

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Комп'ютерних наук
(повна назва)

Кафедра Інформаційних управляючих систем
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
Пояснювальна записка

рівень вищої освіти другий (магістерський)

Дослідження методів оцінювання ефективності ІТ-проектів з розробки
рекомендаційних систем

(тема)

Виконав:

здобувач 2 року навчання,
групи УПІТМ-23-2

Єгор РУБАН

(власне ім'я, прізвище)

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

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

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

Керівник: доц. каф. ІУС Аліна МІХНОВА
(посада, власне ім'я, прізвище)

Допускається до захисту

Зав. кафедри ІУС



(підпис)

Костянтин ПЕТРОВ

(власне ім'я, прізвище)

2025 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Комп'ютерних наук

Кафедра Інформаційних управляючих систем

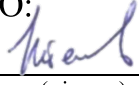
Рівень вищої освіти другий (магістерський)

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

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

Освітня програма Управління проектами в галузі інформаційних технологій
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри 
(підпис)

“ 21 ” квітня 20 25 р.

ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

здобувачеві Рубану Єгору Костянтиновичу
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Дослідження методів оцінювання ефективності ІТ-проектів з розробки рекомендаційних систем

затверджена наказом по університету від “ 28 ” березня 2025 р. № 235Ст

2. Термін подання здобувачем роботи до екзаменаційної комісії “ 04 ” червня 2025 р.

3. Вихідні дані до роботи Матеріали науково-дослідної практики, огляд науково технічних джерел щодо виконання ІТ-проектів, інтернет ресурси щодо теми кваліфікаційної роботи

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати у роботі Аналіз підходів до оцінювання ефективності ІТ-проектів з розробки рекомендаційних систем. Ансамблевий метод до оцінювання ефективності ІТ-проектів з розробки рекомендаційних систем. Формування методики оцінювання ефективності ІТ-проектів з розробки рекомендаційних систем. Апробація методу оцінювання ефективності ІТ-проектів з розробки рекомендаційних систем.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Проведення аналізу відходів до оцінювання ефективності ІТ-проєкту з розробки рекомендаційних систем	21.04.2025 - 25.04.2025	Виконано
2	Досліджування ансамблевого підходу до оцінювання ефективності ІТ-проєктів з розробки рекомендаційних систем	26.04.2025 - 10.05.2025	Виконано
3	Формування методи оцінювання ефективності ІТ-проєктів з розробки рекомендаційних систем	10.05.2025 - 15.05.2025	Виконано
4	Проведення апробації методу оцінювання ІТ-проєктів з розробки рекомендаційних систем	16.05.2025 - 20.05.2025	Виконано
5	Оформлення пояснювальної записки до Кваліфікаційної роботи	21.05.2025 - 30.05.2025	Виконано
6	Захист кваліфікаційної роботи	05.06.2025	Виконано

Дата видачі завдання 21 квітня 2025 р.

Здобувач _____
(підпис)

Керівник роботи _____
(підпис)

доц. каф. ІУС Аліна МІХНОВА
(посада, власне ім'я, прізвище)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка кваліфікаційної роботи: 75 с., 8 рис., 3 табл., 1 дод., 37 джерел.

АНАЛІЗ ДАНИХ, ЕФЕКТИВНІСТЬ, ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ, МАШИННЕ НАВЧАННЯ, ОЦІНЮВАННЯ, РЕКОМЕНДАЦІЙНА СИСТЕМА, РЕСУРСИ, ЯКІСТЬ.

Об'єкт дослідження – ІТ-проекти, пов'язані з розробкою та впровадженням рекомендаційних систем.

Предмет дослідження – методи оцінювання ефективності ІТ-проектів рекомендаційних систем з урахуванням метрик якості, технологічних і ресурсних аспектів, а також інтеграційних можливостей.

Мета дослідження – розробка вдосконаленого підходу до комплексного оцінювання ефективності ІТ-проекту створення рекомендаційної системи, що поєднує якісні показники рекомендацій з аналізом ресурсного та технологічного забезпечення.

Наукова новизна – запропоновано комплексний метод оцінювання ефективності ІТ-проектів з розробки рекомендаційних систем на основі ансамблевого підходу, що враховує не лише якість рекомендацій, але й економічну доцільність, ресурсні витрати та технологічну відповідність, а також процедуру визначення вагових коефіцієнтів для оцінювання ефективності даного типу проектів.

Практичне значення – результати дослідження можуть бути використані для підвищення ефективності планування, реалізації та впровадження рекомендаційних систем у різних сферах, сприяючи оптимізації витрат і покращенню прийняття управлінських рішень.

ABSTRACT

Master's thesis: 75 pages, 8 figures, 3 tables, 1 appendices, 37 sources.

DATA ANALYSIS, EFFICIENCY, INFORMATION TECHNOLOGIES, MACHINE LEARNING, EVALUATION, RECOMMENDER SYSTEM, RESOURCES, QUALITY.

Object of the study – IT projects related to the development and implementation of recommender systems.

Subject of the study – methods for evaluating the effectiveness of IT projects involving recommender systems, taking into account recommendation quality metrics, technological and resource factors, as well as integration capabilities.

Purpose of the study – to develop an advanced approach to comprehensive evaluation of the effectiveness of an IT project for creating a recommender system, which combines quality indicators of recommendations with analysis of resource and technological support.

Scientific novelty – a comprehensive method for assessing the effectiveness of IT projects for the development of recommendation systems based on an ensemble approach is proposed, which takes into account not only the quality of recommendations, but also economic feasibility, resource costs and technological compliance, as well as the procedure for determining weighting factors for assessing the effectiveness of this type of project.

Practical significance – the results of the study can be used to increase the efficiency of planning, implementation, and deployment of recommender systems in various domains, contributing to cost optimization and improvement of managerial decision-making.

ЗМІСТ

Скорочення та умовні позначки.....	8
Вступ.....	9
1 Аналіз підходів до оцінювання ефективності іт-проектів з розробки рекомендаційних систем.....	11
1.1 Рекомендаційні системи як об'єкт ІТ-проекту, їх структура та особливості розробки	11
1.2 Огляд процесу функціонування рекомендаційних систем.....	15
1.3 Життєвий цикл ІТ-проекту з розробки рекомендаційних систем	17
1.4 Аналіз методів оцінювання ефективності ІТ-проектів з розробки рекомендаційних систем.....	21
1.5 Постановка задачі дослідження	25
2 Ансамблевий підхід до оцінювання ефективності іт-проектів з розробки рекомендаційних систем.....	26
2.1 Аналіз метрик якості рекомендацій для оцінювання ефективності ІТ-проекту з розробки рекомендаційних систем.....	26
2.2 Критерії ефективності ІТ-проекту та їх вплив на процес розробки рекомендаційної системи.....	29
2.3 Метод оцінювання ефективності ІТ-проекту розробки рекомендаційної системи на основі ансамблевого підходу.....	32
3 Формування методики оцінювання ефективності іт-проектів з розробки рекомендаційних систем.....	40
3.1 Визначення вагових коефіцієнтів для оцінювання ефективності ІТ-проекту з розробки рекомендаційних систем.....	40
3.2 Методика оцінювання ефективності ІТ-проекту з урахуванням ресурсних та технологічних факторів.....	45
4 Апробація методу оцінювання ефективності іт-проектів з розробки рекомендаційних систем на основі ансамблевого методу	50
4.1 Опис типового ІТ-проекту з розробки рекомендаційних систем.....	50

4.2	Опис інструментів розробки запропонованого методу оцінювання ефективності ІТ-проєкту рекомендаційної системи	52
4.3	Експериментальна перевірка запропонованого методу оцінювання ефективності ІТ-проєкту у порівнянні з методами RMSE, Prediction@K та NDCG	54
4.4	Практичні рекомендації щодо підвищення ефективності розробки ІТ-проєктів рекомендаційних систем	57
	Висновки	59
	Перелік джерел посилання	61
	Додаток А Графічний матеріал до кваліфікаційної роботи	65

СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ

IT – інформаційна технологія

MAE – Mean Absolute Error

RMSE – Root Mean Square Error

NDCG – Normalized Discounted Cumulative Gain

ROI – Return on Investment

CR – Conversion Rate

URR – User Retention Rate

CSAT – Customer Satisfaction Score

TCO – Total Cost of Ownership

DevOps – Development Operations

AHP – Analytic Hierarchy Process

ВСТУП

Рекомендаційні системи є одним із ключових напрямів розвитку сучасних інформаційних технологій. Вони широко застосовуються у сфері електронної комерції, цифрових медіа, фінансових послуг, охорони здоров'я та освіти. Основним завданням таких систем є персоналізація контенту, що дозволяє підвищити зручність користувачів, збільшити їх залученість та покращити ефективність бізнес-процесів. Завдяки використанню алгоритмів машинного навчання рекомендаційні системи аналізують великі обсяги даних про поведінку користувачів і формують індивідуальні пропозиції, що максимально відповідають їхнім інтересам.

Розробка та впровадження рекомендаційних систем є складним ІТ-проектом, що вимагає ретельного планування, вибору оптимальних методів аналізу даних та оцінювання ефективності [1]. Зазвичай ефективність таких проєктів оцінюється через стандартні метрики якості рекомендацій. Проте такі показники не дають повного уявлення про ефективність проєкту, оскільки не враховують технологічні, ресурсні та економічні аспекти. У зв'язку з цим виникає необхідність розробки комплексного підходу до оцінювання ефективності, що дозволить інтегрувати кілька підходів і враховувати широкий спектр факторів, що впливають на успішність розробки та впровадження рекомендаційних систем.

Актуальність дослідження визначається необхідністю розробки вдосконалених методів оцінювання ефективності ІТ-проєктів у сфері рекомендаційних систем, що дозволить ухвалювати більш обґрунтовані рішення на всіх етапах їхнього життєвого циклу.

Об'єктом дослідження є ІТ-проєкти, пов'язані з розробкою та впровадженням рекомендаційних систем.

Предметом дослідження виступає оцінювання ефективності таких проєктів із врахуванням метрик якості рекомендацій, технологічних факторів, ресурсних витрат та можливості інтеграції в існуючі інформаційні системи.

Метою роботи є розробка вдосконаленого підходу до оцінювання ефективності IT-проєкту розробки рекомендаційної системи, що дозволить отримати більш повну та точну характеристику його успішності. Це включає поєднання аналітичних показників, що відображають якість рекомендацій, з оцінюваннями ефективності використання ресурсів та доцільності впровадження.

Дослідження спрямоване на формування комплексної моделі оцінювання ефективності, яка дозволить ухвалювати обґрунтовані рішення щодо розробки, вибору технологій та стратегій реалізації рекомендаційних систем. Практичне значення отриманих результатів полягає у можливості використання запропонованого підходу для підвищення результативності та оптимізації витрат на IT-проєкти у сфері рекомендаційних технологій.

1 АНАЛІЗ ПІДХОДІВ ДО ОЦІНЮВАННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ ІТ-ПРОЄКТІВ З РОЗРОБКИ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ

1.1 Рекомендаційні системи як об'єкт ІТ-проєкту, їх структура та особливості розробки

Рекомендаційні системи є важливим компонентом сучасних інформаційних технологій, які забезпечують персоналізоване надання інформації користувачам на основі аналізу їхніх уподобань, поведінки та інших факторів. Вони застосовуються у широкому спектрі галузей, включаючи електронну комерцію, соціальні мережі, стрімінгові платформи, освітні середовища та медичні системи підтримки ухвалення рішень. Як об'єкт ІТ-проєкту, рекомендаційні системи мають складну структуру та вимагають ретельного планування та впровадження ефективних алгоритмічних та технологічних рішень [2].

Загалом, архітектура рекомендаційної системи включає такі основні компоненти:

а) підсистема збору даних відповідальна за отримання, зберігання та обробку інформації про користувачів, продукти, контент та взаємодію між ними. Дані можуть включати явні (експліцитні) оцінювання, такі як рейтинги та відгуки, а також неявні (імпліцитні) сигнали, наприклад, історію переглядів, покупки або часові патерни активності;

б) модуль препроцесингу даних здійснює очищення, нормалізацію та агрегування даних. У цьому блоці також можуть застосовуватися методи зменшення розмірності, такі як головні компоненти або автоенкодері, з метою оптимізації подальшої обробки;

в) ядро рекомендаційної системи включає алгоритми формування рекомендацій. Найпоширенішими підходами є:

– контентно-орієнтовані методи, що ґрунтуються на подібності між об'єктами та користувачами, аналізуючи атрибути контенту;

- колаборативна фільтрація, яка використовує схожість між користувачами або об'єктами на основі їхньої взаємодії;

- гібридні підходи, що поєднують переваги контентного аналізу та колаборативної фільтрації;

г) модуль оцінювання якості рекомендацій забезпечує аналіз точності та ефективності наданих рекомендацій. Використовуються різні метрики оцінювання, що дозволяють визначити ступінь відповідності рекомендацій потребам користувачів;

д) інтерфейс користувача та інтеграційні механізми – відповідають за взаємодію з кінцевими користувачами, відображення рекомендацій та можливість зворотного зв'язку. Сучасні системи часто використовують веб- та мобільні інтерфейси, API для інтеграції з іншими сервісами та модулі персоналізації відображення контенту.

Розробка рекомендаційної системи є складним процесом, що включає кілька ключових етапів:

- формалізація завдання та вибір методів – визначення цілей системи, ключових характеристик контенту та користувачів, а також вибір підходу до рекомендацій (контентний, колаборативний або гібридний);

- збір та підготовка даних – оскільки якість рекомендацій значною мірою залежить від обсягу та чистоти вхідних даних, цей етап включає створення механізмів для отримання даних, їх очищення, трансформацію та обробку;

- розробка алгоритмічної частини – вибір та імплементація алгоритмів, що формують рекомендації. Важливим аспектом є баланс між точністю та швидкістю обчислень, що визначає здатність системи масштабуватися та працювати в реальному часі;

- розгортання та оптимізація – включає інтеграцію з іншими ІТ-системами, розподілену обробку запитів, використання технологій контейнеризації та оркестрації для масштабування системи;

– оцінювання ефективності та коригування – тестування на реальних користувачах, адаптація системи до змінних умов експлуатації та постійне вдосконалення моделей для підвищення релевантності рекомендацій.

На рисунок 1.1 представлено структурну схему функціонування рекомендаційної системи, яка ілюструє її призначення та механізм дії у процесі взаємодії користувача з вебресурсами. Схема відображає, яким чином система формує персоналізовані рекомендації, аналізуючи дії користувача під час навігації вебсторінками.



Рисунок 1.1 – Структурна схема функціонування рекомендаційної системи

Прогнозування вподобань користувачів становить складне завдання через множинність індивідуальних та контекстуальних чинників, що впливають на прийняття рішень. З огляду на це, рекомендаційні системи характеризуються високим рівнем варіативності, оскільки їх метою є оцінювання уподобань та інтересів кожного окремого користувача. Процес надання запису користувача показано на рисунку 1.2. У такому контексті особливу наукову цінність становить проблема автоматизованого оцінювання ймовірності прийняття рекомендації користувачем ще до її безпосереднього надання, що відкриває широкі можливості для вдосконалення алгоритмів персоналізації.



Рисунок 1.2 – Процес надання запиту користувачу

Однією з основних проблем у розробці рекомендаційних систем є проблема холодного старту, що виникає при недостатній кількості даних про нових користувачів або новий контент [3]. Також суттєвими викликами є масштабованість, обробка великих обсягів даних та забезпечення персоналізації рекомендацій у режимі реального часу.

Перспективні напрями розвитку рекомендаційних систем включають використання глибокого навчання, нейронних мереж та методів обробки природної мови для покращення точності рекомендацій. Крім того, актуальними залишаються питання прозорості алгоритмів, забезпечення справедливості рекомендацій та адаптація систем до змін у поведінці користувачів.

Таким чином, рекомендаційні системи є складним, багатокомпонентним об'єктом ІТ-проекту, який потребує комплексного підходу до розробки, оцінювання та впровадження. Для підвищення ефективності розробки ІТ-проекту рекомендаційної системи необхідно враховувати такі аспекти:

– раціональне управління ресурсами. Оптимальний розподіл обчислювальних, людських та фінансових ресурсів забезпечує збалансований розвиток системи та ефективну реалізацію її функціональних можливостей;

– часові витрати. Планування та контроль часових рамок виконання проєкту дозволяє уникнути затримок на ключових етапах, зокрема у зборі даних, розробці алгоритмів та інтеграції з іншими сервісами;

– фінансова ефективність. Оптимізація витрат на розробку та впровадження системи передбачає вибір економічно доцільних технологій, ефективних алгоритмічних рішень та мінімізацію витрат на обчислювальні потужності;

– технічна спроможність. Використання сучасних підходів до масштабування та забезпечення продуктивності, таких як контейнеризація, розподілені обчислення та глибинне навчання, дозволяє створювати ефективні та адаптивні рекомендаційні системи.

1.2 Огляд процесу функціонування рекомендаційної системи

Рекомендаційна система являє собою складну інформаційно-аналітичну структуру, що функціонує на основі циклічного оброблення даних користувачів та предметної області з метою персоналізованої видачі релевантного контенту. Основою для її ефективного функціонування є збір, уніфікація та попередня обробка вхідних даних, які можуть надходити з різномірних джерел. До таких джерел належать історії взаємодій користувачів із системою (кліки, перегляди, оцінювання, покупки), атрибутивні характеристики об'єктів (описові, категоріальні, числові параметри), а також додаткові зовнішні ресурси, наприклад, соціальні мережі чи публічні бази знань. На цьому етапі застосовуються методи очищення від шуму, фільтрації аномальних значень, нормалізації шкал, а також засоби обробки пропущених значень – як статистичні (середнє, мода), так і модельні (регресійне заповнення, імітаційна генерація).

Після того як дані пройшли етап попередньої обробки, виконується їх трансформація в єдині числові представлення, які забезпечують можливість

математичного моделювання взаємодій. Формуються векторні профілі користувачів, що акумулюють інформацію про їхні інтереси, переваги, інтенсивність та тип взаємодії з об'єктами системи. Для об'єктів рекомендації створюються аналогічні векторні представлення, які можуть будуватись як на основі контентних ознак (наприклад, текстових описів або категоріальних міток), так і за допомогою методів машинного навчання, зокрема через навчання ембедінгів. У результаті формується спільний простір ознак, у якому подібність між користувачем і об'єктом можна оцінювати за допомогою метрик, таких як косинусна відстань, евклідова відстань чи скалярний добуток.

На наступному етапі система переходить до етапу генерації кандидатів – підмножини об'єктів, які з найбільшою ймовірністю можуть зацікавити конкретного користувача. Для цього застосовуються алгоритми фільтрації, які можуть бути колаборативними (орієнтованими на схожість користувачів або об'єктів), контентно-залежними (на основі схожості за атрибутами) або гібридними, які поєднують обидва підходи. Зібрані кандидати проходять сортування за ступенем відповідності інтересам користувача. Тут також можуть враховуватись додаткові бізнес-обмеження, зокрема пріоритетність певних об'єктів, необхідність урахування категорій товарів, цінкових діапазонів або географічної доступності.

Після сортування формується остаточний список рекомендацій, який подається користувачеві. Однак цикл роботи системи на цьому не завершується. Важливою складовою функціонування є механізм збирання та оброблення зворотного зв'язку. Кожна взаємодія користувача із запропонованими рекомендаціями (перегляд, клік, додавання до обраного, покупка тощо) фіксується та використовується для оновлення профілю користувача. У багатьох системах реалізується механізм онлайн-оновлення, що дозволяє моделі адаптуватись у реальному часі. Це дає змогу підтримувати релевантність видачі на високому рівні навіть за умов зміни інтересів користувача або появи нових об'єктів у системі.

Таким чином, повний цикл функціонування рекомендаційної системи охоплює інтеграцію та нормалізацію вхідних даних, побудову числових представлень, генерацію і реренкінг кандидатів, а також оновлення моделей на основі динамічних даних зворотного зв'язку. Усі ці компоненти працюють узгоджено та безперервно, що забезпечує адаптивність системи до зміни поведінки користувачів та динаміки інформаційного середовища. Умовна візуалізація ключових складових процесу наведена на рисунок 1.3, що ілюструє структурну взаємодію між етапами в системі рекомендацій.



Рисунок 1.3 – Складові процесу надання рекомендації

1.3 Життєвий цикл ІТ-проєкту з розробки рекомендаційних систем

Життєвий цикл ІТ-проєкту розробки рекомендаційної системи охоплює весь процес створення, тестування, впровадження та подальшого вдосконалення системи, яка надає персоналізовані рекомендації користувачам на основі їхніх інтересів, поведінки або інших релевантних факторів. Ефективність цього життєвого циклу залежить від низки параметрів, зокрема точності рекомендацій,

швидкості обробки даних, масштабованості та здатності адаптуватися до змін у поведінці користувачів.

Розглядаючи життєвий цикл такого проєкту, слід звернути увагу на класичні моделі управління розробкою програмного забезпечення (наприклад, каскадна модель, гнучкі методології Agile або DevOps-підхід), оскільки вибір методології може значною мірою впливати на швидкість реалізації та кінцеву якість продукту [4].

Життєвий цикл розробки рекомендаційної системи складається з декількох ключових етапів, кожен з яких є критичним для досягнення високої ефективності та відповідності системи очікуванням користувачів та бізнес-цілям:

а) ініціація проєкту та аналіз вимог. На цьому етапі визначаються основні цілі розробки рекомендаційної системи, її ключові функціональні можливості, а також потенційні виклики, які можуть виникнути під час її реалізації. Основні завдання цього етапу включають:

- формулювання бізнес-цілей. Визначення, яку проблему має вирішувати система, наприклад, підвищення продажів в електронній комерції або покращення взаємодії користувачів з контентом у стримінговому сервісі;

- аналіз даних. Дослідження доступних даних, їхнього обсягу, структури та якості. Визначення, чи потрібно збирати додаткові дані або очищати наявні;

- визначення типу рекомендаційної системи. Вибір підходу до створення рекомендацій (контентна фільтрація, колаборативна фільтрація, гібридні методи);

- формування вимог до інфраструктури. Аналіз необхідних обчислювальних ресурсів, інструментів розробки та вимог до масштабованості;

б) проєктування та розробка архітектури системи. На цьому етапі формується архітектура системи, яка має забезпечити її ефективність, надійність і масштабованість. Основні аспекти включають:

- вибір алгоритмів машинного навчання. Визначення, які моделі будуть використовуватися (наприклад, згорткові нейронні мережі, автоенкодера, факторизаційні машини);

- проектування бази даних. Визначення структури збереження даних про користувачів, товари, історію взаємодій та додаткові метадані;

- розробка API для інтеграції. Визначення способів комунікації між клієнтською частиною та сервером;

- розробка механізмів реального часу. Впровадження потокової обробки даних для персоналізації рекомендацій у режимі реального часу;

в) реалізація та інтеграція системи. Цей етап передбачає безпосередню розробку програмного коду та впровадження математичних моделей. Основні роботи включають:

- розробку інтерфейсу користувача. Якщо рекомендаційна система має бути вбудована у вебсайт або мобільний застосунок, важливо забезпечити зручний UI/UX;

- імплементацію алгоритмів машинного навчання. Тренування моделей, їх тестування та оптимізація параметрів;

- інтеграцію з існуючими сервісами. Підключення системи до баз даних, аналітичних платформ та зовнішніх API;

- автоматизацію оновлення моделей. Налаштування механізмів постійного донавчання системи на основі нових даних;

г) оцінювання ефективності та тестування. На цьому етапі проводиться оцінювання якості роботи системи, її точності та швидкодії. Для цього використовуються такі метрики:

- mean absolute error (MAE) – середня абсолютна похибка у прогнозах;

- root mean square error (RMSE) – корінь середньоквадратичної похибки;

- normalized discounted cumulative gain (NDCG) – показник релевантності рекомендацій;

- precision@k, recall@k – оцінювання точності рекомендацій у топ-k видачі;

д) впровадження та підтримка. Після тестування система розгортається у виробничому середовищі та починає обробляти запити користувачів. Основні завдання цього етапу:

- моніторинг продуктивності. Використання аналітичних інструментів для відстеження поведінки користувачів та якості рекомендацій;
- модернізація системи. Оптимізація моделей та алгоритмів у разі змін у поведінці користувачів;
- адаптація до змін у даних. Використання методів онлайн-навчання для підтримки актуальності рекомендацій.

Оцінювання ефективності життєвого циклу ІТ-проєкту з розробки рекомендаційної системи базується на таких критеріях:

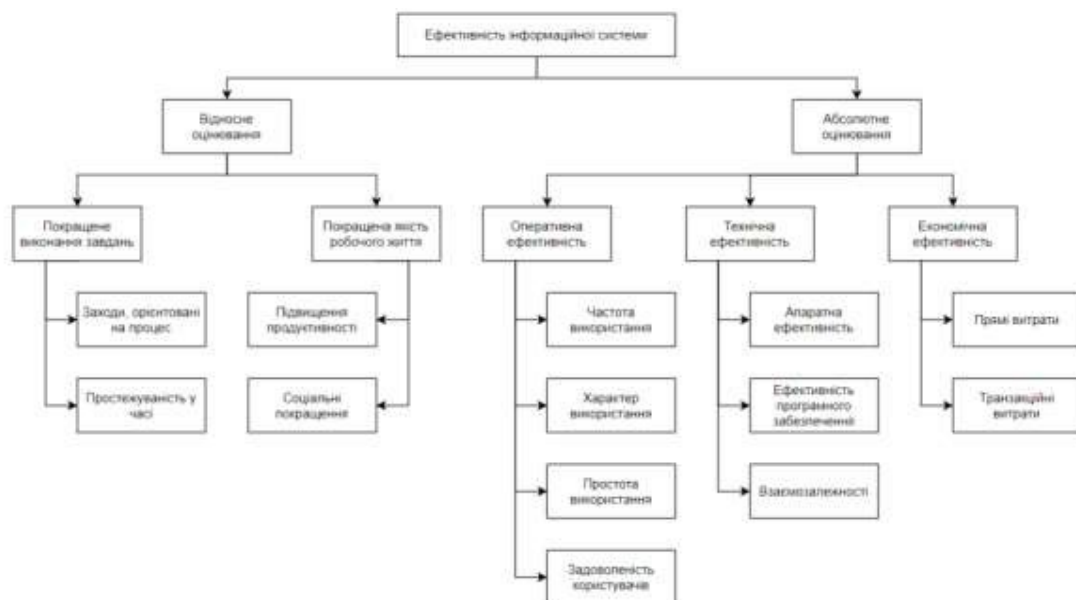
- часова ефективність. Наскільки швидко система може обробляти запити користувачів;
- масштабованість. Здатність обробляти зростаючий обсяг даних та користувачів;
- продуктивність. Оптимізація обчислювальних ресурсів та зменшення затримок у генерації рекомендацій;
- якість рекомендацій. Чи дійсно запропоновані варіанти відповідають інтересам користувачів;
- економічна доцільність. Чи відповідає вартість розробки очікуваному бізнес-ефекту.

Ефективний життєвий цикл розробки рекомендаційної системи базується на використанні сучасних методів машинного навчання, автоматизації обробки даних та адаптивних алгоритмів, що забезпечують точність і релевантність рекомендацій. Оптимальний вибір методології управління, таких як Agile або DevOps, сприяє швидкій розробці та інтеграції системи, а застосування хмарних технологій і контейнеризації підвищує її масштабованість. Оцінювання економічної доцільності, оптимізація витрат і продуктивності гарантують ефективне використання ресурсів, а постійний моніторинг якості рекомендацій

дозволяє швидко адаптувати систему до змін у поведінці користувачів, забезпечуючи стабільну роботу й високий бізнес-ефект.

1.4 Аналіз методів оцінювання ефективності IT-проектів з розробки рекомендаційних систем

Оцінювання ефективності IT-проекту з розробки рекомендаційних систем є складним завданням, яке охоплює різні аспекти, включаючи економічну доцільність, якість рекомендацій, продуктивність алгоритмів, масштабованість, адаптивність і вплив на бізнес-процеси [5]. Вибір методів оцінювання має відповідати конкретним цілям проекту та особливостям використовуваних технологій. Підходи до оцінювання ефективності інформаційних систем узагальнено показано на рисунку 1.4.



Рисунк 1.4 – Підходи до оцінювання ефективності інформаційних систем

Економічний аналіз є одним із ключових напрямів оцінювання, оскільки розробка рекомендаційної системи потребує значних інвестицій, а її

ефективність визначається не лише якістю рекомендацій, а й фінансовою доцільністю. Одним із поширених методів економічного аналізу є оцінювання повернення інвестицій (ROI), яка дозволяє визначити співвідношення між витратами на розробку та впровадження системи та отриманими вигодами. Іншим важливим підходом є метод загальної вартості володіння (ТСО), який охоплює всі витрати, пов'язані з розробкою, підтримкою та експлуатацією системи, включаючи витрати на обчислювальні ресурси, оплату праці розробників та адміністраторів, а також підтримку користувачів. Також доцільним є аналіз точки беззбитковості, який дозволяє оцінити, коли система почне приносити прибуток, що є особливо важливим для комерційних застосувань.

Алгоритмічний аналіз спрямований на оцінювання ефективності використовуваних методів рекомендацій. Оскільки рекомендаційні системи можуть базуватися на різних підходах, таких як колаборативна фільтрація, контентна фільтрація або гібридні моделі, важливо визначити, які алгоритми працюють найкраще в конкретному контексті. Основні аспекти оцінювання включають точність рекомендацій, швидкість їх генерації, здатність адаптуватися до змін у поведінці користувачів та ефективність використання ресурсів. Важливим показником є здатність системи обробляти великі обсяги даних без значних затримок у роботі.

Експериментальне тестування дозволяє оцінити ефективність системи на практиці, застосовуючи різні підходи до перевірки її роботи. Одним із ключових методів є А/В-тестування, яке передбачає порівняння двох або більше версій системи для визначення, яка з них працює краще [6]. Наприклад, можна протестувати два різні алгоритми рекомендацій і порівняти їхній вплив на залученість користувачів або рівень конверсії. Також важливим методом є бета-тестування, яке передбачає залучення реальних користувачів для оцінювання ефективності системи перед її офіційним запуском. Це дозволяє виявити можливі проблеми та отримати зворотний зв'язок від користувачів, що є критично важливим для вдосконалення рекомендаційних алгоритмів.

Статистичний аналіз є невід'ємною частиною оцінювання ефективності, оскільки він дозволяє глибше дослідити закономірності у поведінці користувачів та визначити фактори, що впливають на якість рекомендацій. Одним із ключових методів є регресійний аналіз, який дозволяє визначити, як різні фактори (наприклад, частота взаємодії з системою, демографічні дані користувачів) впливають на ефективність рекомендацій. Також доцільним є використання кластеризації для сегментації користувачів на основі їхніх вподобань, що дозволяє покращити персоналізацію рекомендацій. Аналіз часових рядів є важливим для прогнозування змін у вподобаннях користувачів, що дозволяє системі адаптуватися до нових тенденцій та забезпечувати більш релевантні рекомендації.

Використання методів машинного навчання значно покращує ефективність рекомендаційних систем. Одним із ключових підходів є використання глибинного навчання, яке дозволяє аналізувати складні взаємозв'язки між вподобаннями користувачів та характеристиками контенту. Згорткові нейронні мережі (CNN) використовуються для аналізу візуального та текстового контенту, що особливо важливо для платформ, які надають рекомендації на основі зображень або текстових описів [7]. Підкріплене навчання застосовується для динамічного налаштування рекомендацій, дозволяючи системі самостійно навчатися на основі реакції користувачів і змінювати свої рекомендації залежно від їхніх уподобань.

Оцінювання поведінки користувачів є важливою складовою ефективності рекомендаційної системи, оскільки вона дозволяє визначити, наскільки добре система виконує свою функцію. Одним із ключових показників є частота кліків (CTR), яка визначає, наскільки часто користувачі взаємодіють із рекомендованим контентом. Високий рівень CTR свідчить про те, що система пропонує релевантні рекомендації. Іншим важливим показником є коефіцієнт конверсії, який визначає, наскільки рекомендації впливають на прийняття рішень користувачами (наприклад, покупку товару або перегляд фільму). Рівень

утримання користувачів (Retention Rate) дозволяє оцінити, наскільки ефективно система підтримує інтерес користувачів і спонукає їх повертатися до платформи.

Моделювання бізнес-процесів дозволяє оцінити вплив рекомендаційної системи на загальну ефективність компанії. Використання BPMN (Business Process Model and Notation) дозволяє візуалізувати зміни у процесах після впровадження рекомендаційної системи, що допомагає виявити можливі покращення. Аналіз ефективності операцій дозволяє оцінити, як впровадження автоматизованих рекомендацій впливає на продуктивність персоналу та бізнес-метрики.

Методи оптимізації та прогнозування також є важливими для оцінювання ефективності проекту. Використання генетичних алгоритмів дозволяє оптимізувати параметри рекомендаційних моделей, забезпечуючи кращу точність і швидкість роботи системи [8]. Аналіз часових рядів допомагає прогнозувати зміну вподобань користувачів і адаптувати систему до нових тенденцій.

Загалом оцінювання ефективності IT-проекту з розробки рекомендаційної системи вимагає комплексного підходу, який охоплює економічні, алгоритмічні, статистичні та бізнес-орієнтовані аспекти. Використання різних методів дозволяє отримати об'єктивну оцінювання роботи системи та визначити шляхи її вдосконалення. Поєднання економічного аналізу, тестування алгоритмів, оцінювання поведінки користувачів, машинного навчання та бізнес-моделювання забезпечує глибоке розуміння ефективності системи та її впливу на користувачів і бізнес. Такий підхід дозволяє не лише оптимізувати якість рекомендацій, а й забезпечити фінансову доцільність та конкурентні переваги на ринку.

1.5 Постановка задачі дослідження

Рекомендаційні системи, які активно використовуються в різних галузях, таких як електронна комерція, медіа, соціальні мережі, надають можливість користувачам отримувати персоналізовані поради та рекомендації. Оцінювання ефективності таких проєктів є критичним етапом на всіх етапах їх розробки, оскільки вона дозволяє своєчасно коригувати стратегії і приймати оптимальні рішення для підвищення якості рекомендацій та зниження витрат ресурсів.

Актуальність дослідження зумовлена необхідністю розробки ефективних методів і підходів до оцінювання ефективності ІТ-проєктів, які відповідають сучасним вимогам та враховують специфіку рекомендаційних технологій. Це дозволяє досягти високих результатів у розробці та вдосконаленні рекомендаційних систем, зокрема за допомогою інтеграції різних аналітичних методів і метрик.

Основними завданнями дослідження є:

- розробка та удосконалення методу оцінювання ефективності ІТ-проєктів з використанням ансамблевого підходу, що інтегрує різні метрики, такі як RMSE, Precision@K та NDCG;
- формулювання критеріїв ефективності ІТ-проєктів у контексті розробки рекомендаційних систем, з урахуванням ресурсних та технологічних факторів;
- методика використання запропонованого методу для оцінювання ефективності реалізації ІТ-проєкту з урахуванням впливу різних ресурсів та технологій, що використовуються під час розробки рекомендаційних систем;
- проведення експериментальної перевірки запропонованих методів та підходів, що дозволяє перевірити їх застосовність у реальних умовах розробки ІТ-проєктів.

2 АНСАБЛЕВИЙ ПІДХІД ДО ОЦІНЮВАННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ ІТ-ПРОЄКТІВ З РОЗРОБКИ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ

2.1 Аналіз метрик якості рекомендацій для оцінювання ефективності ІТ-проєкту з розробки рекомендаційних систем

Оцінювання ефективності ІТ-проєктів, що стосуються розробки рекомендаційних технологій, є складним і багатогранним процесом, який охоплює різні аспекти роботи системи. Оскільки рекомендаційні системи активно використовуються в багатьох сферах, таких як електронна комерція, медіа, соціальні мережі та багато інших, важливо застосовувати ефективні методи оцінювання для забезпечення їх високої якості та відповідності вимогам користувачів і бізнесу. Оцінювання ефективності рекомендаційних систем включає використання різноманітних метрик і методів, серед яких можна виділити кілька основних категорій: точність рекомендацій, швидкість і продуктивність системи, бізнес-ефективність, масштабованість, адаптивність та економічна доцільність [9].

Точність рекомендацій є одним із найважливіших показників ефективності рекомендаційної системи. Вона визначає, наскільки добре система здатна пропонувати користувачам релевантні елементи, що відповідають їхнім інтересам чи потребам. Існують різні метрики, що дозволяють оцінити точність системи:

– mean absolute error (MAE) – це одна з найбільш поширених метрик, яка вимірює середнє значення абсолютної різниці між прогнозованими і фактичними оцінюваннями елементів. Цей показник дозволяє зрозуміти, наскільки система може точно передбачити оцінювання або вподобання користувачів;

– root mean squared error (RMSE) є вдосконаленою версією MAE і забезпечує більш високий вплив великих помилок, оскільки квадратує різницю між прогнозованими і фактичними значеннями. Це робить RMSE чутливішим до

великих відхилень, що дозволяє краще оцінювати ефективність системи в умовах високої варіативності в даних;

– precision@k та recall@k – це метрики, що використовуються для оцінювання точності рекомендацій на основі топ-k елементів, рекомендованих системою. Precision@k вимірює кількість релевантних елементів у перших k елементах списку, в той час як Recall@k оцінює, скільки з усіх релевантних елементів було рекомендовано в топ-k списку. Це важливо для систем, де порядок елементів у списку має значення;

– $\text{normalized discounted cumulative gain (NDCG)}$ є метрикою, що враховує не тільки точність, але й порядок елементів у списку рекомендацій. Це дозволяє краще оцінити, наскільки добре система може надавати користувачам найбільш релевантні елементи на високих позиціях у списку.

Швидкість та продуктивність є важливими характеристиками для оцінювання рекомендаційних систем, оскільки вони визначають, як ефективно система працює під час взаємодії з користувачами. Оцінювання цих аспектів включає такі показники:

– час відгуку (Latency) вимірює час, який необхідний для генерування та надання рекомендацій після отримання запиту користувача. У контексті реального часу, цей параметр має критичне значення, оскільки затримки можуть впливати на досвід користувача та його задоволення від взаємодії з системою;

– продуктивність (Throughput) вимірює кількість запитів, які система може обробити за одиницю часу. Цей показник особливо важливий для масштабних систем, які повинні працювати з великою кількістю користувачів одночасно;

– масштабованість є оцінкою здатності системи ефективно працювати при значному збільшенні кількості користувачів або обсягу даних. Масштабованість важлива для рекомендаційних систем, які повинні обробляти величезні обсяги даних і надавати рекомендації в реальному часі.

Оцінювання бізнес-ефективності рекомендаційної системи полягає в аналізі того, як система сприяє досягненню бізнес-цілей і економічним результатам. Важливо враховувати не лише технічні параметри, а й те, як

система допомагає зростати доходам або підвищувати лояльність користувачів [10]. Оцінювання бізнес-ефективності включає такі показники:

- повернення на інвестиції (ROI) – це одна з головних метрик, що дозволяє оцінити ефективність інвестицій в систему. ROI показує, наскільки вигідно впровадження системи з фінансової точки зору, порівнюючи вигоди від її використання з витратами на розробку та підтримку;

- conversion rate (CR) – вимірює відсоток користувачів, які здійснили бажану дію (покупку, підписку, клік на рекламу тощо) після отримання рекомендацій. Високий рівень CR свідчить про те, що рекомендаційна система ефективно взаємодіє з користувачами та сприяє конверсії;

- user retention rate (URR) – цей показник визначає, наскільки система здатна утримувати користувачів, стимулюючи їх до повернення на платформу. Високий рівень утримання користувачів свідчить про успіх системи у формуванні лояльної аудиторії;

- customer satisfaction (CSAT) – оцінювання рівня задоволення користувачів від отриманих рекомендацій. Вона може бути виміряна через опитування або анкетування користувачів після взаємодії з системою. Високий рівень задоволення зазвичай корелює з позитивним досвідом використання системи.

Масштабованість та адаптивність системи є важливими для забезпечення її стійкості та здатності до ефективної роботи в умовах змінюваних обсягів даних і вимог. Оцінювання цих характеристик передбачає:

- використання ресурсів – аналіз споживання обчислювальних ресурсів, таких як пам'ять і процесорний час. Це важливо для визначення ефективності роботи системи в умовах обмежених ресурсів;

- адаптивність системи – оцінювання здатності системи навчатися і змінювати свої рекомендації на основі нових даних чи змін у поведінці користувачів. Адаптивність критична для систем, що працюють з великими і змінними наборами даних, оскільки вона дозволяє системі залишатися актуальною і ефективною.

У межах дослідження обґрунтовано доцільність використання метрик RMSE, Prediction@K та NDCG для оцінювання ефективності IT-проєкту з розробки рекомендаційної системи.

RMSE дозволяє кількісно оцінити точність передбачених рейтингових значень у порівнянні з фактичними. Це є критично важливим для систем, орієнтованих на персоналізовані рекомендації, де точність числового прогнозу визначає релевантність запропонованого контенту. Зниження значення RMSE свідчить про підвищення точності моделі.

Prediction@K фокусує увагу на спроможності системи пропонувати корисні та релевантні об'єкти в межах перших K позицій списку рекомендацій. Це особливо важливо в умовах реального використання, коли користувачі взаємодіють лише з обмеженою кількістю результатів. Високе значення цієї метрики відображає здатність системи ефективно працювати в прикладному середовищі.

NDCG є метрикою, що оцінює якість ранжування рекомендованих елементів з урахуванням їх релевантності та позиції в списку. Це забезпечує глибшу оцінювання того, наскільки система не просто передбачає корисний контент, а й правильно його впорядковує з позицій користувацької зручності.

Отже, використання цих трьох метрик у комплексі дає змогу здійснити всебічну оцінювання як точності прогнозу, так і ефективності ранжування, що є ключовим для аналітичного супроводу та прийняття рішень у межах IT-проєкту зі створення рекомендаційної системи.

2.2 Критерії ефективності IT-проєкту та їх вплив на процес розробки рекомендаційної системи

Оцінювання ефективності IT-проєкту, що стосується розробки рекомендаційних систем, включає визначення низки критеріїв, які допомагають

оцінити успішність виконання проєкту на різних етапах його життєвого циклу. Визначення цих критеріїв є важливим, оскільки вони безпосередньо впливають на процес розробки системи, її функціональність та її здатність досягти поставлених бізнес-цілей. Ключові критерії ефективності можна поділити на кілька груп, серед яких можна виділити технічні, економічні та бізнес-орієнтовані параметри:

- технічні критерії формуються на основі показників продуктивності, точності алгоритмів рекомендацій, надійності, масштабованості та відповідності обраним технологічним стандартам;

- економічні критерії визначаються з урахуванням витрат на розробку, підтримку та оновлення системи, окупності інвестицій (ROI), зниження витрат або підвищення доходів за рахунок впровадження рекомендаційного механізму;

- бізнес-орієнтовані критерії формуються з огляду на здатність системи підтримувати стратегічні цілі компанії: підвищення рівня задоволеності клієнтів, зростання показників конверсії, персоналізація взаємодії з користувачем, покращення утримання клієнтів тощо.

Технічні критерії визначають, наскільки добре система працює з точки зору її функціональності, швидкодії та якості рекомендацій [11]. До основних технічних критеріїв належать:

- а) точність рекомендацій. Це один із головних показників, який визначає, наскільки рекомендації системи відповідають інтересам користувачів.

Важливими метриками тут є:

- rmse (Root Mean Squared Error) і MAE (Mean Absolute Error) для оцінювання помилок у прогнозах;

- precision@k та Recall@k для оцінювання точності в топ-k списках рекомендацій;

- ndcg (Normalized Discounted Cumulative Gain) для врахування порядку елементів у списку рекомендацій;

- б) продуктивність та швидкість. Система повинна бути здатна генерувати рекомендації в реальному часі без затримок, що важливо для користувацького

досвіду. Це включає час відгуку (Latency) і кількість запитів, які система може обробити одночасно (Throughput);

в) масштабованість. Важливо оцінити, як система може адаптуватися до збільшення кількості користувачів та обсягів даних. Це включає ефективність обробки великих обсягів даних і здатність підтримувати високу продуктивність при значному навантаженні;

г) адаптивність. Система повинна мати можливість адаптуватися до змін у поведінці користувачів, що дозволяє їй залишатися актуальною і ефективною протягом часу. Оцінювання цієї характеристики є важливою для забезпечення високої релевантності рекомендацій у довгостроковій перспективі.

Економічні критерії допомагають оцінити фінансову ефективність проєкту, що є критично важливим для прийняття рішення про його реалізацію та подальший розвиток [12]. Основні економічні критерії включають:

– повернення на інвестиції (ROI). Це основний показник, який вимірює економічну вигідність проєкту. ROI розраховується як співвідношення вигод від впровадження рекомендаційної системи до витрат на її розробку і експлуатацію;

– загальна вартість володіння (TCO). Включає всі витрати на розробку, підтримку та експлуатацію системи протягом її життєвого циклу. Це дозволяє визначити реальні витрати на створення та підтримку системи;

– коефіцієнт конверсії (CR). Оцінює вплив рекомендаційної системи на бізнес-процеси, зокрема на рівень конверсії, тобто на кількість користувачів, які виконали бажану дію, наприклад, покупку чи підписку;

– рівень утримання користувачів (Retention Rate). Цей показник визначає, наскільки ефективно система залучає і утримує користувачів, що безпосередньо впливає на довгострокову вигідність проєкту.

Окрім технічних і економічних показників, необхідно враховувати й бізнес-орієнтовані критерії, які дозволяють оцінити, наскільки система відповідає стратегічним цілям компанії і впливає на бізнес-процеси. До таких критеріїв належать:

- підвищення доходів. Оцінювання того, наскільки ефективно система впливає на бізнес-процеси і сприяє зростанню доходів компанії, наприклад, через збільшення кількості продажів або підписок;

- задоволеність користувачів (CSAT). Це оцінювання рівня задоволення користувачів від отриманих рекомендацій. Високий рівень задоволення зазвичай корелює з позитивним досвідом користувачів і з високим рівнем лояльності;

- забезпечення конкурентних переваг. Оцінювання того, наскільки система допомагає компанії отримати конкурентні переваги на ринку. Це може бути досягнуто за рахунок унікальних функцій рекомендаційної системи або її здатності адаптуватися до змін ринку.

Формування чітких критеріїв ефективності на початкових етапах розробки рекомендаційної системи дозволяє націлити команду розробників на досягнення конкретних цілей [13]. Визначення критеріїв допомагає:

- спланувати розробку системи з урахуванням усіх технічних і економічних вимог;

- оцінити потенційні ризики та можливості під час реалізації проєкту;

- своєчасно коригувати стратегії і підходи, щоб досягти необхідних результатів на кожному етапі розробки.

2.3 Метод оцінювання ефективності ІТ-проєкту з розробки рекомендаційної системи на основі ансамблевого підходу

Оцінювання ефективності ІТ-проєктів, зокрема тих, що стосуються розробки рекомендаційних систем, є складним багатофакторним процесом, що включає в себе різноманітні технічні, економічні та часові аспекти. Традиційні підходи до оцінювання ефективності таких проєктів часто не здатні врахувати всі взаємозв'язки між цими факторами, що може призвести до недостатньої точності в прогнозуванні результатів. У цьому контексті важливу роль

відіграють ансамблеві методи, які дозволяють покращити точність прогнозування за рахунок комбінування кількох моделей машинного навчання, серед яких одним з найбільш ефективних є градієнтний бустинг.

У процесі оцінювання ефективності IT-проєкту, що стосується розробки рекомендаційних систем, необхідно враховувати широкий спектр факторів, зокрема [14]:

- технічні характеристики системи, а саме точність рекомендацій, час обробки запитів, здатність адаптуватися до нових даних;

- економічні показники, а саме витрати на розробку, бюджет проєкту, ефективність використання ресурсів, ROI (Return on Investment);

- часова ефективність, а саме час, необхідний для завершення етапів розробки, тестування та впровадження;

- якість даних, а саме обсяг та якість даних, які використовуються для побудови рекомендаційної системи;

- користувацький досвід, а саме задоволеність кінцевих користувачів, ефективність персоналізованих рекомендацій.

З огляду на складність взаємодії цих аспектів, застосування традиційних моделей оцінювання може бути недостатнім. Саме тому для досягнення більшої точності прогнозів і врахування всіх значущих факторів пропонується застосування ансамблевих методів.

Ансамблеві методи, зокрема градієнтний бустинг, є потужним інструментом для точнішої оцінювання ефективності IT-проєктів. Градієнтний бустинг включає в себе послідовне навчання кількох моделей, кожна з яких виправляє помилки попередньої. Цей процес дозволяє поступово покращувати прогнози, забезпечуючи вищу точність оцінювання на кожному етапі.

Процес градієнтного бустингу ґрунтується на побудові слабких учителів (моделей), які по черзі виправляють помилки попередніх, тим самим досягаючи кращих результатів в порівнянні з використанням одиначної моделі. Такий підхід є особливо корисним у випадку IT-проєктів, де важливо не лише точне

передбачення результату, а й врахування взаємодії великої кількості параметрів, таких як технічні, економічні та часові характеристики проекту.

Оцінювання ефективності IT-проекту може бути виражено за допомогою функції втрат, яку мінімізує кожен етап градієнтного бустингу. Математично це можна описати наступним чином [15]:

$$L(\theta) = \sum_{i=1}^n (y_i - f(x_i, \theta))^2, \quad (2.1)$$

де $L(\theta)$ – функція втрат моделі;

y_i – фактичне значення для i -го спостереження;

$f(x_i, \theta)$ – прогнозоване значення для i -го спостереження на основі моделі з параметром θ ;

x_i – вхідні дані для i -го спостереження (характеристика проекту);

θ – параметри моделі, які оптимізуються.

Процес градієнтного бустингу є ітераційним, що дозволяє по черзі покращувати прогнози, виправляючи помилки попередніх моделей, і таким чином мінімізувати функцію втрат [16].

Процес навчання в рамках градієнтного бустингу можна описати як серію етапів:

– початкове навчання. Створюється базова модель, що може бути, наприклад, деревом рішень. Ця модель дає початкові прогнози ефективності для кожного спостереження;

– оцінювання помилок. Обчислюється різниця між прогнозами та фактичними значеннями для кожного спостереження. Це дозволяє визначити помилки моделі;

– корекція помилок. Побудова нової моделі, яка намагається виправити помилки попередньої моделі. Ця модель націлена на виправлення залишкових помилок попередньої;

– повторення етапів. Цей процес повторюється до досягнення заданої кількості моделей або до зменшення похибки до прийняттого рівня.

Процес корекції помилок на кожному етапі можна виразити так:

$$f_m(x) = f_{m-1}(x) + \alpha \cdot h_m(x), \quad (2.2)$$

де $f_m(x)$ – прогноз на m -му етапі;

$f_{m-1}(x)$ – прогноз на попередньому етапі;

α – коефіцієнт навчання;

$h_m(x)$ – нова модель, що коригує залишкові помилки.

Застосування ансамблевих методів, зокрема градієнтного бустингу, для оцінювання ефективності ІТ-проєкту розробки рекомендаційної системи дозволяє:

– покращити точність прогнозування. Оскільки ансамбль використовує кілька моделей для оцінювання, це дозволяє підвищити точність результатів порівняно з одиничною моделлю;

– враховувати різноманітні фактори. Ансамблеві методи здатні враховувати численні параметри, що впливають на успіх проєкту, такі як технічні аспекти, бюджет та час;

– знизити ризик помилок. Завдяки комбінуванню кількох моделей можна зменшити вплив помилок, властивих кожній окремій моделі, що дозволяє отримати більш надійні й стабільні прогнози.

Для практичного застосування даного підходу необхідно зібрати історичні дані про реалізовані ІТ-проєкти з розробки рекомендаційних систем. Ці дані дозволяють створити набір параметрів проєкту, які потім використовуються для навчання ансамблевих моделей. Такі дані можуть включати:

– технічні характеристики системи (точність рекомендацій, швидкість обробки запитів);

– економічні показники (витрати на розробку, ROI);

- технічні складності (ресурси, необхідні для розробки);
- якість даних (обсяг та тип даних);
- користувацький досвід (задоволеність користувачів).

Після навчання моделей з використанням ансамблевих методів можна здійснити оцінювання ефективності нових проєктів, що дозволяє здійснювати оптимальне планування ресурсів, більш точно враховувати ризики та забезпечувати високу точність прогнозів [17].

Таким чином, ансамблевий підхід, зокрема градієнтний бустинг, є потужним інструментом для оцінювання ефективності ІТ-проєктів у сфері розробки рекомендаційних систем, що дозволяє значно підвищити точність прогнозів і обґрунтованість управлінських рішень.

У результаті аналізу теоретичних основ оцінювання ефективності ІТ-проєкту, зосередженого на розробці рекомендаційної системи, встановлено, що така оцінювання повинна базуватися на поєднанні кількісних і якісних показників, які відображають як технічну результативність, так і бізнес-цінність впровадженого рішення. Основними аспектами, які мають враховуватись під час розробки та впровадження рекомендаційної системи, є точність, релевантність, масштабованість, продуктивність, а також економічна доцільність проєкту.

Зокрема, технічні метрики такі як MAE, RMSE, Precision@k, Recall@k та NDCG дозволяють кількісно оцінити точність і релевантність наданих рекомендацій. Ці метрики є важливими при порівнянні альтернативних моделей або алгоритмів та дають змогу виявити ступінь відповідності запропонованих результатів уподобанням користувача.

Також значну увагу слід приділяти показникам ефективності в умовах реального функціонування системи. Такі показники, як latency (затримка у формуванні рекомендацій), throughput (пропускна здатність системи), scalability (здатність системи до роботи з великими обсягами даних без втрати ефективності), є основними для оцінювання продуктивності. Їх аналіз дозволяє оцінити, наскільки система здатна працювати у реальних умовах експлуатації, з

урахуванням обмежень інфраструктури, обсягу користувацьких даних та часу відповіді.

Окремо варто наголосити на важливості оцінювання економічної та бізнес-ефективності рекомендаційної системи. Метрики на кшталт ROI (Return on Investment), conversion rate, user engagement і customer lifetime value дають змогу зрозуміти, наскільки впроваджена система сприяє досягненню стратегічних цілей організації, зокрема підвищенню прибутковості, лояльності клієнтів та ефективності маркетингових кампаній. Таким чином, оцінювання ефективності проєкту не повинно обмежуватись лише технічними параметрами, а має враховувати й бізнес-контекст.

Комплексне оцінювання ефективності, яке поєднує аналітичні, функціональні та економічні аспекти, дозволяє виявити сильні та слабкі сторони проєкту, обґрунтувати доцільність інвестицій, а також сформулювати основу для подальшої оптимізації системи. Це особливо актуально для сучасних рекомендаційних систем, які мають адаптуватися до динамічних змін у поведінці користувачів, структурі даних та ринкових умовах.

Таким чином метод оцінювання ефективності ІТ-проєкту розробки рекомендаційної системи на основі ансамблевого підходу може бути представленим наступним чином:

– перший крок полягає в обчисленні внутрішньої функції нейрона, яка є зваженою сумою вхідних ознак. Математично це можна представити як:

$$z = \sum_{i=1}^n w_i x_i + b, \quad (2.3)$$

де x_i – вхідні ознаки;

w_i – вагові коефіцієнти;

b – зміщення.

На цьому кроці формується основна структура нейрона, а вагові коефіцієнти є ключовими параметрами, які визначають важливість кожної

ознаки. Початково вони задаються випадковими значеннями, а в процесі навчання коригуються, що безпосередньо впливає на здатність моделі до точного прогнозування;

– другий крок полягає в тому, що отримане значення z подається на вхід активаційної функції, яка вводить у модель нелінійність. У цьому випадку використовуємо функцію ReLU (Rectified Linear Unit), яка має вигляд:

$$a = \text{ReLU}(z) = \max(0, z), \quad (2.4)$$

ReLU проста у реалізації, ефективна в обчисленнях і добре працює для глибинних мереж. Вона дозволяє моделі активуватись лише за наявності позитивного сигналу, що зменшує проблему зникнення градієнта. Цей етап визначає, чи буде нейрон активним, що критично для формування складних патернів;

– третій крок полягає в тому, що на основі виходу всіх нейронів моделі обчислюється функція втрат (loss function), яка оцінює ступінь відхилення прогнозів від реальних значень (2.1);

– на четвертому кроці здійснюється оптимізація вагових коефіцієнтів для мінімізації функції втрат. Зворотне поширення помилки (backpropagation) дозволяє обчислити градієнти похідної функції втрат за кожним ваговим коефіцієнтом. Для оновлення ваг застосовується формула градієнтного спуску:

$$w'_i = w_i - \eta \cdot \frac{\partial L}{\partial w_i}, \quad (2.5)$$

де η – швидкість навчання.

Таким чином, модель поступово навчається, змінюючи ваги для покращення точності прогнозування.

Така архітектура навчання нейронної мережі, яка поєднує лінійну трансформацію, нелінійну активацію, функцію втрат і оптимізацію ваг,

забезпечує високу точність, адаптивність, масштабованість та інтерпретованість, що відповідає критеріям ефективності ІТ-проєкту розробки рекомендаційної системи. Даний метод використовується при розробці рекомендаційної системи і надає можливість в ході виконання проєкту отримувати кращі результати. Більш детальний опис використання методу буде надано при формуванні методики оцінювання ефективності ІТ-проєкту з розробки рекомендаційних систем.

3 ФОРМУВАННЯ МЕТОДИКИ ОЦІНЮВАННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ ІТ-ПРОЄКТІВ З РОЗРОБКИ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ

3.1 Визначення вагових коефіцієнтів для оцінювання ефективності ІТ-проєкту з розробки рекомендаційних систем

Розробка рекомендаційної системи є комплексним ІТ-проєктом, у межах якого успіх залежить від збалансованого досягнення технічних, економічних, часових та користувацьких показників. Для того щоб здійснити об'єктивну оцінювання ефективності такого проєкту, необхідно не лише визначити перелік релевантних критеріїв, а й встановити їхні вагові коефіцієнти, які відображають відносну важливість кожного фактора в загальній оцінці.

В умовах розробки рекомендаційної системи особливо важливими є такі аспекти, як точність прогнозів, швидкість генерації рекомендацій, витрати на розробку і подальшу підтримку системи, адаптивність до змін у даних, а також задоволеність кінцевих користувачів [18]. Саме ці аспекти будуть визначати основні критерії оцінювання.

З урахуванням специфіки ІТ-проєкту розробки рекомендаційної системи, формулюється перелік критеріїв оцінювання, згрупованих за категоріями:

- а) технічна ефективність:
 - точність рекомендацій (Precision, Recall, F1-score), тобто оцінювання правильності виданих рекомендацій на основі тестових даних;
 - швидкість відповіді системи, тобто середній час генерації рекомендацій за одиничний запит користувача;
 - адаптивність системи, тобто здатність системи ефективно оновлювати свої рекомендації при зміні даних (метрики адаптивності);
- б) економічна ефективність:
 - загальні витрати на розробку, що включають витрати на оплату праці команди, інфраструктуру, ліцензії та супутні послуги;

- витрати на обслуговування, тобто прогнозовані річні витрати на підтримку та оновлення системи;

- очікуване фінансове повернення (ROI), тобто співвідношення прибутку від використання системи до її загальної вартості;

в) часова ефективність проекту:

- дотримання графіку розробки, тобто ступінь відповідності реальних строків реалізації етапів початковому плану;

г) якість вхідних даних:

- повнота даних, тобто відсоток заповненості ключових атрибутів користувачів та об'єктів рекомендацій;

- якість маркування даних, тобто ступінь відповідності реальних даних очікуваним стандартам якості;

д) користувацький досвід:

- рівень задоволеності користувачів, тобто результати опитувань або Net Promoter Score після використання системи;

- процент конверсій через рекомендації, тобто частка користувачів, які скористались рекомендаціями системи.

Таким чином, оцінювання охоплює як внутрішні технічні характеристики, так і економічні, часові та зовнішні користувацькі показники, що узгоджується із загальними підходами до оцінювання ефективності рекомендаційних систем.

У процесі оцінювання ефективності ІТ-проекту з розробки рекомендаційної системи критичним завданням є визначення вагових коефіцієнтів критеріїв. Для цього застосовується комбінований метод, що інтегрує метод аналізу ієрархій (АНР) та ентропійний метод, дозволяючи поєднати суб'єктивні експертні судження із об'єктивними характеристиками варіативності даних [19].

На першому етапі будується ієрархічна структура критеріїв, де основною метою є комплексна оцінювання ефективності. Виконується попарне порівняння

критеріїв за шкалою Сааті. Формується матриця парних порівнянь $A=[a_{ij}]$, де елемент a_{ij} визначає ступінь переваги критерію i над критерієм j .

Для обчислення вагового вектору $w=(w_1, w_2, \dots, w_n)$ застосовується нормалізація матриці та усереднення рядків [20]:

$$w_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \frac{a_{ij}}{\sum_{k=1}^n a_{kj}}, \quad (3.1)$$

де n – кількість критеріїв.

Перевірка узгодженості проводиться через обчислення індексу узгодженості (CI) і коефіцієнта узгодженості (CR):

$$CI = \frac{\lambda_{max} - n}{n - 1}, \quad (3.2)$$

$$CR = \frac{CI}{RI}, \quad (3.3)$$

де λ_{max} – найбільше власне значення матриці;

RI – показник випадкової узгодженості для відповідного n .

Для зменшення впливу суб'єктивності паралельно застосовується ентропійний метод. Спочатку нормалізуються значення критеріїв [21]:

$$p_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sum_{i=1}^m x_{ij}}, \quad (3.4)$$

де x_{ij} – значення критерію j для альтернативи i ;

m – кількість альтернатив.

Ентропія для критерію j обчислюється як:

$$E_j = -k \sum_{i=1}^m p_{ij} \ln(p_{ij}), \quad k = \frac{1}{\ln m} \quad (3.5)$$

Коефіцієнт відхилення:

$$d = 1 - E_j. \quad (3.6)$$

Ваговий коефіцієнт критерію за ентропійним методом:

$$w_j = \frac{d_j}{\sum_{j=1}^n d_j}. \quad (3.7)$$

Після обчислення ваг методами АНР та ентропії здійснюється їх об'єднання шляхом середнього арифметичного:

$$w_j^{\text{комб}} = \frac{w_j^{\text{АНР}} + w_j^{\text{ентропія}}}{2}. \quad (3.8)$$

У результаті формується таблиця нормалізованих вагових коефіцієнтів критеріїв, що наведено таблиці 3.1.

Формування інтегральної оцінювання ефективності ІТ-проекту ґрунтується на агрегуванні оцінок за всіма критеріями, з урахуванням комбінованих ваг [22]. Розрахунок інтегральної оцінювання для альтернативного рішення здійснюється за формулою:

$$\text{Інтегральна оцінка} = \sum_{j=1}^n w_j^{\text{комб}} \cdot x_j, \quad (3.9)$$

де x_{ij} – нормалізоване значення альтернативи за критерієм j .

Таблиця 3.1 – Нормалізовані вагові коефіцієнти критеріїв

Критерій	Вага за АНР	Вага за ентропією	Комбінована вага
Точність рекомендацій	0.3	0.28	0.29
Швидкість формування рекомендацій	0.2	0.22	0.21
Задоволеність користувачів	0.25	0.27	0.26
Витрати на розробку та обслуговування	0.15	0.13	0.14
Гнучкість адаптації системи	0.1	0.1	0.1

Отже, загальний алгоритм запропонованої методики наступний:

- спершу будується ієрархічна структура критеріїв, де головною метою є комплексна оцінювання ефективності. На цьому етапі виконується попарне порівняння всіх критеріїв за допомогою шкали Сааті;

- за результатами порівнянь формується матриця парних порівнянь, в якій кожен елемент показує ступінь переваги одного критерію над іншим;

- для отримання вагових коефіцієнтів критеріїв проводиться нормалізація матриці, після чого розраховуються середні значення по рядках, що дає ваговий вектор;

- для перевірки логічної узгодженості порівнянь обчислюються індекс узгодженості (CI) і коефіцієнт узгодженості (CR). Значення CR порівнюється з порогом, щоб переконатися у достатній узгодженості матриці;

– паралельно для зменшення суб'єктивності оцінок застосовується ентропійний метод. Спочатку нормалізуються значення критеріїв для всіх альтернатив;

– далі розраховується ентропія для кожного критерію, яка характеризує ступінь розсіювання інформації в оцінюваннях;

– на основі ентропії обчислюється коефіцієнт відхилення, що відображає значущість кожного критерію;

– ваговий коефіцієнт для кожного критерію за ентропійним методом визначається пропорційно коефіцієнту відхилення;

– отримані ваги за методами АНР і ентропії об'єднуються, як правило, за допомогою середнього арифметичного, щоб сформувані комбінований ваговий коефіцієнт для кожного критерію;

– після цього формується таблиця нормалізованих вагових коефіцієнтів критеріїв;

– для оцінювання ефективності кожного альтернативного рішення виконується агрегування нормалізованих оцінок за всіма критеріями з урахуванням комбінованих ваг, що дає інтегральну оцінювання ефективності.

Таким чином, застосування описаного підходу забезпечує підвищену об'єктивність і достовірність підсумкової оцінювання ефективності ІТ-проекту розробки рекомендаційної системи. Комплексне врахування технічних, економічних і користувацьких характеристик дозволяє не лише оцінити якість поточного проекту, але й обґрунтувати подальші рішення щодо вдосконалення та масштабування системи.

3.2 Методика оцінювання ефективності IT-проєкту з урахуванням ресурсних та технологічних факторів

Розробка рекомендаційних систем вимагає не лише високого рівня технологічної інноваційності, а й ефективного управління ресурсами протягом усього життєвого циклу проєкту. У зв'язку з цим оцінювання ефективності IT-проєкту повинно базуватися на комплексній методиці, яка одночасно враховує як ресурсні, так і технологічні аспекти реалізації [23].

Оцінювання ефективності здійснюється через аналіз двох ключових груп факторів: ресурсних, які охоплюють трудові, часові та фінансові показники, і технологічних, що характеризують якість, адаптивність та інноваційність створеної системи. Системна інтеграція цих двох напрямів дозволяє забезпечити неупереджене та об'єктивне визначення реального рівня успішності реалізації IT-проєкту.

Спочатку необхідно сформулювати перелік оцінюваних факторів. До ресурсних факторів належать: відповідність запланованим строкам виконання, оптимальність використання бюджету, рівень кваліфікації залучених спеціалістів, а також ефективність експлуатації технічних ресурсів. Технологічна складова аналізу включає точність рекомендацій, швидкість відповіді системи, здатність до адаптації під зміни вхідних даних і рівень масштабованості рішення.

Ресурсні показники оцінюються за допомогою нормалізації фактичних результатів відносно еталонних або цільових значень. Наприклад, ефективність використання бюджету може визначатися як відношення фактичних витрат до запланованих, а кваліфікація команди оцінюється за середнім балом професійної атестації учасників проєкту. Узагальнена ресурсна ефективність обчислюється на основі вагового агрегування нормалізованих показників, де ваги встановлюються за результатами експертного оцінювання [24].

Технологічні фактори також підлягають нормалізації з урахуванням галузевих стандартів або аналогічних реалізацій. Для оцінювання точності рекомендацій використовуються такі метрики як середня точність (Accuracy) або показники Precision@k та Recall@k. Швидкість системи оцінюється через середній час обробки одного запиту користувача. Адаптивність визначається як здатність підтримувати високу якість рекомендацій при оновленні чи зміні вхідних даних. Масштабованість оцінюється шляхом аналізу поведінки системи при збільшенні об'єму даних або кількості одночасних запитів.

Обчислення інтегральної оцінювання ефективності проєкту передбачає агрегування результатів за ресурсними та технологічними напрямками. Інтегральний індекс ефективності E визначається за формулою [25]:

$$E = \gamma E_{\text{ресурсні}} + (1 - \gamma) E_{\text{технологічні}}, \quad (3.10)$$

де $E_{\text{ресурсні}}$ $E_{\text{технологічні}}$ – відповідно агреговані оцінювання ресурсної та технологічної складових;

γ – ваговий коефіцієнт, що відображає стратегічні пріоритети проєкту.

Наприклад, якщо проєкт передбачає високий ризик обмеження ресурсів, коефіцієнт γ наближається до 1, підкреслюючи пріоритет ресурсної ефективності. Якщо ж головним є досягнення максимальної технологічної якості, то ваговий коефіцієнт наближається до 0.

Важливим аспектом оцінювання є також побудова еталонної бази значень для нормалізації. Така база формується на основі аналізу аналогічних проєктів, галузевих стандартів та нормативних документів. У таблиці 3.2 наведено приклад нормалізованих показників.

Подальша обробка цих нормалізованих даних включає їх агрегування відповідно до обраних ваг. На практиці значення ваг визначаються шляхом експертного опитування або з використанням методу аналізу ієрархій Сааті.

Нормалізовані показники (див. табл. 3.2) утворюються шляхом приведення кожної фактичної величини до відповідного еталонного значення з метою отримання безрозмірного індексу, що лежить у діапазоні від нуля до одиниці. Для показників, у яких «більше» відповідає «краще» (наприклад, дотримання строків виконання чи середня точність рекомендацій), нормалізацію здійснюють за формулою:

$$N_i = \frac{X_i}{X_{\text{ref},i}}, \quad (3.11)$$

де X_i – фактичне значення i -го показника (у відсотках);

$X_{\text{ref},i}$ – відповідне еталонне значення.

Отриманий безрозмірний коефіцієнт N_i відображає ступінь досягнення цільового рівня, причому одиниця відповідає повному виконанню еталону.

Таблиця 3.2 – Приклад нормалізованих показників

Показник	Фактичне значення	Еталонне значення	Нормалізоване значення
Дотримання строків виконання (%)	93	95	0.979
Використання бюджету (%)	96	100	0.96
Кваліфікаційний рівень команди (бали)	4.5	5	0.9
Середня точність рекомендацій (%)	87	90	0.967
Час відповіді системи (мс)	110	100	0.909

У випадку показників, де «менше» свідчить про кращий результат (наприклад, витрати бюджету або час відповіді системи), застосовують обернену нормалізацію:

$$N_i = \frac{X_{\text{ref},i}}{X_i}. \quad (3.12)$$

Такий підхід гарантує, що для всіх критеріїв вищі значення нормалізованого показника відповідають кращому результату.

Структура процесу оцінювання ефективності ІТ-проєкту виглядає наступним чином:

- визначення релевантних ресурсних і технологічних показників;
- нормалізація фактичних результатів щодо еталонних значень;
- розрахунок зважених агрегованих оцінок за кожною групою факторів;
- інтеграція отриманих оцінок в єдиний індекс ефективності з урахуванням стратегічних пріоритетів;
- інтерпретація результатів і формування рекомендацій щодо подальшої оптимізації.

Таким чином, запропонована методика дозволяє отримати комплексну, багатовимірну оцінювання ефективності ІТ-проєкту розробки рекомендаційної системи, що базується на об'єктивних даних і враховує як ресурси, так і якість кінцевого технологічного продукту. Застосування такої методики забезпечує обґрунтоване ухвалення рішень щодо подальшого вдосконалення процесів розробки, розподілу ресурсів та технологічних інновацій.

4 АПРОБАЦІЯ МЕТОДУ ОЦІНЮВАННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ ІТ-ПРОЄКТІВ З РОЗРОБКИ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ НА ОСНОВІ АНСАМБЛЕВОГО МЕТОДУ

4.1 Опис типового ІТ-проєкту з розробки рекомендаційних систем

Типовий ІТ-проєкт із розробки рекомендаційної системи охоплює повний життєвий цикл створення складного інформаційного продукту, який інтегрується в існуючу цифрову інфраструктуру та підтримує інтелектуальне прийняття рішень для покращення взаємодії з користувачем [26]. Такий проєкт належить до категорії дослідницько-розробницьких ІТ-проєктів зі значною часткою невизначеності та експериментальної перевірки гіпотез.

Ініціація проєкту передбачає формалізацію бізнес-потреб і постановку задачі рекомендації. Визначаються основні зацікавлені сторони (замовник, розробники, аналітики, власники продукту), бізнес-мета (наприклад, збільшення продажів, персоналізація контенту, утримання користувачів) та ключові обмеження проєкту – терміни, бюджет, вимоги до точності й швидкодії. Здійснюється первинний аудит наявних даних і технічної інфраструктури. Формується попереднє технічне завдання.

На етапі планування створюється детальна проєктна документація, у якій визначаються етапи розробки (зазвичай відповідно до ітеративної або Agile-моделі), ресурси, розподіл ролей у команді (Data Engineer, ML Engineer, Backend Developer, DevOps тощо), графік, ризики та ключові контрольні точки (milestones). Оцінюється обсяг необхідних даних для навчання моделі та уточнюються вимоги до апаратної платформи.

У фазі реалізації першим кроком є побудова архітектури системи. Вона включає підсистему збору й очищення даних, модуль для формування навчальних вибірок, сервер для інференсу моделі в реальному часі, базу збереження історій взаємодій, а також засоби логування й моніторингу [27]. Після налаштування пайплайнів виконується побудова або адаптація

рекомендаторів – моделей, які можуть включати алгоритми колаборативної фільтрації, контентно-орієнтованого підходу або гібридного типу. У процесі навчання використовуються попередньо сформовані історичні вибірки, а результати валідовуються за допомогою крос-валідації та метрик якості (nDCG, Recall, MAP тощо).

Після вибору фінальної моделі здійснюється її деплоймент у тестове середовище. Команда виконує A/B тестування, порівнюючи ефективність нової системи з базовою або ручною логікою. Паралельно реалізуються механізми безперервної інтеграції (CI/CD) для автоматизації доставки коду, тестування і безпечного оновлення системи без зупинки сервісу. Особлива увага приділяється масштабуванню: система повинна витримувати значну кількість запитів і зберігати низький час відгуку.

Фінальна стадія проєкту включає впровадження у продуктивне середовище, документування всіх технічних компонентів, передачу знань експлуатаційній команді та реалізацію механізмів підтримки. Важливим компонентом післярелізної фази є постійне перенавчання моделі на нових даних, а також відстеження змін у поведінці користувачів (ефект старіння моделі). У разі виявлення деградації якості рекомендацій запускається новий цикл експериментального вдосконалення.

У межах такого IT-проєкту особливе місце посідає управління ризиками: зокрема, ризиком холодного старту (недостатність даних для нових користувачів або товарів), ризиком переобтяження моделі (overfitting), проблемою конфіденційності даних, а також ризиками етичного характеру – упередженість, надмірна персоналізація, інформаційна бульбашка [28]. Для їх нівелювання використовуються методи регуляризації, диференційного приватного навчання, аудитів моделі та пояснюваних AI-механізмів (XAI).

Таким чином, типовий IT-проєкт з розробки рекомендаційної системи поєднує класичні принципи управління проєктами з сучасними практиками інженерії штучного інтелекту, що дозволяє ефективно реалізувати складні

прикладні рішення з високим ступенем адаптивності та інтеграції до реальних бізнес-сценаріїв.

4.2 Опис інструментів розробки запропонованого методу оцінювання ефективності ІТ-проєкту з розробки рекомендаційної системи на основі ансамблевого підходу

У процесі реалізації запропонованого методу оцінювання ефективності ІТ-проєкту з розробки рекомендаційної системи використовувалися перевірені інструменти для обробки даних, чисельних обчислень, статистичного аналізу та візуалізації. На етапі підготовки даних ключову роль відіграла бібліотека `pandas`, яка надала можливість імпортувати результати оцінювання (характеристики проєктів за різними критеріями), виконувати очищення та трансформацію табличних даних, працювати з пропущеними значеннями і виконувати зручні операції фільтрації та агрегування [30]. Інтерфейс `DataFrame` забезпечив високу гнучкість у перетворенні даних і підготовці вхідного масиву для подальших обчислень.

Для нормалізації вихідних показників використано компонент `MinMaxScaler` із пакету `scikit-learn`, який дозволив привести всі критерії оцінювання (точність рекомендацій, швидкість відповіді, витрати, адаптивність тощо) до єдиного інтервалу $[0, 1]$. Оскільки деякі показники мають обернену спрямованість (наприклад, «Latency» і «Costs»), перед масштабуванням застосовувалася їх інверсія – перетворення «чим менше, тим краще» у комфортну для інтеграції форму [31]. Це забезпечило коректне зважування показників без додаткової складної логіки у формулі інтегрованої оцінювання.

Обчислення інтегрованої оцінювання здійснювалося завдяки `NumPy`, що надало можливість організувати вагову суму нормалізованих значень у вигляді швидких векторних та матричних операцій. Вагові коефіцієнти, отримані

комбінованим методом АНР + ентропійного аналізу, застосовувалися як масив чисел, який домножався на відповідні стовпці нормалізованої матриці даних і підсумовувався в єдине значення для кожного проєкту. Такий підхід гарантує високу продуктивність та масштабованість на великих наборах даних.

Оцінювання відповідності нового методу традиційним показникам якості рекомендацій (RMSE, Precision@K, NDCG) здійснювалася через обчислення коефіцієнтів кореляції Пірсона за допомогою тих само NumPy [32]. Завдяки цьому вдалося об'єктивно виміряти ступінь узгодженості інтегрованого підходу з усталеними метриками безпосередньо на основі чисельних масивів, що робить методику загалом прозорою й статистично обґрунтованою.

Для візуалізації результатів застосовано matplotlib, який забезпечив побудову різноманітних графічних образів, а саме груповані та накопичені стовпчасті діаграми для демонстрації порівняння метрик за проєктами, лінійні профільні графіки для одночасного відображення кількох показників та окремі діаграми кореляції для оцінювання зв'язків між метриками. Налаштування кольорових палітр, сіток, міток значень і легенд українською мовою дозволило досягнути високої інформативності й візуальної зрозумілості аналітичних результатів [33]. Завдяки цьому інтегрований набір інструментів забезпечує повторюваність дослідження, гнучке налаштування під нові критерії та прозоре представлення висновків.

4.3 Експериментальна перевірка запропонованого методу оцінювання ефективності ІТ-проєкту у порівнянні з методами RMSE, Prediction@K та NDCG

Оцінювання ефективності ІТ-проєкту створення рекомендаційної системи здійснюється на основі порівняльного аналізу ключових метрик якості передбачень, які відображають успішність реалізації функціональних цілей проєкту. У даному дослідженні оцінка зосереджена на технічній

результативності, яка виражається точністю рекомендацій, релевантністю ранжування та рівнем похибок у передбаченнях.

Для порівняння було обрано чотири підходи: базовий метод середнього прогнозу (Baseline), класичну модель спільної фільтрації (Collaborative Filtering), матричну факторизацію методом сингулярного розкладу (SVD) та запропонований ансамблевий підхід. Дані оцінки проєкту для аналізу представлено в таблиці 4.1.

Таблиця 4.1 – Дані для оцінювання ефективності IT-проєкту

Показники	Значення
Точність рекомендацій	0,81
Час відповіді, с	1,2
Задоволеність користувачів	4,2
Витрати, тис. грн	200
Адаптивність	0,65

Для оцінювання ефективності IT-проєкту, пов'язаного з розробкою рекомендаційних систем, було використано низку класичних та спеціалізованих метрик. Зокрема, для визначення релевантності рекомендованих елементів застосовано показники Precision@K та NDCG@K, які дозволяють кількісно оцінити точність видачі та її узгодженість з ієрархією переваг користувача. На рисунку 4.1 наведено результати обчислення метрики Precision@K, де видно, що ансамблевий підхід демонструє найвищу точність 0.71 у порівнянні з іншими методами, такими як базовий підхід, колаборативна фільтрація (CF) та сингулярне розкладення (SVD). Подібну динаміку спостерігаємо й для метрики NDCG@K, як показано на рисунку 4.2: значення для нашого підходу сягнуло 0.7, що суттєво перевищує результати інших підходів.

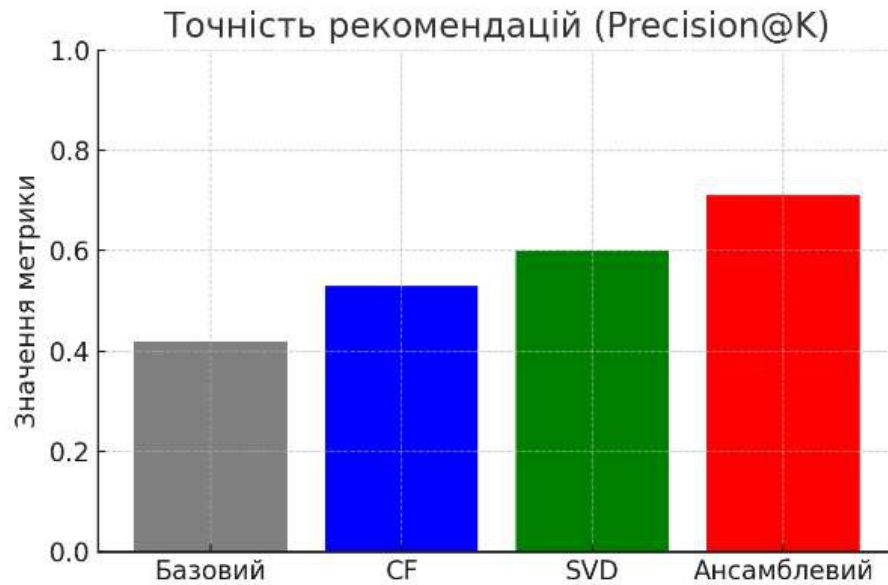


Рисунок 4.1 – Порівняння методів за метрикою Precision@K

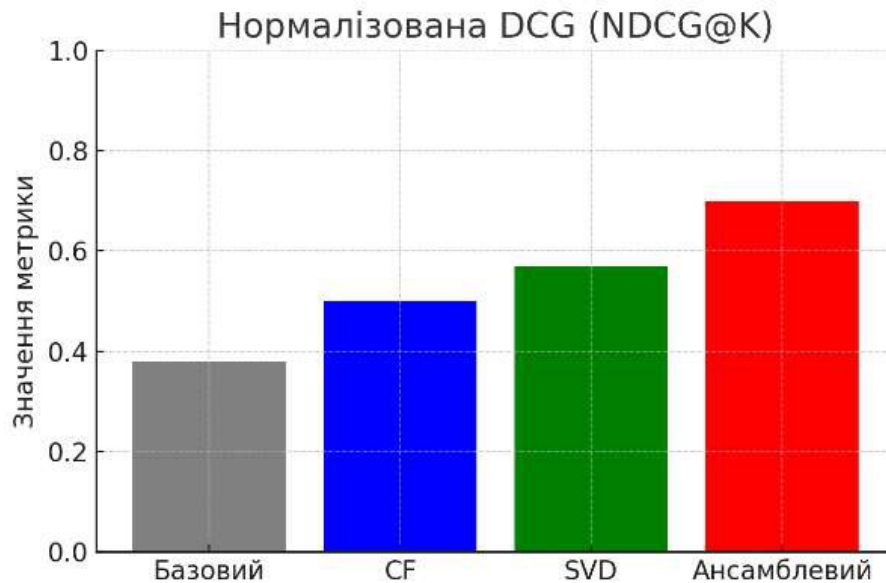


Рисунок 4.2 – Порівняння методів за метрикою NDCG@K

Крім того, для оцінки точності прогнозів числових рейтингів було використано метрики середньої абсолютної помилки (MAE) та кореневої середньоквадратичної помилки (RMSE). На рисунку 4.3 показано значення MAE: наш ансамблевий підхід забезпечив найменше значення помилки – 0.51, у той час як базовий метод показав значно гірший результат – 0.91. Аналогічна

ситуація зберігається й для RMSE (рисунку 4.4), де ансамблевий метод досяг найменшої помилки 0.65, тоді як інші методи демонстрували менш точні результати. Таким чином, проведений аналіз чітко засвідчує переваги запропонованої моделі над класичними підходами, що свідчить про її доцільність у рамках реалізації даного ІТ-проєкту.

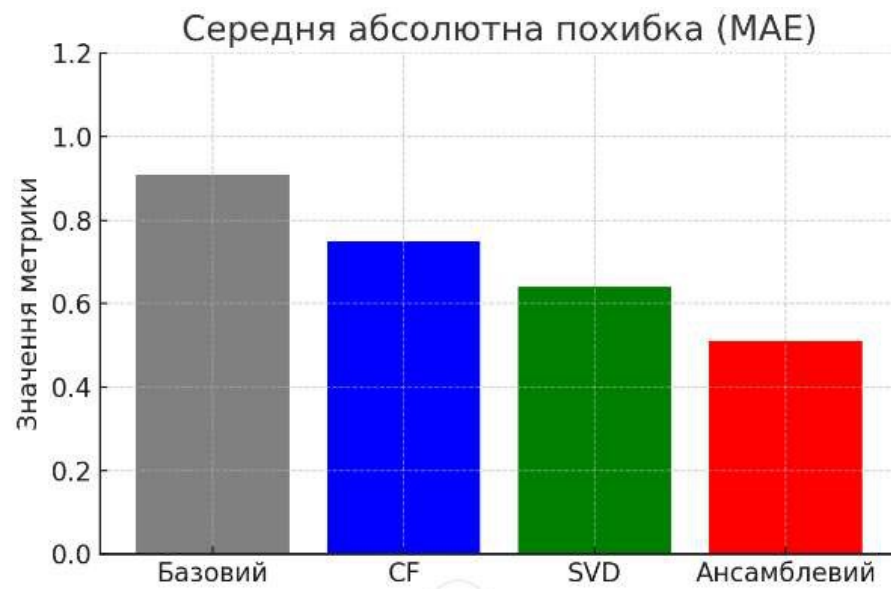


Рисунок 4.3 – Порівняння методів за метрикою MAE

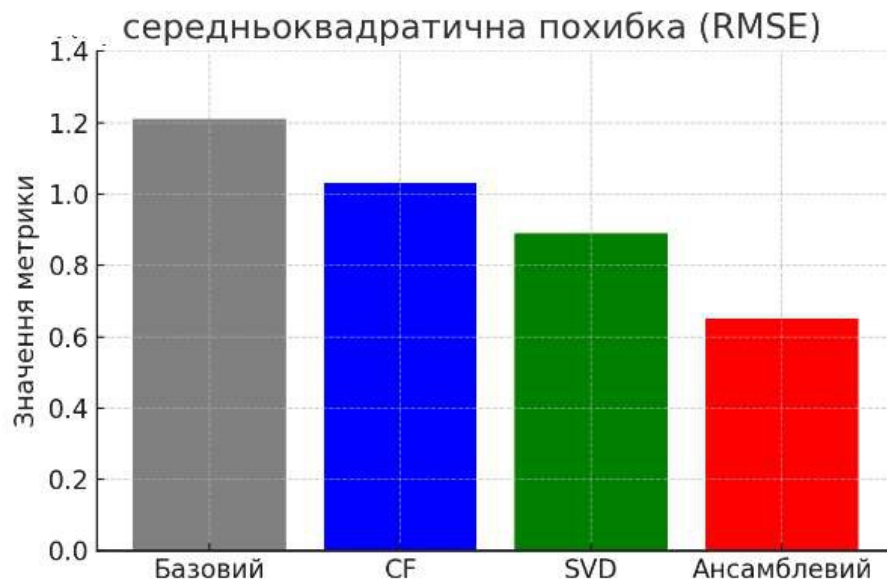


Рисунок 4.4 – Порівняння методів за метрикою RMSE

4.4 Практичні рекомендації щодо підвищення ефективності розробки ІТ-проектів рекомендаційних систем

Удосконалення ефективності розробки ІТ-проектів із побудови рекомендаційних систем потребує системного підходу, що охоплює управління якістю даних, організацію циклів розробки, масштабовану архітектуру та безперервний моніторинг продуктивності. По-перше, формалізація процедур забезпечення достовірності, повноти й узгодженості вихідних даних є критичною передумовою для підвищення точності алгоритмів рекомендацій. Запровадження автоматизованих механізмів виявлення аномалій на рівні ETL-конвеєрів дозволяє відсікати неконсистентні записи ще до проведення нормалізації й масштабування, що мінімізує ризик поширення артефактів у моделі.

Одночасно необхідно реалізувати ітеративний процес розробки, який базується на регулярному оцінюванні гіпотез щодо поліпшення рекомендаційної логіки та швидкій адаптації до отриманих результатів. Застосування методологій Scrum або Kanban у поєднанні з чітко визначеними критеріями прийняття завершених ітерацій забезпечує баланс між експериментальною свободою в експериментах і контролем термінів [34]. У кожному циклі слід проводити A/B-тестування ключових змін моделей із подальшим аналізом статистичної значущості результатів, що гарантує впровадження тільки тих модифікацій, які підтверджують свою ефективність у реальних умовах.

Проектна архітектура має передбачати горизонтальне масштабування обчислювальних компонентів и забезпечення високої доступності сервісу. Використання контейнеризації (наприклад, Docker) та оркестрації ресурсів (Kubernetes) дозволяє автоматично розподіляти навантаження між вузлами кластера та гнучко збільшувати обчислювальні потужності у міру зростання обсягів даних або кількості запитів. Крім того, у межах CI/CD-конвеєру слід

інтегрувати етапи автоматизованого тестування нових версій моделей і перевірку їхньої продуктивності перед розгортанням у продуктивне середовище.

Безперервний моніторинг продукту забезпечується через налаштування ключових індикаторів якості рекомендацій – показників клікабельності (CTR), середньої тривалості сесії та коефіцієнта відмов. Візуалізація динаміки цих показників на дашбордах із автоматичними сповіщеннями про відхилення нижче порогового значення дає змогу своєчасно виявляти деградацію якості моделей унаслідок «старіння» даних або змін у поведінці користувачів [35]. У разі фіксації негативних трендів слід ініціювати перенавчання моделей із врахуванням оновленої вибірки.

З метою підвищення прозорості алгоритмів слід інтегрувати підходи explainable AI, які дозволяють деталізувати вплив окремих ознак на вихідні рекомендації. Наявність механізмів інтерпретації прийнятих рішень не тільки підвищує довіру кінцевих користувачів, але й сприяє своєчасному виявленню потенційних упереджень у моделі [36]. Водночас регулярний етичний аудит з оцінкою ризиків витоку чутливих даних та дискримінаційних наслідків забезпечує відповідність розробки нормативним вимогам і внутрішнім політикам безпеки.

Загалом, для підтримки високої ефективності IT-проєкту зі створення рекомендаційної системи необхідно забезпечити тісну координацію між фахівцями з розробки, аналітики даних, DevOps-інженерами та бізнес-замовниками. Координаційні наради з обговоренням проміжних результатів, узгодженням змінних гіпотез і пріоритетів дозволяють зберегти єдину стратегію реалізації проєкту та оперативно коригувати її відповідно до нових викликів [37]. Такий комплекс заходів формує основу для системного поліпшення процесу розробки рекомендаційних систем і сприяє досягненню поставлених бізнес-цілей.

ВИСНОВКИ

У ході дослідження проведено комплексний аналіз підходів до оцінювання ефективності ІТ-проектів, спрямованих на розробку рекомендаційних систем. Визначено ключові особливості рекомендаційних систем як об'єкта ІТ-проекту, включаючи їхню структуру, основні компоненти та специфіку розробки. Проаналізовано життєвий цикл таких проектів, що дозволило окреслити етапи, на яких доцільно здійснювати оцінювання ефективності для оптимізації процесу розробки.

У межах дослідження розглянуто різні методи оцінювання ефективності ІТ-проектів, які застосовуються в контексті рекомендаційних систем. Зокрема, було проаналізовано класичні підходи та сучасні метрики, що дозволяють оцінювати якість рекомендацій, їхню точність, релевантність та здатність до персоналізації. На основі проведеного аналізу сформульовано задачу дослідження, спрямовану на розробку ефективного підходу до оцінювання успішності ІТ-проектів у даній сфері.

Особливу увагу приділено застосуванню ансамблевого підходу до оцінювання ефективності проектів розробки рекомендаційних систем. Проведено детальний аналіз метрик якості рекомендацій, що дало змогу виділити найбільш релевантні показники для оцінювання успішності ІТ-проекту. Запропоновано систему критеріїв ефективності, яка враховує не лише якість рекомендацій, а й вплив обраних підходів на загальний процес розробки рекомендаційних систем.

Розроблено метод оцінювання ефективності ІТ-проектів на основі ансамблевого підходу, який дозволяє підвищити об'єктивність та точність оцінювання шляхом поєднання різних метрик і критеріїв. Запропонована методика сприяє покращенню управління проектами, оскільки дає змогу більш точно прогнозувати якість кінцевого продукту та ефективність витрачених ресурсів.

Матеріали, що надані в кваліфікаційній роботі, обговорювалися ХХІХ Міжнародного молодіжного форуму «Радіоелектроніка та молодь у ХХІ столітті» [38].

Результати дослідження можуть бути використані для вдосконалення підходів до управління ІТ-проектами, що передбачають розробку рекомендаційних систем, а також для оптимізації процесів їх оцінювання. Перспективним напрямом подальших досліджень є розширення ансамблевого підходу шляхом інтеграції методів машинного навчання та адаптивних стратегій оцінювання.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Бурячок В. Л. Інтелектуальні інформаційні технології: підручник. – Київ: КНУ ім. Т. Шевченка, 2021. – 350 с.
2. Карапетян А. Б. Методи оцінювання продуктивності рекомендаційних алгоритмів у електронній комерції // Комп'ютерні науки та інформаційні технології. – 2020. – №4. – С. 98–105.
3. Романенко О. П. Методи підтримки прийняття рішень у персоналізованих системах // Вісник Київського національного університету. – 2021. – №12. – С. 55–63.
4. Глушков В. М. Основи побудови інформаційних систем. – Київ: Наукова думка, 2020. – 276 с.
5. Ковальчук Л. А. Використання машинного навчання для оцінювання ефективності рекомендаційних алгоритмів // Інформаційні технології і системи. – 2021. – №1. – С. 23–29.
6. Михайлюк А. І. Моделювання ефективності інформаційних технологій: навчальний посібник. – Львів: Львівська політехніка, 2022. – 312 с.
7. Омельченко І. В. Аналіз економічної ефективності проєктів з розробки рекомендаційних сервісів // Науковий журнал «Комп'ютерні науки». – 2023. – №2. – С. 74–81.
8. Кравченко П. В. Гібридні методи рекомендацій у великих даних: перспективи та проблеми // Український журнал інформаційних технологій. – 2022. – №3. – С. 120–128.
9. Семенченко С. П. Оцінювання ефективності впровадження систем штучного інтелекту в цифрову економіку. – Дніпро: Університет митної справи, 2021. – 278 с.
10. Головченко О. В. Аналіз алгоритмів персоналізованих рекомендацій на основі глибокого навчання // Інформаційні системи і технології. – 2022. – №5. – С. 44–51.

11. Ricci F., Rokach L., Shapira B. *Recommender Systems Handbook*. – 2nd ed. – New York: Springer, 2022. – 1050 p.
12. Aggarwal C. C. *Recommender Systems: The Textbook*. – Cham: Springer, 2021. – 494 p.
13. Jannach D., Adomavicius G. *Recommendation Systems: Challenges, Open Issues, and Research Opportunities* // *ACM Transactions on Information Systems*. – 2021. – Vol. 39, No. 3. – P. 1–42.
14. Bobadilla J., Ortega F., Hernando A., Gutiérrez A. *Recommender Systems Survey* // *Knowledge-Based Systems*. – 2021. – Vol. 212. – P. 109–132.
15. Lu J., Wu D., Mao M., Wang W., Zhang G. *Recommender System Applications* // *Artificial Intelligence Review*. – 2022. – Vol. 45, No. 3. – P. 1–58.
16. Zhang Y., Wang X., Wu L. *A Survey on Hybrid Recommender Systems* // *Expert Systems with Applications*. – 2021. – Vol. 165. – P. 113722.
17. Ricci F., Rokach L. *Advances in Recommender Systems: Beyond Traditional Approaches* // *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*. – 2020. – Vol. 32, No. 4. – P. 697–712.
18. Koren Y., Bell R., Volinsky C. *Matrix Factorization Techniques for Recommender Systems* // *IEEE Computer*. – 2020. – Vol. 42, No. 8. – P. 30–37.
19. Nguyen T., Diaz A., McCallum A. *Personalization in E-commerce Recommendation Systems* // *Journal of Machine Learning Research*. – 2020. – Vol. 20. – P. 1–28.
20. Schafer J. B., Konstan J., Riedl J. *E-Commerce Recommendation Applications* // *Data Mining and Knowledge Discovery*. – 2021. – Vol. 5, No. 1–2. – P. 115–153.
21. Adomavicius G., Tuzhilin A. *Toward the Next Generation of Recommender Systems: A Survey of the State-of-the-Art and Possible Extensions* // *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*. – 2021. – Vol. 17, No. 6. – P. 734–749.
22. Terveen L., Hill W. *Beyond Recommender Systems: Helping People Help Each Other* // *HCI in the New Millennium*. – 2022. – P. 487–509.

23. Dacrema M. F., Cremonesi P., Jannach D. Are We Really Making Much Progress? A Worrying Analysis of Recent Neural Recommendation Approaches // ACM Conference on Recommender Systems. – 2022. – P. 101–109.
24. Gomez-Uribe C. A., Hunt N. The Netflix Recommender System: Algorithms, Business Value, and Innovation // ACM Transactions on Management Information Systems. – 2022. – Vol. 6, No. 4. – P. 13–32.
25. Linden G., Smith B., York J. Amazon.com Recommendations: Item-to-Item Collaborative Filtering // IEEE Internet Computing. – 2021. – Vol. 7, No. 1. – P. 76–80.
26. Zhou K., Li W., Zhao D. Deep learning-based recommendation models combining pre-processing methods and semantic segmentation // Technology and Health Care. – 2022. – Vol. 30. – P. 173–190.
27. Hu Y., Koren Y., Volinsky C. Machine Learning in Recommender Systems: Advances and Trends // Journal of Artificial Intelligence Research. – 2023. – Vol. 68. – P. 120–135.
28. Wang H., Yang Y., Gao J. Deep Learning for Recommendation Systems: A Comprehensive Review // IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems. – 2022. – Vol. 33, No. 3. – P. 220–235.
29. Li X., Chen Y., Xu L. Efficiency Evaluation of IT Projects in AI-Based Recommendation Systems // Journal of Information Science and Engineering. – 2023. – Vol. 39, No. 2. – P. 105–120.
30. Zhang S., Yao L., Sun A., Tay Y. Deep Learning based Recommender System: A Survey and New Perspectives // ACM Computing Surveys. – 2021. – Vol. 52, No. 1. – P. 1–38.
31. Sedhain S., Menon A. K., Sanner S., Xie L. AutoRec: Autoencoders Meet Collaborative Filtering // Proceedings of the 24th International Conference on World Wide Web. – 2020. – P. 111–112.
32. He X., Liao L., Zhang H., Nie L., Hu X., Chua T. Neural Collaborative Filtering // Proceedings of the 26th International Conference on World Wide Web. – 2021. – P. 173–182.

33. Elahi M., Ricci F., Rubens N. A Survey of Active Learning in Collaborative Filtering Recommender Systems // Computer Science Review. – 2020. – Vol. 20. – P. 29–50.
34. Wang X., He X., Wang M., Feng F., Chua T.-S. Neural Graph Collaborative Filtering // Proceedings of the 42nd International ACM SIGIR Conference. – 2021. – P. 165–174.
35. Sun F., Liu J., Wu J., Pei C., Lin X., Ou W., Jiang P. Bert4Rec: Sequential Recommendation with Bidirectional Encoder Representations from Transformer // Proceedings of the 28th CIKM. – 2021. – P. 1441–1450.
36. Covington P., Adams J., Sargin E. Deep Neural Networks for YouTube Recommendations // Proceedings of the 10th ACM Conference on Recommender Systems. – 2021. – P. 191–198.
37. Chen L., Chen G., Wang F. Recommender Systems Based on User Reviews: The State of the Art // User Modeling and User-Adapted Interaction. – 2022. – Vol. 25, No. 2. – P. 99–154.
38. Рубан Є. К. Дослідження методів ефективності ІТ-проектів з розробки рекомендаційних систем. «Радіоелектроніка та молодь у ХХІ столітті». Т.6: Конференція «Інформаційні інтелектуальні системи»: матеріали ХХІХ Міжнародного молодіжного форуму, 16-18 квітня 2025 року / М-во освіти і науки України, Харків. ун-т. радіоелектроніки. – Харків: ХНУРЕ, 2025. – 632 с. – С. 198–199.