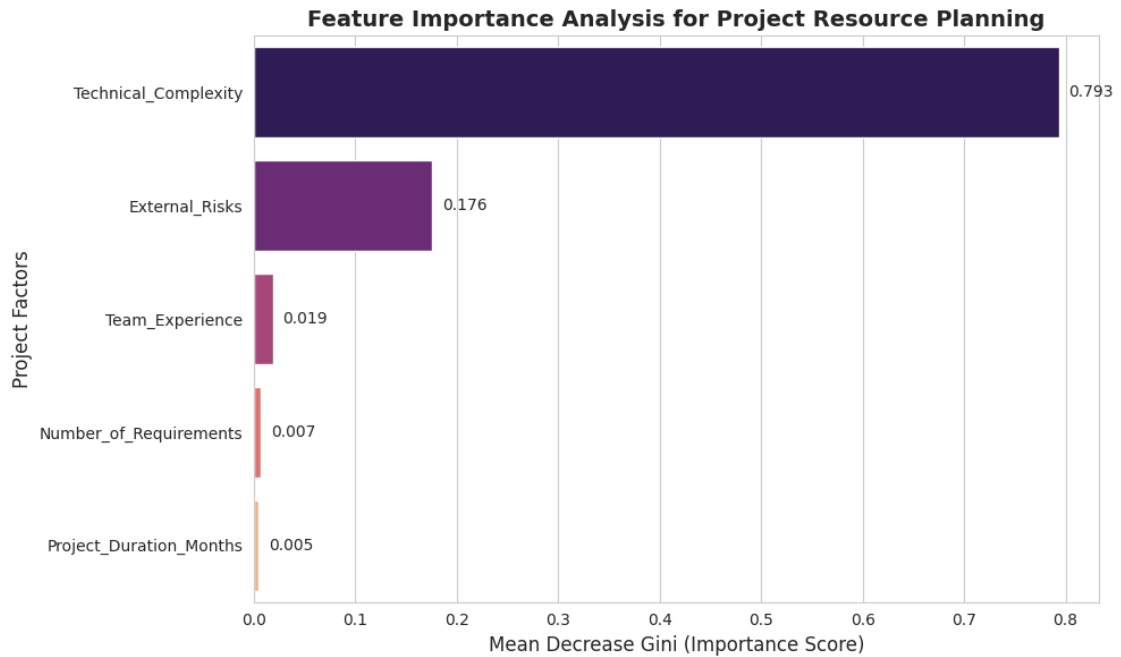


Fig.2. Evaluation of project factor influence on resource planning results

The analysis of the relative importance of project factors, as presented in Fig. 1, provides insights into the internal logic of the forecasting model. The importance score is calculated based on the Mean decrease Gini [10], which measures how much each feature contributes to the homogeneity of the nodes in the underlying decision trees.

The results indicate a highly skewed distribution of influence among the parameters:

1. Technical complexity (0.793) is the dominant factor, accounting for nearly 80% of the model's predictive power. This suggests that the inherent difficulty and novelty of the project are the primary drivers of resource consumption and risk.
2. External risks (0.176) hold secondary importance. This confirms that while internal project parameters are crucial, environmental uncertainty significantly impacts the stability of resource planning.
3. Team experience (0.019), number of requirements (0.007), and project duration (0.005) show surprisingly low direct influence within the tested dataset.

From a managerial perspective, this hierarchy suggests that to improve the accuracy of resource estimates, the primary focus should be on the objective assessment of technical complexity and the identification of external threats, rather than solely on temporal or quantitative metrics.

As a result of the decision support system's operation, the manager receives not only numerical forecasts but also analytical explanations, such as:

- key factors that influenced the forecast;
- feature importance rankings (e.g., budget, number of performers, complexity);
- visual indicators of risk levels.

This enables the assessment of potential problem causes even before the project execution begins. Consequently, the manager can make informed managerial decisions, such as adjusting the budget or schedule, changing the team composition or size, allocating additional reserves, or selecting an alternative project implementation strategy.

Thus, the system serves as a proactive management tool rather than merely a means of recording factual deviations.

Conclusions

In the course of the study, the structure of a decision support system for project resource planning based on the Random Forest method was developed and justified. The use of the Random Forest model ensures the identification of critical risks, such as technical complexity or external factors, as early as the planning stage. Through the visualization of feature importance, managers obtain objective data for the timely adjustment of budgets and schedules. This enables a

transition from merely recording deviations to preventing them, minimizing the likelihood of schedule delays and cost overruns. The identified hierarchy of factors, where technical complexity has a dominant influence (0.793), allows the manager to focus on critical planning nodes and significantly increases stakeholder trust in the system's recommendations.

The practical significance of the results lies in the possibility of transitioning from intuitive to data-driven management, where the leader can act predictively. A key advantage of the system is that it does not merely output numbers but explains their underlying basis. The manager sees a clear chart indicating which specific factors had the greatest impact on the forecast. For instance, the system may suggest that the primary threat to the schedule is the technical complexity of the task rather than a lack of personnel. This allows the leader to identify project vulnerabilities before they escalate into actual problems. With such a forecast at hand, the manager can act ahead of time. If the system indicates a high risk, the team composition can be reviewed in advance, the reserve fund increased, or the work schedule modified. Thus, the proposed DSS becomes a tool for active management, allowing not just for the recording of problems but for their timely prevention.

Author Contributions

Hnatchuk Yelyzaveta – conceptualization, methodology, formal analysis, supervision, and final editing of the manuscript.

Lebedovska Mariia – data curation, software implementation (Random Forest), experimental testing, writing original draft preparation, and visualization.

Declaration on the use of generative artificial intelligence tools

In the preparation of this work, the authors used ChatGPT and Grammarly for grammar and spelling checks, paraphrasing, and rephrasing of individual sentences. After using these tools/services, the authors reviewed and edited the content and take full responsibility for the content of this publication.

References

1. Mishra A. K., Singh J., Kumar G., et al. Applying Deep Reinforcement Learning for Real-Time Resource Allocation in Agile Project Management. *2024 International Conference on Advances in Computing, Communication and Materials (ICACCM)*. 2024. P. 1–6.
2. Uddin S., Yan S., Lu H. Machine learning and deep learning in project analytics: methods, applications and research trends. *Production Planning & Control*. 2025. Vol. 36, No 7. P. 873–892.
3. Halimuzzaman M., Sharma J. The role of enterprise resource planning (ERP) in improving the accounting information system for organizations. *Revolutionizing the AI-digital landscape*. 2024. P. 263–274.
4. Adeyemi A. B., Ohakawa T. C., Okwandu A. C., et al. Advanced Building Information Modeling (BIM) for affordable housing projects: Enhancing design efficiency and cost management. *Journal of Building Information Modeling*. 2024. Vol. 12. P. 45–60.
5. Mishra A. K., Singh J., Kumar G., et al. Applying Deep Reinforcement Learning for Real-Time Resource Allocation in Agile Project Management. *2024 International Conference on Advances in Computing, Communication and Materials (ICACCM)*. 2024. P. 1–6.

6. Zaheer M. A., Khan A., Abdullah H., Khan W. Integrating Artificial Intelligence Techniques for Predictive Project Scheduling, Dynamic Resource Allocation, and Accurate Cost Estimation. *ACADEMIA International Journal for Social Sciences*. 2025. Vol. 4, No 2. P. 475–494.
7. Rudra Kumar M., Pathak R., Gunjan V. K. Machine Learning-Based Project Resource Allocation Fitment Analysis System (ML-PRAFS). *Computational Intelligence in Machine Learning. Lecture Notes in Electrical Engineering*. 2022. Vol. 834. P. 1–12. https://doi.org/10.1007/978-981-16-8484-5_1
8. Ivanyna V., Opalko O. Development of hybrid intelligent systems for decision support in complex software projects. *Scientific Journal of TNTU*. 2025. Vol. 118, No 2. P. 128–137.
9. González Rodríguez G., Gonzalez-Cava J. M., Méndez Pérez J. A. An intelligent decision support system for production planning based on machine learning. *Journal of Intelligent Manufacturing*. 2020. Vol. 31. P. 1257–1273. <https://doi.org/10.1007/s10845-019-01510-y>.
10. Kovačević M., Ivanišević N., Stević D., et al. Decision-support system for estimating resource consumption in bridge construction based on machine learning. *Axioms*. 2022. Vol. 12, No 1. P. 19.
11. Hoon Jang. A decision support framework for robust R&D budget allocation using machine learning and optimization. *Decision Support Systems*. 2019. Vol. 121. P. 1–12. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2019.03.010>.
12. The International Software Benchmarking Standards Group (ISBSG). *Software Development and Maintenance Repository*. 2024. URL: <https://isbsg.org/>.
13. Sayyad Shirabad J., Menzies T. J. The PROMISE Repository of Software Engineering Databases. *School of Information Technology and Engineering, University of Ottawa*. 2005. URL: <http://promise.site.uottawa.ca/SERepository/>.

Yelyzaveta Hnatchuk – DrS on Engineering, Professor, Professor of Computer Engineering & Information System Department, Khmelnytskyi National University, Khmelnytskyi, Ukraine,

e-mail: liza_veta@ukr.net.

orcid.org/0000-0003-2989-3183, Scopus Author ID: 57211621395, ResearcherID:AHD-7789-2022
<https://scholar.google.com.ua/citations?hl=uk&user=zx4Fz6wAAAAJ>.

Mariia Lebedovska - Master's student of Computer Engineering & Information System Department, Khmelnytskyi National University, Khmelnytskyi, Ukraine

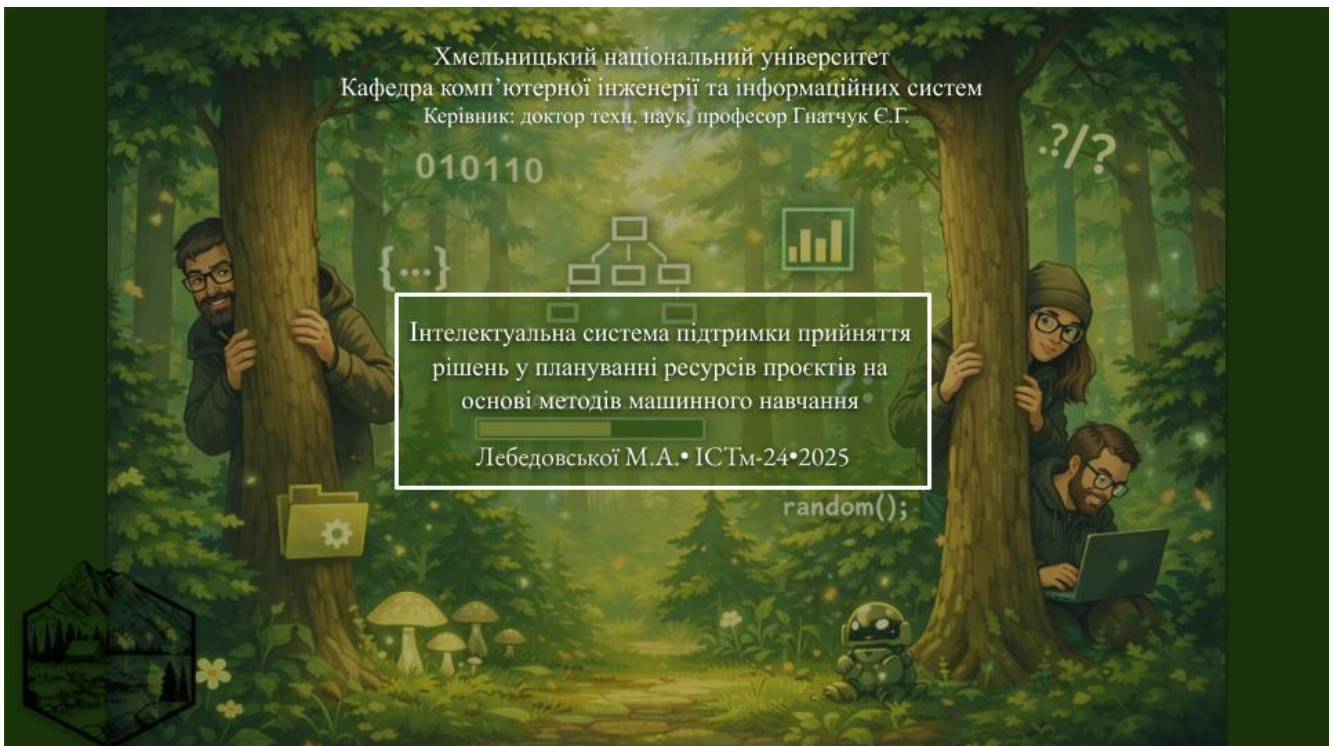
e-mail: marileba02@gmail.com.

Гнатчук Єлизавета Геннадіївна – доктор техн. наук, проф., проф. кафедри комп'ютерної інженерії та інформаційних систем, Хмельницький національний університет, Хмельницький, Україна.

Лебедовська Марія Андріївна – магістрантка каф. комп'ютерної інженерії та інформаційних систем, Хмельницький національний університет, Хмельницький, Україна

ДОДАТОК Б
(обов'язковий)

ПРЕЗЕНТАЦІЯ



ЩО?

Запропонована інтелектуальна система є системою підтримки прийняття рішень у плануванні та розподілі ресурсів проєктів, що базується на методах машинного навчання з використанням моделі Random Forest. Вона призначена для аналізу історичних та поточних проєктних даних з метою прогнозування навантаження ресурсів, оцінювання ризиків та формування обґрунтованих альтернативних сценаріїв розподілу ресурсів.

ЩО НОВОГО?

Наукова та практична новизна системи полягає в інтеграції ансамблевих методів машинного навчання у класичні процеси управління проєктами з акцентом на прозорість та пояснюваність результатів. Система поєднує прогнозування, сценарний аналіз і механізми зворотного зв'язку, що забезпечує адаптивне навчання на основі фактичних результатів виконання проєктів.

ДЛЯ КОГО?

Цільовою аудиторією системи є керівники проєктів, ресурсні менеджери та аналітики у проєктно-орієнтованих організаціях, які працюють в умовах обмежених ресурсів, високої складності та динамічних змін проєктного середовища.

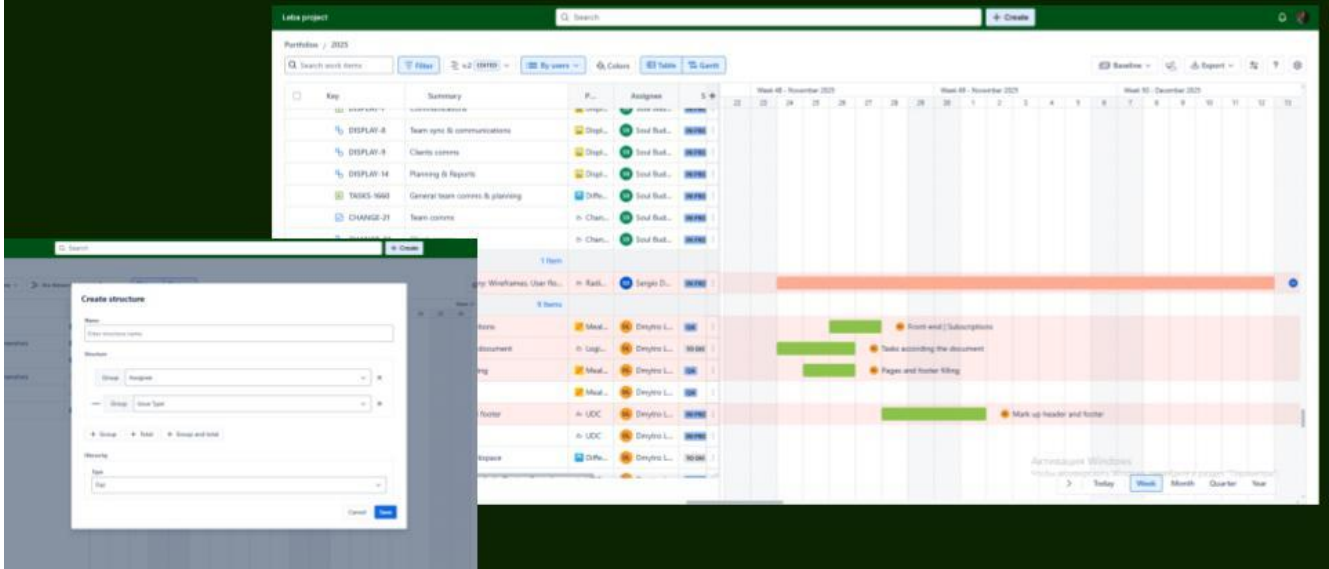
ДЛЯ ЧОГО?

Практична цінність системи полягає у підвищенні обґрунтованості управлінських рішень за рахунок автоматизованого аналізу даних, зменшенні суб'єктивності планування, покращенні балансу використання ресурсів та зниженні ризиків перевантаження або неефективного розподілу ресурсів.

ПРОБЛЕМИ?

Система вирішує ключові проблеми традиційного планування ресурсів, зокрема низьку точність прогнозів, відсутність адаптації до змін, обмежену прозорість рішень та складність аналізу альтернативних сценаріїв. Відмінністю запропонованого підходу є використання моделі Random Forest для виявлення прихованих закономірностей у проєктних даних та підтримка сценарного вибору з урахуванням ризиків і обмежень.

Інтелектуальна система підтримки прийняття рішень у
плануванні ресурсів проєктів на основі методів машинного
навчання



Запропонована інтелектуальна система vs традиційні підходи

Критерій	Традиційні системи планування ресурсів	Запропонована інтелектуальна система
Основа прийняття рішень	Експертні оцінки, ручні правила, статичні шаблони	Машинне навчання (Random Forest) + історичні дані
Робота з даними	Обмежене використання історичних даних	Повний аналіз історичних і поточних проєктних даних
Прогнозування навантаження	Відсутнє або умовне	Автоматичне прогнозування навантаження ресурсів
Аналіз ризиків	Реактивний (після виникнення проблем)	Прогнозний (до початку або під час виконання)
Формування сценаріїв	Один базовий план	Кілька альтернативних сценаріїв
Адаптація до змін	Ручне перепланування	Автоматичний перерахунок із урахуванням змін
Прозорість рішень	Залежить від досвіду менеджера	Пояснювані рекомендації (важливість ознак)
Людський фактор	Високий вплив суб'єктивності	Підтримка рішень на основі даних
Масштабованість	Обмежена	Підтримує складні та багатопроектні середовища

Які дані аналізує інтелектуальна система

- дані про проекти (тип, тривалість, складність, пріоритети);
- дані про завдання (оцінені та фактичні тривалості, залежності, статуси);
- дані про ресурси (кваліфікація, доступність, навантаження, продуктивність);
- історичні дані виконаних проектів;
- часові та організаційні обмеження;
- фактичні результати виконання для зворотного навчання моделі.

Ці дані проходять етапи препроцесінгу та перетворюються у набір ознак, що використовуються моделлю Random Forest для прогнозування та аналізу.

Який вихідний результат отримує користувач

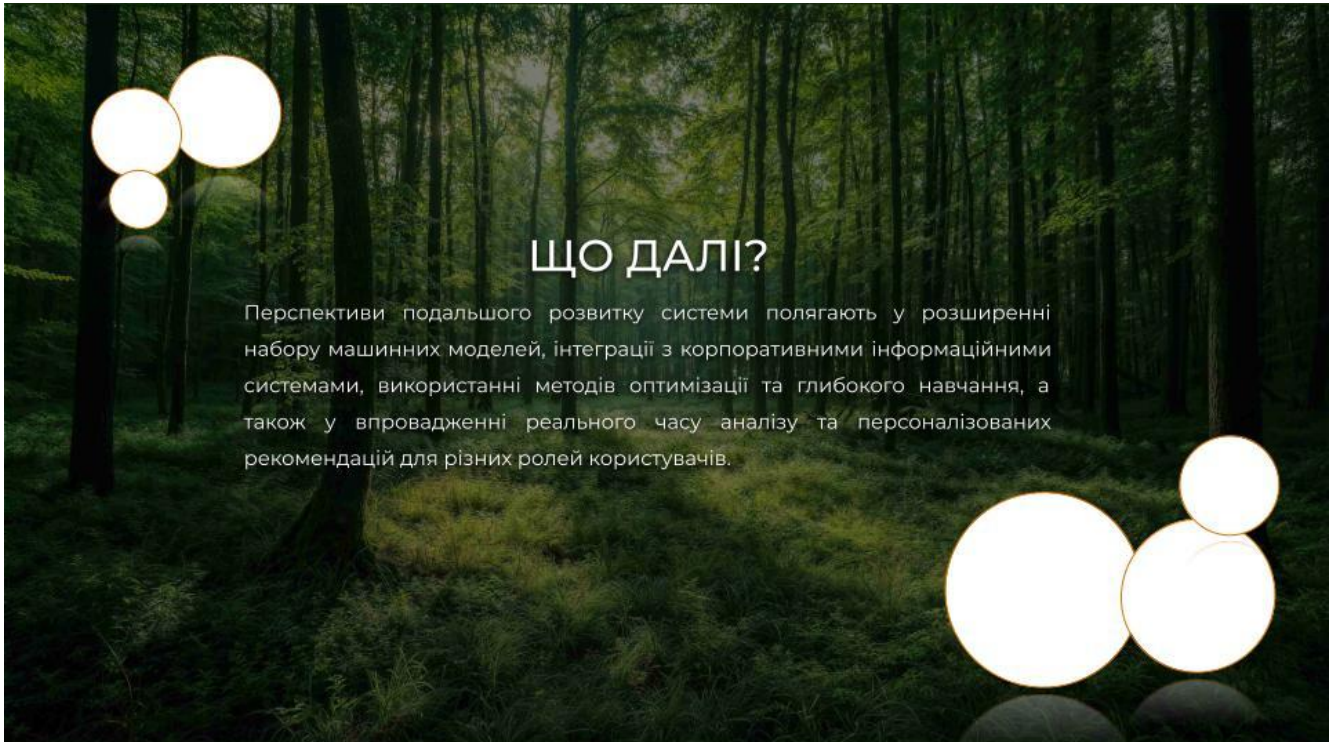
- прогнозоване навантаження ресурсів на етапах проекту;
- оцінку ризиків перевантаження або затримок;
- декілька альтернативних сценаріїв розподілу ресурсів;
- пояснення, які фактори вплинули на рекомендації;
- візуалізовані результати (графіки навантаження, Gantt-діаграми, рейтинги сценаріїв);
- підтримку прийняття остаточного рішення без автоматичної заміни ролі менеджера.

Висновки

У результаті виконання магістерської роботи розроблено інтелектуальну систему підтримки прийняття рішень у плануванні та розподілі ресурсів проектів на основі методів машинного навчання з використанням моделі Random Forest. У роботі проаналізовано сучасні підходи до управління ресурсами проектів, обґрунтовано доцільність застосування інтелектуальних методів та сформульовано вимоги до побудови такої системи.

Запропонована система забезпечує прогнозування навантаження ресурсів, оцінювання ризиків та формування альтернативних сценаріїв розподілу ресурсів, що підвищує обґрунтованість і прозорість управлінських рішень. Використання моделі Random Forest дозволяє виявляти приховані закономірності у проектних даних та адаптувати планування до змін умов виконання проектів.

Отримані результати підтверджують доцільність використання інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень у проектно-орієнтованих організаціях та можуть бути використані для подальшого розвитку інформаційних технологій управління ресурсами проектів.



ЩО ДАЛІ?

Перспективи подальшого розвитку системи полягають у розширенні набору машинних моделей, інтеграції з корпоративними інформаційними системами, використанні методів оптимізації та глибокого навчання, а також у впровадженні реального часу аналізу та персоналізованих рекомендацій для різних ролей користувачів.

Дякую за увагу



Протокол аналізу звіту подібності експертом

Заявляю, що я ознайомився (-лась) з Повним звітом подібності, який був генерований системою виявлення і запобігання плагіату щодо роботи

Автор: Марія ЛЕБЕДОВСЬКА

Співавтор:

Назва: Інтелектуальна система підтримки прийняття рішень у плануванні ресурсів проєкту на основі методів машинного навчання

Експерт: Служавета ПНАТЧУК

Підрозділ: Кафедра комп'ютерної інженерії та інформаційних систем

Коефіцієнт подібності 1: 5,9%

Коефіцієнт подібності 2: 4%

Мікропробіли: 1

Заміна букв: 0

Інтервали: 0

Блізкі знаки: 1

Дата створення звіту: 2025-12-19 12:08:28.0

Після аналізу Звіту подібності констатую наступне:

Запозичення, виявлені в роботі є законними і не є плагіатом. Рівень подібності не перевищує допустимої межі. Таким чином робота незалежна і приймається.

Запозичення не є плагіатом, але перевищено граничне значення рівня подібностей. Таким чином робота повертається на доопрацювання.

Виявлено запозичення і плагіат або навмисні текстові спотворення (маніпуляції), як передбачувані спроби укриття плагіату, які роблять роботу невідповідною вимогам законодавства (Ст. 32. ЗУ Про вищу освіту, пункт 3.1, Ст. 42. ЗУ Про освіту) та вимог НАЗЯВО (Критерій 5), а також колексу етики і процедур. Таким чином робота не приймається.

Обґрунтування:

2025-12-19

Дата



Доцент Андрій Пичеторук

експерт

Fri Dec 19 11:54:20 EET 2025, Медзятий Дмитро Миколайович, Хмельницький національний університет, ХНУ

Anti-Plagiarism (UA) v-15.284 Educational

The maximum coincidence with one document 0.0%

Dictionaries check: en_US, ru_RU, ua_UA. **Errors in the documents: 6%**

ID: 253799 Title: МКР Інтелектуальна система підтримки прийняття рішень у плануванні ресурсів проєктів на основі методів машинного навчання Added in a DB: 2025-12-19 Authors: Марія ЛЕБЕДОВСЬКА Heads: Єлизавета ГНАТЧУК Consultants: Opponents:	Document		Sum coincidence on the DB	
	Symbols	Lexemes	Symbols	Lexemes
	135362	850	1828 (1%)	27 (3%)

Plagiarism sources

ID	Description	Plagiarism presence in the document	
		Symbols	Lexemes

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

РЕЦЕНЗІЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

Здобувач: Марія ЛЕБЕДОВСЬКА

Тема: Інтелектуальна система підтримки прийняття рішень у плануванні ресурсів проєктів на основі методів машинного навчання

Спеціальність: 126 «Інформаційні системи та технології»

Обсяг кваліфікаційної роботи:

Кількість листів креслень —; кількість сторінок записки 90

1. Короткий зміст роботи та прийнятих рішень У роботі запропоновано інтелектуальну систему розподілу ресурсів на проєктах
2. Висновок про відповідність роботи дипломному завданню Кваліфікаційна робота магістра відповідає виданому завданню
3. Характеристика виконання кожного розділу, ступінь використання останніх досягнень науки і техніки і передових методів роботи: У першому розділі проведено огляд предметної області планування та розподілу ресурсів проєктів, розглянуто існуючі підходи та сформульовано постановку задачі. Досліджено відомі рішення та засоби в цій сфері. У другому розділі розроблено концепцію інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень та проаналізовано інформаційні потоки і процеси опрацювання даних. У третьому розділі запропоновано метод алгоритм і метод створення інтелектуальної системи розподілу ресурсів на основі моделі Random Forest та сформульовано вимоги до системи. У четвертому розділі запропоновано проєктування структури інтелектуальної системи з використанням UML-діаграм і проведено оцінку її ефективності.
4. Позитивні сторони роботи: Робота базується на сучасних методах машинного навчання та спрямована на вирішення актуальної задачі планування ресурсів проєктів. Запропонований підхід забезпечує підвищення обґрунтованості та прозорості управлінських рішень.

5. Негативні сторони роботи: У роботі обмежено представлено результати практичного впровадження та експериментальної перевірки розробленої інтелектуальної системи.

6. Оцінка графічного оформлення та пояснювальної записки роботи: _____

7. Відгук про роботу в цілому: робота виконана на високому професійному рівні

8. Інші зауваження: _____

9. Оцінка кваліфікаційної роботи:

Розглянувши позитивні та негативні сторони представленої кваліфікаційної роботи вважаю, що робота заслуговує оцінки відмінно (90/А)

Рецензент (прізвище, ім'я, по батькові, посада, місце роботи) _____

Бедоотка І. П. Зав. кафедри ІІЗ УЦУ

26 червня 2025р.



Зав. кафедри КПС
д-р. філософії Ользі ПАВЛОВІЙ

Марія ЛЕБЕДОВСЬКА

ПІБ здобувачів вищої освіти

ФІТ. 2 курсу, групи ІСТМ-24-1

ЗАЯВА

З правилами чинного Положення про систему забезпечення академічної доброчесності у Хмельницькому національному університеті, згідно з яким виявлення академічного плагіату є підставою для відмови в допуску кваліфікаційної роботи до захисту і застосування заходів академічної відповідальності, ознайомлений (а). Про використання спеціалізованих програмних засобів (СПЗ) StrikePlagiarism та Anti-Plagiarism для перевірки кваліфікаційних робіт здобувачів вищої освіти на наявність академічного плагіату оповішений (а). Надаю університету право на передачу моєї роботи для обробки та збереження в базах даних СПЗ і використання роботи для виявлення академічного плагіату в інших роботах, які перевіряються СПЗ.

Також надаю свою згоду на обробку й збереження університетом моєї роботи в Інституційному репозитарії Хмельницького національного університету.

Робота надається для перевірки в електронному варіанті. Електронна версія моєї роботи збігається (ідентична) з друкованою.

10 грудня 2025 року

Марія Лебедовська

РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ

КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ ТА ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ
ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ

Назва кваліфікаційної роботи: Інтелектуальна система підтримки прийняття рішень у плануванні ресурсів проєкту на основі методів машинного навчання

Автор: Марія ДІЛЬ-ДОВСЬКА

Освітня програма: Інформаційні системи та технології

Рівень вищої освіти: другий (магістерський)

Спеціальність: 126 Інформаційні системи та технології

Науковий керівник: д.т.н., професор Єлизавета ГНАТЧУК

На основі аналізу кваліфікаційної роботи на дотримання вимог академічної доброчесності (у т.ч. відсутності ознак академічного плагіату) з урахуванням результатів перевірки роботи спеціалізованим програмним засобом(ами) комісія зробила такий висновок:

№	Висновок	Позначка про відповідність
1	Ознаки академічного плагіату	
1.1	Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є академічним плагіатом (далі – значаться підстави віднесення запозичень до правомірних, якщо потрібно). Робота приймається до захисту.	відповідає
1.2	Виявлені запозичення не є академічним плагіатом, розміщені в розділах, які не описують безпосередньо авторське дослідження, але кількість цитат перевищує обсяг, встановлений поставленою метою роботи (далі – значаться деталі та аргументовано підстави віднесення запозичень до правомірних). Робота приймається до захисту, але має бути відрегована.	
1.3	Виявлені запозичення не є академічним плагіатом, але частково розміщені в розділах, які описують безпосередньо авторське дослідження, а кількість цитат перевищує обсяг, встановлений поставленою метою роботи. Робота може бути успішно пройдена повторну перевірку на академічний плагіат.	
1.4	Робота містить навмисні текстові спотворення, передбачувані спроби укріплення текстів запозичень або інші прояви академічного плагіату. Робота містить фактично або фальсифікацію даних. Робота не допускається до захисту.	
	Інші ознаки порушень академічної доброчесності	

Підтвердження:

Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є плагіатом, оскільки:

- 1) усі запозичення фрагментарні, або мають належним чином оформлені посилання;
- 2) окремі виявлені збіги є загальноживаними фразами або виразами, про що свідчить посилання системи на збіг з джерелами на один фрагмент речення;
- 3) всі зафіксовані системою ознаки модифікації тексту відносяться до комбінування латинських символів зі українськомовними скороченнями підкреслів в формулах, що не є модифікацією тексту;
- 4) значна частина знайденого плагіату відноситься до списку використаних джерел.

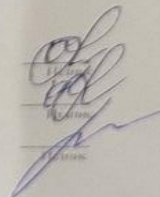
Сумарний обсяг всіх запозичень, визначений системою виявлення збігів/ідентичності/схожості StrikePlagiarism, складає 5,9%, та системою Anti-Plagiarism складає 0%, що, з урахуванням наведених обґрунтувань, відповідає характеру наукового дослідження і свідчить на користь кваліфікаційної роботи.

15.12.2025

Завідувач кафедри

Гарант освітньої програми

Керівник кваліфікаційної роботи



Ольга ПАВЛОВА
Ін.к. ПРІВНІЩ

Ольга ПАВЛОВА
Ін.к. ПРІВНІЩ

Єлизавета ГНАТЧУК
Ін.к. ПРІВНІЩ