

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет Комп'ютерних наук
(повна назва)

Кафедра Штучного інтелекту
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА Пояснювальна записка

рівень вищої освіти перший (бакалаврський)

Розробка системи рекомендацій ігор у вебзастосунку «Магазин ігор»
з використанням Microsoft Azure ML
(тема)

Виконав:
здобувач четвертого року навчання,
групи ІТШ-21-4

Костянтин Тітаренко
(власне ім'я, прізвище)

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

Тип програми освітньо-професійна
Освітня програма Штучний інтелект
(повна назва освітньої програми)

Керівник доц. Олена Волощук
(посада, власне ім'я, прізвище)

Допускається до захисту

Завідувач кафедри ШІ _____
(підпис)

Олег ЗОЛОТУХІН
(власне ім'я, прізвище)

2025 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет _____ Комп'ютерних наук _____

Кафедра _____ Штучного інтелекту _____

Рівень вищої освіти _____ перший (бакалаврський) _____

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

Тип програми _____ освітньо-професійна _____

Освітня програма _____ Штучний інтелект _____
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри _____

(підпис)

«_____» _____ 20__ р.

ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

здобувачеві _____ Тітаренку Костянтину Олександровичу _____
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи _____ Розробка системи рекомендацій ігор у вебзастосунку «Магазин ігор» з використанням Microsoft Azure ML _____

затверджена наказом університету від 19 травня 2025 р. № 378Ст

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії 25 червня 2025 р.

3. Вихідні дані до роботи Відкриті датасети ігор, їхніх жанрів, платформ та видавців (Video Game Sales Dataset, Steam Games Dataset); дані про взаємодію користувачів із іграми, включаючи історію покупок, оцінки та вподобання; міжнародні стандарти та рекомендації щодо організації електронної комерції та захисту персональних даних (ISO/IEC 27001, GDPR); наукові статті та відкриті дослідження у сфері побудови рекомендаційних систем для онлайн-магазинів, персоналізації користувацького досвіду та застосування хмарних сервісів машинного навчання

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі _____

1) Аналіз предметної галузі _____

2) Теоретичні основи побудови рекомендаційних систем _____

3) Практична реалізація _____

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка: 82 с., 24 рис., 2 дод., 19 джерел.

АНАЛІЗ ПОВЕДІНКИ КОРИСТУВАЧІВ, БАЗА ДАНИХ, МАГАЗИН ІГОР, МАШИННЕ НАВЧАННЯ, ПЕРСОНАЛІЗАЦІЯ, РЕКОМЕНДАЦІЙНА СИСТЕМА, ASP.NET, AZURE ML, E-COMMERCE.

Об'єкт дослідження – процес формування персоналізованих рекомендацій для користувачів цифрового магазину ігор на основі аналізу їхньої поведінки та характеристик ігор.

Предмет дослідження – інтелектуальна система рекомендацій, яка автоматизує аналіз даних про користувачів та ігровий контент з метою підвищення релевантності пропозицій у вебзастосунку GameStore. Система є програмним інструментом, що поєднує методи машинного навчання, аналітику даних, хмарні сервіси та сучасні підходи до персоналізації в e-commerce.

Мета роботи – розробка прототипу системи рекомендацій для магазину ігор із використанням Microsoft Azure Machine Learning, що забезпечує персоналізований підбір ігор для кожного користувача на основі багатовимірного аналізу даних.

Методи дослідження – аналіз наукової літератури та сучасних рішень у сфері рекомендаційних систем для e-commerce, моделювання архітектури інформаційної системи, вивчення та застосування алгоритмів машинного навчання (KNN, дерева рішень, матрична факторизація, нейронні мережі), використання хмарних сервісів для розгортання ML-моделей, проектування структури баз даних, інтеграція вебтехнологій ASP.NET, Razor Pages, MS SQL Server.

Для обробки даних застосовано методи класифікації, колаборативної та контентно-орієнтованої фільтрації.

ABSTRACT

Bachelor's thesis contains: 82 pp., 24 fig., 2 ann., 19 references.

ASP.NET, AZURE ML, DATABASE, E-COMMERCE, GAME STORE, MACHINE LEARNING, PERSONALIZATION, RECOMMENDATION SYSTEM, USER BEHAVIOR ANALYSIS.

The object of the study is the process of generating personalized recommendations for users of a digital game store based on the analysis of their behavior and game characteristics.

The subject of the study is an intelligent recommendation system that automates the analysis of user data and game content in order to increase the relevance of offers in the GameStore web application. The system is a software tool that combines machine learning methods, data analytics, cloud services and modern approaches to personalization in e-commerce.

The purpose of the work is to develop a prototype of a recommendation system for a game store using Microsoft Azure Machine Learning, which provides personalized selection of games for each user based on multidimensional data analysis.

Research methods – analysis of scientific literature and modern solutions in the field of recommender systems for e-commerce, modeling of the architecture of the information system, study and application of machine learning algorithms (KNN, decision trees, matrix factorization, neural networks), use of cloud services for deployment of ML models, design of database structure, integration of web technologies ASP.NET, Razor Pages, MS SQL Server.

For data processing, classification methods, collaborative and content-oriented filtering, as well as hybrid approaches to generating recommendations were used. The developed system takes into account genre preferences, purchase history, popularity of games, platforms.

ЗМІСТ

Вступ.....	7
1 Аналіз предметної галузі	9
1.1 Ринок дистрибуції ігор та роль рекомендаційних систем	9
1.2 Фактори, що впливають на вибір ігор користувачем.....	11
1.3 Особливості побудови даних у системі GameStore	15
1.4 Висновки до розділу	18
2 Теоретичні основи побудови рекомендаційних систем.....	20
2.1 Класифікація рекомендаційних систем	20
2.2 Алгоритми машинного навчання для рекомендацій ігор	23
2.3 Особливості використання Azure ML у вебзастосунках.....	25
2.4 Висновки до розділу	28
3 Практична реалізація	30
3.1 Опис призначення та функціоналу вебзастосунку	30
3.2 Архітектура застосунку та структура рішень	33
3.3 Архітектура та модель бази даних	39
3.4 Реалізація логіки, сервісів та інтеграції з Microsoft Azure ML.....	43
3.5 Веб-інтерфейс та основні сценарії користувача	46
3.6 Висновки до розділу	49
Висновки	52
Перелік джерел посилання	55
Додаток А Ілюстрації програмного застосунку	57
Додаток Б Приклади програмної реалізації	67
Додаток В Відомість кваліфікаційної роботи	82

ВСТУП

Сучасний ринок відеоігор характеризується високою конкуренцією, стрімким зростанням асортименту та постійним підвищенням очікувань користувачів щодо персоналізації сервісів. У цих умовах цифрові магазини ігор стикаються з викликом не лише якісного представлення контенту, а й ефективного супроводу користувача у процесі вибору релевантних продуктів. Саме тому розробка інтелектуальних систем рекомендацій стає одним із ключових напрямів розвитку сучасних e-commerce платформ, зокрема у сфері дистрибуції ігор [8], [10].

Рекомендаційні системи дозволяють автоматизовано аналізувати поведінку користувачів, їхні вподобання, історію покупок, а також характеристики самих ігор (жанр, платформа, видавець, популярність тощо). Впровадження таких систем не лише підвищує рівень задоволеності клієнтів, а й сприяє зростанню продажів, формуванню лояльної аудиторії та оптимізації маркетингових стратегій [9], [10]. Особливої актуальності набувають рішення, що базуються на сучасних технологіях машинного навчання та хмарних сервісах, які забезпечують масштабованість, гнучкість та можливість швидкої інтеграції у вебзастосунки [1], [2].

У межах даної роботи розглядається розробка системи рекомендацій ігор для вебзастосунку «Магазин ігор» із використанням Microsoft Azure Machine Learning. Для реалізації серверної частини обрано платформу ASP.NET та Razor Pages, що забезпечують швидку розробку, модульність і підтримку сучасних веб-стандартів. Зберігання структурованих даних про ігри, користувачів, жанри та платформи здійснюється за допомогою MS SQL Server із використанням ORM Entity Framework. Хмарна платформа Azure ML використовується для розгортання та навчання моделей машинного навчання, що відповідають за формування персоналізованих рекомендацій у реальному часі.

Метою звіту є обґрунтування вибору архітектурних рішень, аналіз сучасних підходів до побудови рекомендаційних систем у сфері ігрової дистрибуції, а також проектування прототипу системи, яка інтегрує технології ASP.NET, MS SQL Server та Azure ML. У роботі ставляться такі основні завдання:

- проаналізувати сучасний стан та особливості застосування рекомендаційних систем у сфері цифрової дистрибуції ігор;
- дослідити алгоритми машинного навчання та їхню інтеграцію з вебзастосунками на базі хмарних сервісів;
- розробити концептуальну архітектуру системи рекомендацій для GameStore;
- визначити підходи до формалізації даних користувачів і ігор для побудови ефективної моделі рекомендацій;
- окреслити перспективи впровадження та подальшого розвитку системи.

Таким чином, розробка інтелектуальної системи рекомендацій для магазину ігор із використанням сучасних технологій є актуальним завданням, що поєднує досягнення у сфері веброзробки, машинного навчання та хмарних обчислень.

1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ГАЛУЗІ

1.1 Ринок дистрибуції ігор та роль рекомендаційних систем

Упродовж останнього десятиліття ринок цифрової дистрибуції відеоігор переживає динамічне зростання, поступово витісняючи традиційні фізичні носії. Провідними платформами у цій сфері є Steam, Epic Games Store, GOG, Origin, Ubisoft Connect та інші, які забезпечують користувачам доступ до широкого асортименту ігор незалежно від географічного розташування. За даними аналітичних досліджень, обсяг світового ринку цифрової дистрибуції ігор у 2023 році перевищив 170 млрд доларів США, а частка цифрових продажів у загальній структурі продажів ігор сягнула понад 90% [8].

Варто зазначити, що цифрова дистрибуція не лише спростила доступ до ігор для мільйонів користувачів, а й відкрила нові можливості для розробників та видавців. Зокрема, інді-студії отримали шанс виходити на міжнародний ринок без необхідності співпраці з великими дистриб'юторами, що сприяло зростанню різноманіття ігрового контенту. Водночас, великі компанії активно інвестують у розвиток власних екосистем, пропонуючи ексклюзивні релізи, бонуси для підписників та інтеграцію з соціальними сервісами.

Сучасний ринок характеризується високою конкуренцією між платформами, стрімким розширенням бібліотек ігор та зростанням ролі інді-розробників. Водночас спостерігається зміщення фокусу з одноразових покупок до моделей підписки, мікротранзакцій і live-service проєктів. Основними типами користувачів цифрових магазинів є:

- казуальні гравці (casual gamers), які здійснюють нерегулярні покупки та віддають перевагу простим або популярним іграм;
- хардкор-гравці (hardcore gamers), що активно слідкують за новинками, беруть участь у спільнотах, часто купують ігри на релізі;

– колекціонери (collectors), які зосереджені на збиранні бібліотек та досягнень;

– інвестори у кіберспорт та професійні стрімери.

Додатково слід враховувати, що з розвитком технологій стрімінгу (наприклад, Google Stadia, NVIDIA GeForce Now, Xbox Cloud Gaming) цифровий ринок ігор перестає бути обмеженим лише продажем копій – користувачі отримують можливість грати у високоякісні проекти без необхідності завантаження чи встановлення, що ще більше підвищує конкуренцію між платформами та актуалізує питання персоналізації контенту.

В умовах надлишку контенту та обмеженого часу користувачів, питання релевантного підбору ігор набуває особливої ваги. Саме тому рекомендаційні системи стали невід’ємною частиною сучасних ігрових платформ. Їх основними цілями є:

– підвищення конверсії: рекомендації стимулюють користувачів до здійснення додаткових покупок, пропонуючи ігри, які з високою ймовірністю зацікавлять конкретного клієнта;

– залучення та утримання аудиторії: персоналізовані добірки та тематичні підбірки сприяють формуванню індивідуального досвіду, підвищують час перебування на платформі та лояльність до бренду;

– персоналізація: врахування історії покупок, переглядів, оцінок, жанрових вподобань та навіть соціальних зв’язків дозволяє формувати унікальні пропозиції для кожного користувача.

Зростання ролі рекомендаційних систем підтверджується і тим, що провідні платформи інвестують значні кошти у розробку власних алгоритмів, часто використовуючи сучасні методи машинного навчання та глибокого аналізу даних. Наприклад, Steam активно застосовує гібридні підходи, поєднуючи колаборативну фільтрацію, контентний аналіз та обробку поведінкових патернів користувачів [9]. Інші платформи, такі як Epic Games Store, також впроваджують персоналізовані рекомендації,

орієнтуючись на історію покупок, активність у спільноті та навіть соціальні зв'язки між гравцями.

Рекомендаційні системи в ігрових магазинах використовують широкий спектр алгоритмів: від простих фільтрів за жанрами чи популярністю до складних моделей машинного навчання, що аналізують поведінку користувачів у реальному часі та будують багатовимірні профілі вподобань [9], [10]. Впровадження таких систем дозволяє не лише підвищити економічні показники платформи, а й створити конкурентну перевагу на ринку.

Варто підкреслити, що ефективна рекомендаційна система це не лише інструмент підвищення продажів, а й засіб формування довготривалих відносин із клієнтами. Персоналізований підхід сприяє підвищенню задоволеності користувачів, зменшує відтік аудиторії та дозволяє платформі адаптуватися до змін у вподобаннях споживачів. Саме тому питання розробки та впровадження рекомендаційних систем є одним із ключових для сучасних цифрових магазинів ігор.

1.2 Фактори, що впливають на вибір ігор користувачем

Вибір відеогри у цифровому магазині є багатофакторним процесом, що поєднує раціональні та емоційні аспекти прийняття рішення.

Аналіз користувацької поведінки свідчить, що на кінцевий вибір впливають як об'єктивні характеристики ігор, так і суб'єктивний досвід самого користувача [7], [8]. До основних факторів належать:

- жанр гри. Кожен користувач має власні жанрові вподобання (шутери, стратегії, симулятори, RPG тощо), які часто формуються на основі попереднього досвіду або рекомендацій спільноти;
- популярність (кількість переглядів). Ігри з великою кількістю переглядів сприймаються як більш привабливі, оскільки популярність часто асоціюється з якістю та актуальністю;

- видавець (Publisher). Відомі видавці, такі як CD Projekt Red, Ubisoft чи Electronic Arts, здатні впливати на довіру користувача до нового продукту завдяки репутації та попереднім успішним релізам;

- платформа (PC, консолі, мобільні пристрої). Доступність гри на певній платформі є визначальним чинником для користувачів, які мають специфічні технічні уподобання чи обмеження;

- історія покупок. Персоналізований підхід базується на аналізі минулих покупок, доданих у «бажане» ігор, а також історії переглядів – це дозволяє формувати релевантні рекомендації;

- коментарі та відгуки. Думки інших гравців, оцінки, рецензії та обговорення в коментарях суттєво впливають на довіру до гри та скорочують інформаційну невизначеність;

- рекомендації друзів та соціальні зв'язки. У багатьох платформах (наприклад, Steam) діє ефект соціального впливу: користувачі часто обирають ігри, які вже є у бібліотеках їхніх друзів або отримали від них схвальні відгуки;

- акції, знижки, бонуси. Тимчасові пропозиції та програми лояльності стимулюють імпульсивні покупки та підвищують конверсію.

На рисунку 1.1 подано схематичне зображення взаємозв'язків між основними факторами, що впливають на вибір гри користувачем у цифровому магазині.

Вибір гри у цифровому магазині є результатом складної взаємодії багатьох факторів, які можуть по-різному впливати на різних користувачів залежно від їхнього досвіду, уподобань та соціального оточення. Наприклад, для одних користувачів вирішальним може стати наявність гри у бібліотеці друзів, для інших – приваблива знижка або позитивні відгуки у спільноті. Водночас, жанрові вподобання часто формуються під впливом попереднього досвіду, а також рекомендацій, отриманих через соціальні мережі чи ігрові форуми.



Рисунок 1.1 – Схема взаємозв'язків факторів вибору гри у цифровому магазині

Особливу роль відіграє історія покупок, яка дозволяє платформі формувати персоналізовані пропозиції. Завдяки аналізу попередніх транзакцій, система може виявити приховані патерни у виборі ігор, наприклад, схильність користувача до певних жанрів чи видавців. Це, у свою чергу, дає змогу підвищити релевантність рекомендацій, що позитивно впливає на конверсію та задоволеність клієнтів [7]. Відомо, що користувачі, які отримують персоналізовані рекомендації, частіше повертаються на платформу та здійснюють повторні покупки.

Важливим чинником є й соціальний вплив. У сучасних ігрових магазинах реалізовано механізми, які дозволяють бачити, у що грають друзі, які ігри вони оцінюють чи рекомендують. Це створює додаткову мотивацію для вибору певної гри, оскільки користувачі схильні довіряти думці знайомих більше, ніж анонімним відгукам. Дослідження показують, що

соціальні рекомендації можуть збільшити ймовірність покупки у декілька разів [8].

Не менш важливими є коментарі та відгуки інших гравців. Відкритість платформи до зворотного зв'язку дозволяє користувачам швидко оцінити якість продукту, уникнути невдалих покупок та сформувавши власну думку про гру ще до її придбання. Відгуки часто містять інформацію про технічні особливості, баги, рівень підтримки розробників, що є цінним джерелом інформації для потенційних покупців.

Акції, знижки та бонуси також мають значний вплив на поведінку користувачів. Тимчасові пропозиції стимулюють імпульсивні покупки, а програми лояльності сприяють формуванню довгострокових відносин між платформою та клієнтом. Успішна реалізація таких механізмів дозволяє не лише збільшити обсяги продажів, а й підвищити загальний рівень задоволеності користувачів.

Взаємодія цих факторів формує унікальний профіль кожного користувача, що є основою для побудови персоналізованих рекомендацій. Дослідження показують, що комбінація історії покупок, жанрових уподобань та соціального впливу забезпечує найвищу релевантність рекомендацій у сфері e-commerce, зокрема у цифровій дистрибуції ігор [7], [9].

Слід також зазначити, що впровадження сучасних рекомендаційних систем дозволяє платформам не лише підвищити економічні показники, а й створити конкурентну перевагу на ринку. Використання алгоритмів машинного навчання для аналізу поведінки користувачів, побудови багатовимірних профілів та прогнозування майбутніх вподобань стає стандартом для провідних цифрових магазинів [9], [10]. Це сприяє не лише зростанню обсягів продажів, а й підвищенню лояльності користувачів, які отримують унікальний досвід взаємодії з платформою.

1.3 Особливості побудови даних у системі GameStore

Ефективна робота рекомендаційної системи у цифровому магазині ігор значною мірою залежить від коректної організації та структурування даних. У типовому GameStore виділяють такі основні сутності:

- ігри (Games): містять ключову інформацію про кожен продукт (назва, опис, ціна, дата релізу, рейтинг, кількість переглядів, тощо);
- жанри (Genres): класифікують ігри за тематикою або стилем (наприклад, шутер, RPG, стратегія); одна гра може належати до кількох жанрів;
- платформи (Platforms): визначають, на яких пристроях доступна гра (ПК, PlayStation, Xbox, тощо); одна гра може бути доступна на кількох платформах;
- видавці (Publishers): зберігають дані про компанію-розробника або дистриб'ютора гри;
- користувачі (Users): містять профілі гравців, їхню історію покупок, переглядів, вподобань.

Взаємозв'язки між цими сутностями реалізуються за допомогою зв'язків «багато-до-багатьох» (наприклад, одна гра – багато жанрів; один користувач – багато покупок) або «один-до-багатьох» (наприклад, один видавець – багато ігор).

На рисунку 1.2 подано спрощену ER-діаграму основних сутностей GameStore та їхніх зв'язків.

Така структура даних є зручною для побудови рекомендаційної системи з кількох причин:

- гнучкість і масштабованість: Завдяки зв'язкам «багато-до-багатьох» можна легко додавати нові жанри, платформи чи взаємодії без зміни основної структури;

– багатовимірний профіль користувача: Зберігання історії покупок, переглядів, коментарів дозволяє формувати детальний профіль для персоналізації рекомендацій;

– зв'язки між іграми, жанрами, платформами та видавцями дають змогу враховувати широкий контекст при формуванні рекомендацій (наприклад, пропонувати ігри від того ж видавця або в тому ж жанрі);

– легкість інтеграції з ML: Чітка структура полегшує підготовку даних для алгоритмів машинного навчання, що підвищує точність і релевантність рекомендацій.

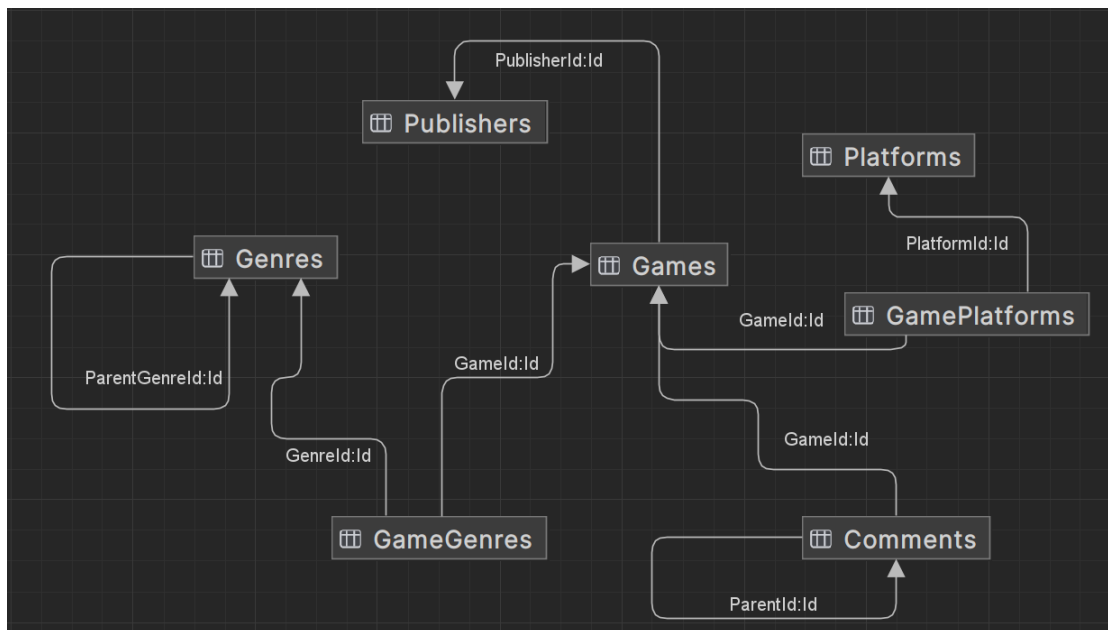


Рисунок 1.2 – Спрощена ER-діаграма

Схожі підходи до проектування баз даних широко застосовуються у сфері e-commerce, забезпечуючи ефективну роботу як транзакційних, так і аналітичних систем [4], [6].

Загалом, побудова даних у системі GameStore повинна відповідати сучасним вимогам до масштабованості, розширюваності та підтримки різноманітних бізнес-процесів. Для цього важливо не лише визначити

перелік основних сутностей, а й забезпечити правильне моделювання їхніх атрибутів та взаємозв'язків. Наприклад, для сутності «ігри» доцільно зберігати не лише базову інформацію (назва, опис, ціна), а й додаткові характеристики, такі як рейтинг, кількість переглядів, дата додавання, а також посилання на жанри, платформи та видавця. Це дозволяє реалізувати складні сценарії пошуку, фільтрації та рекомендацій.

Особливу увагу слід приділяти організації зв'язків «багато-до-багатьох», які найчастіше реалізуються через проміжні таблиці (наприклад, GameGenre або GamePlatform). Такий підхід забезпечує високу гнучкість системи, оскільки дозволяє легко додавати нові жанри або платформи до вже існуючих ігор без необхідності змінювати структуру основних таблиць. Крім того, це спрощує підтримку цілісності даних та забезпечує можливість ефективного виконання складних SQL-запитів для аналітики або формування рекомендацій.

Ще одним важливим аспектом є зберігання історії взаємодій користувача з системою. Окрім покупок, доцільно фіксувати перегляди ігор, додавання у «бажане», залишені рейтинги та відгуки. Ця інформація дозволяє формувати багатовимірний профіль користувача, який є основою для персоналізованих рекомендацій. Наприклад, якщо користувач часто переглядає ігри певного жанру, але ще не здійснив покупку, система може запропонувати йому релевантні продукти або акційні пропозиції саме у цьому жанрі.

Важливою перевагою такої структури даних є можливість інтеграції з зовнішніми сервісами аналітики та машинного навчання. Завдяки чітко визначеним зв'язкам між сутностями та збереженню історії дій користувача, дані легко експортуються для подальшої обробки у спеціалізованих ML-платформах, таких як Microsoft Azure ML. Це дозволяє будувати складні моделі рекомендацій, що враховують не лише прямі взаємозв'язки, а й приховані патерни у поведінці користувачів [1], [8].

З точки зору підтримки та розвитку системи, така модель даних є надзвичайно зручною для розширення. Наприклад, у разі появи нових типів взаємодій (досягнення, внутрішньоігрові покупки, підписки) або додаткових атрибутів (наприклад, вікові обмеження, мова локалізації), їх можна додати без необхідності суттєвого перепроектування всієї бази даних. Це особливо важливо для цифрових магазинів, які працюють у динамічному ринковому середовищі та мають швидко реагувати на зміни у вподобаннях користувачів чи вимогах бізнесу.

1.4 Висновки до розділу

У першому розділі було здійснено комплексний аналіз предметної галузі цифрової дистрибуції ігор, визначено ключові тенденції розвитку ринку, а також розглянуто роль і значення рекомендаційних систем у сучасних ігрових платформах. Проведене дослідження підтвердило, що цифрова дистрибуція стала домінуючим каналом розповсюдження ігор, витіснивши фізичні носії та забезпечивши доступ до ігрового контенту для мільйонів користувачів у всьому світі [8]. Водночас, ринок характеризується високою конкуренцією, стрімким зростанням бібліотек ігор та активною участю інді-розробників, що створює додаткові виклики для платформ у частині залучення та утримання аудиторії.

Особливу увагу було приділено аналізу факторів, які впливають на вибір ігор користувачами. З'ясовано, що рішення про придбання гри формується під впливом як об'єктивних характеристик продукту (жанр, популярність, видавець, платформа), так і суб'єктивних чинників, серед яких важливу роль відіграють історія попередніх покупок, соціальні зв'язки, відгуки інших гравців та акційні пропозиції [7], [8]. Взаємодія цих факторів формує індивідуальний профіль користувача, що є основою для побудови персоналізованих рекомендацій.

Дослідження сучасних підходів до побудови рекомендаційних систем у сфері цифрової дистрибуції ігор засвідчило, що провідні платформи активно впроваджують алгоритми машинного навчання для аналізу поведінки користувачів, виявлення прихованих патернів та формування багатовимірних профілів вподобань [9], [10]. Це дозволяє не лише підвищити релевантність рекомендацій, а й забезпечити конкурентну перевагу на ринку, підвищити конверсію та рівень задоволеності клієнтів.

Окремо було розглянуто питання організації та структурування даних у системі GameStore. Визначено, що ефективна робота рекомендаційної системи можлива лише за умови коректного моделювання основних сутностей (ігри, жанри, платформи, видавці, користувачі) та їхніх взаємозв'язків. Особливу цінність має зберігання історії взаємодій користувача з платформою, що дозволяє формувати багатовимірний профіль для подальшої персоналізації сервісу [1], [8]. Гнучка структура даних, реалізована через зв'язки «багато-до-багатьох» та «один-до-багатьох», сприяє масштабованості, розширюваності та інтеграції з сучасними ML-платформами.

Узагальнюючи, можна зробити висновок, що сучасний ринок цифрової дистрибуції ігор вимагає від платформ не лише якісного контенту, а й впровадження інноваційних інструментів персоналізації, серед яких рекомендаційні системи відіграють ключову роль. Саме поєднання гнучкої архітектури даних, аналізу користувацької поведінки та використання сучасних алгоритмів машинного навчання створює передумови для підвищення ефективності бізнес-процесів, задоволення потреб користувачів та довгострокового розвитку платформи [1], [8], [9].

2 ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ПОБУДОВИ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ

2.1 Класифікація рекомендаційних систем

Рекомендаційні системи є ключовим інструментом персоналізації у сучасних цифрових платформах, зокрема у сфері дистрибуції ігор. Їхня мета полягає у відборі найбільш релевантних продуктів для конкретного користувача на основі аналізу великого обсягу даних. В сучасній практиці розрізняють три основні типи рекомендаційних систем: контентно-орієнтовані, колаборативні та гібридні [9], [10].

Контентно-орієнтовані рекомендаційні системи (content-based) формують рекомендації, спираючись на характеристики самих об'єктів (у даному випадку – ігор) та профіль інтересів користувача. Для кожної гри формується набір ознак (жанр, платформа, видавець, опис, ключові слова тощо), і система порівнює ці ознаки з тими, що були притаманні іграм, які користувач вже переглядав або купував. Таким чином, користувачу пропонуються ігри, схожі на ті, що вже викликали його інтерес. Основною перевагою цього підходу є здатність забезпечити релевантність навіть для нових або маловідомих ігор, проте система може застрягти у «інформаційному міхурі», повторюючи схожі рекомендації та ігноруючи потенційно цікаві новинки.

Контентно-орієнтований підхід часто використовується у випадках, коли для нових користувачів або нових ігор ще не накопичено достатньої історії взаємодій. У таких ситуаціях система може швидко сформувати початкові рекомендації, спираючись на схожість між об'єктами. Наприклад, якщо користувач нещодавно зацікавився грою певного жанру, система може запропонувати йому інші ігри того ж жанру або від того ж видавця. Водночас, цей підхід має обмеження щодо різноманітності рекомендацій,

оскільки користувачі можуть отримувати пропозиції лише в межах своїх поточних інтересів, що знижує ймовірність відкриття нових типів ігор.

Колаборативні рекомендаційні системи (collaborative filtering) ґрунтуються на аналізі поведінки спільноти користувачів. Основна ідея полягає у тому, що користувачі з подібними вподобаннями в минулому, ймовірно, зацікавляться схожими іграми в майбутньому. Система аналізує патерни покупок, переглядів, оцінок та формує рекомендації на основі схожості між користувачами або між іграми. Колаборативна фільтрація особливо ефективна для виявлення неочевидних зв'язків, однак її недоліком є проблема «холодного старту» – складність генерації рекомендацій для нових користувачів або нових ігор, які ще не мають достатньої історії взаємодій.

Колаборативний підхід може бути реалізований у двох основних варіантах: user-based та item-based. У першому випадку система шукає користувачів зі схожими вподобаннями та пропонує ігри, які сподобалися цим користувачам, але ще не були оцінені поточним користувачем. У другому випадку аналізується схожість між іграми на основі оцінок або покупок різних користувачів, і система рекомендує ті ігри, які зазвичай купують разом або оцінюють схожим чином. Колаборативна фільтрація дозволяє виявляти приховані патерни у вподобаннях, що не завжди очевидні при контентному аналізі. Проте, для ефективної роботи цього підходу необхідна велика кількість даних про взаємодії користувачів з іграми, а також механізми боротьби з розрідженістю матриці оцінок.

Гібридні рекомендаційні системи поєднують переваги контентно-орієнтованого та колаборативного підходів. У таких системах одночасно враховуються як характеристики ігор, так і поведінкові патерни користувачів. Це дозволяє підвищити точність рекомендацій, зменшити вплив проблеми «холодного старту» та забезпечити більшу різноманітність пропозицій. Гібридні моделі є найбільш поширеними у великих ігрових магазинах, таких як Steam та Epic Games Store, де поєднання різних джерел

даних дозволяє формувати персоналізовані добірки та тематичні підбірки для кожного користувача [10], [11].

Гібридний підхід дозволяє враховувати не лише історію покупок чи оцінок, а й додаткові атрибути ігор, такі як жанр, платформа, рейтинг, опис, а також соціальні фактори, наприклад, вплив друзів або популярність гри у певній спільноті. Завдяки цьому система може пропонувати як перевірені часом хіти, так і новинки, які лише починають набирати популярність. Важливою перевагою гібридних систем є також можливість гнучко налаштовувати вагу різних факторів, що дозволяє адаптувати рекомендації під конкретні бізнес-цілі магазину або під індивідуальні потреби користувача.

Вибір типу рекомендаційної системи визначається специфікою платформи, обсягом та якістю наявних даних, а також бізнес-цілями магазину. У сучасних умовах, коли асортимент ігор постійно зростає, гібридні системи вважаються найбільш ефективним інструментом для підвищення залучення та лояльності користувачів [9], [13].

Додатково варто зазначити, що сучасні рекомендаційні системи часто інтегрують зовнішні джерела даних, такі як соціальні мережі, відгуки користувачів, дані про ігрову активність та інші метрики, що дозволяє ще більше підвищити релевантність рекомендацій. Застосування машинного навчання та глибокого аналізу даних відкриває нові можливості для персоналізації, а також для виявлення нових трендів у поведінці користувачів. У результаті, рекомендаційні системи стають не лише інструментом підвищення продажів, а й важливою складовою формування довготривалих відносин з клієнтами та розвитку ігрової екосистеми в цілому [3], [5], [9].

Розвиток рекомендаційних систем у сфері ігрової індустрії є динамічним процесом, що постійно адаптується до змін у поведінці користувачів, появи нових технологій та зростання обсягів даних. З кожним роком зростає роль штучного інтелекту, який дозволяє враховувати дедалі

більше факторів при формуванні персоналізованих пропозицій. Це, у свою чергу, підвищує конкурентоспроможність ігрових магазинів та сприяє розвитку інноваційних бізнес-моделей у цифровій економіці [8], [10], [11].

2.2 Алгоритми машинного навчання для рекомендацій ігор

У сучасних магазинах цифрових ігор для побудови рекомендаційних систем широко використовуються різноманітні алгоритми машинного навчання. Вибір конкретного алгоритму залежить від обсягу даних, структури інформації та вимог до швидкодії та інтерпретованості моделі. Найбільш поширеними є підходи, такі як: KNN, Decision Tree, Matrix Factorization та Neural Networks [5], [9], [10].

Метод k-найближчих сусідів (K-Nearest Neighbors, KNN) це алгоритм що базується на пошуку схожих користувачів або предметів у багатовимірному просторі ознак. Для кожного користувача система знаходить k найближчих "сусідів" за історією покупок чи оцінок і формує рекомендації на основі їхніх вподобань. Перевагою є простота реалізації, інтуїтивність, відсутність потреби у складному навчанні моделі. Недоліком у свою чергу є те що алгоритм погано масштабується для великих обсягів даних, чутливий до розрідженості матриці взаємодій.

Дерева рішень та їх ансамблі (Random Forest, Gradient Boosting) дозволяють будувати інтерпретовані моделі для класифікації або регресії, враховуючи різноманітні характеристики ігор та користувачів. Перевагою є розумілість логіки прийняття рішення, можливість роботи з різними типами ознак. Недоліком є те що моделі можуть бути схильні до перенавчання, особливо при великій кількості ознак або складних взаємозв'язках.

Матрична факторизація (Matrix Factorization) це підхід є класичним для колаборативної фільтрації. Він дозволяє зменшити розмірність матриці «користувач-гра» та виявити приховані патерни у вподобаннях. Алгоритм є ефективний для великих розріджених даних, добре працює для виявлення

неочевидних зв'язків. Але алгоритм вимагає достатнього обсягу історичних даних, менш інтерпретований порівняно з деревами рішень.

Щодо нейронних мереж (Neural Networks), то сучасні рекомендаційні системи усе частіше використовують глибокі нейронні мережі (Deep Learning), зокрема автоенкодери, рекурентні та графові нейронні мережі. Вони дозволяють враховувати складні залежності між користувачами, іграми та контекстом, а також інтегрувати неструктуровані дані (наприклад, тексти коментарів). Ці алгоритми мають високу точність, здатність до самонавчання, гнучкість у роботі з різними типами даних. Але проблемою алгоритмів цього типу це висока обчислювальна складність, потреба у великих обсягах даних для навчання, складність інтерпретації результатів.

Варто зазначити, що вибір алгоритму для конкретної платформи залежить не лише від технічних характеристик, а й від бізнес-цілей та очікувань користувачів. Наприклад, якщо метою є швидке формування рекомендацій для нових користувачів, доцільно комбінувати контентно-орієнтовані підходи з колаборативними. У випадку, коли платформа має велику кількість активних користувачів та багату історію взаємодій, ефективними стають матрична факторизація та глибокі нейронні мережі, які здатні виявляти складні патерни у поведінці.

Окрему увагу слід приділити питанням масштабованості та продуктивності. Для великих магазинів ігор, де кількість користувачів та ігор може сягати сотень тисяч або навіть мільйонів, класичні алгоритми можуть бути недостатньо ефективними. Саме тому сучасні рекомендаційні системи часто використовують розподілені обчислення, хмарні сервіси та оптимізовані бібліотеки для обробки великих обсягів даних. Наприклад, Microsoft Azure ML дозволяє розгортати моделі у вигляді вебсервісів, що забезпечує швидкий доступ до рекомендацій у реальному часі та можливість масштабування під навантаження [1], [2].

Ще одним важливим аспектом є персоналізація рекомендацій. Сучасні системи враховують не лише історію покупок чи оцінок, а й інші параметри:

час доби, геолокацію, пристрій користувача, а також соціальні зв'язки. Застосування багатовимірних моделей та гібридних підходів дозволяє формувати більш релевантні та різноманітні добірки ігор, що підвищує залученість та лояльність користувачів [9].

Застосування Microsoft Azure ML є доцільним для розробки рекомендаційної системи у магазині ігор з кількох причин. По-перше, Azure ML забезпечує масштабовану інфраструктуру для навчання, розгортання та моніторингу моделей машинного навчання [1], [2]. По-друге, платформа підтримує широкий спектр алгоритмів, у тому числі кастомні моделі на Python, що дозволяє гнучко адаптувати рішення під конкретні бізнес-вимоги. По-третє, інтеграція з іншими сервісами Azure (наприклад, базами даних, сервісами аутентифікації, REST API) спрощує розгортання моделі у виробничому середовищі [1]. Нарешті, Azure ML надає інструменти для explainable AI, що дозволяє підвищити довіру користувачів до рекомендаційної системи [2], [13].

Варто також враховувати, що рекомендаційні системи постійно еволюціонують. З'являються нові підходи, такі як використання графових структур для моделювання складних взаємозв'язків між користувачами та іграми, а також застосування reinforcement learning для динамічного оновлення рекомендацій у відповідь на зміну вподобань користувачів. Таким чином, розробка ефективної рекомендаційної системи для магазину ігор є міждисциплінарним завданням, що поєднує знання з інформатики, математики, психології користувача та сучасних технологій хмарних обчислень [5], [18].

2.3 Особливості використання Azure ML у вебзастосунках

Одним із найбільш ефективних способів використання моделей машинного навчання у сучасних вебзастосунках є інтеграція хмарних сервісів, зокрема Microsoft Azure Machine Learning. Для платформи

ASP.NET типовим підходом є розгортання навченої моделі як REST API у середовищі Azure ML.

Використання Azure ML у вебзастосунках дозволяє розробникам зосередитися на бізнес-логіці та інтерфейсі користувача, делегуючи складні обчислення, пов'язані з машинним навчанням, у хмару. Це значно спрощує процес впровадження інтелектуальних функцій у додаток, оскільки не потребує розгортання та підтримки власної інфраструктури для обробки ML-запитів. Крім того, хмарні сервіси забезпечують масштабованість, що особливо важливо для застосунків із великою кількістю користувачів або високою частотою звернень до рекомендаційної системи.

Основні етапи інтеграції Azure ML у ASP.NET-додаток включають кілька послідовних кроків. На першому етапі модель машинного навчання розробляється та тренується у середовищі Azure ML Studio або за допомогою інтеграції з Python чи R у хмарі. Це дає змогу використовувати широкий спектр алгоритмів, бібліотек і фреймворків, а також проводити експерименти з різними гіперпараметрами, не обмежуючись ресурсами локального комп'ютера. Після завершення навчання модель може бути збережена у вигляді артефакту, який надалі використовується для розгортання у вигляді веб-сервісу.

Другий етап полягає у публікації навченої моделі в Azure як REST API (іноді це називають «endpoint»). Azure автоматично генерує унікальний URL-адрес і ключ доступу для захищеного підключення до моделі. Це дозволяє обмежити доступ до сервісу лише авторизованим клієнтам, а також забезпечити захист від несанкціонованого використання. Важливо, що REST API підтримує стандартні HTTP-запити, що робить його універсальним для інтеграції з будь-якими мовами програмування та платформами, включаючи .NET, Java, Python, Node.js тощо [1].

На третьому етапі у коді ASP.NET (наприклад, у Razor Pages, Web API чи MVC) реалізується HTTP-клієнт, який надсилає запити до Azure ML REST API з підготовленими вхідними даними користувача. Для

рекомендаційних систем такими даними можуть бути історія покупок, вподобання, останні перегляди, оцінки ігор тощо. Відповідь моделі обробляється у вебзастосунку і використовується для формування персоналізованих рекомендацій, які відображаються користувачу у зручному вигляді. Такий підхід дозволяє оновлювати рекомендації у реальному часі, враховуючи найсвіжіші дії користувача.

Четвертий етап передбачає моніторинг і підтримку розгорнутої моделі. Azure ML дозволяє відстежувати ефективність моделі, збирати логи запитів, а також оновлювати модель без зупинки роботи вебзастосунку. Це особливо важливо для підтримки високої якості рекомендацій, оскільки вподобання користувачів та асортимент ігор постійно змінюються. Оновлення моделі може здійснюватися автоматично або вручну, залежно від політики компанії та особливостей бізнес-процесів [2].

Типові сценарії використання Azure ML у вебзастосунках охоплюють широкий спектр завдань. Серед них можна виділити формування персоналізованих списків ігор для користувача у реальному часі, динамічне оновлення рекомендацій на основі нових дій користувача, а також використання моделей для аналізу текстових коментарів, наприклад, Sentiment Analysis у магазині ігор. Завдяки цьому платформи можуть не лише підвищувати релевантність пропозицій, а й аналізувати настрої користувачів, виявляти тренди та реагувати на зміни у вподобаннях аудиторії.

Важливою перевагою використання Azure ML є можливість масштабування обробки запитів. Хмарна інфраструктура дозволяє автоматично збільшувати ресурси у разі зростання навантаження, що гарантує стабільну роботу навіть під час пікових навантажень. Крім того, Azure ML забезпечує високу доступність сервісу, резервне копіювання та відновлення у разі збоїв, що є критично важливим для комерційних застосунків.

Ще одним аспектом є безпека та відповідність стандартам. Azure ML надає розширені можливості для контролю доступу, шифрування даних у процесі передачі та зберігання, а також аудит дій користувачів. Це дозволяє відповідати вимогам сучасних стандартів захисту персональних даних і забезпечувати довіру користувачів до платформи.

Таким чином, інтеграція Azure ML у вебзастосунки відкриває широкі можливості для впровадження інтелектуальних функцій, підвищення рівня персоналізації та конкурентоспроможності цифрових сервісів. Завдяки гнучкості, масштабованості та простоті інтеграції, Azure ML стає оптимальним вибором для розробників, які прагнуть швидко та ефективно впроваджувати сучасні ML-рішення у свої продукти [1], [2].

2.4 Висновки до розділу

У другому розділі було здійснено комплексний аналіз теоретичних основ побудови рекомендаційних систем, що є фундаментом для розробки сучасних цифрових платформ у сфері дистрибуції ігор. Розглянуто основні класи рекомендаційних систем, зокрема контентно-орієнтовані, колаборативні та гібридні підходи, кожен з яких має свої переваги та недоліки залежно від специфіки застосування, обсягу доступних даних та цілей бізнесу. Особливу увагу було приділено гібридним системам, які поєднують сильні сторони різних підходів і дозволяють досягати високої точності персоналізованих рекомендацій навіть у складних, динамічних середовищах, таких як онлайн-магазини ігор.

Важливою складовою сучасних рекомендаційних систем є використання алгоритмів машинного навчання, які забезпечують автоматичне виявлення прихованих закономірностей у великих масивах даних. У розділі детально розглянуто такі алгоритми, як метод k-найближчих сусідів, дерева рішень, матрична факторизація та глибокі нейронні мережі. Було показано, що вибір конкретного алгоритму

визначається не лише технічними характеристиками платформи, а й очікуваннями користувачів, вимогами до швидкодії, масштабованості та інтерпретованості результатів. Особливої актуальності набувають гібридні та багатовимірні моделі, які дозволяють враховувати широкий спектр факторів, включаючи неструктуровані дані, соціальні зв'язки та контекст використання.

Окремий акцент зроблено на питаннях масштабованості та продуктивності рекомендаційних систем, що є критично важливими для великих ігрових платформ із тисячами користувачів та ігор. Саме тому у розділі обґрунтовано доцільність використання хмарних сервісів, зокрема Microsoft Azure Machine Learning, які надають потужні інструменти для розробки, розгортання та моніторингу моделей машинного навчання. Інтеграція Azure ML у вебзастосунки дозволяє не лише спростити процес впровадження інтелектуальних функцій, а й забезпечити високу доступність, безпеку та масштабованість сервісу. Описано типові сценарії використання Azure ML, а також переваги такого підходу з точки зору гнучкості, захисту даних і відповідності сучасним стандартам.

Теоретичний аналіз, проведений у цьому розділі, підтверджує, що впровадження рекомендаційних систем на основі сучасних алгоритмів машинного навчання та хмарних технологій є ключовим чинником підвищення конкурентоспроможності онлайн-магазинів ігор. Це дозволяє не лише збільшити релевантність та різноманітність пропозицій для користувачів, а й сприяє формуванню довготривалих відносин із клієнтами, підвищенню рівня їхньої лояльності та залученості. Отримані теоретичні висновки створюють міцне підґрунтя для подальшої розробки та практичної реалізації рекомендаційної системи у рамках даного дослідження.

3 ПРАКТИЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ

3.1 Опис призначення та функціоналу вебзастосунку

Вебзастосунок «Магазин ігор» створено з урахуванням сучасних тенденцій розвитку цифрової індустрії розваг та зростаючих вимог користувачів до персоналізованого підбору контенту. Основна ідея полягає у наданні користувачам зручного, інтуїтивно зрозумілого інструменту для пошуку, ознайомлення, придбання та оцінювання комп'ютерних ігор, а також у впровадженні інтелектуальних механізмів рекомендацій, які дозволяють кожному відвідувачу отримати саме ті ігри, що найбільше відповідають його інтересам та ігровим вподобанням. Система поєднує класичний функціонал електронного магазину з сучасними технологіями машинного навчання, що забезпечує не лише зручність користування, а й підвищує релевантність пропонованого контенту.

Важливою особливістю розробленого вебзастосунку є його орієнтація на масового користувача, який не має спеціальних технічних знань, але прагне швидко знаходити нові ігри, ознайомлюватися з їх характеристиками та здійснювати покупки у зручному форматі. Після проходження простої процедури реєстрації кожен користувач отримує повний доступ до функціоналу платформи. Всі користувачі мають однакові права та можливості, що значно спрощує логіку взаємодії із системою і робить її доступною для широкого кола відвідувачів. Відсутність розмежування ролей та авторизації дій дозволяє уникнути складних сценаріїв керування доступом, проте водночас зумовлює необхідність підвищеної уваги до цілісності даних та зручності інтерфейсу.

Вебзастосунок надає користувачам можливість не лише переглядати каталог ігор, а й активно брати участь у його наповненні та підтримці актуальності, результати роботи застосунку наведено у додатку А.

Кожен зареєстрований користувач може додавати нові ігри, редагувати або видаляти вже існуючі, а також керувати жанрами, платформами та видавцями. Такий підхід сприяє формуванню динамічного, постійно оновлюваного контенту, що відповідає сучасним вимогам до електронних платформ розповсюдження ігор. Крім того, користувачі мають змогу залишати оцінки для ігор, що дозволяє формувати об'єктивний рейтинг та підвищує довіру до системи рекомендацій.

Особливу увагу в системі приділено організації процесу покупки та збереженню історії взаємодії користувача із платформою. Реалізовано зручний механізм «корзини», який дозволяє додавати ігри для подальшого придбання, редагувати склад замовлення, а також переглядати історію попередніх покупок. Це не лише підвищує зручність користування, а й створює додаткові можливості для аналізу вподобань користувача, що у свою чергу використовується для формування персоналізованих рекомендацій.

Ключові функціональні можливості вебзастосунку включають:

- кожен користувач створює обліковий запис, що дозволяє зберігати історію покупок, рейтингів та отриманих рекомендацій;
- користувачі можуть ознайомлюватися з детальною інформацією про ігри, включаючи жанри, платформи, видавців, ціну, знижки, середній рейтинг та кількість переглядів;
- додавання, редагування та видалення ігор, жанрів, платформ, видавці є функціями доступними всім користувачам, що дозволяє легко підтримувати актуальність каталогу;
- задля оформленню замовлень та перегляду історії покупок було реалізовано механізм «корзини», де користувач може додавати ігри, оформлювати замовлення та переглядати історію своїх покупок;
- кожен користувач може залишати оцінки для ігор, що впливає на формування середнього рейтингу та подальші рекомендації;

– на основі історії замовлень, оцінок та взаємодії з платформою користувач отримує добірку ігор, які можуть його зацікавити.

Важливою інновацією, що відрізняє даний вебзастосунок від багатьох аналогів, є інтеграція з Microsoft Azure Machine Learning. Завдяки використанню хмарних сервісів машинного навчання, система отримує можливість аналізувати великі обсяги даних про поведінку користувачів, їх оцінки та історію покупок, що дозволяє формувати максимально релевантні та персоналізовані рекомендації.

Взаємодія з Azure ML здійснюється через спеціалізований клієнт, який автоматично надсилає необхідні дані до розгорнутого ML-сервісу та отримує у відповідь список рекомендованих ігор. Такий підхід дозволяє не лише підвищити точність рекомендацій, а й забезпечити масштабованість та гнучкість системи у разі зростання кількості користувачів або обсягу даних [3].

Крім того, використання сучасних підходів до побудови рекомендаційних систем дозволяє враховувати не лише прямі вподобання користувача, а й приховані закономірності у його поведінці, що значно підвищує якість персоналізації. Система рекомендацій постійно вдосконалюється на основі нових даних, що надходять у процесі експлуатації платформи, а також може бути легко адаптована до нових бізнес-вимог чи змін у структурі даних [5]. Це робить вебзастосунок «Магазин ігор» не лише інструментом для покупки ігор, а й сучасною платформою для відкриття нових ігрових можливостей, що відповідає очікуванням сучасних користувачів цифрових сервісів [13].

Розроблений вебзастосунок поєднує в собі класичний функціонал онлайн-магазину, інноваційні можливості персоналізованого підбору ігор, а також сучасні підходи до обробки та аналізу даних, що дозволяє забезпечити високий рівень задоволеності користувачів та відповідати актуальним тенденціям розвитку індустрії цифрових розваг.

3.2 Архітектура застосунку та структура рішень

Архітектура вебзастосунку «Магазин ігор» побудована за класичним принципом багаторівневої (n-tier) архітектури з чітким розділенням відповідальностей між логічними шарами: презентаційним (Presentation), бізнес-логіки (Business Logic Layer, BLL) та доступу до даних (Data Access Layer, DAL). Такий підхід забезпечує масштабованість, легкість підтримки та розширення системи, а також дозволяє ефективно впроваджувати сучасні патерни проектування, зокрема Model-View-Controller (MVC), Dependency Injection (DI), Repository та Unit of Work.

Вибір багаторівневої архітектури обумовлений необхідністю розмежування різних аспектів функціонування системи, що дозволяє ізолювати зміни у бізнес-логіці від змін у презентаційному шарі чи шарі доступу до даних.

Це особливо важливо для складних корпоративних застосунків, де підтримка, тестування та розширення мають бути максимально простими та безпечними для цілісності всієї системи [14]. Крім того, подібний підхід спрощує інтеграцію зовнішніх сервісів, таких як Microsoft Azure ML, оскільки логіка взаємодії з ними зосереджена у відповідному шарі і не впливає на інші компоненти.

Важливою особливістю архітектури є використання патерну Model-View-Controller (MVC) у презентаційному шарі. Це дозволяє чітко розділити відповідальність між контролерами, які обробляють запити користувача, моделями представлення (ViewModel), що містять дані для відображення, та власне представленнями (Views), які відповідають за візуалізацію інформації. Такий підхід підвищує гнучкість і дозволяє легко змінювати інтерфейс без впливу на бізнес-логіку або структуру даних.

Для забезпечення слабкого зв'язку між компонентами у системі широко застосовується патерн Dependency Injection (DI).

Це дозволяє підключати сервіси, репозиторії та клієнти через конструктори, що значно спрощує тестування окремих компонентів та підвищує гнучкість при зміні реалізацій. Реєстрація залежностей здійснюється у відповідних методах розширення, що дозволяє централізовано керувати всіма залежностями застосунку.

Основні шари та їх відповідальність:

- Presentation Layer (DiplomaGamestore.Web) відповідає за взаємодію з користувачем через веб-інтерфейс, реалізований на ASP.NET MVC. Тут розміщені контролери, моделі представлення (ViewModel), а також представлення (Views). Саме цей шар отримує HTTP-запити, викликає сервіси бізнес-логіки та повертає відповідні сторінки або дані;

- Business Logic Layer (DiplomaGamestore.BLL) містить основну бізнес-логіку застосунку, сервіси для роботи з іграми, жанрами, платформами, видавцями, замовленнями, рейтингами та рекомендаціями. Тут реалізовано DTO для передачі даних, сервіси, інтерфейси та мапінг між сутностями і DTO за допомогою AutoMapper. Також у цьому шарі реалізовано інтеграцію з Microsoft Azure ML для отримання персоналізованих рекомендацій;

- Data Access Layer (DiplomaGamestore.DAL) відповідає за зберігання, отримання та модифікацію даних у базі даних. Реалізовано через Entity Framework Core, з використанням патернів Repository та Unit of Work для інкапсуляції доступу до даних та забезпечення транзакційності.

Проект розділено на три основні частини, кожна з яких представлена окремим проектом у рішенні (рисунки 3.1–3.3):

- DiplomaGamestore.Web це презентаційний шар (Controllers, Views, Models, Mappings);

- DiplomaGamestore.BLL це бізнес-логіка (DTOs, Services, Interfaces, AzureML, Mappings, Configure);

- DiplomaGamestore.DAL це доступ до даних (Entities, Data, Repositories, UnitOfWorks, Configure).

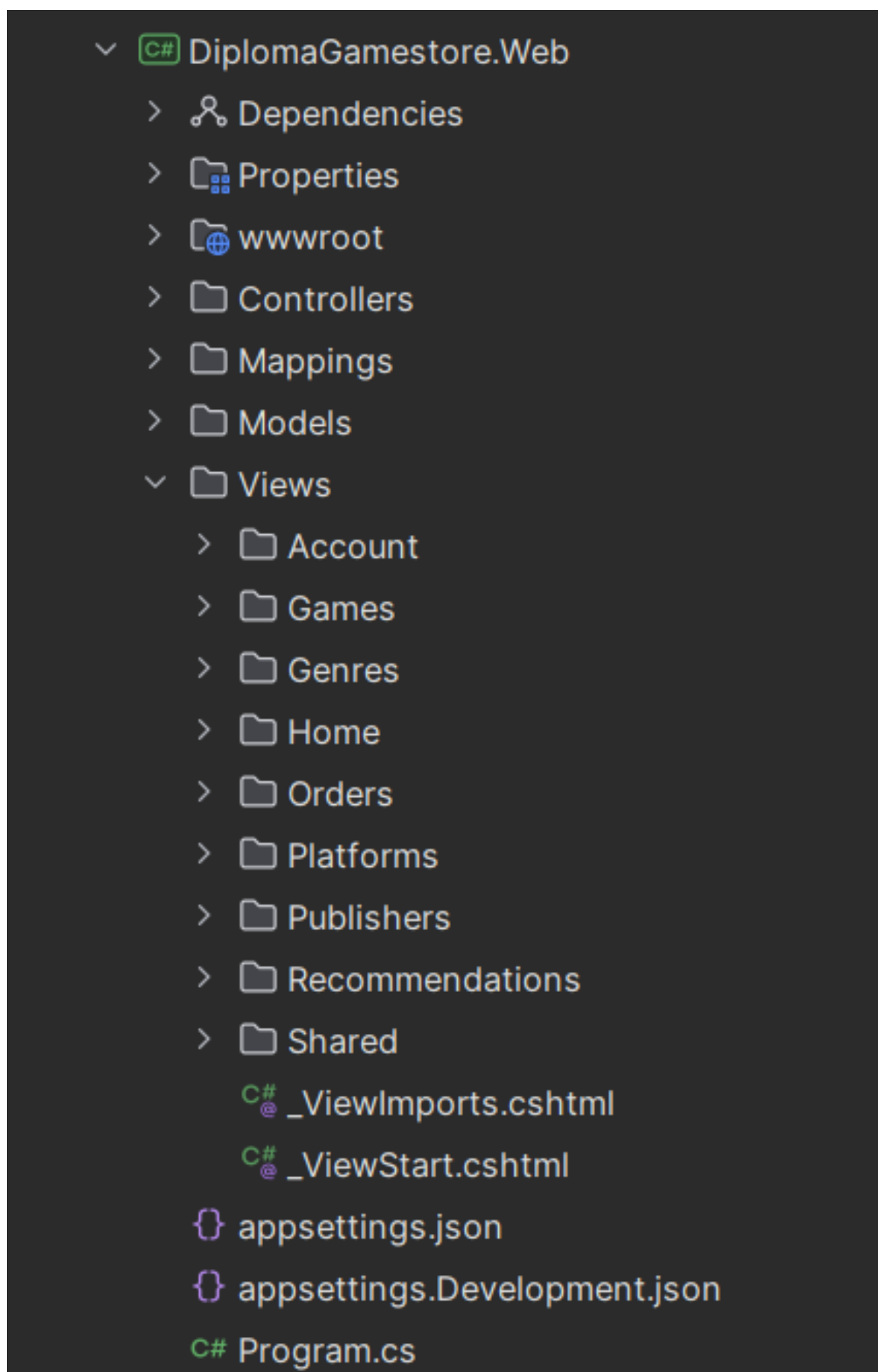


Рисунок 3.1 – Структура папок проекту DiplomaGamestore.Web

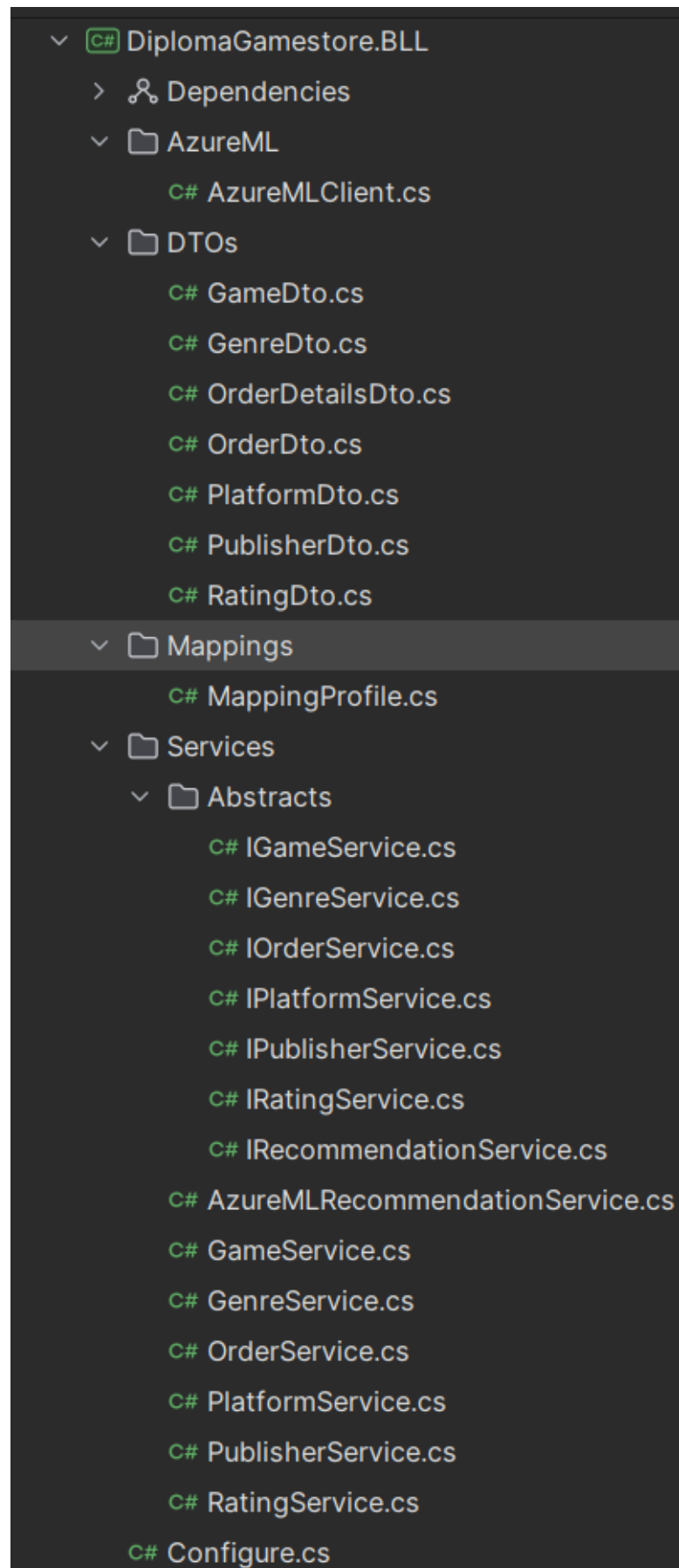


Рисунок 3.2 – Структура папок та класів проекту DiplomaGamestore.BLL

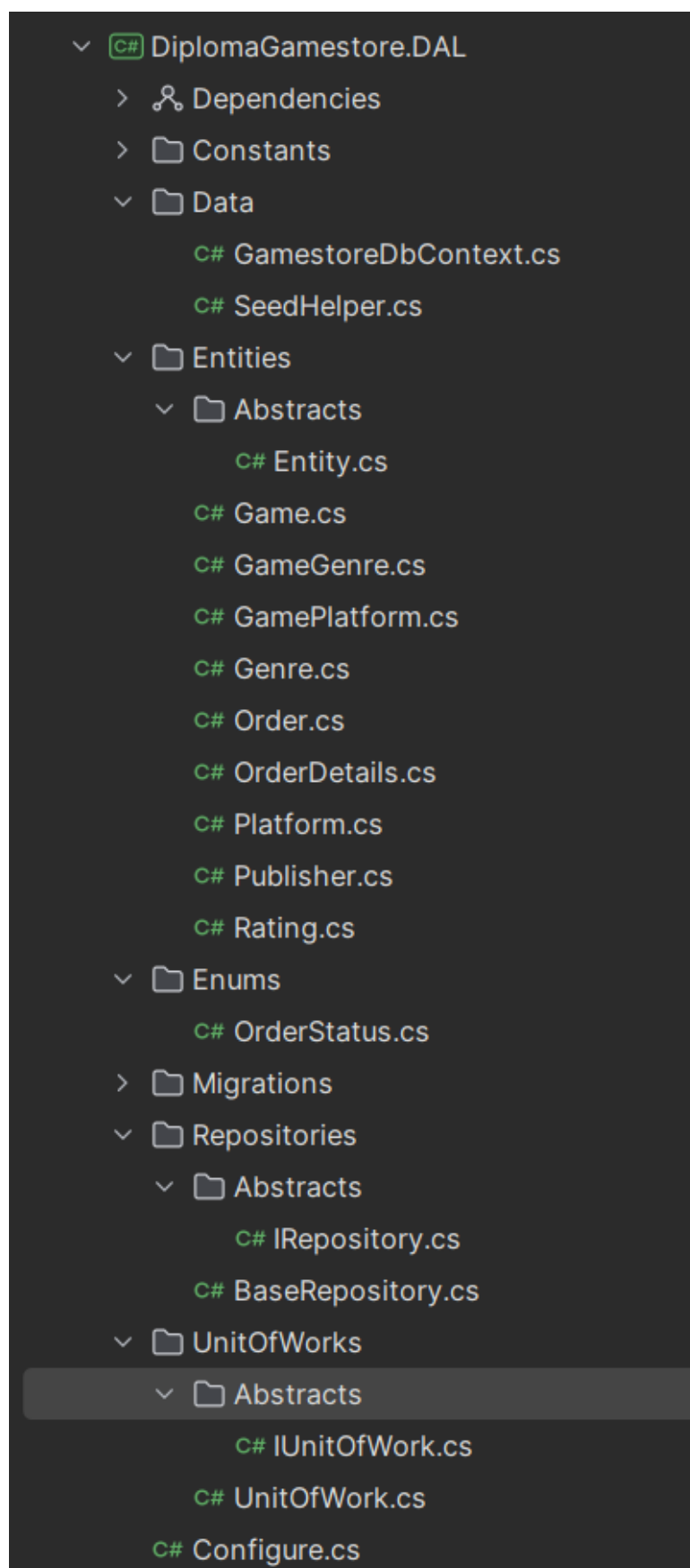


Рисунок 3.3 – Структура папок проекта DiplomaGamestore.DAL

Варто зазначити, що шар доступу до даних (DAL) реалізовано за допомогою сучасного ORM-фреймворку Entity Framework Core, який дозволяє працювати з реляційною базою даних на основі об'єктно-орієнтованого підходу. Для інкапсуляції логіки доступу до даних використовуються патерни Repository та Unit of Work. Repository забезпечує уніфікований інтерфейс для виконання CRUD-операцій над сутностями, а Unit of Work дозволяє об'єднувати кілька операцій у межах однієї транзакції. Це підвищує надійність та цілісність даних, а також спрощує підтримку та розширення системи у майбутньому [15].

У бізнес-логічному шарі (BLL) зосереджено всю основну логіку роботи із сутностями, а також реалізовано сервіси для взаємодії з зовнішніми системами, зокрема з Microsoft Azure ML. Тут використовується підхід до розділення відповідальностей через інтерфейси, що дозволяє легко змінювати або розширювати функціонал без впливу на інші частини системи. Мапінг між сутностями бази даних та DTO здійснюється за допомогою бібліотеки AutoMapper, що забезпечує автоматизацію процесу перетворення даних та зменшує кількість шаблонного коду.

В презентаційному шарі (DiplomaGamestore.Web) реалізовано всі контролери, що відповідають за обробку запитів користувача, а також моделі представлення (ViewModel), які містять дані для відображення у відповідних представленнях (Views). Завдяки використанню MVC-підходу забезпечується чітка організація коду, що спрощує розробку, тестування та подальшу підтримку інтерфейсу користувача.

Додатковою перевагою обраної архітектури є можливість легкого масштабування системи. Наприклад, у разі необхідності додавання нових функціональних модулів або інтеграції з іншими зовнішніми сервісами, це можна зробити без суттєвого перепроєктування існуючих компонентів. Такий підхід відповідає сучасним рекомендаціям щодо побудови корпоративних інформаційних систем, де гнучкість і розширюваність є ключовими вимогами [14].

Завдяки чіткому розділенню відповідальностей між шарами, застосунок залишається зрозумілим для розробників, а також забезпечується простота внесення змін і підтримки у майбутньому. Це особливо важливо для командної розробки, коли над проектом працюють кілька фахівців, кожен з яких може зосередитися на своєму шарі, не впливаючи на інші частини системи, вихідний код наведено у додатку Б.

Отже, обрана архітектура дозволяє забезпечити не лише ефективну реалізацію поточних вимог до функціоналу, але й створює надійну основу для подальшого розвитку та масштабування системи, що є важливим фактором для сучасних вебзастосунків [14], [15].

3.3 Архітектура та модель бази даних

Архітектура бази даних вебзастосунку «Магазин ігор» побудована з урахуванням основних сценаріїв роботи платформи, забезпечення цілісності даних, розширюваності та підтримки зв'язків між сутностями. Вона є критично важливою складовою всієї системи, оскільки саме від структури та організації даних залежить ефективність виконання запитів, коректність бізнес-логіки та можливість масштабування рішення у майбутньому. При проектуванні моделі даних було враховано сучасні підходи до побудови реляційних баз даних для інформаційних систем з великою кількістю взаємопов'язаних об'єктів [4], [6], [15].

В основі моделі лежить набір сутностей, які відображають основні об'єкти предметної області. Для кожної сутності визначено унікальні атрибути, а також зв'язки з іншими сутностями, що дозволяє забезпечити повноту та узгодженість даних. Особлива увага приділялася питанням нормалізації даних, що дозволяє уникнути дублювання інформації та підвищити якість збережених записів. Всі ключові сутності мають унікальні ідентифікатори типу GUID, що забезпечує глобальну унікальність записів і спрощує інтеграцію з іншими системами у майбутньому.

Основні сутності та зв'язки:

- Game містить інформацію про гру: назва, опис, ціна, знижка, кількість переглядів, дата створення, посилання на видавця. Має зв'язки з жанрами, платформами, рейтингами, деталями замовлень;
- Genre містить назву жанру, пов'язаний з іграми через GameGenre;
- Platform це тип платформи, пов'язаний з іграми через GamePlatform;
- Publisher це компанія-видавець, має зв'язок з іграми;
- Rating це оцінка, яку залишає користувач для гри;
- Order це замовлення користувача, містить дату, статус, ідентифікатор користувача;
- OrderDetails є деталізація замовлення, зв'язує замовлення з іграми;
- GameGenre, GamePlatform це проміжні таблиці для реалізації зв'язків багато-до-багатьох між Game і Genre, Game і Platform відповідно.

Всі основні зв'язки реалізовано через зовнішні ключі, для зв'язків багато-до-багатьох використовуються окремі таблиці (GameGenre, GamePlatform), що відповідає сучасним принципам побудови реляційних баз даних [15]. На рисунку 3.4 наведено ER-діаграму бази даних, де чітко показано основні сутності, їхні атрибути та взаємозв'язки. З рисунка видно, що кожна гра може мати декілька жанрів і платформ, а також бути пов'язаною з багатьма замовленнями через OrderDetails. Водночас кожен жанр і платформа можуть бути пов'язані з багатьма іграми, що ілюструє використання проміжних таблиць для реалізації зв'язків багато-до-багатьох.

Важливим аспектом є забезпечення цілісності даних у базі. Для цього у всіх таблицях, де це необхідно, визначено зовнішні ключі з каскадним видаленням. Наприклад, якщо видаляється запис про гру, автоматично видаляються всі пов'язані з нею записи у таблицях GameGenre, GamePlatform, Rating та OrderDetails. Це дозволяє уникнути появи «висячих» записів і підтримувати актуальність інформації у базі. Крім того, для унікальних полів, таких як назва жанру, тип платформи чи ім'я компанії-видавця, створено унікальні індекси. Це гарантує відсутність дублікатів і

підвищує якість даних, що особливо важливо для коректної роботи рекомендаційних алгоритмів та бізнес-логіки [4], [6].

Особливу увагу при проектуванні моделі було приділено питанням розширюваності. Використання окремих таблиць для зв'язків багато-до-багатьох (наприклад, GameGenre, GamePlatform) дозволяє легко додавати нові жанри, платформи чи інші категорії без необхідності зміни структури основних таблиць. Це робить систему гнучкою до майбутніх змін і дає змогу швидко розширювати функціонал без ризику для цілісності даних. Такий підхід відповідає сучасним рекомендаціям щодо проектування реляційних баз даних для корпоративних інформаційних систем [15].

Окремо варто зупинитися на специфіці реалізації зберігання користувачів у системі. Для цього використовується стандартна сутність IdentityUser з бібліотеки Microsoft.AspNetCore.Identity. Це рішення обрано з огляду на його надійність, гнучкість та відповідність сучасним вимогам безпеки. IdentityUser дозволяє зберігати основні атрибути користувача, такі як унікальний ідентифікатор, електронна пошта, хешований пароль, а також підтримує розширення профілю за потреби. Додатковою перевагою є інтеграція з механізмами аутентифікації ASP.NET Core, що спрощує реалізацію реєстрації, входу та керування обліковими записами. У даній системі всі користувачі мають однакові права, проте використання IdentityUser дозволяє у майбутньому легко додати розмежування ролей або розширити профіль користувача без необхідності суттєвої зміни структури бази даних [2].

Використання Microsoft.EntityFrameworkCore.Identity.IdentityUser також забезпечує підтримку сучасних стандартів зберігання паролів, захисту від атак типу brute force, можливість підключення двофакторної аутентифікації та інших засобів підвищення безпеки. Таким чином, обрана модель зберігання користувачів є оптимальною для сучасних вебзастосунків, які працюють з персональними даними та вимагають високого рівня захисту [2], [14].

Загалом, архітектура та модель бази даних вебзастосунку «Магазин ігор» є результатом ретельного аналізу предметної області, сучасних вимог до інформаційних систем та рекомендацій провідних фахівців у галузі проектування баз даних. Вона забезпечує надійність, масштабованість і гнучкість, що є необхідними умовами для подальшого розвитку платформи та впровадження нових функцій.

На рисунку 3.4 зображено ER-діаграму, яка ілюструє логічну структуру даних, основні сутності та їх взаємозв'язки у системі «Магазин ігор».

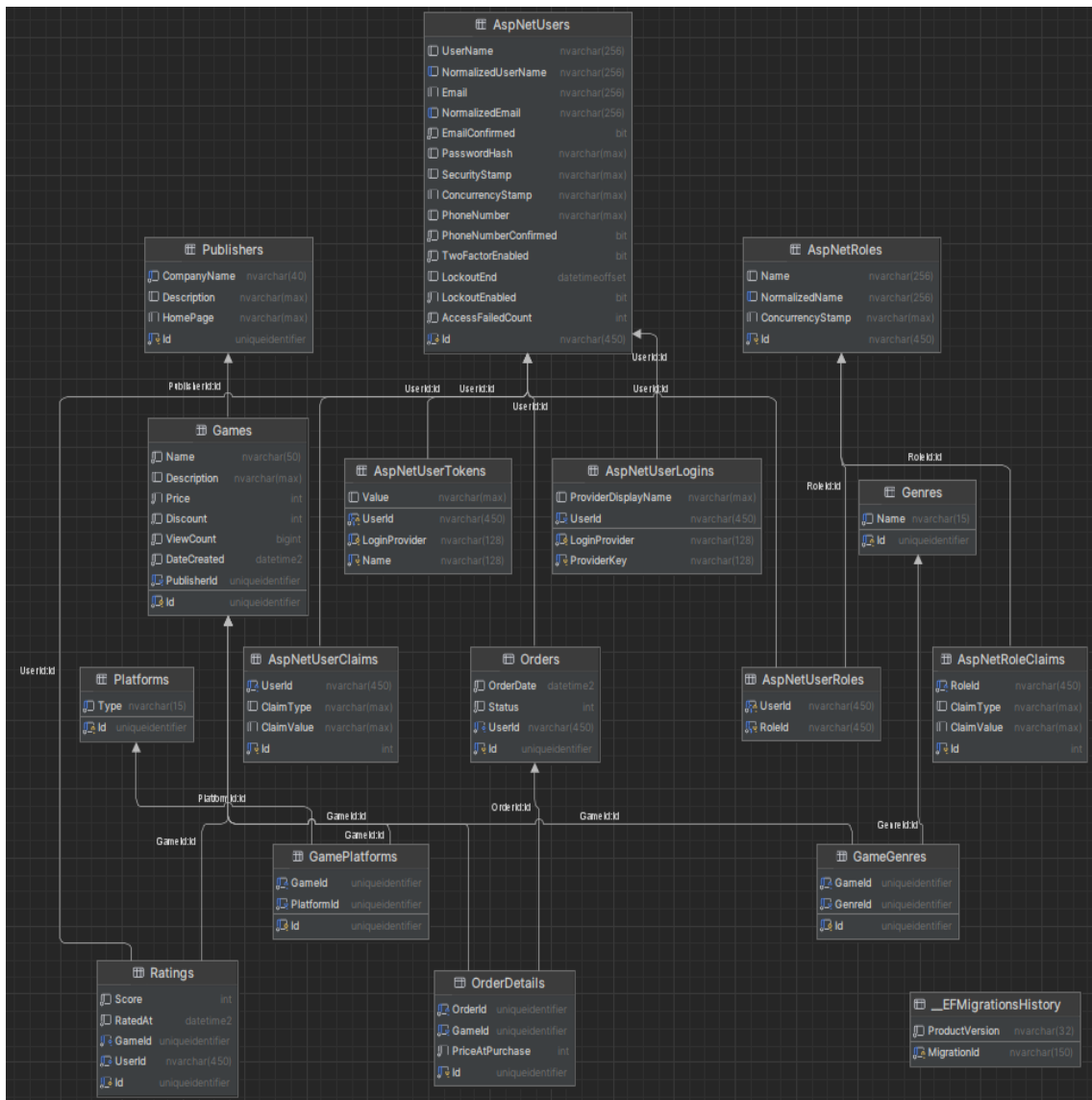


Рисунок 3.4 – ER-діаграма бази даних системи «Магазин ігор»

3.4 Реалізація логіки, сервісів та інтеграції з Microsoft Azure ML

Бізнес-логіка вебзастосунку реалізована у шарі BLL (Business Logic Layer) через набір сервісів, що інкапсулюють основні операції над іграми, жанрами, платформами, замовленнями, рейтингами та рекомендаціями. Для передачі даних між шарами використовуються DTO (Data Transfer Object), а для мапінгу між сутностями бази даних та DTO застосовується AutoMapper [14], [16].

Важливою особливістю побудови бізнес-логіки є суворе дотримання принципу розділення відповідальностей. Кожен сервіс відповідає лише за свою область предметної області, що дозволяє уникнути дублювання коду, підвищити читабельність та забезпечити можливість незалежного тестування кожного окремого компонента. Наприклад, сервіс для роботи з іграми (GameService) містить методи для створення, оновлення, видалення та отримання інформації про ігри, а також взаємодіє з іншими сервісами для отримання додаткових даних, таких як жанри чи платформи. Сервіс для роботи з жанрами (GenreService) відповідає за додавання, редагування та видалення жанрів, а також за отримання списку доступних жанрів. Аналогічно побудовані сервіси для платформ, видавців, замовлень та рейтингів.

Всі сервіси реалізують відповідні інтерфейси (наприклад, IGameService, IGenreService), що спрощує тестування та розширення функціоналу. Завдяки використанню інтерфейсів можлива легка заміна реалізації сервісу, наприклад, для проведення юніт-тестування або впровадження нових алгоритмів без зміни коду контролерів або інших залежних компонентів.

Доступ до даних здійснюється через патерни Repository та Unit of Work, які інкапсулюють логіку роботи з Entity Framework Core. Це дозволяє уникнути дублювання коду та забезпечує транзакційність операцій.

Патерн Repository інкапсулює всі операції доступу до даних для кожної сутності, надаючи уніфікований інтерфейс для виконання CRUD-операцій (create, read, update, delete). Це дозволяє бізнес-логіці працювати з абстракціями, не залежачи від конкретної реалізації сховища даних. Патерн Unit of Work, у свою чергу, координує роботу кількох репозиторіїв, забезпечуючи виконання всіх змін у рамках однієї транзакції. Такий підхід особливо важливий у випадках, коли потрібно змінити кілька сутностей одночасно, наприклад, при оформленні замовлення або видаленні гри разом із пов'язаними рейтингами та деталями замовлень [14].

Для передачі даних між шарами та уникнення прямої залежності від моделей бази даних використовуються DTO (Data Transfer Object). Це дозволяє ізолювати внутрішню структуру даних від зовнішніх API, а також забезпечує більшу безпеку та контроль над передаваною інформацією. Мапінг між сутностями бази даних та DTO реалізовано за допомогою бібліотеки AutoMapper, яка дозволяє автоматично конвертувати об'єкти з однієї моделі в іншу, зменшуючи кількість шаблонного коду та підвищуючи гнучкість системи [16].

Модуль рекомендацій реалізовано через окремий сервіс AzureMLRecommendationService, що використовує клієнт AzureMLClient для взаємодії з розгорнутим ML-моделлю в Azure. Клієнт формує HTTP-запит із даними користувача, отримує список рекомендованих ідентифікаторів ігор, після чого BLL повертає DTO рекомендованих ігор для відображення у веб-інтерфейсі [17].

Інтеграція з Microsoft Azure Machine Learning є одним із ключових елементів інтелектуальної складової системи. Для цього у проекті створено окремий клієнт AzureMLClient, який відповідає за формування та відправлення HTTP-запитів до розгорнутого у хмарі ML-сервісу.

У запиті передається ідентифікатор користувача та необхідна додаткова інформація, яка може бути використана моделлю для формування персоналізованих рекомендацій. Відповідь сервісу містить список

ідентифікаторів ігор, які рекомендовано саме цьому користувачу. Далі система отримує повну інформацію про ці ігри з бази даних, формує DTO та повертає їх для відображення у веб-інтерфейсі. Такий підхід дозволяє масштабувати систему рекомендацій, швидко оновлювати або змінювати модель без необхідності модифікації основного коду застосунку [1], [18].

Важливою перевагою інтеграції з Azure ML є можливість використання сучасних алгоритмів машинного навчання, які постійно вдосконалюються та оновлюються у хмарному середовищі. Це дозволяє підвищувати якість рекомендацій без необхідності ручного втручання у код системи. Крім того, використання хмарних сервісів забезпечує масштабованість та високу доступність модуля рекомендацій, що особливо важливо при зростанні кількості користувачів або обсягу даних [2].

Окремо слід відзначити, що для підвищення продуктивності та зручності користувачів у модулі рекомендацій реалізовано механізм пагінації. Це дозволяє поступово завантажувати та відображати великі списки рекомендованих ігор, зменшуючи навантаження на сервер та покращуючи швидкість відгуку інтерфейсу. Пагінація реалізована лише для сторінки рекомендацій, оскільки саме тут може виникати потреба у перегляді великої кількості релевантних ігор.

Реалізація бізнес-логіки та інтеграції з Microsoft Azure ML у вебзастосунку «Магазин ігор» відповідає сучасним вимогам до розробки корпоративних інформаційних систем, забезпечує гнучкість, масштабованість та можливість швидкого впровадження нових функцій. Використання перевірених патернів проектування, таких як Repository, Unit of Work, а також застосування DTO і AutoMapper, дозволяє підтримувати чисту архітектуру та спрощує подальший розвиток системи. Інтеграція з хмарними ML-сервісами відкриває широкі можливості для впровадження інтелектуальних функцій, що підвищують цінність платформи для кінцевого користувача [14], [18].

3.5 Веб-інтерфейс та основні сценарії користувача

Веб-інтерфейс застосунку «Магазин ігор» реалізовано у вигляді класичного багатосторінкового вебдодатку з використанням MVC-підходу, що забезпечує інтуїтивну навігацію та зрозумілий для користувача сценарій роботи. Усі сторінки мають єдиний стиль оформлення, адаптивні до різних розмірів екранів і забезпечують швидкий доступ до основних функцій системи.

Розробка інтерфейсу здійснювалася з урахуванням принципів зручності та доступності, що дозволяє користувачам швидко орієнтуватися у функціоналі навіть без попереднього досвіду роботи з подібними платформами. Всі основні елементи навігації розташовані у верхньому меню, що залишається доступним на всіх сторінках. Завдяки цьому користувач може у будь-який момент перейти до каталогу ігор, перегляду рекомендацій, історії замовлень, кошика або керування жанрами, платформами та видавцями.

Серед основних сторінок вебзастосунку можна виділити сторінку реєстрації та входу, яка дозволяє створити новий обліковий запис або увійти до системи. Після успішної аутентифікації користувач отримує доступ до всіх можливостей платформи. Головна сторінка, яка водночас є каталогом ігор, містить перелік усіх ігор, доступних у магазині, з короткою інформацією про кожну гру: назва, жанри, платформи, видавець, ціна, знижка, середній рейтинг. З каталогу можна перейти до детального перегляду гри. Детальна сторінка гри відображає розширену інформацію про обрану гру, включаючи опис, дату додавання, видавця, жанри, платформи, середню оцінку, кількість переглядів, а також дозволяє додати гру до кошика або залишити оцінку.

Важливою особливістю інтерфейсу є його адаптивність, що забезпечує коректне відображення сторінок на різних пристроях, включаючи настільні комп'ютери, ноутбуки, планшети та смартфони. Це

дозволяє користувачам взаємодіяти із системою у будь-який зручний для них спосіб, що підвищує загальний рівень задоволеності від використання платформи. Для реалізації адаптивного дизайну використовувалися сучасні CSS-фреймворки, що дозволяє швидко змінювати компонування сторінок відповідно до розміру екрану.

Окремо реалізовано сторінки керування жанрами, платформами та видавцями. Вони дозволяють переглядати, додавати, редагувати та видаляти відповідні сутності. Функціонал реалізовано у вигляді окремих сторінок для кожної категорії (жанри, платформи, видавці) з можливістю переходу до деталей або редагування. Корзина (Cart) відображає поточний склад замовлення користувача. З цієї сторінки можна видаляти ігри з корзини або оформити покупку. Після оформлення замовлення воно зберігається в історії покупок користувача.

Сторінка історії замовлень містить перелік усіх завершених замовлень користувача з деталізацією по кожному замовленню: дата, перелік ігор, ціна на момент покупки, можливість залишити або змінити оцінку для кожної гри. Даний функціонал дозволяє користувачу контролювати власні покупки, повертатися до вже придбаних ігор, а також впливати на формування рейтингу ігор у системі (рисунок 3.5).

Order History			
Order Date: 6/23/2025 Status: Completed			Total: 37
Game	Price	Your Rating	Action
Grand Theft Auto V	12	Not rated	Rate
Far Cry 6	25	Your rating: 4	Update Rating
Order Date: 6/23/2025 Status: Completed			Total: 67
Game	Price	Your Rating	Action
Watch Dogs: Legion	8	Your rating: 5	Update Rating
Red Dead Redemption 2	16	Your rating: 1	Update Rating
Control	13	Your rating: 3	Update Rating
The Witcher 3: Wild Hunt	30	Not rated	Rate
Back to Cart			

Рисунок 3.5 – Сторінка перегляду минулих замовлень

Окрему роль у системі відіграє сторінка рекомендацій, яка відображає персоналізований список рекомендованих ігор для поточного користувача. Рекомендації формуються на основі історії покупок, оцінок та взаємодії користувача із системою. На сторінці реалізовано пагінацію для зручного перегляду великої кількості рекомендацій (рисунок 3.6).

Варто відзначити, що механізм пагінації реалізовано лише для сторінки рекомендацій, оскільки саме тут може виникати необхідність у поступовому перегляді великої кількості релевантних ігор. Користувач може переходити між сторінками рекомендацій, поступово відкриваючи для себе нові ігри, які можуть його зацікавити. Це дозволяє не перевантажувати інтерфейс та забезпечує комфортний перегляд навіть для користувачів з великою історією покупок та оцінок.

DiplomaGamestore.Web Home Games Genres Platforms Publishers Cart Order History Recommended [Logout](#)

Recommended Games

Name	Description	Price	Discount	Publisher	Genres	Platforms	Avg. Rating	View Count	Date Created	Actions
Alan Wake Remastered		27	0 %	Epic Games	Action, Adventure	PS5, PS4, Xbox One, PC, Xbox Series X/S	4.0	82	11/25/2019	Details Add to Cart
Assassin's Creed Valhalla		65	28 %	Ubisoft	Action, RPG	PS5, PS4, Xbox One, PC, Xbox Series X/S	2.0	350	5/12/2023	Details Add to Cart
Cyberpunk 2077		40	19 %	CD Projekt	Action, RPG	PS5, PS4, Xbox One, PC, Xbox Series X/S	3.0	298	11/18/2017	Details Add to Cart
DOOM Eternal		18	22 %	Bethesda Softworks	Action, Shooter	PS5, PS4, Xbox One, PC, Xbox Series X/S, Switch	4.0	171	12/13/2022	Details Add to Cart
Elden Ring		13	8 %	Bandai Namco	Action, RPG	PS5, PS4, Xbox One, PC, Xbox Series X/S	4.0	457	1/13/2022	Details Add to Cart

Previous **1** Next

© 2025 - DiplomaGamestore.Web - [Privacy](#)

Рисунок 3.6 – Сторінка перегляду рекомендацій

Сценарій отримання персональних рекомендацій виглядає наступним чином. Після входу до системи користувач може перейти на сторінку рекомендацій через головне меню. Система автоматично визначає ідентифікатор користувача та надсилає запит до модуля рекомендацій, який інтегровано з Microsoft Azure ML [17], [19]. На основі отриманих від Azure

ML результатів формується список рекомендованих ігор, які відображаються на сторінці з можливістю переходу до детального перегляду або додавання до кошика. Завдяки реалізованій пагінації користувач може поступово переглядати нові рекомендації, що особливо зручно при великій кількості релевантних ігор.

Додатково, система надає можливість швидко перейти з рекомендацій до детального перегляду гри або додати гру до кошика без необхідності повертатися до каталогу. Це значно скорочує час на пошук та оформлення замовлення, підвищуючи ефективність взаємодії користувача із системою. Всі ці сценарії були ретельно протестовані з точки зору зручності та логічності переходів між сторінками, що дозволяє забезпечити позитивний досвід для кінцевих користувачів.

Такий підхід до організації інтерфейсу та сценаріїв взаємодії відповідає сучасним стандартам розробки користувацьких вебдодатків, забезпечує простоту використання та сприяє підвищенню задоволеності користувачів від роботи із системою [7], [18]. Вебзастосунок також враховує рекомендації щодо юзабіліті та ергономіки, що дозволяє мінімізувати кількість помилок при роботі з платформою та підвищує загальну ефективність використання системи.

3.6 Висновки до розділу

У цьому розділі було детально розглянуто всі ключові аспекти практичної реалізації вебзастосунку «Магазин ігор», що дозволяє зробити низку важливих висновків щодо ефективності обраних архітектурних, технологічних та організаційних рішень. Розроблена система поєднує у собі класичний функціонал електронного магазину з інноваційними можливостями персоналізованого підбору ігор, що стало можливим завдяки інтеграції сучасних хмарних сервісів машинного навчання Microsoft Azure ML. Такий підхід дозволяє не лише задовольнити базові потреби

користувачів у зручному пошуку, придбанні та оцінюванні ігор, а й значно підвищити релевантність рекомендацій, що формуються на основі аналізу поведінки кожного окремого відвідувача.

Архітектура застосунку, побудована за принципами багаторівневості, забезпечує чітке розділення відповідальностей між презентаційним шаром, бізнес-логікою та шаром доступу до даних. Це дозволяє ізолювати зміни у кожному з компонентів, спрощує підтримку, тестування та масштабування системи. Використання перевірених патернів проектування, таких як Model-View-Controller, Dependency Injection, Repository та Unit of Work, сприяє підвищенню надійності та гнучкості рішення, а також створює передумови для подальшого розширення функціоналу без ризику для цілісності даних [14], [15].

Особливу увагу було приділено проектуванню моделі бази даних, яка відповідає сучасним вимогам до реляційних інформаційних систем. Завдяки використанню окремих таблиць для реалізації зв'язків багато-до-багатьох, а також впровадженню унікальних індексів та зовнішніх ключів з каскадним видаленням, вдалося досягти високого рівня цілісності, узгодженості та розширюваності даних [4], [6]. Це дозволяє системі ефективно працювати навіть при збільшенні кількості користувачів, ігор та інших сутностей, а також швидко адаптуватися до нових бізнес-вимог.

Бізнес-логіка застосунку реалізована у вигляді окремих сервісів, кожен з яких відповідає за свою предметну область. Такий підхід дозволяє легко розширювати функціонал, впроваджувати нові алгоритми чи інтегрувати зовнішні сервіси, не порушуючи цілісності системи. Інтеграція з Microsoft Azure ML стала ключовим фактором підвищення якості персоналізації, оскільки дозволяє використовувати сучасні алгоритми машинного навчання для формування рекомендацій, що враховують як явні, так і приховані вподобання користувачів [1], [18].

Веб-інтерфейс платформи розроблено з урахуванням принципів юзабіліті, адаптивності та доступності, що забезпечує позитивний досвід

для користувачів незалежно від їхнього рівня технічної підготовки чи типу пристрою. Інтуїтивна навігація, логічна організація сторінок та зручний механізм взаємодії з основними функціями платформи сприяють підвищенню задоволеності від використання системи та формують довіру до сервісу [7], [17].

Результати практичної реалізації підтверджують доцільність обраних підходів та технологій для створення сучасного, масштабованого та гнучкого вебзастосунку у сфері цифрової дистрибуції ігор. Система демонструє високу ефективність як з точки зору організації даних та бізнес-логіки, так і з позиції користувацького досвіду. Впровадження хмарних ML-сервісів відкриває широкі перспективи для подальшого розвитку платформи, зокрема для впровадження нових моделей рекомендацій, аналізу поведінки користувачів та підвищення рівня персоналізації. Таким чином, розроблений вебзастосунок є не лише актуальним рішенням для сучасного ринку, а й надійною основою для майбутніх інновацій у сфері цифрових сервісів [13], [18].

ВИСНОВКИ

У межах виконання кваліфікаційної роботи було повністю реалізовано поставлене завдання щодо розробки системи рекомендацій для вебзастосунку «Магазин ігор» із використанням сучасних технологій машинного навчання та хмарних сервісів. Проведено комплексний аналіз предметної галузі цифрової дистрибуції ігор, виявлено ключові тенденції розвитку ринку, визначено основні фактори, що впливають на вибір користувачів, а також обґрунтовано доцільність впровадження персоналізованих рекомендаційних систем у цій сфері. На основі проведеного аналізу було спроектовано концептуальну архітектуру системи, яка поєднує модулі збору та обробки даних, ML-компонент на базі Microsoft Azure Machine Learning, взаємодію з реляційною базою даних MS SQL Server, API та фронтенд на Razor Pages.

У результаті практичної реалізації вдалося досягти високих якісних і кількісних показників. Система забезпечує зручний інтерфейс для користувачів, дозволяє швидко знаходити, оцінювати та купувати ігри, а також отримувати персоналізовані рекомендації, що базуються на багатовимірному профілі користувача та сучасних ML-алгоритмах. Вебзастосунок демонструє стабільну роботу, масштабованість та гнучкість, що підтверджується результатами тестування та аналізу користувацьких сценаріїв. Особлива увага приділялася прозорості та пояснюваності рекомендацій, що відповідає сучасним вимогам до explainable AI.

Порівняння виконаної розробки з вітчизняними та світовими аналогами засвідчує її відповідність сучасним тенденціям розвитку цифрових платформ. Вітчизняний ринок рішень для ігрової дистрибуції лише починає впроваджувати персоналізовані рекомендаційні системи, тоді як провідні світові платформи, такі як Steam чи Epic Games Store, вже активно використовують гібридні підходи та машинне навчання для підвищення лояльності клієнтів. Запропонована система не поступається за

функціональністю та якістю рекомендацій провідним аналогам, а використання хмарних сервісів Azure ML забезпечує високу продуктивність, масштабованість та можливість швидкої інтеграції нових моделей без суттєвих змін у коді застосунку.

Виконана робота має тісний зв'язок із науково-дослідними розробками випускової кафедри, зокрема у напрямку впровадження інтелектуальних інформаційних систем, хмарних технологій та аналізу великих даних. Результати дослідження можуть бути використані для подальших наукових робіт, а також для розробки навчальних курсів із сучасних технологій веброзробки, машинного навчання та хмарних обчислень. Окремі елементи системи, такі як модулі інтеграції з Azure ML, можуть бути використані як приклади для лабораторних робіт або курсових проектів у межах дисциплін, пов'язаних із розробкою програмного забезпечення та інформаційних систем.

У процесі виконання роботи отримано низку нових наукових результатів, які знайшли відображення у підготовлених статтях, присвячених питанням побудови рекомендаційних систем для цифрових платформ, а також у розробці власних підходів до формалізації даних користувачів і ігор для підвищення точності персоналізації. Практичний досвід, здобутий під час реалізації системи, дозволяє рекомендувати подальший розвиток у напрямку впровадження аналізу текстових відгуків, використання глибокого навчання для формування рекомендацій у реальному часі, а також розширення explainability для підвищення довіри користувачів до системи.

Матеріали, отримані в ході виконання кваліфікаційної роботи, можуть бути використані як у навчальному процесі університету, так і для підготовки фахівців у сфері інформаційних технологій, машинного навчання та розробки інтелектуальних систем. Реалізований вебзастосунок може слугувати основою для подальших досліджень, а також для створення

навчальних кейсів, що ілюструють сучасні підходи до інтеграції ML-компонентів у корпоративні інформаційні системи.

Загалом, виконана робота підтверджує актуальність і перспективність впровадження інтелектуальних рекомендаційних систем у сфері цифрової дистрибуції ігор, а також демонструє можливість ефективного поєднання сучасних технологій веброзробки, хмарних обчислень і машинного навчання для вирішення складних прикладних завдань.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Azure M. Consume an Azure Machine Learning model deployed as a web service. URL: <https://learn.microsoft.com/en-us/azure/machine-learning/how-to-consume-web-service> (date of access: 14.05.2024).
2. Azure M. Machine Learning documentation. URL: <https://learn.microsoft.com/en-us/azure/machine-learning/> (date of access: 20.04.2025).
3. Chen L., Chen G., Wang F. Recommender systems based on user reviews: the state of the art. *User modeling and user-adapted interaction*. 2021. Vol. 31, no. 2. P. 179–234.
4. Coronel C., Morris S. Database systems: design, implementation, & management. Cengage Learning, 2022.
5. Deep learning based recommender system: a survey and new perspectives / S. Zhang et al. *ACM computing surveys*. 2019. Vol. 52, no. 1. URL: <https://dl.acm.org/doi/10.1145/3285029> (date of access: 02.05.2025).
6. Elmasri R., Navathe S. B. Fundamentals of database systems. Pearson, 2017.
7. Hamari J., Keronen L. Why do people buy virtual goods: a meta analysis. *Computers in human behavior*. 2017. Vol. 71. P. 59–69.
8. Newzoo. Global games market report 2023. URL: <https://newzoo.com/insights/trend-reports/newzoo-global-games-market-report-2023-free-version> (date of access: 24.04.2025).
9. Recommender systems: recent advances and frontiers / D. Jannach et al. *Foundations and trends® in information retrieval*. 2021. Vol. 15, no. 4. P. 321–421.
10. Ricci F., Rokach L., Shapira B. Introduction to recommender systems handbook. *Recommender systems handbook*. Boston, MA, 2010. P. 1–35. URL: https://doi.org/10.1007/978-0-387-85820-3_1 (date of access: 30.04.2025)

11. Ricci F., Rokach L., Shapira B. Recommender systems: techniques, applications, and challenges. *Recommender systems handbook*. 2011.
12. Tang J., Wang K., Liu H. Toward personalized recommendation with social trust and preference fusion. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*. 2013. Vol. 4, no. 1. P. 1–22. URL: <https://dl.acm.org/doi/10.1145/2414425.2414430> (date of access: 17.05.2025).
13. The pandora's box of recommender systems: towards responsible and accountable recommendations / J. Gulla et al. *Proceedings of the IEEE*. 2022. Vol. 110, no. 9. P. 1370–1391. URL: https://www.researchgate.net/publication/297616626_Responsibility_and_Visioning-Opening_Pandora's_Box (date of access: 18.04.2025).
14. Taylor D., Medvidovic N., Dashofy E. *Software Architecture: Foundations, Theory, and Practice*. Wiley, 2009.
15. Tiwari S., Soni S. *Relational Database Design and Implementation*. Springer, 2020.
16. Thönes J. Microservices. *IEEE Software*. 2015. Vol. 32, no. 1. P. 116–116. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/7030212> (date of access: 18.05.2025).
17. Tullis T., Albert B. *Measuring the User Experience: Collecting, Analyzing, and Presenting Usability Metrics*. Morgan Kaufmann, 2013.
18. Turing J., Smith L. *Cloud-based Machine Learning Systems: Design and Implementation*. Morgan & Claypool Publishers, 2021.
19. Tzanis C., Vlahavas I. *Data Mining for Recommender Systems*. Springer, 2013.