

Міністерство освіти і науки України
Національний аерокосмічний університет
ім. М. Є. Жуковського «Харківський авіаційний інститут»

Кваліфікаційна наукова
праця на правах рукопису

КУЛЯГІН АНДРІЙ ІГОРОВИЧ

УДК 004.01:004.8:004.932.2

ДИСЕРТАЦІЯ

НЕЙРОМЕРЕЖНІ МЕТОДИ СТВОРЕННЯ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ
СИСТЕМ ДЛЯ ІНТЕРАКТИВНОГО МИСТЕЦТВА З ВИКОРИСТАННЯМ
ДОПОВНЕНОЇ РЕАЛЬНОСТІ

Спеціальність 122 Комп'ютерні науки
Галузь знань 12 Інформаційні технології

Подається на здобуття наукового ступеня доктора філософії

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

_____ Кулягін А. І.
підпис

Науковий керівник Кучук Георгій Анатолійович,
доктор технічних наук, професор

Харків – 2024

АНОТАЦІЯ

Кулягін Андрій Ігорович. Нейромережні методи створення рекомендаційних систем для інтерактивного мистецтва з використанням доповненої реальності. – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктор філософії за спеціальністю 122 – Комп’ютерні науки (Інформаційні технології). – Національний аерокосмічний університет ім. М. Є. Жуковського «Харківський авіаційний інститут», Міністерство освіти та науки України, Харків, 2024.

Дисертація присвячена розробці та удосконаленню нейромережних методів створення рекомендаційних систем арт-композицій для систем доповненої реальності. Метою дисертаційної роботи є покращення результатів рекомендаційних систем для інтерактивного мистецтва з використанням доповненої реальності за допомогою нейромережних методів. Об’єктом дослідження є процеси створення рекомендаційних систем для інтерактивного мистецтва. Предметом дослідження є нейромережні методи створення рекомендаційних систем для інтерактивного мистецтва з використанням доповненої реальності.

У роботі виконано аналітичний огляд існуючих методів побудови рекомендаційних систем. Виявлено, що існуючі методи створення рекомендаційних систем мають обмеження в контексті застосування для рекомендацій арт-композицій для систем доповненої реальності. Часто таким методам бракує контексту та емоційних фідбеків користувача, що відіграє значну роль у взаємодії користувачів з інтерактивним мистецтвом.

З урахуванням проведеного аналізу в роботі поставлено та вирішено наукове завдання розроблення методів, моделей і програмних засобів створення рекомендаційних систем для інтерактивного мистецтва з використанням доповненої реальності.

Обґрунтована методика проведення досліджень і математичний апарат, що використовується в дослідженні. При вирішенні наукових задач

використовувалися методи машинного навчання, нейронної колаборативної фільтрації матричною факторизацією, методи просторово-часового аналізу відео, а також статистичні тести для оцінки ефективності розроблених методів.

Вперше розроблено нейромережну модель вибору релевантних арт-композицій для інтерактивного мистецтва з урахуванням характеристик арт-композицій і профілю користувача. Це дозволило персоналізувати взаємодію користувачів з інтерактивним мистецтвом, враховуючи різноманітні характеристики арт-композиції та дані уподобання користувача з його профілю.

Вперше розроблено метод аналізу емоційних відгуків користувачів на відео у реальному часі для надання рекомендацій щодо вибору арт-композицій. Це дозволяє отримувати емоційний фідбек користувача під час взаємодії з інтерактивним мистецтвом в реальному часі.

Набув подальшого розвитку метод рекомендацій за допомогою інтеграції емоційного фідбеку користувачів для покращення релевантності арт-композицій. Даний підхід дозволяє збільшити релевантність рекомендованих арт-композицій за рахунок аналізу емоційного фідбеку користувачів та врахування емоційного стану під час вибору арт-композиції.

Усі теоретичні розробки дисертації доведено до конкретних інженерних методик та моделі із застосуванням запропонованої інформаційної технології. Запропоновані методи та модель були реалізовані у вигляді програмних засобів та інтегровані в існуючі системи та платформи доповненої реальності. Розроблені нейромережна модель вибору релевантних арт-композицій для інтерактивного мистецтва з урахуванням характеристик арт-композицій і профілю користувача, метод аналізу емоційних відгуків користувачів на відео у реальному часі для надання рекомендацій щодо вибору арт-композицій, метод рекомендацій за допомогою інтеграції емоційного фідбеку користувачів для покращення релевантності арт-композицій та програмне забезпечення, що поєднує їх функціональність, дозволили створити більш чутливу та точну модель

рекомендацій арт-композицій, зробивши систему більш чутливою до емоційного фідбеку і потенційно може покращити користувацький досвід та імерсивність.

Розроблені моделі, методи, інформаційне та програмне забезпечення використані у ТОВ «АНДЕРСЕНЛАБ» (акт впровадження від 15.03.2024 р.), також впроваджено у комунальний заклад «Закарпатська обласна універсальна наукова бібліотека ім. Ф. Потушняка» (акт впровадження від 29.03.2024 р.), а також впроваджено під час виконання держбюджетного проекту кафедри комп'ютерних систем, мереж і кібербезпеки (акт впровадження від 24.03.2024 р.), а також у навчальному процесі Національного аерокосмічного університету ім. М. Є. Жуковського «ХАІ» (акт впровадження від 22.03.2024 р.).

Ключові слова: рекомендаційні системи, формування рекомендацій, нейронні мережі, доповнена реальність, персоналізація контенту, аналіз емоцій користувача, рекомендаційна система, фільтрація, система штучного інтелекту, ІТ-технології, прийняття рішень, інтелектуальні комп'ютерні системи, моделювання, інформаційні технології, штучний інтелект, результати впровадження.

Список публікацій здобувача за темою дисертації

1. Kuliashin, Andrii, Narozhnyi, V., Tkachov, V. & Kuchuk, H. (2022). Дослідження методів побудови рекомендаційних систем для розв'язання задачі вибору найбільш релевантного відео при створенні віртуальних арт-композицій. *Системи управління, навігації та зв'язку*. Збірник наукових праць. 2022 (4). 94-99. 10.26906/SUNZ.2022.4.094. DOI: <https://doi.org/10.26906/SUNZ.2022.4.094>.

2. Abakumov, A. I., Kharchenko, V. S. (Ed.), & Morozova, O. I. (Ed.). (2023). *Methods and technologies of ensuring quality and safety of intelligent systems: Monograph [Методи та технології забезпечення якості та безпеки інтелектуальних систем]*. Національний аерокосмічний університет ім. М. Є. Жуковського «ХАІ». Харків, Юстон, 2023. 337 – 339. ISBN: 978-617-8335-01-4. URL: <https://dspace.library.khai.edu/xmlui/handle/123456789/5307>.

3. Kuliahin, Andrii. (2023). Використання розпізнаної емоції як неявного фідбеку для рекомендаційної системи. *Системи управління, навігації та зв'язку*. Збірник наукових праць. 2023 (3). 115-119. 10.26906/SUNZ.2023.3.115. URL: <https://journals.nupp.edu.ua/sunz/article/view/3061>.
4. Kuliahin, A. & Kuchuk, H. (2023). Classified emotion as implicit recommendation system feedback. *2024 IEEE 4th KhPI Week on Advanced Technology*. 1-4. 10.1109/KhPIWeek61412.2023.10312976. DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/KhPIWeek61412.2023.10312976>.
5. Kuliahin A., Narozhnyi V. Using the results of data processing by semantic clustering algorithms as implicit user feedback of a recommendation system. *Modern problems of science, education and society*. Proceedings of the 11th International scientific and practical conference. SPC "Sci-conf.com.ua". Kyiv, Ukraine. 2024. Pp. 297-302. URL: <https://sci-conf.com.ua/xi-mizhnarodna-naukovo-praktichna-konferentsiya-modern-problems-of-science-education-and-society-8-10-01-2024-kiyiv-ukrayina-arhiv/>.
6. Kuliahin A. Regression neural model for video sentiments analysis. *Global science: prospects and innovations*. Proceedings of the 5th International scientific and practical conference. Cognum Publishing House. Liverpool, United Kingdom. 2023. Pp. 173-178. URL: <https://sci-conf.com.ua/v-mizhnarodna-naukovo-praktichna-konferentsiya-global-science-prospects-and-innovations-28-30-12-2023-liverpul-velikobritaniya-arhiv/>.
7. Kuchuk, Heorhii & Kuliahin, Andrii. (2024). Hybrid recommender for virtual art compositions with video sentiments analysis. *Advanced Information Systems*. 8 (1). 70-79. 10.20998/2522-9052.2024.1.09. DOI: <https://doi.org/10.20998/2522-9052.2024.1.09>.
8. Kuliahin, Andrii. (2024). Персоналізація візуального контенту інтерактивного мистецтва в доповненій реальності на основі індивідуальних уподобань користувачів. *Системи управління, навігації та зв'язку*. Збірник наукових праць. 2024 (1). 115-117. 10.26906/SUNZ.2023.3.115. DOI: <https://doi.org/10.26906/SUNZ.2024.1>.

ANNOTATION

Andrii Ihorovych Kuliakin. Neural network methods for creating recommender systems for interactive art using augmented reality. – Qualifying scientific work on manuscript rights.

Dissertation for the Doctor of Philosophy degree in specialty 122 – Computer Science (Information Technologies). – National Aerospace University «Kharkiv Aviation Institute», Ministry of Education and Science of Ukraine, Kharkiv, 2024.

The dissertation is devoted to the development and improvement of neural network methods for creating recommender systems of art compositions for augmented reality systems. The aim of the dissertation work is to improve the results of recommender systems for interactive art using augmented reality with the help of neural network methods. The object of research is the processes of creating recommendation systems for interactive art. The subject of research is neural network methods for creating recommender systems for interactive art using augmented reality.

The work includes an analytical review of existing methods of building recommendation systems. It was found that the existing methods of creating recommendation systems have limitations in the context of application for recommendations of art compositions for augmented reality systems. Often, such methods lack the context and emotional feedback of the user, which plays a significant role in the interaction of users with interactive art.

Considering the conducted analysis, the scientific task of developing methods, models, and software tools for creating recommendation systems for interactive art using augmented reality was set and solved in the work.

A well-founded research methodology and mathematical apparatus used in research. When solving scientific problems, the methods of machine learning, neural collaborative

filtering by matrix factorization, methods of spatiotemporal video analysis, as well as statistical tests to evaluate the effectiveness of the developed methods were used.

For the first time, a neural network model was developed for the selection of relevant art compositions for interactive art, considering the characteristics of art compositions and the user's profile. This made it possible to personalize the interaction of users with interactive art, considering the various characteristics of the art composition and the preferences of the user from his profile.

For the first time, a method of analyzing users' emotional responses to videos in real time has been developed to provide recommendations for the selection of art compositions. This allows you to receive emotional feedback from the user during interaction with interactive art in real time.

The method of recommendations with the help of integration of emotional feedback of users to improve the relevance of art compositions was further developed. This approach makes it possible to increase the relevance of recommended art compositions by analyzing the emotional feedback of users and considering the emotional state during the selection of an art composition.

All the theoretical developments of the dissertation are brought to concrete engineering methods and models using the proposed information technology. The proposed methods and model were implemented as software tools and integrated into existing augmented reality systems and platforms. Developed a neural network model for selecting relevant art compositions for interactive art taking into account the characteristics of art compositions and user profile, a method for analyzing users' emotional feedback on videos in real time to provide recommendations for the selection of art compositions, a recommendation method by integrating users' emotional feedback for improvement relevance of art compositions and software combining their functionality allowed for a more sensitive and accurate art composition recommendation model, making the system more sensitive to emotional feedback and potentially improving user experience and immersiveness.

The developed models, methods, information and software were used in ANDERSENLAB LLC (implementation act of 03/15/2024), and were also implemented in the municipal institution "Transcarpathian Regional Universal Scientific Library named after F. Potushnyak" (implementation act of 03/29/2024), as well as implemented during the implementation of the state budget project of the Department of Computer Systems, Networks and Cybersecurity (implementation act of 03/24/2024), as well as in the educational process of the National Aerospace University «Kharkiv Aviation Institute» (implementation act of 03/22/2024).

Keywords: recommender systems, recommendation formation, neural networks, augmented reality, content personalization, user emotion analysis, recommender system, filtering, artificial intelligence system, IT technologies, decision making, intelligent computer systems, modeling, information technologies, artificial intelligence, results of implementation.

ЗМІСТ

АНОТАЦІЯ.....	2
ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ.....	12
ВСТУП	13
РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ НЕЙРОМЕРЕЖНИХ МЕТОДІВ СТВОРЕННЯ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ АРТ-КОМПОЗИЦІЙ ДЛЯ СИСТЕМ AR	20
1.1 Доповнена реальність та її застосування в мистецтві	20
1.1.1 Визначення та основні принципи AR.....	20
1.1.2 Застосування AR в мистецтві	24
1.2 Використання рекомендаційних систем у мистецьких системах AR	32
1.2.1 Аналіз існуючих підходів до створення рекомендаційних систем	32
1.2.2 Роль рекомендаційних систем віртуальних арт-композицій в інтерактивному мистецтві	38
1.2.3 Взаємодія користувача з доповненою реальністю в контексті мистецьких рекомендаційних систем.....	39
1.2.4 Використання користувацького емоційного фідбеку в рекомендаційних системах для покращення віртуальних арт-композицій.....	44
1.3 Постановка наукового завдання та обґрунтування методики досліджень	51
1.4 Висновки за розділом 1	52
1.5 Література до розділу 1	53

РОЗДІЛ 2. ШТУЧНІ НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ ЯК ІНСТРУМЕНТАРІЙ ДЛЯ СТВОРЕННЯ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ АРТ-КОМПОЗИЦІЙ ДЛЯ СИСТЕМ AR.....	60
2.1 Аналіз нейромережних методів створення рекомендаційних систем арт- композицій для систем AR	60
2.2 Приклади реалізації нейромережних методів в рекомендаційних системах.....	74
2.3 HR-VSA: метод створення нейромережної гібридної рекомендаційної системи AR-композицій з можливістю розпізнавання емоцій користувачів на відео	80
2.4 Висновки за розділом 2	85
2.5 Література до розділу 2	87
РОЗДІЛ 3. ПРАКТИЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ НЕЙРОМЕРЕЖНИХ МЕТОДІВ СТВОРЕННЯ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ АРТ-КОМПОЗИЦІЙ ДЛЯ СИСТЕМ AR.....	91
3.1 Вхідні дані, обмеження і допущення задачі рекомендацій арт- композицій користувачам систем доповненої реальності	91
3.2 Попередня обробка вхідних даних	94
3.3 Практична реалізація нейромережної моделі вибору релевантних арт- композицій для інтерактивного мистецтва з урахуванням характеристик арт- композицій і профілю користувача	98
3.4 Практична реалізація методу аналізу емоційних відгуків користувачів на відео у реальному часі для надання рекомендацій щодо вибору арт-композицій	107
3.5 Практична реалізація методу рекомендацій за допомогою інтеграції аналізу емоційного фідбеку користувачів для підвищення релевантності рекомендацій арт-композицій	116

3.6 Впровадження отриманих результатів.....	123
3.7 Висновки за розділом 3	125
3.8 Література до розділу 3	127
РОЗДІЛ 4. ОЦІНКА ЕФЕКТИВНОСТІ РОЗРОБЛЕНИХ	
НЕЙРОМЕРЕЖНИХ МЕТОДІВ СТВОРЕННЯ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ	
АРТ-КОМПОЗИЦІЙ ДЛЯ СИСТЕМ AR.....	
4.1 Методологія тестування та оцінки ефективності	130
4.2 Порівняльний аналіз результатів застосування розроблених нейромережних моделей.....	135
4.3 Стратегії оптимізації та подальший розвиток.....	136
4.4 Висновки за розділом 4	137
4.5 Література до розділу 4	138
ВИСНОВКИ.....	142
ДОДАТОК А. СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА	144
ДОДАТОК Б. ПРОГРАМНИЙ КОД	146
ДОДАТОК В. АКТИ ВПРОВАДЖЕННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ ДОСЛІДЖЕННЯ	161

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

- API – Інтерфейс прикладного програмування
- AR — Доповнена реальність
- RS – Рекомендаційна система
- UI – Користувацький інтерфейс
- HR – Гібридна рекомендаційна система
- CF – Колаборативна фільтрація
- NCF – Нейронна колаборативна фільтрація
- MF – Факторизація матриць
- GMF – Загальна матрична факторізація
- MLP – Багатошаровий перцептрон
- VSA – Аналіз почуттів користувача на відео
- CNN – Згорткова нейронна мережа
- RNN – Рекурентна нейронна мережа
- GNN – Графова нейронна мережа
- GCN – Графова згорткова нейронна мережа
- MMRS – Мультимедійні рекомендаційні системи
- DRL – Глибоке навчання з підкріпленням
- HR-VSA – Гібридна рекомендаційна система з підсистемою VSA
- IDEF0 – Визначення інтеграції для функціонального моделювання
- UI – Користувацький інтерфейс
- ML – Машинне навчання
- MSE – Середня квадратична помилка
- MAE – Середня абсолютна помилка

ВСТУП

Обґрунтування вибору теми дослідження. AR використовується, щоб певним чином візуально змінити природне середовище або надати користувачам додаткову інформацію. Основна перевага AR полягає в тому, що йому вдається поєднати цифрові та тривимірні (3D) компоненти з індивідуальним сприйняттям реального світу. AR має різноманітне застосування, від допомоги в прийнятті рішень до розваг, дана технологія також використовується в багатьох галузях, включаючи охорону здоров'я, громадську безпеку, газ і нафту, туризм і маркетинг, останніми роками активно впроваджується в цифровому мистецтві.

Збільшення кількості інструментів доповненої реальності в мистецтві [1, 8, 9], а також зростаючий попит та стрімкий розвиток AR мистецтва, призводить до пошуку шляхів удосконалення систем та платформ AR мистецтва задля збільшення імерсивності та якості взаємодії користувачів з ним. Завдяки технологічному прогресу є постійне покращення в AR, яке дозволяє глибше зануритися в цифровий вимір мистецтва. Підвищення імерсивності та покращення взаємодії з системами доповненої реальності призводить до утримання користувачів та до залучення нових, збільшення можливостей AR платформ, можливості взаємодії між користувачами та можливості створення власних творів самими користувачами. Таким чином, покращення AR технологій в подібних системах все більше впливає на соціальну складову, що, в свою чергу, вимагає включати її для використання в таких системах.

Для вирішення цих проблем існує потреба у використанні рекомендаційних систем для надання користувачам більш релевантних творів, відповідно до їх уподобань. Окрім того, постає необхідність надання користувачам більш емоційно та відповідних до контексту творів.

При розгляді актуальних досліджень, що стосуються рекомендаційних систем в мультимедійному та мистецькому доменах, виявлено тенденції та нові підходи для покращення персоналізації та імерсивності користувачів. Ці тенденції

включають зростання інтеграції глибокого навчання та штучного інтелекту для деталізованих персоналізацій, збільшення впливу контекстного аналізу на рекомендації, а також розвиток інтерактивних і контрольованих рекомендаційних систем, що підвищують залученість та задоволеність користувачів.

Автори статті «Content-based Artwork Recommendation: Integrating Painting Metadata with Neural and Manually-Engineered Visual Features» розповідають про розробку рекомендаційних систем, адаптованих до області рекомендацій художнього твору, особливо зосереджуючись на фізичних картинах. Досліджується вплив об'єднання метаданих творів мистецтва, нейронних візуальних функцій, отриманих із глибоких нейронних мереж (DNN), і ручних візуальних функцій (MEVF), таких як природність, яскравість і контраст. Використовуючи транзакційні дані з UGallery.com, онлайн-магазину творів мистецтва, дослідження представляє методологічний підхід до покращення рекомендацій щодо творів мистецтва на основі вмісту [10].

Автори публікації «Hybrid Recommendations and Dynamic Authoring for AR Knowledge Capture and Re-Use in Diagnosis Applications» [11] досліджують інноваційні методи підвищення ефективності та результативності збору та повторного використання знань під час технічного обслуговування за допомогою технологій доповненої реальності (AR).

Одним із нових підходів є аналіз емоційного фідбеку на фото- чи відео потоці та використання отриманих даних для зміни різних аспектів системи або конкретного контенту.

Стаття «EARS: Emotion-Aware Recommender System Based on Hybrid Information Fusion» [13] представляє новий метод покращення систем рекомендацій шляхом включення емоційного аналізу відгуків користувачів. На відміну від традиційних систем рекомендацій, які в основному залежать від явного та неявного зворотного зв'язку, такого як рейтинги, відгуки та кліки, цей підхід враховує емоційний стан користувачів, який суттєво впливає на їх споживчу поведінку.

У статті «Evaluating Facial Recognition Services as Interaction Technique for Recommender Systems» [14] досліджується включення технологій розпізнавання облич у системи рекомендацій, зокрема в контексті сценаріїв перегляду відео. Він вирішує проблеми, пов'язані з автентифікацією користувачів, збором відгуків і розробкою групових рекомендацій у середовищах спільного використання пристроїв, таких як сімейні вітальні.

Аналіз, проведений вище, демонструє, що використання традиційних методів у рекомендаційних системах для мобільних пристроїв в контексті доповненої реальності виявляється недостатньо ефективним. Це вказує на потребу розроблення передових підходів, які б включали нейромережні моделі, здатні аналізувати емоційний стан користувача як форму неявного зворотного зв'язку для підвищення точності рекомендацій.

Таким чином, актуальним **науковим завданням** є розроблення та практичне застосування нейромережних методів створення рекомендаційних систем для інтерактивного мистецтва з використанням доповненої реальності.

Мета і завдання дослідження формулюються відповідно до предмета та об'єкта дослідження.

Об'єкт дослідження – процеси створення рекомендаційних систем для інтерактивного мистецтва.

Предмет дослідження – нейромережні методи створення рекомендаційних систем для інтерактивного мистецтва з використанням доповненої реальності.

Метою дисертаційної роботи є покращення результатів рекомендаційних систем для інтерактивного мистецтва з використанням доповненої реальності за допомогою нейромережних методів.

Для досягнення поставленої мети розв'язуються наступні **задачі**:

1. Дослідити сучасні та перспективні методи створення рекомендаційних систем для інтерактивного мистецтва в контексті AR.
2. Обґрунтувати показники ефективності для оцінки розроблених методів.

3. Розробити нейромережну модель вибору релевантних арт-композицій для інтерактивного мистецтва з урахуванням характеристик арт-композицій і профілю користувача.

4. Розробити метод аналізу емоційних відгуків користувачів на відео у реальному часі для надання рекомендацій щодо вибору арт-композицій.

5. Розробити метод рекомендацій за допомогою інтеграції аналізу емоційного фідбеку користувачів для підвищення релевантності рекомендацій арт-композицій.

6. Провести експериментальні дослідження для перевірки ефективності розроблених методів.

7. Виконати практичне впровадження.

Методи дослідження. При вирішенні наукових задач використовувалися наступні методи: при аналізі існуючих моделей, методів та засобів – огляд, аналіз та синтез інформації, використання аналітичних методів для обґрунтування вибору конкретних методик та алгоритмів; при розробленні нейромережної моделі вибору релевантних арт-композицій для інтерактивного мистецтва з урахуванням характеристик арт-композицій і профілю користувача – методи машинного навчання, зокрема, нейронної колаборативної фільтрації матричною факторизацією, при розробленні методу аналізу емоційних відгуків користувачів на відео у реальному часі для надання рекомендацій щодо вибору арт-композицій – методи просторово-часового аналізу відео, при розробленні методу рекомендацій за допомогою інтеграції емоційного фідбеку користувачів для покращення релевантності арт-композицій – методи машинного навчання, багат шаровий перцептрон, глибоку нейронну мережу, використання статистичних тестів для перевірки ефективності розроблених методів.

Наукова новизна одержаних результатів:

1) **Вперше** розроблено нейромережну модель вибору релевантних арт-композицій для інтерактивного мистецтва з урахуванням характеристик арт-композицій і профілю користувача, що дозволило персоналізувати взаємодію

користувачів з інтерактивним мистецтвом, враховуючи різноманітні характеристики арт-композиції та дані уподобання користувача з його профілю.

2) **Вперше** розроблено метод аналізу емоційних відгуків користувачів на відео у реальному часі для надання рекомендацій щодо вибору арт-композицій, що дозволяє отримувати емоційний фідбек користувача під час взаємодії з інтерактивним мистецтвом в реальному часі.

3) **Дістав подальшого розвитку** метод рекомендацій за допомогою інтеграції емоційного фідбеку користувачів для покращення релевантності арт-композицій, що дозволяє збільшити релевантність рекомендованих арт-композицій за рахунок аналізу емоційного фідбеку користувачів та врахування емоційного стану під час вибору арт-композиції.

Особистий внесок здобувача полягає в розробленні нових методів, моделі, елементів інформаційної технології та інструментальних засобів, що забезпечують вирішення поставлених у дисертації задач. Всі основні наукові положення, результати, висновки і рекомендації дисертаційної роботи отримані автором особисто. Основні результати дисертації опубліковані у 8 наукових працях (додаток А), серед яких 1 стаття проіндексована у SCOPUS), 3 статті у фахових виданнях України категорії Б та 1 глава в колективній монографії. У роботах, опублікованих у співавторстві, здобувачеві належать: дослідження методів побудови рекомендаційних систем для розв'язання задачі вибору найбільш релевантного відео при створенні віртуальних арт-композицій, використання розпізнаної емоції як неявного фідбеку для рекомендаційної системи, *classified emotion as implicit recommendation system feedback, using the results of data processing by semantic clustering algorithms as implicit user feedback of a recommendation system*, *regression neural model for video sentiments analysis*, *hybrid recommender for virtual art compositions with video sentiments analysis*, персоналізація візуального контенту інтерактивного мистецтва в доповненій реальності на основі індивідуальних уподобань користувачів.

Апробація матеріалів дисертації. Основні положення, ідеї, висновки дисертаційної роботи доповідалися та обговорювалися на Всеукраїнському семінарі «Критичні комп'ютерні технології та системи», на кафедрі комп'ютерних мереж, систем і кібербезпеки Національного аерокосмічного університету ім. М.Є. Жуковського «ХАІ», а також на:

- 4th KhPI Week on Advanced Technology (KhPIWeek), (м. Харків, 2023 р.);
- 16 Міжнародній науково-практичній конференції «MODERN PROBLEMS OF SCIENCE, EDUCATION AND SOCIETY», (м. Київ, 2024 р.);
- V Міжнародній науково-практичній конференції «GLOBAL SCIENCE: PROSPECTS AND INNOVATIONS» (м. Ліверпуль, Великобританія, 2023 р.).

Структура й обсяг дисертації. Дисертація складається з анотації, змісту, переліку умовних скорочень, вступу, чотирьох розділів, висновку, списку використаних джерел та додатків. Повний обсяг роботи становить 166 сторінок друкованого тексту, з них анотація – на 10 стор., зміст – на 3 стор., перелік умовних скорочень – на 1 стор., основний текст – на 113 стор., список із 114 використаних джерел – на 18 стор., додатки – на 17 стор. Дисертація містить 46 рисунків, 2 таблиці та 17 формул.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Дослідження, результати яких викладено в дисертації, виконано на кафедрі комп'ютерних систем, мереж і кібербезпеки Національного аерокосмічного університету ім. М.Є. Жуковського «ХАІ» в рамках виконання науково-дослідних робіт за держбюджетною темою «Наукові основи та методи забезпечення надійності парку БПЛА інтелектуальних систем моніторингу потенційно небезпечних та військових об'єктів (Міністерство освіти і науки України, проєкт № 0121U112172)».

Практичне значення одержаних результатів полягає в доведенні теоретичних положень дисертації до конкретної моделі, рекомендацій та їх безпосередньому використанні у закладах мистецтв, таких як бібліотеки, музеї, галереї та виставки. Зокрема, до практичних результатів слід віднести:

- інформаційну технологію у вигляді гібридної рекомендаційної системи для вибору релевантних віртуальних AR арт-композицій, що використовує характеристики арт-композиції та дані профілю користувача, яка може бути використана в існуючих застосунках для інтерактивного мистецтва з доповненою реальністю;
- модель рекомендаційної системи, що дозволяє врахувати емоційний фідбек користувача під час взаємодії з інтерактивним мистецтвом;
- програмне забезпечення, яке об'єднує функціональність удосконалених алгоритмів та може використовуватись як фреймворк для застосування на різних платформах.

Означені методи, модель і програмне забезпечення утворюють інформаційну технологію для вибору релевантних віртуальних AR арт-композицій.

Подяка. Автор висловлює глибоку подяку науковому керівнику, доктору технічних наук, професору Кучуку Георгію Анатолійовичу за корисні поради та зауваження, підтримку і віру під час підготовки даної дисертаційної роботи.

РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ НЕЙПРОМЕРЕЖНИХ МЕТОДІВ СТВОРЕННЯ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ АРТ-КОМПОЗИЦІЙ ДЛЯ СИСТЕМ AR

1.1 Доповнена реальність та її застосування в мистецтві

1.1.1 Визначення та основні принципи AR

Доповнена реальність (AR) — це технологія, яка накладає цифрову інформацію, таку як зображення, звуки чи текст, на реальний світ користувача, забезпечуючи збагачений інтерактивний досвід навколишнього середовища. AR перетворилась на потужний інструмент для покращення людського сприйняття та прийняття рішень у різних областях, включаючи промисловість, автомобільну промисловість, охорону здоров'я та міське планування [1].

AR використовується, щоб певним чином візуально змінити природне середовище або надати користувачам додаткову інформацію. Основна перевага AR полягає в тому, що йому вдається поєднати цифрові та тривимірні (3D) компоненти з індивідуальним сприйняттям реального світу. AR має різноманітне застосування, від допомоги в прийнятті рішень до розваг, дана технологія також використовується в багатьох галузях, включаючи охорону здоров'я, громадську безпеку, газ і нафту, туризм і маркетинг, останніми роками активно впроваджується в цифровому мистецтві.

На рис. 1.1 наведено типи доповненої реальності, які детально описують автори огляду «Augmented Reality: Survey» [1]. На рисунку продемонстровано розділення на п'ять типів AR з ілюстративними зображеннями, щоб мати візуальне представлення для кращого розрізнення цієї класифікації, також показано сектори кожного типу і приклади відповідних типів AR в комерційних застосунках та наукових розробках. Комерційні програми стосуються доступних на ринку програм, які можна знайти в різних згаданих секторах, тоді як наукові розробки відносяться до дослідницьких проектів, які стосуються розробленої або розроблюваної технології.

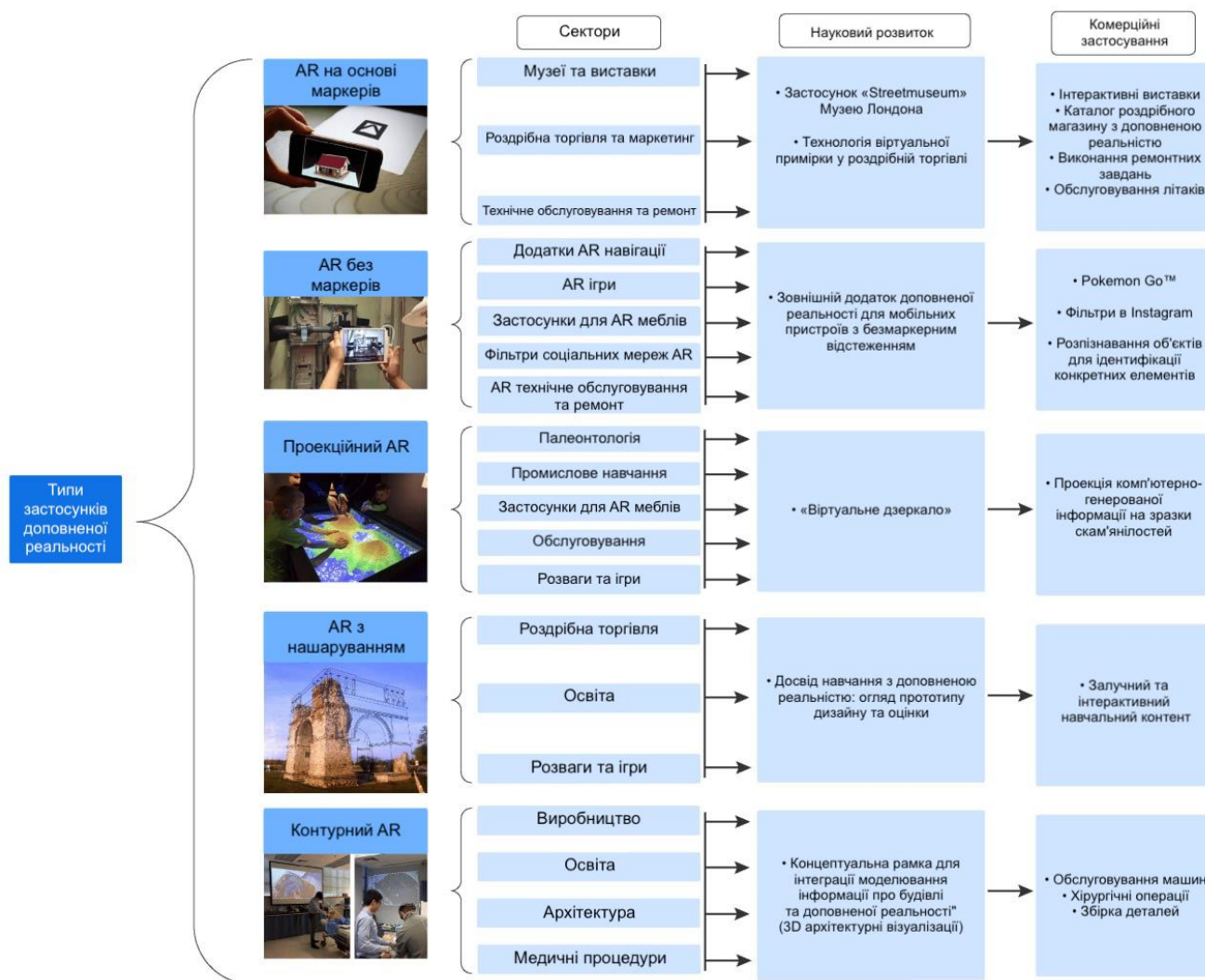


Рисунок 1.1 – Типи додатків доповненої реальності та наочні приклади

Застосунки AR можна класифікувати в першу чергу на основі їх функцій, а в другу чергу – за галузями, де вони знаходять застосування. Що стосується функціональності, то існують певні характеристики роботи застосунку AR. Функціональна класифікація включає наступні типи:

- AR на основі маркерів. Програми доповненої реальності на основі маркерів використовують спеціальний візуальний тригер для накладання цифрового вмісту на реальний світ. Ці маркери можуть бути чим завгодно: від QR-кодів до певних зображень або символів. Коли камера пристрою з застосунком AR виявляє маркер,

вона генерує доповнений віртуальний об'єкт або сцену, які, здається, існують у реальному світі.

- Безмаркерна AR. Також відома як доповнена реальність на основі розташування. Застосунки AR без маркерів — це тип доповненої реальності, який не потребує попередньо визначеного маркера для накладання цифрового вмісту в реальному світі. Натомість ці додатки використовують елементи середовища, такі як поверхні, візерунки або об'єкти, або використовують такі технології, як GPS, дані акселерометра, лідара або методи комп'ютерного бачення для позиціонування вмісту AR.

- AR на основі проєкцій. Доповнена реальність на основі проєкцій, також відома як просторова доповнена реальність (SAR), є розгалуженням доповненої реальності, метою якої є вбудовування віртуальної інформації у фізичний світ безперебійним та інтуїтивно зрозумілим способом. На відміну від інших методів AR, які вимагають від користувачів дивитися через екран дисплея (наприклад, планшета, смартфона або розумних окулярів). SAR використовує цифрові проєктори для накладання графічної інформації безпосередньо на фізичні об'єкти в середовищі користувача.

- AR на основі накладання. Доповнена реальність на основі накладання – це тип доповненої реальності, де вихідний вигляд об'єкта в реальному світі частково або повністю замінюється новим доповненим видом того самого об'єкта. Ця заміна, як правило, керується розпізнаванням об'єкта, тому системі потрібно зрозуміти, що це за об'єкт, щоб замінити його доповненою версією [2]. Наприклад, у додатку для покупки меблів, коли камера телефону вказує на існуючий предмет меблів у домі, застосунок може розпізнати об'єкт і замінити його 3D-моделлю нового предмета меблів, який можна було б розглянути для покупки. Таким чином можна побачити, як новий об'єкт буде виглядати замість старого.

- Контурна AR. Також відома як доповнена реальність на основі країв або доповнена реальність окресленням – це тип доповненої реальності, де система ідентифікує та підсвічує краї або контури об'єктів реального світу. Це часто

використовується, щоб привернути увагу до певних особливостей або деталей об'єкта, що може бути особливо корисним у таких сферах, як технічне обслуговування, навчання та медичні процедури [3]. Основна операція окреслення AR передбачає розпізнавання об'єктів і виявлення країв. Система AR повинна спочатку розпізнати об'єкт у полі зору камери, як правило, за допомогою таких методів, як машинне навчання або розпізнавання образів. Після того, як об'єкт розпізнано, система може використовувати алгоритми виявлення країв для визначення контурів об'єкта. Потім ці контури можна підкреслити або певним чином збільшити [4].

Якщо брати до уваги AR застосунки з маркерним типом взаємодії, досвід відвідувачів може бути збагачений, отримуючи від застосунку додаткову інформацію або інтерактивний досвід. Наприклад, знак виставки може включати маркер, який під час перегляду через застосунок AR показує відео або 3D-модель, пов'язану з експонатом [5]. Чудовим прикладом такого типу технології є застосунок Streetmuseum Лондонського музею, який накладає історичні зображення на сучасні вулиці Лондона. Користувачі наводять камери своїх смартфонів на визначені місця, а програма використовує дані геолокації як маркер для відображення історичних фотографій цього місця. Це дає можливість користувачам дізнатися про історію Лондона в унікальний захоплюючий спосіб [6]. Робота «Interactive AR for Tangible Cultural Heritage» [7] описує розробку системи AR на основі маркерів, яка використовується для оживлення музейних експонатів. Система використовує спеціальні маркери, розміщені біля кожного експонату, які відвідувачі можуть сканувати за допомогою програми на смартфоні. Коли програма розпізнає маркер, вона накладає 3D-анімацію на експонат, надаючи додатковий контекст і інформацію.

AR системи мають слідувати основним принципам задля збереження імерсивності користувачів [4]:

- Інтеграція в реальний час. Віртуальні об'єкти або дані мають відобразитись в реальному часі та в контексті фізичного світу, що дозволяє користувачам адекватно сприймати зміни доповненого середовища.
- Інтерактивність. Користувачі повинні мати змогу взаємодіяти з віртуальними об'єктами так, ніби вони є частиною реального світу. Це може бути реалізовано через жести, голосові команди або інші інтерфейси вводу.
- Рендеринг в трьох вимірах. Віртуальні об'єкти повинні відобразитись в трьох вимірах, що дозволяє їм інтегруватися з реальним світом більш реалістично.
- Релевантність контексту. Віртуальні елементи, які додаються до реального світу, часто залежать від контексту, наприклад, геолокації, часу доби або конкретних об'єктів, які розпізнаються пристроєм.

1.1.2 Застосування AR в мистецтві

На даний момент AR технології все активніше запроваджують в мистецтві. Такі інструменти, як Artivive, Acute Art, Cuseum, Lightspace, World Brush, Superpaint, Ink Hunter, Streetmuseum та багато інших, дозволяють художникам створювати нові концепції мистецтва, що поєднує фізичний і віртуальний виміри. Ці інструменти та платформи надали поштовх віртуальному та доповненому мистецтву, знайшли практичне застосування в туристичній, текстильній та косметичній та багатьох інших сферах. Використання AR у мистецтві змінює спосіб, яким люди сприймають та взаємодіють з творчими роботами, отримуючи більш імерсивний та інтерактивний досвід. Також це дозволяє залучити більше користувачів до продукту або витвору мистецтва, адже він стає цифровим і може бути переглянутий будь-де та у будь-який час.

Вікторія Волинець, дослідниця культури і мистецтв в статті «Інтеграція віртуальної та доповненої реальності у мистецтво» [8] досліджує тенденції трансформації мистецьких практик під впливом віртуальної і доповненої реальності. Зазначається, що саме в синергії мистецтва і технологій багато

дослідників вбачають майбутнє художності, оскільки пошук нових форм художніх творів може відбуватися не в площині традиційної креативності, а в межах експериментів використання технологій віртуальної і доповненої реальності. Зокрема відзначається, що створювачі контент виходять далеко за рамки живопису та образотворчості. Вони використовують можливості AR для перформансів, анонсів, ігор, нових видів взаємодії з глядачами.

Окремим поштовхом до розвитку інтерактивного мистецтва стала світова ізоляція, спричинена COVID-2019. Це сприяло розповсюдженню творів мистецтва на різних цифрових платформах, пошук нових можливостей для проведення виставок.

В статті «Використання доповненої реальності в сучасному мистецтві» авторка аналізує останні дослідження та публікації, а також напрями використання AR в сучасному мистецтві [9]. Зокрема, згадується зростання використання доповненої реальності в музеях та виставкових залах: завдяки сучасним технологіям музеї не тільки стають «храмами» історії, науки і мистецтва, а й здатні по-новому захопити зацікавленість та увагу дорослих і дітей.

AR-технології перетворюють вулиці на простір для виставок, віртуальна реальність повертає втрачені пам'ятки, переносить глядача у майстерні художників і дозволяє стати їх співавторами. Традиційні твори мистецтва, навіть картини старої школи зможуть служити маркерами доповненої реальності, де роботи великих майстрів «оживають» завдяки новим технологіям і по-новому сприймаються глядачами.

Наводяться багато прикладів перформансів та виставок, з яких деякі були прецедентами свого часу.

Як приклад, можна відзначити використання AR в друкованій версії журналу «Esquire» в 2009 році. Тоді американський актор, продюсер і музикант Роберт Дауні-молодший (Robert Downey Jr.) використав доповнену реальність у журналі «Esquire» («Robert Downey Jr. on Esquire's Augmented Reality Cover: A Demo») [10]. Скануючи штрихкод зі сторінки журналу, читачі могли занурюватись у додану

реальність. Цього ж року ARToolKit стає доступним для інтернет-браузерів, рис. 1.2.



Рисунок 1.2 – Використання AR
у друкованій версії журналу «Esquire», 2009

Національний музей природознавства (National Museum of Natural History) Смітсонівського інституту, Вашингтон, округ Колумбія, США, 2017 р. представив AR-технологію, яка відкрила новий вимір у цьому музеї (рис. 1.3). Відвідувачі музею могли завантажити застосунок, у котрому є 13 скелетів, що накладаються на зображення для відтворення істот. Користувачі можуть бачити, як шкіра і м'язи виглядали би поверх кісток і як рухалися б ці тварини. Це дало можливість оживити виставку [11].



Рисунок 1.3 – Використання гарнітури доповненої реальності в музеї Національному музеї природознавства Смітсонівського інституту, 2019

Сьогодні технології AR на виставках користуються великою популярністю серед прогресивних художників. На відомій виставці «Adrien M & Claire B – міражі й дива /VIAC», яка пройшла у Гронінгені, Нідерланди, у серпні 2017 р., були показані роботи медіахудожників Адріена Мондо і Клер Бардін, створені у доповненій реальності. Спеціальний застосунок дозволяв статичні живописні та графічні роботи «відокремити» від полотна, і анімація цих робіт ставала частиною виставкової експозиції [12].

Експонати були виконані із застосуванням ефекту «Привид Пеппера» та інших технік ілюзії, рис. 1.4.



Рисунок 1.4 – Роботи медіахудожників Адрієна Мондо і Клер Бардін у доповненій реальності, 2019

У 2019 р. в Луцьку пройшов стрітартфестиваль «Lutsk Walking», організований Фондом Ігоря Палиці «Тільки разом» за підтримкою Українського культурного фонду. Завдяки цьому фестивалю в місті з'явилися нові артоб'єкти, зокрема чотири з них – з доповненою реальністю.

Так, на цокольній стіні будівлі Волинського національного університету імені Лесі Українки художник зі Львова Тарас Довгалюк створив мурал «Споглядання». На історичній будівлі на вул. Шопена лучанин С. Радкевич виконав символічну роботу «Рівновага». Колектив художників зі Львова «Kickit art studio» у складі В. Гріха, С. Гріха і В. Федусіва зобразили «Квантовий стрибок». На будівлі колишнього кінотеатру «Зміна» лучанин А. Присяжнюк створив оригінальний мурал «Доповнена реальність» – «Доповнена реальність в AR murals».

В ході дослідження Ірини Малиніної [9] також було знайдено деякі приклади використання доповненої реальності з креативними творчими ідеями у світовому міському мистецькому туризмі: «LARA Augmented Reality on Mural» (рис. 1.5), «MAUA | Milan – Museum of Augmented Urban Art», «T-REX Mural By Nychos Comes Alive with Augmented Reality! », «Mural with Augmented Reality! Collaboration in Art and Technology».



Рисунок 1.5 – Перегляд доповненої реальності на муралі, 2017

На стартовому матчі чемпіонату Південнокорейської бейсбольної ліги у 2019 р. для уболівальників було влаштовано шоу доповненої реальності. За допомогою технологій 5G над стадіоном команди «Виверни» пролетів гігантський дракон [13]. Побачити дракона могли не тільки телеглядачі, а й відвідувачі стадіону за допомогою спеціального застосунку для доповненої реальності на своїх смартфонах, рис. 1.6.



Рисунок 1.6 – Шоу доповненої реальності над футбольним стадіоном в 2019 році.

Автори статті «An Investigation of the Use of Augmented Reality in Public Art» досліджують потенціал орієнтованої на художника доповненої реальності для розширення традиційних практик створення зображень [14]. Зокрема, автори стверджують, що мистецька практика доповненої реальності зараз розвивається, оскільки доступність інструментів і платформ AR зростає, і, як наслідок, «зростає потреба поставити під сумнів і переоцінити його потенціал як засобу для творчого вираження».

Програми, такі як Artivive та Adobe Aero, розроблені таким чином, щоб бути доступними та зручними для користувача, з мінімальним або помірним періодом навчання для художників і дизайнерів без досвіду комп'ютерного програмування. Ці додатки роблять технологію AR доступною для творчості, розширюючи її потенційні можливості за межі традиційного наукового та комерційного використання. Це крок до демократизації створення контенту, що дозволяє створювати творчі та інноваційні мультимедійні історії. Для творчих людей це ставить запитання: «Тепер, коли ми маємо всі ці величезні технології, як ми збираємося їх використовувати?» [15].

Авторів у цьому питанні цікавить потенціал AR, щоб кинути виклик традиційним підходам до малювання, сприяючи перетину фізичного та цифрового простору для створення захоплюючих, багаторівневих візуальних наративів. Незважаючи на те, що кількість художників і дизайнерів, які практикують на цьому перехресті, зростає, залишається мало практичних академічних досліджень, які досліджують і об'єднують цю сферу інтересів, що виникає. Також бракує знань про можливість використання інтерактивної AR у такому контексті та технологічні вимоги та вимоги до взаємодії, які дозволили б художникам і дизайнерам створювати такі наративи та дозволяли користувачам розуміти їх і взаємодіяти з ними.

В своїй статті автори обговорюють процес і практику створення мистецьких творів AR у громадських місцях, представляють серію робіт, які мали місце в рамках дослідження, а також обговорюють, чому вони навчилися з цих робіт і як ці знання можуть бути використані на користь дослідникам і практикам, що цікавляться AR та її використанням в інтерактивних публічних творах мистецтва.

В якості висновків автори дають рекомендації як для митців, зацікавлених у розширенні фізичного місцевого мистецтва, так і для розробників, які працюють над технологіями для підтримки доповненої реальності. Митцям вони рекомендують наступне:

1. Інтегрувати твір мистецтва з простором, беручи до уваги фізичні та соціальні аспекти публічного простору.
2. Знайти способи поінформувати відвідувачів або перехожих про вміст доповненої реальності, який доповнює фізичний твір мистецтва, не відволікаючись від нього.
3. Забезпечити, щоб історія, яку розповідає AR, доповнювала історію, яку розповідає фізичний твір мистецтва та простір, у якому він представлений.

За словами авторів, дотримання цих вказівок повинно допомогти художникам створювати захоплюючі, захоплюючі твори мистецтва доповненої реальності, які інтегруються з простором, у якому вони демонструються.

Щодо тих, хто розробляє технологію для підтримки художників у використанні доповненої реальності, зокрема в громадських місцях, рекомендується наступне:

1. Інтегрувати доповнену реальність з існуючими інструментами та робочими процесами, з якими знайомі художники, щоб дозволити художникам повніше взаємодіяти з AR.

2. Розглянути, як вони можуть зменшити бар'єр для глядачів, які мають доступ до AR-контенту, чи то шляхом більш повної інтеграції AR в існуючі пристрої, такі як смартфони, чи створення нових пристроїв, не пов'язаних зі смартфонами, які представляють AR більш прозорим способом.

Ці вказівки можуть бути корисними для розробки та реалізації майбутніх творів мистецтва AR у громадських місцях, а також для створення інструментів створення AR і технологій відображення. Автори продовжуватимуть розвивати описані практики, і майбутні роботи включатимуть розробку більш масштабних AR-орієнтованих сюжетних творів [14].

1.2 Використання рекомендаційних систем у мистецьких системах AR

1.2.1 Аналіз існуючих підходів до створення рекомендаційних систем

Як зазначають автори «Explainable recommender System: a survey and future directions» [16], рекомендаційні системи стали основними компонентами різноманітних веб-платформ: від розваг і соціальних медіа до веб-сайтів електронної комерції та новин. RS використовують алгоритми машинного навчання для аналізу даних користувачів, генеруючи персоналізовані рекомендації, які ґрунтуються на минулому виборі, поведінці та демографії.

Автори розділу «Overview of Recommender Systems» знайомлять нас з історією RS і революційними змінами в області рекомендаційних систем. Також вони представляють основні принципи рекомендаційних систем, зокрема про основні припущення алгоритмів рекомендацій з точки зору ML, описують, як

визначити проблему рекомендацій у формі проблеми ML. В розділі подано огляд технічної архітектури RS, включаючи відмінності між малими, середніми та великими рекомендаційними системами [17].

Фундаментальний принцип RS полягає в тому, щоб пропонувати користувачам релевантні елементи за допомогою методів розробки функцій щодо уподобань користувача, характеристик предметів і їх взаємодії (наприклад, покупки або кліки) [18]. Категоризація рекомендаційних систем може базуватися на кількості рекомендованих користувачів, які можна класифікувати на два основних типи: персоналізовані та групові RS. Персоналізована рекомендаційна система розроблена для прогнозування наступного елемента для окремого користувача на основі його минулих уподобань і поведінки, тоді як система групових рекомендацій враховує колективні вподобання групи користувачів, щоб надати рекомендацію, яка пом'якшує конфлікти всередині групи.

Персоналізована RS є найбільш широко дослідженим і вивченим типом, зосередженим на персоналізації рекомендацій відповідно до інтересів окремих користувачів [18]. За останнє десятиліття попередні дослідження класифікували персоналізовані RS за трьома основними підходами: спільне або колаборативне фільтрування, методи на основі контенту та гібридні методи. RS на основі спільної фільтрації є одним із найпоширеніших підходів, і вона дає рекомендації на основі поведінки інших користувачів. Цей тип системи рекомендацій можна розділити на три категорії: на основі пам'яті, на основі моделі та на основі контексту. У контекстно-залежній категорії дослідники зосереджуються на включенні додаткової інформації, такої як уподобання користувача, емоції та атрибути предметів, у дизайн моделі.

Це призвело до збільшення використання глибокого навчання для вибору та додавання функцій. RS на основі контенту є ще одним популярним підходом, який класифікує елементи на основі інформації про їхні атрибути та надає відповідні рекомендації [19, 20]. Цей метод усуває проблеми з холодним стартом і

розрідженням, а також має перевагу надання пояснень для рекомендованих елементів шляхом переліку функцій вмісту, які запустили рекомендацію.

Для того, щоб зрозуміти які дані можуть бути використані RS для побудови рекомендацій почнемо з того, які дані пропонує нам реальний світ:

Цільова змінна – рейтинги можуть бути явними (тобто користувач залишає відгук) або неявними (тобто передбачають позитивний відгук, якщо користувач додивився до кінця відео частину віртуальної арт композиції). Такі дані є необхідними у будь-якому випадку.

Властивості продукту – опис характеристик продукту (наприклад, жанрів живопису, в яких виконано картини у віртуальних арт композиціях), які в основному використовуються в методах на основі вмісту [20].

Профіль користувача – інформація, яка описує характеристики користувача: може бути демографічною (тобто стать і вік) або поведінкою (тобто вподобання користувача у живопису або у відеотворах). Здебільшого використовується для рекомендацій на основі знань.

Контекст – додаткова інформація щодо контексту, в якому було отримано конкретний рейтинг (тобто коли, де, історія пошуку). Також часто використовується у рекомендаційних системах на основі знань.

Сучасні рекомендаційні системи всі перелічені види інформації для побудови прогнозу щодо нашого смаку. Наприклад, YouTube рекомендує користувачам наступне відео для перегляду, використовуючи інформацію профілю, яку має Google, зокрема вподобання користувачів [21].

Загалом можна перелічити наступні основні підходи до створення RS:

1. Колаборативні методи. Суть колаборативних підходів полягає в тому, щоб з історії дій користувача створити вектор його переваг у просторі предметів і рекомендувати йому елементи, близькі до цього вектору. Тобто елемент повинен мати опис у вигляді ознак. Історія реакцій користувача формує вектор переваг, виділяючи одні елементи та уникаючи інші. Порівнюючи вектор користувача та вектор елемента, можна зробити ранжування та отримати рекомендації [22]. Самі

собою алгоритми колаборативної фільтрації в чистому вигляді не вимагають знання елементів [22, 23].

2. Контент-базовані методи. Рекомендації на основі контенту можуть застосовуватись для двох основних цілей. З одного боку, їх можна використовувати для рекомендації користувача конкретного елемента. З іншого, такі системи можна використовувати як інструмент боротьби з інформаційним навантаженням, оскільки вони допомагають вибрати найцікавіші елементи з більшого набору [19]. Рекомендації на основі контенту засновані на створених вручну або автоматично витягнутих описах елементів та профілю, що надає вагу значущості цих характеристик. Порівняно з підходом, описаним раніше (колаборативною фільтрацією), рекомендації на основі контенту мають дві переваги: по-перше, для досягнення розумної точності рекомендацій не потрібні великі групи користувачів. Крім того, нові елементи можна рекомендувати відразу після того, як з'явиться доступ до характеристик елементів. Однак, в багатьох областях, більш суб'єктивні характеристики елемента, які можуть бути корисними для генерації рекомендацій, важко отримати автоматично [24]. Це означає, що така інформація повинна вводиться в систему вручну, що є потенційно дорогим і схильним до помилок процесом.

3. Рекомендаційні системи, що базуються на знаннях. Коли в якомусь нішевому домені немає можливості покладатися на історію покупок або переглядів, з'являється передумова для спільного використання колаборативного підходу та фільтрації на основі контенту [21]. Іноді недостатньо просто уявити елементи, які відповідають заданому набору функцій, що запитуються, оскільки відсутній аспект персоналізації. Так, кожен користувач з однаковими функціями, що запитуються, отримає один і той же набір рекомендацій. У цьому випадку потрібна система, яка використовує додаткові знання для вироблення рекомендацій. У таких підходах система зазвичай використовує додаткову інформацію, що часто надається вручну, як про поточного користувача, так і про доступні елементи. Інший аспект – це «взаємодія з користувачем», оскільки у

багатьох рекомендаційних системах, що ґрунтуються на знаннях, вимоги користувача повинні виявлятися в інтерактивному режимі. Отже, для визначення потреб та переваг користувача потрібні складніші типи взаємодії, в основному через відсутність історії покупок, яку можна було б використати. Простий підхід - безпосередньо запитати користувача про його чи її вимоги. Проте, такий підхід потребує не тільки детального технічного розуміння властивостей предмета, а й створює додаткове когнітивне навантаження у сценаріях із великою кількістю характеристик предмета. Тому при більш складних підходах намагаються реалізувати більше стилів розмовної взаємодії, у яких система намагається поступово з'ясувати переваги в інтерактивному та персоналізованому діалозі.

4. Нейромережні підходи. Останнім часом нейромережні підходи зайняли центральне місце в розробці рекомендаційних систем, пропонуючи значні переваги у точності та адаптивності порівняно з традиційними методами [25]. Використання глибокого навчання дозволяє моделювати складні нелінійні залежності між користувачами та об'єктами, покращуючи якість рекомендацій та забезпечуючи високий рівень персоналізації. Одним з ключових елементів успіху нейромереж в рекомендаційних системах є їхня гнучка архітектура, яка може включати CNN для аналізу зображень, рекурентні нейронні мережі (RNN) для обробки послідовностей (наприклад, тексту або послідовності дій користувача) та автоенкодерів для зменшення розмірності та виявлення прихованих факторів великих наборів даних. Глибоке навчання здатне обробляти великі обсяги неструктурованих даних, виявляючи складні закономірності та залежності, що не були очевидні при використанні інших методів. Це робить нейромережі ідеальними для створення персоналізованих рекомендацій, заснованих на детальному аналізі поведінки користувачів, їхніх вподобань, соціальних взаємодій та контексту використання [26].

5. Гібридні методи. Різні підходи, які були розглянуті вище, залежно від постановки завдання мають певні переваги та недоліки. Одним із очевидних рішень є об'єднання різних методів для вироблення кращих або більш точних

рекомендацій [21]. Наприклад, якщо існують знання спільноти та доступна подібна інформація про окремі елементи, система рекомендацій може бути покращена шляхом гібридизації спільної фільтрації з методами на основі контенту [24]. Така зв'язка може бути використана для подолання описаних проблем у чисто колаборативних підходах та використання контенту для нових елементів або нових користувачів [27].

На рис. 1.7 наведено приклад загальної схеми гібридної рекомендаційної системи.

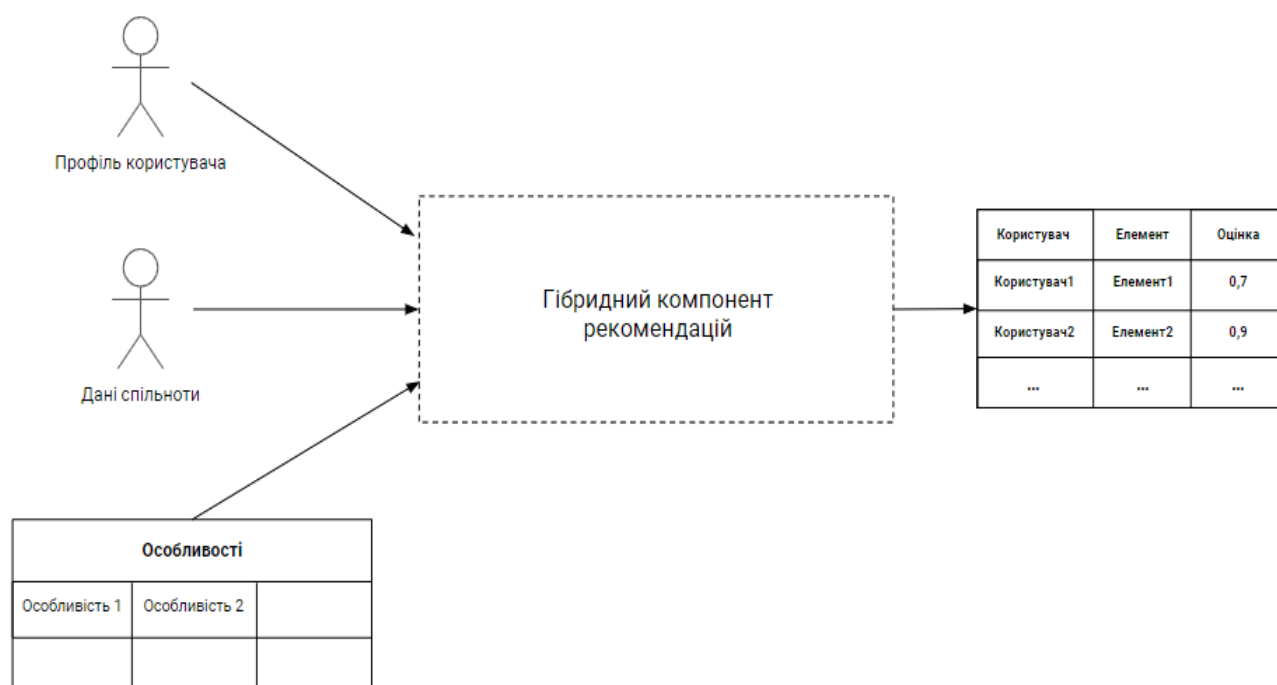


Рисунок 1.7 – Загальна схема гібридної рекомендаційної системи

Як бачимо, поєднання різних підходів RS а також технології глибокого навчання відіграють ключову роль у розвитку рекомендаційних систем, дозволяючи не тільки підвищити точність рекомендацій, але й покращити адаптивність і персоналізацію контенту.

1.2.2 Роль рекомендаційних систем віртуальних арт-композицій в інтерактивному мистецтві

Арт-композиція у контексті AR представляє собою креативне злиття двох основних елементів: маркера-зображення, який слугує якірною точкою у фізичному світі, та додаткових медійних компонентів (таких як відео, фотографії або звукові доріжки), що розширюють це зображення. Ці компоненти разом створюють багатовимірний досвід, занурюючи споживача в інтерактивну мистецьку реальність, де фізичні та цифрові світи переплітаються, відкриваючи нові можливості для творчості та взаємодії [21].

RS відіграють ключову роль у забезпеченні персоналізації мистецтва для користувачів [28]. Ці системи не тільки сприяють підвищенню візуального досвіду шляхом персоналізації вибору контенту, але й відіграють значну роль у культурній освіті та розвитку мистецтва. Розглядаючи рекомендаційні системи в контексті віртуальних арт-композицій, можна проаналізувати їх вплив на взаємодію користувачів з мистецтвом у цифровій епосі. RS сприяють доступу до мистецтва, дозволяючи користувачам з усього світу взаємодіяти з арт-композиціями, до яких вони могли б не мати доступу фізично. Через персоналізовані рекомендації користувачі можуть відкривати нові твори та художників, розширюючи свої естетичні горизонти та культурні знання.

Віртуальні арт-композиції, представлені через рекомендаційні системи, надають користувачам унікальну можливість для інтерактивного дослідження мистецтва. Через інтерактивні елементи та адаптацію до індивідуальних переваг, ці системи збільшують залученість користувачів, спонукаючи їх до глибшого аналізу та оцінки творів мистецтва.

Взаємодія з віртуальними арт-композиціями через RS може сприяти особистісному розвитку користувачів, стимулюючи критичне мислення, естетичну оцінку та творчі здібності [29]. Це відкриває нові можливості для самовираження та саморозвитку через мистецтво.

Роль RS у представленні віртуальних арт-композицій має особливе значення у сучасному цифровому мистецькому просторі [30]. Вони не тільки сприяють збільшенню доступності та залученості мистецтва, але й відіграють ключову роль у культурній освіті та особистісному розвитку користувачів. Через інноваційні технології та персоналізацію, рекомендаційні системи відкривають нові горизонти для взаємодії з мистецтвом, роблячи його доступним і значущим для широкої аудиторії [28].

RS впливають на доступність, залученість та особистісний розвиток користувачів через арт-композиції. Інноваційні технології та персоналізація дозволяють відкривати нові горизонти для взаємодії з мистецтвом, роблячи його значущим для широкої аудиторії [31]. Це досягається, зокрема, через класифікацію емоційного фідбеку користувачів, яка забезпечує глибше розуміння їхніх переваг та реакцій на мистецькі твори. Різні методи збору даних, такі як фото, відео та дані з лідару, мають свої переваги та обмеження у контексті аналізу емоцій користувачів.

1.2.3 Взаємодія користувача з доповненою реальністю в контексті мистецьких рекомендаційних систем

Взаємодія користувача з AR дозволяє застосувати рекомендаційні системи в новому контексті у сфері мистецтва, пропонуючи унікальний та більш імерсивний досвід [28].

Персоналізація є одним з ключових елементів у створенні більш імерсивної взаємодії між користувачем і доповненою реальністю [32]. Нейромережні методи дозволяють системам аналізувати великі обсяги даних про поведінку користувачів, їхні переваги та взаємодію з різними арт-композиціями. Завдяки цьому можливо розробляти алгоритми, які прогнозують, які мистецькі твори найімовірніше зацікавлять конкретного користувача, враховуючи його минулі вподобання та поведінку.

Інтерактивність в AR пропонує користувачам не просто спостереження, а активне дослідження мистецького простору [31]. Користувачі можуть взаємодіяти з арт-композиціями, змінюючи їх зовнішній вигляд, переглядаючи додаткову інформацію або досліджуючи історію твору, що робить мистецтво більш доступним і особистісним досвідом. Для ефективної реалізації такої взаємодії, рекомендаційні системи повинні використовувати просунуті технології розпізнавання та аналізу емоційних станів користувачів. Це дозволяє адаптувати мистецькі пропозиції до поточного емоційного стану особи, створюючи ще більш персоналізований досвід.

Сучасні технології AR надають значні можливості для реалізації нових форм взаємодії користувача з інтерактивним мистецтвом [8, 9]. В контексті RS, зорієнтованих на арт-композиції, важливим стає дослідження та розробка механізмів, що дозволяють підвищити ефективність та персоналізацію користувацького досвіду.

Розвиток нейромереж дозволяє створювати все більш точні моделі поведінки користувачів, вдосконалюючи алгоритми рекомендаційних систем. Це сприяє не тільки підвищенню задоволення користувачів, але й розширенню їхніх естетичних горизонтів через відкриття нових мистецьких форм і виразів.

Завдяки інтеграції нейромереж і AR, мистецькі рекомендаційні системи можуть стати не лише засобом навігації по безмежному світі мистецтва, але й містком, що з'єднує людину з глибшим і більш особистим досвідом сприйняття мистецтва, водночас відкриваючи нові можливості для творчого самовираження та взаємодії.

Збільшення кількості інструментів доповненої реальності в мистецтві [8, 9], а також зростаючий попит та стрімкий розвиток AR мистецтва, призводить до пошуку шляхів удосконалення систем та платформ AR мистецтва задля збільшення імерсивності та якості взаємодії користувачів з ним. Завдяки технологічному прогресу є постійне покращення в AR, яке дозволяє глибше зануритися в цифровий вимір мистецтва. Підвищення імерсивності та покращення взаємодії з системами

доповненої реальності призводить до утримання користувачів та до залучення нових, збільшення можливостей AR платформ, можливості взаємодії між користувачами та можливості створення власних творів самими користувачами. Таким чином, покращення AR технологій в подібних системах все більше впливає на соціальну складову, що, в свою чергу, вимагає включати її для використання в таких системах.

Найбільш очевидним кроком збільшення імерсивності в системах доповненої реальності є покращення якості, анімацій та стабільності зображення, підвищення кількості FPS. Висока роздільна здатність та чіткість зображення, без розмитості чи шуму, може значно підвищити імерсивність [33]. Це допомагає користувачам відчувати себе частиною доповненої реальності без подразнюючих факторів. Дуже важливо створити реалістичні та деталізовані анімації для інтерактивних елементів, запровадити стабільність зображення – адже часткові або постійні втрати зображення, несправність анімацій може руйнувати ілюзію імерсивності. Підтримка стабільного зображення – це важливий аспект для забезпечення неперервного відчуття присутності [34]. Окрім цього, важливим аспектом AR досвіду є стабільна та висока частота кадрів як для підтримки плавного відображення руху та взаємодії, так і для фізіологічного комфорту користувачів, оскільки низька частота кадрів може викликати стрес і напруженість, зорове перевтомлення, падіння рухової координації та навіть нудоту.

Також можна додати наступні кроки: адаптація інтерфейсу – найчастіше це максимальне спрощення, додавання аудіо- і тактильних (haptic) фідбеків, врахування та взаємодія зі світлом, взаємодія з іншими користувачами/творами системи [32, 34]. Часто найкращі AR застосунки характеризуються мінімалістичними інтерфейсами, які не заважають взаємодії користувача з віртуальними елементами і реальним світом. Все частіше використовуються контекстні меню, голосові команди або жести для взаємодії з інтерфейсом. Використання звукових сигналів, шуму, тактильних фідбеків має на меті дати користувачу отримати результат взаємодії з віртуальним світом, що значно

покращує відчуття занурення та створює необхідну атмосферу, що теж може бути використано авторами AR системи для надання того чи іншого сенсу. Взаємодія з реальним світлом і його відображення на віртуальних об'єктах може адаптувати віртуальні об'єкти до реальних умов освітлення, щоб зробити їх більш переконливими. А взаємодія з іншими користувачами або творами системи дозволяє отримати спільний досвід та використати соціальний контекст.

AR система має бути достатньо надійною, щоб підтримувати осмислене просторове сприйняття, аналіз, моделювання, інтерпретацію та комунікацію [32]. Пристрої, на які орієнтовано системи доповненої реальності, не тільки мають бути достатньо потужними, але й досить компактними та легкими, щоб легко інтегруватися в повсякденну практику. Або ще краще, стати частиною звичайної практики. Зокрема, це ще один аспект імерсивності – якщо користувач може отримати досвід доповненої реальності у будь-який момент та без громіздких та стаціонарних рішень – такий досвід занурення буде позитивним для користувача. Але, щоб ця інтеграція відбулася, відстеження, реєстрація та рендеринг потребуватимуть надзвичайно низької затримки та відсутності тремтіння. Дисплеї пристроїв повинні мати широке поле зору та високу роздільну здатність, щоб забезпечити високоякісне поєднання реального та віртуального вмісту.

Розвиток мобільних пристроїв та постійне збільшення потужності дозволяє використовувати їх у якості платформи для застосування систем доповненої реальності. Мобільні телефони є високо портативними пристроями, що дозволяє використовувати доповнену реальність в різних місцях і контекстах. В той же час сучасні мобільні телефони мають потужні технічні характеристики, що дозволяє створювати досить реалістичні AR взаємодії [35]. Це відкриває багато можливостей для розробників, адже мобільні телефони є одними з найбільш поширених пристроїв. Завдяки широкому поширенню мобільних телефонів, системи з доповненою реальністю досягають масового ринку і дають можливість для розвитку нових застосувань в навчанні, розвагах, комерції та в багатьох інших областях [9]. Також, завдяки мобільним телефонам, до систем доповненої

реальності можна включити інтеграції з різними службами, сенсорами та функціями, такими як GPS і геолокацію, основну та фронтальну камери, гіроскопи та акселерометри, бездротові технології (Wi-Fi, Bluetooth), лідари, звукові функції та інші. Ці інтеграції дозволяють зробити мобільні телефони потужними пристроями для AR та розширити можливості цієї технології [34].

Окрім того, щоб надавати користувачу фідбеки під-час взаємодії, зростає також необхідність отримувати та аналізувати фідбеки від користувача. Це дає змогу як проаналізувати систему в цілому, так і поліпшити досвід користувача під-час конкретної AR взаємодії [33]. Фідбеки можуть бути як явними (оцінка, вподобання чи не вподобання, коментарі та інші), так і неявними (тривалість взаємодії, завершеність, частота взаємодії та багато інших в залежності від специфіки систем).

Ефективне використання неявних відгуків користувачів в реальному часі може покращити роботу системи доповненої реальності [36]. Надаючи більше інформації про вподобання користувача, ніж явні відгуки, наприклад оцінки чи відгуки, вони створюють вищий рівень персоналізації контенту. Ці додаткові дані дозволяють системі отримати глибше розуміння вподобань користувачів і, отже, надавати більш точні та цілеспрямовані рекомендації AR контенту. Перевага неявних фідбеків над явними в системах доповненої реальності полягає в тому, що це ніяк не впливає на взаємодію користувача з системою та не погіршує імерсивність AR взаємодії.

Фідбеки від користувача можна застосовувати як для real-time змін AR композиції, так і для аналізу майбутніх взаємодій та підбору чи створення для користувача персоналізованого досвіду взаємодії з композицією в системі доповненої реальності.

Одним із нових підходів є аналіз емоційного фідбеку на фото- чи відео потоці та використання отриманих даних для зміни різних аспектів системи або конкретного контенту. Наприклад, коли користувач дивиться на певну частину AR композиції, фронтальна камера може отримати зображення обличчя користувача,

система розпізнає емоційний фідбек і змінить AR композицію відповідно до розпізнаної емоції користувача [28, 37]. Якщо користувач виглядає задоволеним, композиція може змінитись на більш яскраву та зі швидшими анімаціями. Якщо користувач виглядає незадоволеним, композиція може стати більш заспокійливою та плавною. Також AR митці можуть створити персоналізовану мистецьку колекцію, яка змінюється в залежності від емоційного фідбеку користувача. Наприклад, якщо користувач виглядає занепокоєно, застосунок може відобразити ту частину композиції, яка допомагає заспокоїтись [38]. Якщо користувач виглядає радісним, застосунок може показати ту частину AR контенту, яка посилює це почуття радості. Дані сценарії показують, як можна використати технологію класифікації емоцій для покращення досвіду взаємодії з AR мистецтвом. Таким чином відкриваються нові можливості для більш особистого та емоційно-резонансного мистецького досвіду.

1.2.4 Використання користувацького емоційного фідбеку в рекомендаційних системах для покращення віртуальних арт-композицій

Використання користувацького мультимедіа дозволяє легко отримувати та зберігати дані, пропонуючи методи для розпізнавання емоцій через аналіз міміки [39]. Водночас, відеодані, завдяки своїй динамічності, надають можливість для більш глибокого аналізу емоцій, враховуючи просторово-часовий контекст. Це особливо важливо в контексті віртуальних арт-композицій, де залучення та взаємодія з мистецтвом може значно залежати від емоційної реакції користувача. Лідар, з іншого боку, пропонує унікальну можливість аналізу просторових даних без порушення приватності [37], хоча й має обмежене поширення та високу вартість обладнання.

Оптимальним рішенням для класифікації емоційного фідбеку у контексті рекомендаційних систем віртуального мистецтва вважається використання відеоданих. Це забезпечує необхідну точність аналізу та дозволяє враховувати

динаміку емоцій, роблячи арт-композиції більш персоналізованими та відповідними до емоційних станів користувачів. Водночас, питання приватності, пов'язані з використанням відео, вимагають уважного підходу, наприклад, через обмеження доступу до функціоналу без надання дозволу на використання камери або використання альтернативних методів збору фідбеку [37]. Таким чином, інтеграція різних методів збору даних та уважне врахування питань приватності можуть забезпечити баланс між персоналізацією мистецького досвіду та повагою до особистих даних користувачів, сприяючи більшій залученості та особистісному розвитку через мистецтво.

Для класифікації емоційного фідбеку користувача RS можна використовувати різні джерела отримання даних: фото, відео, дані з лідару. Кожен з цих варіантів має свої переваги та недоліки [40].

Серед переваг використання фото для класифікації можна виділити наступні:

- широка доступність пристроїв з камерою;
- легкість отримання та зберігання;
- можливість розпізнавання та класифікації емоцій на основі трекінгу обличчя та аналізу міміки.

До недоліків можна віднести:

- статичність – важко визначити контекст чи динаміку емоції;
- можливе ускладнене розпізнавання емоцій через різні освітлення, кути, якість зображення тощо.

Серед переваг використання відео для аналізу емоцій користувача можна виділити наступні:

- динамічність інформації та можливість аналізувати просторово-часові показники;
- можна вивчати аналіз рухів користувачів, що надає додатковий рівень аналізу.

До недоліків такого підходу можна віднести:

- необхідність більшої потужності пристрою для обробки відео та використання моделі;
- потреба у більшому об'ємі пам'яті для зберігання і обробки даних.

Перевагами використання даних з лідару для класифікації емоційного фідбеку користувача є:

- можливість аналізу просторових даних обличчя користувача;
- відсутність ризиків приватності та необхідності на дозволи використання зображень з камери.

Однак основним недоліком даного підходу можна назвати недостатнє поточне поширення технологій лідару серед мобільних девайсів та дорожче обладнання [41].

Кожен з цих методів може бути корисним в залежності від конкретного застосування. Комбінування підходів дозволить забезпечити більш точний та цілісний аналіз емоційного фідбеку. Наразі, враховуючи всі вищезазначені критерії, найкращим варіантом для класифікації емоційного фідбеку користувачів буде використання відеоданих з фронтальної камери мобільного пристрою. Це дасть досить точності для аналізу, можливість робити аналіз з урахуванням просторово-часового контексту і в той же час використовувати більш широкий та доступний ряд пристроїв. В той же час, варто зазначити, що використання даних з відео має суттєвий недолік, що пов'язаний з приватністю користувачів – вони можуть не надати доступ до камери девайса [42]. Це можна вирішити кількома способами: встановлення стаціонарного обладнання для збору фідбеків, обмеження використання застосунку без наданого на камеру дозволу, або ж використання альтернативних джерел неявних користувацьких фідбеків.

Класифікація емоційного фідбеку відео потоку може використовувати різні методи, включаючи традиційні алгоритмічні та нейромережні підходи [37]. Алгоритмічні підходи поділяються на:

- Аналіз особливостей обличчя. Для визначення емоцій використовуються алгоритми для виявлення та слідування за особливостями обличчя (очі, ніс, рот та

контури обличчя). Далі відслідковуються зміни цих особливостей для класифікації емоцій [43].

- Алгоритми, такі як SIFT (Scale-Invariant Feature Transform), SURF (Speeded-Up Robust Features) або HOG (Histogram of Oriented Gradients), де отримуються дескриптори, які відображають інформацію про текстуру та форму обличчя.

- Динамічні моделі, такі як приховані марковські моделі (HMM) або динамічні мережі Байєса (DBN), можуть бути використані для моделювання динаміки емоційного стану в часі [43].

Також для вирішення задачі класифікації емоцій користувача використовують різні нейромережні моделі [28]: CNN, RNN, Long Short-Term Memory (LSTM) мереж, 3D Convolutional Neural Networks (3D-CNNs), мережі з увагою (Attention Networks).

CNN ефективно використовуються для класифікації емоцій на зображеннях та відео. Вони здатні розпізнавати шаблони на великих групах пікселів та використовувати цю інформацію для класифікації зображень. CNN добре працюють в рамках задачі класифікації емоцій на відео, але мають свої переваги та недоліки [44]. До переваг можна віднести можливість масштабування, висока продуктивність навченої моделі, автоматичне виділення ознак. Серед недоліків можна зазначити необхідність великого обсягу даних для навчання, високі обчислювальні вимоги під час навчання та запуску CNN, залежність від якості зображення.

RNN – це тип нейромережі, який було спеціально розроблено для обробки послідовних даних. Вони особливо корисні, коли є робота з даними, де порядок має значення, такими як текст, часові ряди або, відео потоки [45]. При класифікації емоційного фідбеку на відео потоці RNN можуть виявляти не тільки емоційні прояви на рівні окремих кадрів, але й відслідковувати зміни з часом. Наприклад, якщо користувач переходить від радості до смутку, RNN може виявити цю послідовність та класифікувати обидва стани належним чином. Однак, RNN мають проблему з «затуханням градієнтів», коли вони намагаються вивчити залежності

між подіями, які відбуваються з великим проміжком часу. Для вирішення цієї проблеми було розроблено варіанти RNN, такі як LSTM (Long Short-Term Memory) та GRU (Gated Recurrent Units), які здатні краще впоратися з довготривалими залежностями. Важливо відзначити, що RNN, LSTM та GRU часто використовуються в комбінації з іншими типами мереж, такими як CNN, для створення більш потужних моделей для аналізу відео [45]. Наприклад, CNN може бути використана для виявлення емоційних ознак на рівні кадру, а потім LSTM або GRU можуть бути використані для відслідковування, як ці ознаки змінюються з часом.

LSTM мережі вирішують проблему затухання градієнтів в традиційних RNN, коли градієнти, які передаються назад у часі під час навчання, можуть затухнути до майже нуля або вибухнути до дуже великих значень. У контексті класифікації емоційного фідбеку на відео потоці, LSTM мережі можуть бути особливо корисними. Вони не тільки можуть відслідковувати, як емоції змінюються від кадру до кадру, але й «пам'ятати» попередні емоції протягом більш тривалого періоду часу. Це може бути корисно, наприклад, для визначення емоційного контексту або виявлення загальних емоційних тенденцій.

Механізми мереж з увагою в нейронних мережах стали важливою технологією в області глибокого навчання. Вони дозволяють моделі «зосереджувати» свою увагу на важливих частинах вхідних даних. Наприклад, в моделі машинного перекладу механізм уваги може допомогти моделі зосереджуватися на важливих словах у вхідному реченні під час перекладу. У контексті класифікації емоційного фідбеку на відео потоці мережі з увагою можуть виявлятися дуже корисними. Вони можуть використовуватися для виявлення темпоральної (часової) уваги в відео потоках, де модель може навчитися зосереджувати увагу на важливих моментах в часі. Це може бути корисно для виявлення емоційних змін, які відбуваються протягом короткого періоду часу в довгому відео потоці. Мережі з увагою також часто застосовують у поєднанні з іншими типами нейромереж, часто CNN.

Тож, нейромережні моделі є перспективним та потужним засобом для класифікації емоційного фідбеку користувача в рамках систем доповненої реальності [28]. Але, постає питання – використати ці дані для покращення користувацького досвіду? Очевидним рішенням є відображення для кожного користувача різного контенту в залежності від його вподобань та на основі його оцінок його попереднього досвіду.

Одним з можливих методів використання класифікованих емоцій для вибору потрібної AR сцени є використання даного параметру в якості неявного фідбеку [21] рекомендаційної системи з подальшим вибором найбільш підходящої до профілю користувача сцени або сценарію. Вибір також може здійснюватися з урахуванням явних (сподобалася композиція чи ні, рейтингова оцінка, додаткова анкета) і неявних (чи користувач додивився відео до кінця, як довго користувач зосереджувався на композиції тощо) фідбеків [28, 37]. Тобто найкраще використовувати параметр з класифікованою емоцією лише як один з неявних фідбеків, щоб урахувати більше можливих параметрів, зменшити кількість помилкових рекомендацій та упереджень. Зазвичай початкове визначення вподобань користувача здійснюється за допомогою анкетування, яке він може заповнити на початку використання програми.

Неявні фідбеки користувачів – це цінна інформація про поведінку користувачів, яка дозволяє визначити їхні вподобання та інтереси [37]. Вони можуть включати різноманітні показники, такі як тривалість відео, його завершеність перегляду, частота натискань на ті чи інші рекомендації, аналіз відгуків і багато іншого. Ефективне використання неявних відгуків користувачів може значно покращити роботу рекомендаційної системи. Надаючи більше інформації про вподобання користувача, ніж явні відгуки, наприклад оцінки чи відгуки, вони створюють вищий рівень персоналізації. Ці додаткові дані дозволяють системі отримати глибше розуміння вподобань користувачів і, отже, надавати більш точні та цілеспрямовані рекомендації.

Під час впровадження збору неявних користувацьких фідбеків необхідно ретельно розглянути деякі важливі аспекти. Розглянемо деякі з них.

Контекст. Неявний фідбек може залежати від контексту, в якому користувач взаємодіє з продуктом або контентом. Час доби, день тижня або поточні події можуть по-різному впливати на інтереси користувачів.

Тип взаємодії. Різні типи неявного фідбеку можуть мати різне значення для рекомендаційної системи. Наприклад, додавання продукту в кошик може свідчити про більший інтерес користувачів, ніж просто перегляд сторінки продукту.

Нормалізація фідбеку. Користувачі можуть взаємодіяти із системою по-різному, і це слід враховувати під час оцінки значення неявного фідбеку. Системи рекомендацій можуть нормалізувати неявний зворотний зв'язок, порівнюючи поведінку окремого користувача із сукупною статистикою або по-рівняно з іншими користувачами [45].

Моніторинг змін у поведінці користувачів. Важливість неявного фідбеку може змінюватися з часом залежно від поточних інтересів користувачів.

Ваги для різних джерел фідбеку. У гібридних рекомендаційних системах, які використовують як явний, так і неявний фідбеки, може бути важливо надавати різні ваги різним типам фідбеків. Автори статті «Collaborative Filtering for Implicit Feedback Datasets» досліджують цю тему, розробляють модель, яка використовує неявний фідбек для визначення вподобань користувача, і представляють нові методи оцінки для таких систем [46].

Неявні відгуки користувачів є потужним інструментом для вдосконалення систем рекомендацій, але їх слід ретельно проаналізувати, враховуючи контекст, різні типи взаємодії, необхідність нормалізації відгуків, зміни в поведінці користувачів і потребу у вагових коефіцієнтах для різних джерел відгуків. Це дозволить налаштувати систему таким чином, щоб надавати користувачам найбільш актуальні рекомендації. Ці принципи відіграють ключову роль у впровадженні та оптимізації використання неявних відгуків користувачів у рекомендаційних системах.

Проте в контексті використання RS для рекомендацій мистецьких витворів, використання лінійних методів не є ефективним. Це зумовлено тим, що використання лінійних методів в RS зазвичай пов'язано з підходами, такими як лінійна регресія або колаборативна фільтрація на основі матриць, де відносини між елементами (в нашому випадку, арт-композиціями) і користувачами або іншими елементами передбачаються як лінійні [21]. Ці методи вважають, що можна передбачити інтерес користувача до певного витвору мистецтва, виходячи з їх інтересів до інших витворів, за допомогою прямої лінійної залежності. Проте, інтерактивне мистецтво – це надзвичайно суб'єктивна і багатогранна сфера, де уподобання можуть варіюватись в широкому діапазоні залежно від контексту, емоційного стану, особистісних характеристик, і навіть випадковостей та контексту виставки (освітлення, композиція творів, простір галереї, тощо). В цьому випадку, лінійні методи не завжди можуть адекватно врахувати дані особливості, що призводить до менш релевантних рекомендацій. З іншого боку, такі моделі, як DL або ML з підсиленням, можуть краще впоратись з цією задачею. Вони здатні виявляти нелінійні зв'язки і складні шаблони у даних, а також адаптуватися до індивідуальних особливостей кожного користувача.

1.3 Постановка наукового завдання та обґрунтування методики досліджень

Аналіз, проведений вище, демонструє, що використання традиційних методів у рекомендаційних системах для мобільних пристроїв в контексті доповненої реальності виявляється недостатньо ефективним. Це вказує на потребу розроблення передових підходів, які б включали нейромережні моделі, здатні аналізувати емоційний стан користувача як форму неявного зворотного зв'язку для підвищення точності рекомендацій. З метою ефективної реалізації цих підходів необхідно вирішити наступні задачі:

1. Дослідити сучасні та перспективні методи створення рекомендаційних систем для інтерактивного мистецтва в контексті AR.

2. Обґрунтувати показники ефективності для оцінки розроблених методів.
3. Розробити нейромережну модель вибору релевантних арт-композицій для інтерактивного мистецтва з урахуванням характеристик арт-композицій і профілю користувача.
4. Розробити метод аналізу емоційних відгуків користувачів на відео у реальному часі для надання рекомендацій щодо вибору арт-композицій.
5. Розробити метод рекомендацій за допомогою інтеграції аналізу емоційного фідбеку користувачів для підвищення релевантності рекомендацій арт-композицій.
6. Провести експериментальні дослідження для перевірки ефективності розроблених методів.
7. Виконати практичне впровадження

1.4 Висновки за розділом 1

Збільшення кількості інструментів доповненої реальності в мистецтві, а також зростаючий попит та стрімкий розвиток AR мистецтва, призводить до пошуку шляхів удосконалення систем та платформ AR мистецтва задля збільшення імерсивності та якості взаємодії користувачів з ним. Завдяки технологічному прогресу є постійне покращення в AR, яке дозволяє глибше зануритися в цифровий вимір мистецтва. Підвищення імерсивності та покращення взаємодії з системами доповненої реальності призводить до утримання користувачів та до залучення нових, збільшення можливостей AR платформ, можливості взаємодії між користувачами та можливості створення власних творів самими користувачами.

Ефективне використання неявних відгуків користувачів в реальному часі може покращити роботу системи доповненої реальності. Надаючи більше інформації про вподобання користувача, ніж явні відгуки, наприклад оцінки чи відгуки, вони створюють вищий рівень персоналізації контенту. Ці додаткові дані дозволяють системі отримати глибше розуміння вподобань користувачів і, отже, надавати більш точні та цілеспрямовані рекомендації AR контенту. Перевага

неявних фідбеків над явними в системах доповненої реальності полягає в тому, що це ніяк не впливає на взаємодію користувача з системою та не погіршує імерсивність AR взаємодії.

Фідбеки від користувачів можна використовувати для покращення досвіду взаємодії з системами доповненої реальності (AR) різними способами. Наприклад, фідбеки можна використовувати для змін AR композиції в реальному часі, для аналізу майбутніх взаємодій та підбору чи створення персоналізованого досвіду взаємодії з композицією в системі доповненої реальності, а також для створення персоналізованої мистецької колекції, яка змінюється в залежності від емоційного фідбеку користувача.

Одним із нових підходів є аналіз емоційного фідбеку на фото- чи відео потоці та використання отриманих даних для зміни різних аспектів системи або конкретного контенту.

1.5 Література до розділу 1

1. Mendoza, Carlos & Tudón-Martínez, Juan & Félix-Herrán, Luis Carlos & Lozoya-Santos, Jorge & Vargas-Martínez, Adriana. (2023). Augmented Reality: Survey. Applied Sciences. 13. 10491. DOI: <https://doi.org/10.3390/app131810491>.
2. Kersten-Oertel, M.; Jannin, P.; Collins, D.L. The state of the art of visualization in mixed reality image guided surgery. Comput. Med. Imaging Graph. 2013, 37, 98–112. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.compmedimag.2013.01.009>.
3. Erolin, C. Interactive 3D digital models for anatomy and medical education. Adv. Exp. Med. Biol. 2019, 1138, 1–16. URL: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-14227-8_1.
4. Wither, J.; DiVerdi, S.; Höllerer, T. Annotation in outdoor augmented reality. Comput. Graph. 2009, 33, 679–689. <https://doi.org/10.1016/j.cag.2009.06.001>.
5. Damala, A.; Marchal, I.; Houlier, P. Merging augmented reality based features in mobile multimedia museum guides. In Proceedings of the Anticipating the Future of

the Cultural Past, Athens, Greece, 1–6 October 2007; pp. 259–264. URL: <https://shs.hal.science/halshs-00530903/>.

6. Herman, A.-M. How (repeat) museum displays are always experimental: (Re-)making MUM and the city-laboratory. *Int. J. Herit. Stud.* 2019, 25, 796–807. DOI: <https://doi.org/10.1080/13527258.2018.1544921>.

7. Bruno, F.; Ricca, M.; Lagudi, A.; Kalamara, P.; Manglis, A.; Fourkiotou, A.; Papadopoulou, D.; Veneti, A. Digital technologies for the sustainable development of the accessible underwater cultural heritage sites. *J. Mar. Sci. Eng.* 2020, 8, 955. DOI: <https://doi.org/10.3390/jmse8110955>.

8. Volynets, Viktoriia. (2021). Integration of virtual and augmented reality into art. *Almanac Culture and Contemporaneity.* 9-16. 10.32461/2226-0285.1.2021.238532. DOI: <http://dx.doi.org/10.32461/2226-0285.1.2021.238532>.

9. Malinina, Irina. (2021). The Use of Augmented Reality in Contemporary Art. *Visnik Harkivs'koi deržavnoi akademii dizajnu i mistectv.* 2021. 20-29. 10.33625/visnik2021.01.020. DOI: <http://dx.doi.org/10.33625/visnik2021.01.020>.

10. Robert Downey Jr. on Esquire's Augmented Reality Cover: A Demo. URL: <https://www.youtube.com/watch?v=wp2z36kKn0s> (дата звернення : 20.11.2023).

11. Dinosaurs come to life at MUSE, Science Museum of Trento. URL: <https://www.youtube.com/watch?v=M2KdIchfCkQ> (дата звернення : 20.11. 2023).

12. Adrien M & Claire B – Mirages & miracles / BIAC. URL: <https://www.am-cb.net/en/projets/mirages-miracles> (дата звернення: 20.11.2023).

13. [SKTelecom 5G]SK Telecom Uses 5G AR to Bring Fire-Breathing Dragon to Baseball Park5G. URL: <https://www.youtube.com/watch?v=u5hQpRbHERg> (дата звернення: 21.11.2023).

14. Young, Tamlyn & Marshall, Mark. (2023). An Investigation of the Use of Augmented Reality in Public Art. *Multimodal Technologies and Interaction.* 7. 89. 10.3390/mti7090089. DOI: <http://dx.doi.org/10.3390/mti7090089>.

15. Papagiannis, H. *Augmented Human: How Technology Is Shaping the New Reality*, 1st ed.; O'Reilly: Sebastopol, CA, USA, 2017; ISBN 978-1-4919-2832-5. URL:

https://scholar.google.com/scholar_lookup?title=Augmented+Human:+How+Technology+Is+Shaping+the+New+Reality&author=Papagiannis,+H.&publication_year=2017.

16. Adegunwa, Olajide & Oduroye, Ayorinde & Akanni, Adeniyi & Ugbeshe, Faith & Ajilore, Opeoluwa. (2023). Explainable recommender System: a survey and future directions. URL: https://www.researchgate.net/publication/375516011_Explainable_recommender_System_a_survey_and_future_directions.

17. Li, Dongsheng & Lian, Jianxun & Zhang, Le & Ren, Kan & Lu, Tun & Wu, Tao & Xie, Xing. (2023). Overview of Recommender Systems. 10.1007/978-981-99-8964-5_1. DOI: http://dx.doi.org/10.1007/978-981-99-8964-5_1.

18. Li, Yang & Liu, Kangbo & Satapathy, Ranjan & Wang, Suhang & Cambria, Erik. (2023). Recent Developments in Recommender Systems: A Survey. URL: <https://ar5iv.labs.arxiv.org/html/2306.12680>.

19. Papadakis, Harris & Papagrigoriou, Antonis & Kosmas, Eleftherios & Panagiotakis, Costas & Markaki, Smaragda & Fragopoulou, Paraskevi. (2023). Content-Based Recommender Systems Taxonomy. Foundations of Computing and Decision Sciences. 48. 211-241. 10.2478/fcds-2023-0009. DOI: <http://dx.doi.org/10.2478/fcds-2023-0009>.

20. Lops, Pasquale & de Gemmis, Marco & Semeraro, Giovanni. (2011). Content-based Recommender Systems: State of the Art and Trends. 10.1007/978-0-387-85820-3_3. DOI: http://dx.doi.org/10.1007/978-0-387-85820-3_3.

21. Kuliashin, Andrii & Narozhnyi, V. & Tkachov, V. & Kuchuk, H.. (2022). ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ ПОБУДОВИ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ ДЛЯ РОЗВ'ЯЗАННЯ ЗАДАЧІ ВИБОРУ НАЙБІЛЬШ РЕЛЕВАНТНОГО ВІДЕО ПРИ СТВОРЕННІ ВІРТУАЛЬНИХ АРТ-КОМПОЗИЦІЙ. Системи управління, навігації та зв'язку. Збірник наукових праць. 4. 94-99. 10.26906/SUNZ.2022.4.094. DOI: <http://dx.doi.org/10.26906/SUNZ.2022.4.094>.

22. Ekstrand, Michael. (2011). Collaborative Filtering Recommender Systems. 10.1561/9781601984432. DOI: <http://dx.doi.org/10.1561/9781601984432>.

23. Lee, Joonseok & Sun, Mingxuan & Lebanon, Guy. (2012). A Comparative Study of Collaborative Filtering Algorithms. URL: <https://arxiv.org/abs/1205.3193>.
24. Jannach, Dietmar & Zanker, Markus & Felfernig, Alexander & Friedrich, Gerhard. (2010). Recommender Systems: An Introduction. Recommender Systems: An Introduction. 10.1017/CBO9780511763113. DOI: <http://dx.doi.org/10.1017/CBO9780511763113>.
25. Torkashvand, Atena & Jameii, Seyed Mahdi & Reza, Akram. (2023). Deep learning-based collaborative filtering recommender systems: a comprehensive and systematic review. Neural Computing and Applications. 35. 1-45. 10.1007/s00521-023-08958-3. DOI: <http://dx.doi.org/10.1007/s00521-023-08958-3>.
26. Hodovychenko, Mykola & Gorbatenko, Anastasiia. (2023). Recommender systems: models, challenges and opportunities. Herald of Advanced Information Technology. 6. 308-319. 10.15276/hait.06.2023.20. DOI: <http://dx.doi.org/10.15276/hait.06.2023.20>.
27. Yazdi, M. & Politze, Marius & Heinrichs, Benedikt. (2023). Research Data Reusability with Content-Based Recommender System. 10.1007/978-3-031-39059-3_10. DOI: http://dx.doi.org/10.1007/978-3-031-39059-3_10.
28. Kuchuk, Heorhii & Kuliashin, Andrii. (2024). HYBRID RECOMMENDER FOR VIRTUAL ART COMPOSITIONS WITH VIDEO SENTIMENTS ANALYSIS. Advanced Information Systems. 8. 70-79. 10.20998/2522-9052.2024.1.09. DOI: <http://dx.doi.org/10.20998/2522-9052.2024.1.09>.
29. Oubalahcen, Houda & El Ouadghiri, Driss. (2024). Social Recommender Systems in E-Learning Environments: A Literature Review. 10.1007/978-3-031-50860-8_17. DOI: http://dx.doi.org/10.1007/978-3-031-50860-8_17.
30. Duester, Emma. (2024). Digital art work and AI: a new paradigm for work in the contemporary art sector in China. European Journal of Cultural Management and Policy. 14. 10.3389/ejcmp.2024.12470. DOI: <http://dx.doi.org/10.3389/ejcmp.2024.12470>.

31. Yasseniev, Oleh. (2023). Influence of Modern Digital Technologies on Fine Arts. NATIONAL ACADEMY OF MANAGERIAL STAFF OF CULTURE AND ARTS HERALD. 10.32461/2226-3209.2.2023.286884. DOI: <http://dx.doi.org/10.32461/2226-3209.2.2023.286884>.
32. Sirazhiden, Damira & Kasbayeva, G.S. & Şenay, Bülent. (2024). VR and AR technologies in contemporary cultural space. Bulletin of the Karaganda university History. Philosophy series. 11329. 225-236. 10.31489/2024hph1/225-236. DOI: <http://dx.doi.org/10.31489/2024hph1/225-236>.
33. Anwar, M. & Ullah, Inam & Ahmad, Shabir & Choi, Ahyoung & Ahmad, Sadique & Wang, Jing & Khursheed, Khursheed. (2023). Immersive Learning and AR/VR-Based Education. 10.1201/9781003369042-1. DOI: <http://dx.doi.org/10.1201/9781003369042-1>.
34. Cha, Su-Hyun. (2023). The Relationship between Emotional Design Elements, Immersiveness, and Intention of Action in AR Exhibition Contents. JOURNAL OF THE KOREA CONTENTS ASSOCIATION. 23. 154-166. 10.5392/JKCA.2023.23.08.154. DOI: <http://dx.doi.org/10.5392/JKCA.2023.23.08.154>.
35. Patil, Vaidehi & Narayan, Jyotindra & Sandhu, Kamalpreet & Dwivedy, Santosha. (2022). Integration of Virtual Reality and Augmented Reality in Physical Rehabilitation: A State-of-the-Art Review. 10.1007/978-981-16-9455-4_10. DOI: http://dx.doi.org/10.1007/978-981-16-9455-4_10.
36. Bhatt, Sohum & Van den Noortgate, Wim & Verbert, Katrien. (2023). Investigating the Use of Deep Learning and Implicit Feedback in K12 Educational Recommender Systems. IEEE Transactions on Learning Technologies. PP. 1-12. 10.1109/TLT.2023.3273422. DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/TLT.2023.3273422>.
37. Kuliakin, Andrii. (2023). ВИКОРИСТАННЯ РОЗПІЗНАНОЇ ЕМОЦІЇ ЯК НЕЯВНОГО ФІДБЕКУ ДЛЯ РЕКОМЕНДАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ. Системи управління, навігації та зв'язку. Збірник наукових праць. 3. 115-119. 10.26906/SUNZ.2023.3.115. DOI: <http://dx.doi.org/10.26906/SUNZ.2023.3.115>.

38. Cai, Yihui & yi, ji & Cai, Xudong & Xiao, Yinghe & Li, Zhenni & Zheng, Shaolong. (2023). Research on the Design of Building a Personalized Intelligent Art Interaction System from the Perspective of Scenes. 10.1007/978-3-031-35998-9_50. DOI: http://dx.doi.org/10.1007/978-3-031-35998-9_50.

39. Deshmukh, Rushali & Amati, Vaishnavi & Bhamare, Anagha & Jadhav, Aditya. (2023). Visual Sentiment Analysis: An Analysis of Emotions in Video and Audio. 10.1007/978-981-99-6586-1_21. DOI: http://dx.doi.org/10.1007/978-981-99-6586-1_21.

40. Bhor, Siddhesh & Bhor, Sanskruti & Rani, Borhade & Aniket, Fodse & Dube, Prof. (2024). Sentiment Analysis using Deep Learning. International Journal of Advanced Research in Science, Communication and Technology. 375-378. 10.48175/IJARSCT-16677. DOI: <http://dx.doi.org/10.48175/IJARSCT-16677>.

41. Vinci, Giacomo & Vanzani, Federica & Fontana, Alessandro & Campana, Stefano. (2024). LiDAR Applications in Archaeology: A Systematic Review. Archaeological Prospection. 1-21. 10.1002/arp.1931. DOI: <http://dx.doi.org/10.1002/arp.1931>.

42. Pan, Zhenggao & Li, Xianwei & Cui, Lin & Zhang, Zhiwei. (2020). Video clip recommendation model by sentiment analysis of time-sync comments. Multimedia Tools and Applications. 79. 10.1007/s11042-019-7578-4. DOI: <https://link.springer.com/article/10.1007/s11042-019-7578-4>.

43. Bolilyi, V.O. & Sukhovirska, L.P. & Hordiienko, Yu.M.. (2023). Recognition of User Emotions Using Artificial Intelligence. Elektronnoe modelirovanie. 45. 89-102. 10.15407/emodel.45.05.089. DOI: <http://dx.doi.org/10.15407/emodel.45.05.089>.

44. Subbaiah, Bairavel & Murugesan, Kanipriya & Saravanan, Prabakeran & Marudhamuthu, Krishnamurthy. (2024). An efficient multimodal sentiment analysis in social media using hybrid optimal multi-scale residual attention network. Artificial Intelligence Review. 57. 1-27. 10.1007/s10462-023-10645-7. DOI: <http://dx.doi.org/10.1007/s10462-023-10645-7>.

45. Abdulloh, Ferian & Rayhan, Muhammad & Aminuddin, Afrig & Rahardi, Majid & Asaddulloh, Bima. (2023). YouTube Sentiment Analysis on User Opinions

Related to Metaverse Using RNN and LSTM. 167-171.
10.1109/ELTICOM61905.2023.10443144. DOI:

<http://dx.doi.org/10.1109/ELTICOM61905.2023.10443144>.

46. Hu, Yifan & Koren, Yehuda & Volinsky, Chris. (2008). Collaborative Filtering for Implicit Feedback Datasets. Proceedings - IEEE International Conference on Data Mining, ICDM. 263-272. 10.1109/ICDM.2008.22. DOI:

<http://dx.doi.org/10.1109/ICDM.2008.22>.

РОЗДІЛ 2. ШТУЧНІ НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ ЯК ІНСТРУМЕНТАРІЙ ДЛЯ СТВОРЕННЯ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ АРТ-КОМОЗИЦІЙ ДЛЯ СИСТЕМ AR

2.1 Аналіз нейромережних методів створення рекомендаційних систем арт-композицій для систем AR

Нейромережні підходи займають центральне місце в розробці рекомендаційних систем, пропонуючи значні переваги у точності та адаптивності порівняно з традиційними методами [1]. Використання глибокого навчання дозволяє моделювати складні нелінійні залежності між користувачами та об'єктами, покращуючи якість рекомендацій та забезпечуючи високий рівень персоналізації. Одним з ключових елементів успіху нейромереж в рекомендаційних системах є їхня гнучка архітектура, яка може включати CNN для аналізу зображень, рекурентні нейронні мережі (RNN) для обробки послідовностей (наприклад, тексту або послідовності дій користувача) та автоенкодери для зниження розмірності та виявлення прихованих факторів великих наборів даних. Глибоке навчання здатне обробляти великі обсяги неструктурованих даних, виявляючи складні закономірності та залежності, що не були очевидні при використанні інших методів. Це робить нейромережі ідеальними для створення персоналізованих рекомендацій, заснованих на детальному аналізі поведінки користувачів, їхніх вподобань, соціальних взаємодій та контексту використання [2].

Щоб проаналізувати та описати основні типи нейромереж для RS можна дослідити кілька статей, автори яких використовують різні нейромережні підходи до створення RS.

Наприклад, автори статті «Deep content-based music recommendation» використовують глибокі CNN для вилучення характеристик мультимедійного вмісту, надаючи рекомендації на основі візуальних і звукових сигналів. Автори

стверджують, що використання прогнозованих латентних характеристик дає розумні рекомендації, незважаючи на те, що існує великий семантичний розрив між характеристиками пісні, які впливають на перевагу користувача, та відповідним аудіосигналом [3]. Автори вказують, що останні досягнення в глибокому навчанні дуже добре переносяться на налаштування музичних рекомендацій, причому глибокі CNN значно перевершують традиційний підхід.

Інший тип нейромереж – рекурентні нейронні мережі (RNN). Вони добре підходять для послідовної обробки даних, що робить їх ідеальними для аналізу тексту або послідовності дій користувача [4]. Вони можуть передбачити наступний елемент, який може зацікавити користувача, на основі їхніх попередніх взаємодій. RNN відіграли ключову роль у підвищенні продуктивності систем рекомендацій, що мають справу з часовою динамікою. Як продемонстрували автори роботи «Session-based Recommendations with Recurrent Neural Networks» RNN можуть бути використані в домені RS. Часто в реальному житті рекомендаційні системи стикаються з проблемою необхідності створювати рекомендації лише на основі даних короткого сеансу (наприклад, невеликий веб-сайт із спортивним програмним забезпеченням), а не на довгих історіях користувачів (як у випадку з Netflix) [5]. В такій ситуації підходи матричної факторизації не є точними. Ця проблема зазвичай долається на практиці, вдаючись до рекомендацій по пунктам, тобто рекомендуючи подібні предмети. Автори стверджують, що шляхом моделювання всього сеансу можна надавати точніші рекомендації. Тому вони пропонують підхід на основі RNN для рекомендацій на основі сеансу. Їхній підхід також розглядає практичні аспекти завдання та вводить кілька модифікацій класичних RNN, таких як функція втрат ранжування, що роблять її більш життєздатною для цієї конкретної проблеми. Експериментальні результати на двох наборах даних показали помітні покращення в порівнянні з широко використовуваними підходами.

В статті «AutoRec: Autoencoders Meet Collaborative Filtering» описано застосування автоенкодерів (Autoencoders) в якості нової структури для колаборативної фільтрації (CF). Як зазначають автори [6], нова компактна модель

AutoRec, яка ефективно навчається, перевершує найсучасніші методи CF (зміщена матрична факторизація, RBM-CF і LLORMA) на наборах даних Movielens і Netflix.

Ще один тип глибокого навчання для рекомендаційних систем був описаний в дослідженні «Deep reinforcement learning for page-wise recommendations», що вивчає застосування глибокого навчання з підкріпленням (DRL) для посторінкових рекомендацій. RS можуть пом'якшити проблему перевантаження інформацією, пропонуючи користувачам персоналізовані елементи. В реальних рекомендаціях, таких як електронна комерція, типова взаємодія між системою та її користувачами може бути наступною: користувачам рекомендується сторінка товарів і надається відгук; а потім система рекомендує нову сторінку з елементами [7]. Щоб ефективно зафіксувати таку взаємодію для отримання рекомендацій, потрібно вирішити дві ключові проблеми: як оновити стратегію рекомендацій відповідно до відгуків користувачів у реальному часі та як створити сторінку елементів із належним відображенням, що створює величезні проблеми до традиційних RS. Автори статті пропонують принциповий підхід до спільного створення набору додаткових елементів і відповідної стратегії для їх відображення на двовимірній сторінці. Також запропоновано нову структуру рекомендацій для сторінок, засновану на глибокому підкріпленні навчання, DeepPage, яка може оптимізувати сторінку з елементами з належним відображенням на основі відгуків користувачів у реальному часі. За словами авторів, експериментальні результати, засновані на наборі даних електронної комерції в реальному світі, демонструють ефективність запропонованої основи.

Автори роботи «Graph Convolutional Neural Networks for Web-Scale Recommender Systems» описують використання ще одного типу нейронних мереж – графові CNN для побудови RS [8]. Нещодавні досягнення в глибоких нейронних мережах для графоструктурованих даних привели до найкращої продуктивності в тестах RS. Однак зробити ці методи практичними та масштабованими для завдань рекомендацій веб-масштабу з мільярдами елементів і сотнями мільйонів користувачів залишається проблемою. Автори описують масштабний механізм

глибоких рекомендацій, який вони розробили та розгорнули в Pinterest. Вони займаються розробкою ефективного алгоритму Graph Convolutional Network (GCN) PinSage, який поєднує в собі ефективні випадкові блукання та згортки графів для генерації вбудовування вузлів (тобто елементів), які включають як структуру графа, так і інформацію про функції вузла. Заявлено, що автори розгортають PinSage на Pinterest та навчають його на 7,5 мільярдах прикладів на графіку з 3 мільярдами вузлів, що представляють шпильки та дошки, і 18 мільярдами ребер. Згідно з офлайн-метриками, дослідженнями користувачів і A/B-тестами, PinSage генерує рекомендації вищої якості, ніж аналогічні альтернативи глибокого навчання та графіки. Наскільки відомо, це найбільше застосування глибокого вбудовування графів на сьогоднішній день, що дозволяє прокласти шлях для нового покоління RS веб-масштабу на основі згорткових графових архітектур.

Ці нейронні мережеві архітектури представляють передову технологію рекомендаційних систем, кожна з яких пропонує унікальні переваги залежно від конкретного застосування та типу доступних даних.

Розглянувши актуальні дослідження, що стосуються рекомендаційних систем в мультимедійному та мистецькому доменах, можна помітити зростання тенденцій та нові підходи щодо покращення персоналізацій та імерсивності користувачів. Виявлені тенденції також включають зростання інтеграції глибокого навчання та штучного інтелекту для деталізованих персоналізацій, збільшення впливу контекстного аналізу на рекомендації. А також розвиток інтерактивних і контрольованих рекомендаційних систем, що підвищують залученість та задоволеність користувачів.

В статті «Multimedia Recommender Systems: Algorithms and Challenges» [9] автори розглядають сучасні дослідження, що пов'язані з multimedia recommender systems (MMRS). Сфера мультимедійних рекомендаційних систем (MMRS) стикається з кількома викликами та можливостями для майбутніх досліджень і розробок. Вони зосереджуються на методах, які інтегрують мультимедійний вміст як додаткову інформацію до різних рекомендаційних моделей.

Автори зазначають, що поточні рекомендаційні системи в основному покладаються на явні чи неявні вказівки переваг, такі як рейтинги, кліки або пропуски. Однак існує багато інших форм взаємодії, якими можна скористатися, наприклад, рухи очей у відео, масштабування зображень або регулювання гучності музичних творів. Вивчення та включення цих додаткових форм взаємодії в MMRS є потенційною сферою для майбутніх досліджень.

Окрім того, залишається відкритою проблемою використання мультимодальних представлень і додаткової інформації, такої як текст, аудіо, зображення та відео. Розробка мультимодальних MMRS може підвищити точність і релевантність рекомендацій.

MMRS мають перевагу в пропонуванні холодних елементів з обмеженою взаємодією порівняно з традиційними системами колаборативної фільтрації. Проте ефективне рекомендування предметів із недостатньою кількістю даних на етапі тестування залишається важливою областю досліджень. Пошук уявлень як для холодних, так і для нехолодних елементів має вирішальне значення для покращення ефективності рекомендацій.

Також автори стверджують, що забезпечення безпеки та конфіденційності MMRS є важливим, особливо коли йдеться про агресивні атаки. Розробка засобів протидії атакам і підвищення безпеки MMRS є постійними проблемами. Крім того, усунення упереджень і сприяння справедливості в MMRS, яким приділено менше уваги порівняно з моделями колаборативної фільтрації, є важливою сферою для подальшого дослідження.

Зі збільшенням використання глибоких нейронних мереж у MMRS зростає потреба в прозорості та зрозумілості в системах рекомендацій. Покращення інтерпретації результатів MMRS може підвищити довіру та залученість користувачів. Розробка вичерпних моделей пояснення, адаптованих до MMRS і вимог користувачів, має вирішальне значення для подальшого вдосконалення RS. Вирішуючи ці виклики та відкриваючи можливості, дослідники та практики

можуть розвивати сферу систем мультимедійних рекомендацій і створювати більш ефективні та орієнтовані на користувача рішення з рекомендаціями.

Дослідження, представлене в статті «The Effects of Controllability and Explainability in a Social Recommender System» [10], оцінює вплив керованих і пояснюваних інтерфейсів рекомендацій у гібридній системі соціальних рекомендацій. Експеримент охоплював загалом 50 учасників і використовував гібридну систему рекомендацій під назвою RelevanceTuner+, яка дозволяла користувачам контролювати об'єднання джерел рекомендацій за допомогою повзунків і забезпечувала чотири пояснювані моделі рекомендацій щодо джерел. Дослідження включало чотири умови інтерфейсу: BASE (базова лінія), CONT (контрольований інтерфейс), EXPL (пояснюваний інтерфейс) і FULL (контрольований і пояснюваний). Учасникам ставили завдання на основі сценаріїв, а для оцінки досвіду користувачів використовували суб'єктивні показники.

Результати показали, що умова FULL, яка забезпечує як керованість, так і можливість пояснення, перевершує інші умови з точки зору сприйняття користувачами. Дослідження показало, що керованість позитивно вплинула на сприйняття системи користувачем, тоді як можливість пояснення спонукала користувачів досліджувати елементи нижчого рангу, потенційно підвищуючи задоволеність. Традиційні показники, орієнтовані на ранжирування, можливо, слід застосовувати обережно в інтерактивних системах рекомендацій, особливо за наявності пояснень.

Аналіз моделі структурного рівняння показав, що як керованість, так і можливість пояснення позитивно сприяли сприйняттю прозорості, причому можливість пояснення мала сильніший ефект. Однак їхній вплив на сприйняту якість був протилежним: контрольованість показувала позитивний внесок, а пояснюваність – негативний. Дослідження підкреслило додаткові ефекти керованості та пояснюваності, причому найкращий досвід користувача спостерігався в умовах FULL.

Загалом дослідження підтвердило ефективність керованих і зрозумілих інтерфейсів користувача, підкресливши, що поєднання обох удосконалень забезпечує найкращу взаємодію з користувачем. Отримані результати вносять нове розуміння в області рекомендаційних систем і підкреслюють важливість розгляду як керованості, так і пояснюваності в дизайні інтерфейсу.

Стаття «Content-based Artwork Recommendation: Integrating Painting Metadata with Neural and Manually-Engineered Visual Features» розповідає про розробку рекомендаційних систем, адаптованих до області рекомендацій художнього твору, особливо зосереджуючись на фізичних картинах. Це дослідження виділяється тим, що досліджує вплив об'єднання метаданих творів мистецтва, нейронних візуальних функцій, отриманих із глибоких нейронних мереж (DNN), і ручних візуальних функцій (MEVF), таких як природність, яскравість і контраст. Використовуючи транзакційні дані з UGallery.com, онлайн-магазину творів мистецтва, дослідження представляє методологічний підхід до покращення рекомендацій щодо творів мистецтва на основі вмісту. Отримані дані підкреслюють чудову ефективність рекомендацій, заснованих на гібридній моделі, яка поєднує вподобання художника, підібрані атрибути, глибокі нейронні візуальні особливості та MEVF, забезпечуючи детальне розуміння компромісів між автоматично отриманими функціями DNN та створеними вручну візуальними функціями для пояснюваності і вплив розміру профілю користувача на точність передбачення [11].

Контекст дослідження розміщується на тлі зростаючого світового ринку творів мистецтва та зростаючих онлайн-продажів мистецтва, мотивованих зміною споживчої поведінки та поширенням соціальних мереж. Незважаючи на важливість рекомендаційних систем у різних областях, таких як фільми чи музика, рекомендації щодо творів мистецтва не приділяли порівнянної уваги. Попередні дослідження в основному зосереджувались на метаданих і рейтингах, а нещодавно були спрямовані на включення візуальних функцій, отриманих DNN, для рекомендацій цифрового мистецтва. Ця стаття робить внесок у цю нову сферу,

досліджуючи рекомендації на основі контенту для фізичних творів мистецтва, підкреслюючи унікальні проблеми, пов'язані з унікальними картинами, і обмеження спільної фільтрації в цьому контексті.

Методологічний підхід передбачає розширений аналіз різних типів вмісту – від текстових метаданих до візуальних функцій, отриманих за допомогою нейронних мереж і методів, створених вручну. Дослідження не тільки вивчає корисність кожного окремого типу функції, але й вивчає оптимальний спосіб їх поєднання для підвищення ефективності рекомендацій. Оцінка, заснована на реальних даних з UGallery і підтверджена кураторами-експертами, показує, що гібридний підхід, який використовує всі ці функції, перевершує методи, які покладаються на окремі типи функцій. Це свідчить про те, що інтеграція різноманітних типів даних, від тексту до мультимедіа, може значно підвищити ефективність рекомендацій на основі контенту.

Крім того, у статті обговорюються наслідки їх висновків для розробки RS для творів мистецтва на основі контенту нового покоління. Порівняння між автоматично отриманими функціями DNN і створеними вручну візуальними функціями піднімає важливі міркування щодо пояснюваності, критичного фактора для прийняття користувачем. Дослідження також проливає світло на вплив розміру профілю користувача на точність прогнозів, пропонуючи шляхи майбутніх досліджень для подальшого вдосконалення та персоналізації рекомендаційних систем для творів мистецтва.

Дане дослідження просуває сферу рекомендацій щодо творів мистецтва, демонструючи потенціал гібридного підходу, що базується на вмісті, інтегруючи як нейронні, так і створені вручну візуальні функції з традиційними метаданими. Він закладає основу для майбутніх досягнень у рекомендаціях єдиних у своєму роді фізичних творів мистецтва, вирішуючи як проблему персоналізації, так і необхідність пояснення в системах рекомендацій.

Автори публікації «Hybrid Recommendations and Dynamic Authoring for AR Knowledge Capture and Re-Use in Diagnosis Applications» [12] досліджують

інноваційні методи підвищення ефективності та результативності збору та повторного використання знань під час технічного обслуговування за допомогою технологій доповненої реальності (AR). Дослідження мотивовано проблемами, з якими стикається «Індустрія 4.0» під час інтеграції різномірних і неструктурованих даних, зокрема знань, створених людиною, для виконання завдань з обслуговування. Доповнена реальність постає як багатообіцяюче рішення для подолання розриву, надаючи більш інтуїтивно зрозумілий і ефективний спосіб збору та повторного використання експертних знань у програмах технічного обслуговування та діагностики.

Основою дослідження є два нові внески: динамічні методи розробки та гібридні системи рекомендацій, розроблені для середовищ AR. Динамічне авторство зосереджено на створенні та розміщенні доповненого вмісту в режимі реального часу, адаптованого до контексту користувача та поточного завдання обслуговування. Цей підхід забезпечує правильну структуру зібраних даних, що полегшує повторне використання для майбутніх звітів про діагностику. З іншого боку, гібридні рекомендації використовують контекстно-залежні та онтологічні підходи для фільтрації та рекомендації відповідних наборів даних персоналу з обслуговування, що значно скорочує час і когнітивне навантаження, пов'язане із завданнями звітності.

У статті повідомляється про серію експериментів, проведених з використанням прототипу системи, розробленої для перевірки запропонованих методів. Експерименти включали завдання звітування з обслуговування в середовищах AR, порівнюючи нові методи з традиційними інструментами звітування. Результати показали значне скорочення кількості помилок у звітах і часу, що вказує на потенціал технологій AR у поєднанні з динамічним створенням і гібридними рекомендаціями для підвищення ефективності та точності операцій з обслуговування.

На завершення дослідження дає цінну інформацію про застосування технологій AR у промисловому обслуговуванні, підкреслюючи переваги інтеграції

динамічної авторської розробки та гібридних рекомендацій для збору та повторного використання знань. Отримані дані свідчать про те, що такий підхід може значно підвищити ефективність звітування про діагноз, пропонуючи перспективний напрямок для майбутніх досліджень і розробок у сфері обслуговування та додатків AR.

Окрім особливостей застосування в конкретних доменах, нас також цікавили особливості використання емоційного фідбеку або аналізу настрою користувача в якості вхідних параметрів рекомендаційної системи. Наразі прослідковується зростання кількості використання емоційної складової та аналізу настрою користувача задля покращення рекомендацій.

У статті «Recommendation of Micro Teaching Video Resources Based on Topic Mining and Sentiment Analysis» [13] представлено інноваційний підхід до покращення рекомендацій мікронавчальних відеоресурсів для онлайн-навчальних платформ. Ураховуючи обмеження існуючих рекомендаційних систем, які в основному зосереджені на оціночних матрицях без належного врахування відеовмісту та інтересів учнів, дослідження об'єднує тематичний аналіз і аналіз настроїв, щоб запропонувати більш точні та персоналізовані рекомендації відеонавчальних ресурсів. Метою цього методу є використання функцій діалогового тексту у діалогових відео англійською мовою та інтересів учнів, отриманих за допомогою методів глибокого вектора слів, щоб рекомендувати ресурси на основі подібності та настрою, тим самим покращуючи релевантність і точність рекомендацій.

У документі детально описується процес аналізу функцій діалогового тексту та інтересів учнів, щоб створити модель тематичного аналізу для рекомендації ресурсів на основі схожості. Використовуючи модель глибокого навчання, дослідники будують безперервні моделі сумки слів та ієрархічні softmax для оцінки ймовірності появи слів у текстах відеодіалогів та їхньому контексті. Ця методологія дозволяє виділяти значущі шаблони та теми з відеовмісту, що в поєднанні з

аналізом настроїв мікронавчальних відео покращує здатність системи ефективно узгоджувати відео з уподобаннями учнів.

Крім того, дослідження демонструє застосування аналізу настроїв до мікронавчальних відео з текстовою інформацією, щоб краще зрозуміти контекст і емоційний відтінок відеовмісту. Цей крок має вирішальне значення для покращення точності системи рекомендацій щодо просування мікронавчальних відео для учнів. Експериментальні результати, представлені в статті, підтверджують наукову природу запропонованого алгоритму, показуючи покращення в точності рекомендацій порівняно з традиційними методами. У дослідженні зроблено висновок, що комбінований підхід тематичного аналізу та аналізу настроїв може значно покращити системи відеорекомендацій для мікронавчання, забезпечуючи більш персоналізований та привабливий досвід онлайн-навчання.

Підводячи підсумок, можна сказати, що дослідження авторів представляють новий та ефективний метод для рекомендації мікронавчальних відеоресурсів, вирішуючи проблеми традиційних RS шляхом включення передових методів обробки природної мови та аналізу настроїв. Висновки дослідження мають потенційні наслідки для майбутнього розвитку рекомендаційних систем на основі контенту в освітніх технологіях, пропонуючи шлях до більш динамічного, релевантного та привабливого онлайн-середовища навчання.

Стаття «EARS: Emotion-Aware Recommender System Based on Hybrid Information Fusion» [14] запроваджує інноваційний підхід до покращення систем рекомендацій шляхом включення аналізу емоцій із відгуків користувачів. Традиційні системи рекомендацій в основному покладалися на явні та неявні відгуки користувачів, такі як рейтинги, відгуки та кліки, без урахування емоційного стану користувачів, який суттєво впливає на їх споживчу поведінку. EARS прагне подолати цю прогалину, об'єднавши три типи інформації: явний зворотний зв'язок (оцінки користувачів), неявний зворотний зв'язок (дані користувачів із соціальних мереж) та емоційний зворотний зв'язок (настрої, отримані з відгуків користувачів).

Це злиття дає змогу детальніше аналізувати вподобання користувачів, що веде до рекомендацій, які краще відповідають інтересам і емоційним реакціям користувачів.

Архітектура системи EARS складається із збору даних, об'єднання інформації, застосування алгоритмів і моделей, а також персоналізованих служб рекомендацій. Використовуючи дані соціальних мереж, інформацію про рейтинги та аналіз настроїв із відгуків користувачів, система виділяє цінні функції, які інформують процес рекомендацій. Інноваційний аспект EARS полягає в його здатності обробляти неявну інформацію разом із явним зворотним зв'язком, використовуючи передові методи аналізу настроїв для вилучення емоційних сигналів із створеного користувачами контенту. Цей підхід не тільки збагачує пул даних для алгоритмів рекомендацій, але також вводить новий вимір персоналізації на основі емоційної спорідненості.

Експериментальні результати демонструють ефективність EARS у наданні точніших рекомендацій порівняно з традиційними методами. Завдяки впровадженню емоційного аналізу в процес рекомендацій EARS досягає вищого рейтингу прогнозів і значно підвищує точність рекомендацій. Здатність системи обробляти різні типи зворотного зв'язку, особливо емоційного, є переконливим прогресом у розробці більш складних і орієнтованих на користувача систем рекомендацій.

EARS являє собою значний крок вперед у дослідженні системи рекомендацій завдяки інтеграції емоційного розуміння з традиційними механізмами зворотного зв'язку. Цей цілісний підхід до злиття інформації дозволяє надавати персоналізовані рекомендації, які резонують на більш глибокому емоційному рівні з користувачами. Оскільки системи рекомендацій продовжують розвиватися, включення емоційного інтелекту, ймовірно, стане ключовим фактором у підвищенні задоволеності та залучення користувачів.

В статті «Evaluating Facial Recognition Services as Interaction Technique for Recommender Systems» [15] досліджується інтеграція технологій розпізнавання

обличчя в системи рекомендацій, зокрема для сценаріїв перегляду відео. Дослідження стосується проблем автентифікації користувачів, збору відгуків і розробки групових рекомендацій у середовищах спільного використання пристроїв, таких як сімейні вітальні. На відміну від традиційних методів, які покладаються на явні дані користувача, такі як оцінка зірочками або облікові дані для входу, це дослідження пропонує більш простий і зручний підхід шляхом використання розпізнавання обличчя для автоматичної ідентифікації користувача та аналізу виразу обличчя для неявного зворотного зв'язку.

Методологія дослідження охоплює створення програми для Android, яка використовує розпізнавання обличчя на різних етапах: ідентифікація та профілювання користувачів на основі рис обличчя для їх автентифікації без необхідності входу вручну; генерування персоналізованих або групових рекомендацій шляхом аналізу звичок перегляду та уподобань, витягнутих із аналізу обличчя; і збирання автоматичного зворотного зв'язку під час перегляду відео шляхом виявлення емоційних реакцій і рівнів уваги. Ефективність програми було підтверджено експериментами за участю тестової панелі, де вона продемонструвала здатність точно ідентифікувати користувачів, оцінювати демографічну інформацію (вік і стать) і збирати відгуки на основі розпізнаних емоцій, пов'язаних із явними оцінками користувачів.

Основні висновки оцінювання підкреслюють потенціал аналізу обличчя як цінного інструменту для вдосконалення рекомендаційних систем. Фаза автоматичної автентифікації та профілювання показала високу точність, що зробило її життєздатною для вирішення проблеми холодного запуску та покращення персоналізації вмісту. Дослідження також показало, що такі емоції, як щастя, можна надійно виявити та використати як неявний зворотний зв'язок, пропонуючи зрозуміти вподобання користувачів і рівень задоволеності. Однак занепокоєння конфіденційністю користувачів щодо безперервного використання розпізнавання обличчя підкреслює необхідність ретельного розгляду та можливі обмеження цього підходу в певних контекстах.

Стаття робить внесок у розвиток рекомендаційних систем, демонструючи, як можна використовувати розпізнавання та аналіз обличчя для створення більш інтуїтивно зрозумілої та бездоганної взаємодії між користувачами та службами рекомендацій вмісту. Інтеграція таких технологій обіцяє покращену персоналізацію та задоволення користувачів, хоча й з урахуванням конфіденційності користувача та різноманітності емоційних проявів між окремими людьми. Це дослідження відкриває шляхи для майбутніх досліджень, зокрема щодо оптимізації алгоритмів групових рекомендацій і подальшого вдосконалення механізмів зворотного зв'язку на основі емоційних сигналів і сигналів уваги.

Актуальні дослідження в області рекомендаційних систем зосереджуються на інтеграції глибокого навчання та штучного інтелекту, що сприяє покращенню персоналізації та імерсивності досвіду користувачів. Важливим аспектом є розвиток інтерактивних і контрольованих рекомендаційних систем, які підвищують залученість і задоволення користувачів, а також врахування емоційних змін користувачів, які мають суттєве значення у споживчій активності [1].

Представлені дослідження демонструють важливість використання мультимодальних представлень і додаткової інформації, такої як текст, аудіо, зображення, та відео, для покращення точності і релевантності рекомендацій. Підкреслюється важливість забезпечення безпеки та конфіденційності систем рекомендацій, а також необхідність розробки засобів протидії атакам і підвищення безпеки. Дослідження в області рекомендаційних систем для творів мистецтва та технологій доповненої реальності (AR) для технічного обслуговування вказують на потенціал гібридних підходів, які об'єднують різноманітні типи даних, включаючи метадані, візуальні характеристики, та аналіз настроїв. Ці підходи можуть значно підвищити ефективність рекомендацій, надаючи користувачам більш персоналізований та задоволений досвід.

Висновки досліджень підкреслюють важливість врахування як емоційного стану користувачів, так і контекстуальної інформації при розробці рекомендаційних систем. Зокрема, інтеграція технологій розпізнавання обличчя і

аналізу емоцій відкриває нові можливості для створення більш динамічних, інтуїтивно зрозумілих та безпечних систем рекомендацій, які враховують індивідуальні особливості та переваги користувачів.

2.2 Приклади реалізації нейромережних методів в рекомендаційних системах

Як показує дослідження «Neural Collaborative Filtering» в останні роки глибокі нейронні мережі досягли величезного успіху в розпізнаванні мовлення, комп'ютерному зорі та обробці природної мови. Однак дослідження глибоких нейронних мереж у системах рекомендацій отримало відносно менше уваги [16]. У своїй роботі автори прагнуть розробити методи, засновані на нейронних мережах, щоб вирішити ключову проблему колаборативної фільтрації в рекомендаціях на основі неявних фідбеків. Хоча деякі нещодавні роботи використовували глибоке навчання для рекомендацій, вони в основному використовували його для моделювання допоміжної інформації, такої як текстові описи предметів і акустичних особливостей музики. Коли справа доходить до моделі ключового фактора колаборативної фільтрації – взаємодії між функціями користувача та елемента, вони все ще вдаються до матричної факторизації та застосовують внутрішній добуток прихованих характеристик користувачів та елементів. Замінивши це нейронною архітектурою, яка може вивчати довільну функцію з даних, автори представляють загальну структуру під назвою NCF, скорочення від Neural network-based Collaborative Filtering. NCF є загальним і може виражати та узагальнювати MF в своїй структурі. Щоб посилити моделювання NCF нелінійністю, вони пропонують використовувати багат шаровий перцептрон для вивчення функції взаємодії між користувачем і елементом. Масштабні експерименти на двох реальних наборах даних показують значні покращення запропонованої нами структури NCF порівняно з найсучаснішими методами. Емпіричні дані показують, що використання більш глибоких шарів нейронних мереж забезпечує кращу ефективність рекомендацій. На рис. 2.1 представлена

архітектура нейронної колаборативної фільтрації, яка є видом рекомендаційної системи і основана на глибокій штучній нейронній мережі.

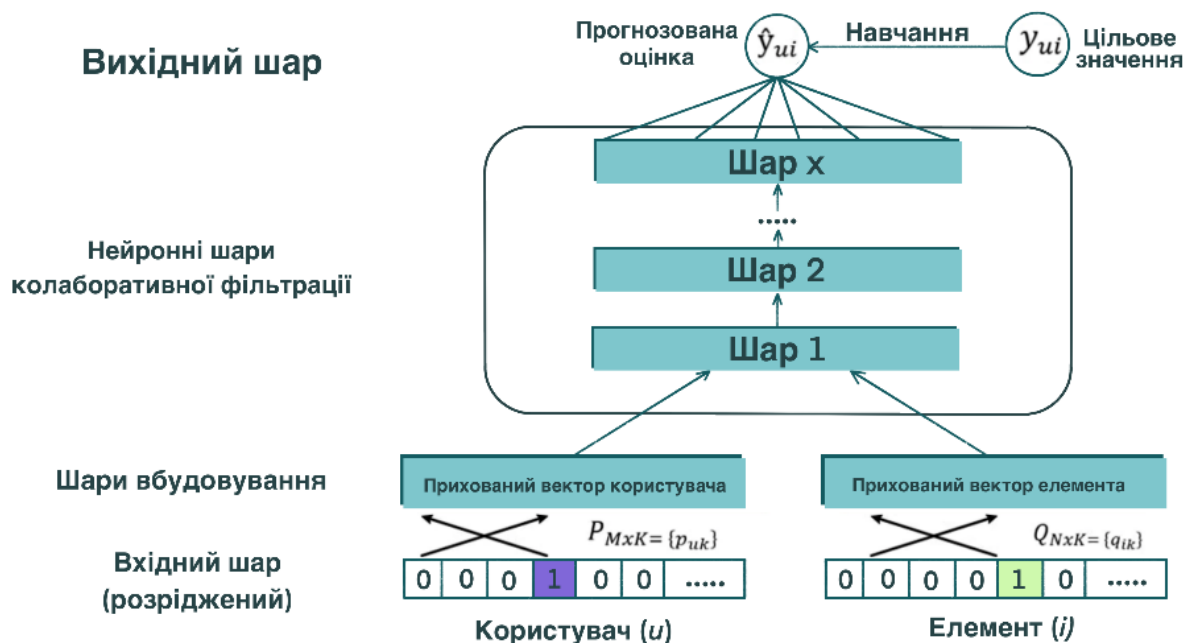


Рисунок 2.1 – Схема архітектури NCF

Показано, як система розділена на різні шари та як вона обробляє вхідні дані, щоб надати рекомендаційну оцінку. Вхідний шар у нижній частині системи складається з розріджених векторів \mathbf{v}_u^U та \mathbf{v}_i^I , які містять ознаки користувача u та елемента i відповідно, таким чином вказуючи унікальний ідентифікатор для певного користувача u та елемента i серед потенційно багатьох користувачів та елементів у базі даних. Ці вектори можна налаштувати для моделювання широкого діапазону видів взаємодії «користувач-елемент», наприклад, контекстно-залежне [17], на основі контенту [18], на основі сусідів [19]. Далі вектори проходять через шар вбудовування, призначений для перетворення кожного розрідженого вектора в щільний низьковимірний вектор, відомий як латентний вектор. Передбачається, що ці латентні вектори фіксують основні уподобання користувача та властивості елемента. Над шаром вбудовування розміщені кілька прихованих шарів (Шар 1, Шар 2, ..., Шар X), які складають нейронно-мережеву частину цієї архітектури. Ці

шари дозволяють системі під час навчання виявляти складні взаємодії та нелінійні зв'язки між уподобаннями користувача та властивостями елемента. Коли вхідні дані проходять через ці шари, NCF вчиться прогнозувати рекомендаційну оцінку \hat{y}_{ui} , яка відображає ймовірність того, що користувач u зацікавиться елементом i . Під час навчання цей прогнозований показник порівнюється з фактичною цільовою оцінкою y_{ui} (такими як користувацький рейтинг або те, що користувач клікнув/придбав товар), і відбувається оптимізація рекомендаційної системи для мінімізації різниці між прогнозованими та цільовими значеннями. Ця оптимізація допомагає системі покращувати свої рекомендації з часом. Прогностична модель NCF визначається як

$$\hat{y}_{ui} = f(\mathbf{P}^T \mathbf{v}_u^U, \mathbf{Q}^T \mathbf{v}_i^I | \mathbf{P}, \mathbf{Q}, \Theta_f), \quad (2.1)$$

де $\mathbf{P} \in \mathbb{R}^{M \times K}$ і $\mathbf{Q} \in \mathbb{R}^{N \times K}$ позначають матрицю прихованих факторів для користувачів і елементів відповідно, а Θ_f позначає параметри моделі функції взаємодії f . Функція f визначається як багатошарова нейронна мережа, яку можна сформулювати як

$$\hat{y}_{ui} = f(\mathbf{P}^T \mathbf{v}_u^U, \mathbf{Q}^T \mathbf{v}_i^I) = \phi_{out} \left(\phi_x \left(\dots \phi_2 \left(\phi_1(\mathbf{P}^T \mathbf{v}_u^U, \mathbf{Q}^T \mathbf{v}_i^I) \right) \dots \right) \right), \quad (2.2)$$

де ϕ_{out} і ϕ_x відповідно позначають функцію відображення для вихідного шара та x -у шару моделі NCF, і загальна кількість шарів дорівнює X .

Фреймворк NCF пропонує потужне розширення традиційних моделей MF [18]. Інтерпретуючи MF як спеціальний випадок у межах NCF, можна ефективно імітувати широкий спектр MF. В NCF вектори латентних користувачів та продуктів отримуються за допомогою one-hot кодування, де латентний вектор користувача \mathbf{p}_u представлений як $\mathbf{P}^T \mathbf{v}_u^U$, а латентний вектор продукту \mathbf{q}_i як $\mathbf{Q}^T \mathbf{v}_i^I$. Функція відображення першого нейронного шару CF визначається як:

$$\phi_1(p_u q_i) = p_u \odot q_i, \quad (2.3)$$

де використовується покомпонентний добуток векторів (\odot). Потім вектор проєктується на вихідний шар за допомогою функції:

$$\hat{y}_{ui} = a_{out}(h^T(p_u \odot q_i)), \quad (2.4)$$

де a_{out} та h відповідають функції активації та вагам ребра вихідного шару. Цікаво, що, встановивши a_{out} як функцію ідентичності та забезпечивши, щоб h був рівномірним вектором зі значенням 1, модель MF може бути точно відновлена в межах фреймворку NCF.

Крім того, у межах фреймворку NCF модель MF може бути легко узагальнена та розширена. Наприклад, дозволяючи h навчатися з даних без умови рівномірності, отримуємо варіант MF, який дозволяє змінювати важливість латентних розмірів. Крім того, використання нелінійної функції для a_{out} розширює MF до нелінійного середовища, що може покращити виразність моделі. У цьому контексті, узагальнена версія MF у межах NCF, під назвою Загальна Матрична Факторизація (GMF) реалізується за допомогою сигмоїдної функції $\sigma(x) = 1/(1 + e^{-x})$ як a_{out} та навчання h з даних з використанням логарифмічної втрати. Цей інноваційний підхід демонструє гнучкість та адаптивність NCF у покращенні традиційних моделей MF.

Для покращення моделювання взаємодії між прихованими функціями користувача та елемента використовується багатошаровий перцептрон (MLP). Завдяки додаванню прихованих шарів до об'єднаного вектора функцій користувача та елемента модель отримує гнучкість і нелінійність у вивченні цих взаємодій. Модель MLP у структурі NCF включає кілька рівнів із ваговими матрицями, векторами зсуву та функціями активації. Для функцій активації шарів MLP опції включають сигмоїд, гіперболічний тангенс (\tanh) і випрямляч (ReLU).

Точніше, модель MLP під NCF фреймворк визначається як:

$$\begin{aligned}
 z_1 &= \phi_1(p_u, q_i) = \begin{bmatrix} p_u \\ q_i \end{bmatrix}, \\
 \phi_2(z_1) &= a_2(W_2^T z_1 + b_2), \\
 &\dots\dots \\
 \phi_L(z_{L-1}) &= a_L(W_L^T z_{L-1} + b_L), \\
 \hat{y}_{ui} &= \sigma(h^T \phi_L(z_{L-1})),
 \end{aligned}
 \tag{2.5}$$

де W_x , b_x і a_x позначають вагову матрицю, зсув вектору і функція активації для персептрона шару x .

При аналізі кожної функції активації:

1. Сигмоїдна функція обмежує нейрони діапазоном (0,1), потенційно обмежуючи продуктивність моделі та страждаючи від проблем із насиченням.
2. Хоча \tanh є популярним вибором і вирішує деякі проблеми sigmoid, це, по суті, змінена версія sigmoid.
3. ReLU є кращим через його біологічну правдоподібність, відсутність насичення, заохочення до розріджених активацій (підходить для розріджених даних) і знижену ймовірність переобладнання. Емпіричні результати показують, що ReLU працює трохи краще, ніж \tanh , який, у свою чергу, перевершує sigmoid.

З точки зору проектування мережевої структури, загальним підходом є використання моделі вежі, де нижній шар є найширшим, а наступні шари мають менше нейронів. Цей вибір дизайну має на меті дозволити вищим рівням вивчати більш абстрактні характеристики з даних. На практиці реалізація баштової конструкції передбачає зменшення розміру шару вдвічі для кожного наступного вищого шару.

Для покращення моделювання складних взаємодій між користувачем і елементом у структурі NCF було розроблено два екземпляри: GMF і MLP. GMF застосовує лінійне ядро для моделювання взаємодії латентних функцій, тоді як MLP використовує нелінійне ядро для вивчення функцій взаємодії з даних.

Один із підходів до об'єднання GMF і MLP у структурі NCF полягає в тому, щоб дозволити їм використовувати один і той самий рівень вбудовування та об'єднати результати їхніх функцій взаємодії. Цей підхід схожий на концепцію нейронної тензорної мережі (NTN). Зокрема, модель поєднання GMF з одношаровим MLP може бути сформульована так:

$$\hat{y}_{ui} = \sigma(h^T a(p_u \odot q_i + W \begin{bmatrix} p_u \\ q_i \end{bmatrix} + b)) \quad (2.6)$$

Спільне використання вбудовувань GMF і MLP може обмежити продуктивність об'єднаної моделі, оскільки означає, що обидві моделі повинні використовувати однаковий розмір вбудовування. Це рішення може не вдатися до отримання оптимального ансамблю для наборів даних, де оптимальний розмір вбудовування двох моделей значно відрізняється. Щоб забезпечити більшу гнучкість об'єднаної моделі, GMF і MLP можуть вивчати окремі вбудовування та об'єднувати свої моделі шляхом об'єднання останнього прихованого шару.

Запропонована авторами модель NeuMF (Neural Matrix Factorization) поєднує лінійність MF і нелінійність глибоких нейронних мереж для моделювання латентних структур елементів користувача. Модель використовує ReLU як функцію активації рівнів MLP і дозволяє GMF і MLP вивчати окремі вбудовування. Похідну моделі щодо кожного параметра можна обчислити за допомогою стандартного зворотного поширення:

$$\begin{aligned} \phi^{GMF} &= p_u^G \odot q_i^G, \\ \phi^{MLP} &= a_L(W_L^T \left(a_{L-1} \left(\dots a_2 \left(W_2^T \begin{bmatrix} p_u^M \\ q_i^M \end{bmatrix} + b_2 \right) \dots \right) \right) + b_L), \end{aligned} \quad (2.7)$$

$$\hat{y}_{ui} = \sigma \left(h^T \begin{bmatrix} \phi^{GMF} \\ \phi^{MLP} \end{bmatrix} \right),$$

де p_u^G і p_u^M позначає вбудовування користувача для GMF і частини MLP відповідно; та аналогічні позначення q_i^G і q_i^M для вбудовування елементів.

2.3 HR-VSA: метод створення нейромережної гібридної рекомендаційної системи AR-композицій з можливістю розпізнавання емоцій користувачів на відео

В проаналізованих дослідженнях можна побачити тенденцію до постійного пошуку покращень в контексті мистецьких та мультимедійних RS. Від створення керованості та пояснюваності інтерфейсів до інтеграції різних підходів ML для розширення персоналізацій, ми бачимо постійне прагнення до підвищення імерсивності та залученості користувачів. Особливу увагу приділено розробці рекомендаційних систем, які можуть адаптуватись та реагувати на зміну людських емоцій, використовуючи не тільки явні, але й неявні фідбеки, зібрані з різноманітних джерел, включаючи аналіз обличчя та емоційний стан користувачів.

Постає питання: які засоби можна використати для того, щоб зробити досвід користувача більш емоційно-резонансним в мистецьких рекомендаційних системах?

Одним із інструментів покращення RS, зокрема, виявлення неочевидних інтересів користувачів, підвищення охоплення продуктів, збільшення переглядів товарів, тощо, є розробка адаптивних алгоритмів [20], які допомагають виявити зміни уподобань користувачів, використовуючи неявні фідбеки.

Неявні фідбеки надають інформацію про поведінку користувачів, таку як перегляди контенту чи товарів, час перегляду, кількість натискань, зони натискань та інші дії. Ці фідбеки можуть допомогти виявити зміни вподобань користувачів, навіть за відсутності явних фідбеків [21]. Проте неявні фідбеки можуть бути менш

точними у відображенні вподобань користувачів, оскільки деякі дії можуть не відповідати дійсним інтересам користувача.

Неявні користувацькі фідбеки можуть включати:

1. Історія переглядів – перелік продуктів або контенту, який користувач переглянув.

2. Тривалість перегляду контенту користувачем.

3. Кількість натискань користувача на ті чи інші рекомендації.

4. Частота перегляду окремих продуктів або контенту, перегляд схожих за тематикою рекомендацій.

5. Додавання до списку бажань або кошика, зберігання користувачем контенту.

Вибір виду фідбеку залежить від контексту застосування рекомендаційної системи, доступності даних та специфіки продуктів або послуг. Враховуючи наступні фактори, можна визначити, які види фідбеків краще використовувати:

1. Доступність даних – коли користувачі активно надають явні фідбеки, такі як оцінки та відгуки, рекомендаційна система може використовувати такі дані для створення більш точних та особистих рекомендацій. Проте, якщо явних фідбеків недостатньо або вони відсутні, система може використовувати неявні фідбеки, такі як історія переглядів та дії користувачів, для створення рекомендацій.

2. Динаміка вподобань користувачів – враховуючи, що вподобання користувачів можуть змінюватися з часом, важливо враховувати неявні фідбеки, такі як останні дії та поведінка користувачів, для адаптації рекомендаційних систем до зміни інтересів користувачів.

3. Специфіка продукту або послуги: для деяких продуктів або послуг явні фідбеки можуть бути більш важливими, оскільки вони містять детальну інформацію про досвід користувачів. У таких випадках рекомендаційна система може надавати перевагу явним фідбекам. З іншого боку, для продуктів або послуг, які користувачі вживають швидко або часто (музика або новини), неявні фідбеки можуть бути кориснішими, оскільки вони дозволяють рекомендаційній системі

швидко реагувати на змінні інтереси користувачів. В таких випадках, система може надавати перевагу неявним фідбекам або комбінувати явні та неявні фідбеки для підтримки релевантності рекомендацій.

У підсумку, вибір між явними та неявними видами фідбеків залежить від специфіки RS, доступності даних та динаміки вподобань користувачів. Важливо розуміти, що ідеальне рішення часто полягає в поєднанні явних та неявних фідбеків [17], яке дозволяє підвищити точність, релевантність та адаптивність рекомендацій для кожного користувача.

Оцінка значимості неявних фідбеків включає наступні особливості:

1. Врахування контексту – неявні фідбеки можуть залежати від контексту, в якому користувач взаємодіє з продуктом або контентом. Наприклад, час дня, день тижня, або поточні події можуть впливати на інтереси користувачів.

2. Розрізнення різних типів взаємодії – різні види неявних фідбеків можуть мати різну значимість для рекомендаційної системи. Наприклад, додавання продукту до кошика може свідчити про більш сильний інтерес користувача, ніж просто перегляд сторінки продукту.

3. Нормалізація фідбеків – користувачі можуть мати різні моделі взаємодії, і це повинно бути враховано при оцінці значимості неявних фідбеків. Наприклад, деякі користувачі можуть часто натискати на рекомендовані продукти, тоді як інші можуть робити це менш активно. Для врахування цих індивідуальних відмінностей рекомендаційні системи можуть нормалізувати неявні фідбеки, порівнюючи поведінку користувача із загальними статистичними показниками або відносно інших користувачів.

4. Відслідковування змін у поведінці користувачів – значимість неявних фідбеків може змінюватися з часом в залежності від актуальних інтересів користувачів.

5. Застосування ваги до різних джерел фідбеку – у гібридних рекомендаційних системах, які використовують як явні, так і неявні фідбеки, може бути важливо надати різні ваги різним видам фідбеку.

Неявні фідбеки, зібрані з даних про поведінку користувача та його взаємодії, можуть бути інтегровані в гібридні рекомендаційні системи. Це може покращити рекомендаційну здатність системи, доповнюючи явні фідбеки користувачів [22].

Оцінка ефективності та значимості неявних фідбеків користувача має важливе значення для гібридних RS, оскільки вони допомагають зрозуміти, наскільки дійсно корисні та інформативні ці види фідбеків.

Але через певну обмеженість можливостей фідбеків: зашумленість, відсутність даних, упередженість, тощо постають питання пошуку нових способів отримання відгуків користувача. Особлива проблематика постає в мистецьких системах інтерактивного мистецтва з використанням AR технологій та RS. З одного боку – є необхідність отримання фідбеку від користувача, щоб більш точно зробити прогноз наступних рекомендацій. З іншого – не завжди є можливість чи доцільність зібрати явні фідбеки за допомогою опитувань чи оцінок, що буде створювати перешкоди імерсивному досвіду користувача [23]. А неявні фідбеки можуть бути недостатньо інформативні.

В цьому випадку одним із нових підходів до покращення рекомендацій є використання почуттєвого або емоційного фідбеку користувачів. Це може бути аналіз почуттів або емоцій користувача за однією або кількома модальностями: аудіо, відео чи текст. Аналіз почуттів на відео може надати безпосередній доступ до невербальних сигналів, таких як вирази обличчя, жести, тон голосу, емоційне забарвлення тексту чи звуку. Це дозволяє з більшою точністю оцінити які почуття викликає контент. Також, це може допомогти створити більш особистісні та емоційно резонансні взаємодії. З іншого боку – такий аналіз дозволить отримати користувацькі фідбеки для RS при цьому не порушуючи імерсивний досвід користувача.

Використання глибокого навчання стає все більш поширеним у мультимодальному аналізі настроїв, оскільки воно виявилось потужною технікою для розв'язання цієї задачі. Останнім часом в області мультимодального аналізу настроїв були запропоновані численні моделі глибокого навчання та різноманітні

алгоритми. В статті «SI: Multimodal Corpus of Sentiment Intensity and Subjectivity Analysis in Online Opinion Videos» [24] запропоновано огляд, який охоплює останні тенденції та розробки в цьому напрямку.

Якщо проаналізувати останні дослідження в області мультимодального аналізу настроїв, можна дійти висновку, що більшість попередніх робіт зосереджено на дослідженні семантичних взаємодій інтермодальності [25]. Однак ці роботи ігнорують надійність мультимодальності. Тобто модальності, як правило, містять шум, семантичну неоднозначність, відсутні модальності тощо. Крім того, попередні мультимодальні підходи надають різним модальностям однакові ваги, значною мірою ігноруючи їхню значимість. Щоб вирішити вищезазначені проблеми, автори дослідження пропонують надійну мультимодальну рядкову мережу настроїв (TMSON) для підвищення ефективності аналізу настроїв. Зокрема, вони спочатку розробляють унімодальний екстрактор ознак для кожної модальності, щоб отримати особливості модальності. Потім налаштовується мережа оцінки розподілу невизначеності, яка оцінює унімодальний розподіл невизначеності. Далі виконується байєсівське злиття вивчених унімодальних розподілів для отримання мультимодальних розподілів для прогнозування настрою. Нарешті, будується рядковий простір почуттів, де рядкова регресія використовується для обмеження мультимодальних розподілів. Запропонований авторами TMSON перевершує базові показники в задачах мультимодального аналізу настрою, а емпіричні результати демонструють, що TMSON здатний зменшити невизначеність для отримання надійніших прогнозів.

Це має сенс, якщо є необхідність та можливість обробляти кілька модальностей. Проте, часто середовищах AR, доступною, або найбільш надійною є лише одна модальність – відеокomпонент. Аудіо може бути шумним або відсутнім, а текстові дані можуть бути відсутніми взагалі. В такому випадку можна проігнорувати інші модальності та покладатись на використання лише відео з користувачем, що дасть змогу уникнути можливих шумів, відсутність даних, а також зменшити обчислювальні потужності, що необхідні на аналіз модальності [26].

Таким чином, підхід, орієнтований на відео, може оптимізувати продуктивність і використання ресурсів у додатках AR [1, 23]. Аналіз в такому випадку можна проводити навіть на пристрої користувача, що допоможе заощадити трафік та час на доставку відео до серверу. Також окремим позитивним моментом аналізу на користувачькому девайсі можна назвати кращу приватність, адже відеодані користувача не буде необхідності пересилати чи зберігати.

Додавши таку систему аналізу почуттів користувача на відео (VSA) до гібридної рекомендаційної системи (HR) AR-композицій для інтерактивного мистецтва, можна отримати перевагу під час прогнозування уподобань користувачів. Це може створити більш чуттєву та точну модель і, можливо, така система буде набагато краще реагувати на емоційний фідбек в контексті взаємодії користувача з віртуальними арт-композиціями [1]. Потенційно таке рішення покращить користувачький досвід та імерсивність AR системи.

2.4 Висновки за розділом 2

В даному розділі було проаналізовано різні типи нейромережних методів створення рекомендаційних систем арт-композицій для систем AR. Використання нейромереж у RS демонструє вражаючі можливості у виявленні складних залежностей між користувачами та об'єктами, забезпечуючи персоналізацію і точність рекомендацій на неперевершеному рівні. Різноманітність архітектур, від глибоких згорткових нейромереж (CNN) для аналізу мультимедійного контенту до рекурентних нейронних мереж (RNN) для обробки послідовних даних і автоенкодерів для колаборативної фільтрації, вказує на широкий спектр застосування і гнучкість нейромережних підходів. Таке різноманіття методів дозволяє рекомендаційним системам ефективно впоратися з величезними обсягами неструктурованих даних, виявляти приховані закономірності та залежності, що робить їх незамінними у створенні високоякісних, персоналізованих рекомендацій.

Однак, попри значні успіхи у підвищенні точності та релевантності рекомендацій, існує виклик у масштабуванні цих технологій для задач веб-масштабу з мільярдами елементів та сотнями мільйонів користувачів. Розробка ефективних алгоритмів, здатних обробляти такі обсяги даних без втрати продуктивності, є ключовим завданням для дослідників і розробників. Наприклад, графові згорткові мережі (GCN), застосовані в Pinterest, демонструють можливості нейромереж вирішувати проблеми масштабування та ефективності, пропонуючи новітні підходи до персоналізації великомасштабних рекомендаційних систем. Такі інновації підкреслюють необхідність подальших досліджень та розвитку у сфері нейромереж, щоб повністю розкрити їх потенціал у створенні персоналізованих та адаптивних RS.

Було проаналізовано дослідження використання нейромережної архітектури NCF з її багатоплановим перцептроном і здатністю до нелінійного моделювання, є значним кроком вперед у розвитку рекомендаційних систем, пропонуючи гнучкість у вивченні різноманітних типів взаємодій між користувачами та елементами. Експерименти, проведені на реальних наборах даних, підтверджують високу ефективність цього підходу порівняно з найсучаснішими методами, зокрема у випадках, коли потрібно моделювати неявні взаємодії. Таке дослідження не тільки розширює можливості колаборативної фільтрації, але й вказує на важливість подальших досліджень в галузі глибокого навчання для вдосконалення та інновацій у розробці рекомендаційних систем.

Розвиток мультимедійних та мистецьких RS, що інтегрують неявні фідбеки користувачів, дозволяє створювати більш персоналізовані та емоційно резонансні рекомендації. Використання технологій глибокого навчання та VSA здатне покращити здатність систем вловлювати зміни настроїв користувачів, забезпечуючи вищу релевантність та індивідуалізацію контенту. Успішне впровадження таких підходів вимагає вирішення комплексу викликів, пов'язаних з обробкою великих даних, приватністю користувачів та продуктивністю системи.

2.5 Література до розділу 2

1. Kuchuk, Heorhii & Kuliakin, Andrii. (2024). HYBRID RECOMMENDER FOR VIRTUAL ART COMPOSITIONS WITH VIDEO SENTIMENTS ANALYSIS. *Advanced Information Systems*. 8. 70-79. 10.20998/2522-9052.2024.1.09. DOI: <http://dx.doi.org/10.20998/2522-9052.2024.1.09>.
2. Hodovychenko, Mykola & Gorbatenko, Anastasiia. (2023). Recommender systems: models, challenges and opportunities. *Herald of Advanced Information Technology*. 6. 308-319. 10.15276/hait.06.2023.20. DOI: <http://dx.doi.org/10.15276/hait.06.2023.20>.
3. Oord, A. & Dieleman, S. & Schrauwen, B. (2013). Deep content-based music recommendation. *Advances in Neural Information Processing Systems*. URL: https://papers.nips.cc/paper_files/paper/2013/file/b3ba8f1bee1238a2f37603d90b58898d-Paper.pdf.
4. Slaney, Malcolm. (2011). Web-Scale Multimedia Analysis: Does Content Matter?. *IEEE MultiMedia*. 18. 12-15. 10.1109/MMUL.2011.34. DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/MMUL.2011.34>.
5. Hidasi, Balázs & Karatzoglou, Alexandros & Baltrunas, Linas & Tikk, Domonkos. (2015). Session-based Recommendations with Recurrent Neural Networks. URL: <https://arxiv.org/abs/1511.06939>.
6. Sedhain, Suvash & Menon, Aditya & Sanner, Scott & Xie, Lexing. (2015). AutoRec: Autoencoders Meet Collaborative Filtering. 111-112. 10.1145/2740908.2742726. DOI: <http://dx.doi.org/10.1145/2740908.2742726>.
7. Zhao, Xiangyu & Xia, Long & Zhang, Liang & Ding, Zhuoye & Yin, Dawei & Tang, Jiliang. (2018). Deep reinforcement learning for page-wise recommendations. 95-103. 10.1145/3240323.3240374. DOI: <http://dx.doi.org/10.1145/3240323.3240374>.
8. Ying, Rex & He, Ruining & Chen, Kaifeng & Eksombatchai, Pong & Hamilton, William & Leskovec, Jure. (2018). Graph Convolutional Neural Networks for Web-Scale

Recommender Systems. 10.1145/3219819.3219890. DOI: <http://dx.doi.org/10.1145/3219819.3219890>.

9. Deldjoo, Yashar & Schedl, Markus & Hidasi, Balázs & Wei, Yinwei & He, Xiangnan. (2022). Multimedia Recommender Systems: Algorithms and Challenges. 10.1007/978-1-0716-2197-4_25. DOI: http://dx.doi.org/10.1007/978-1-0716-2197-4_25.

10. Tsai, Chunhua & Brusilovsky, Peter. (2021). The effects of controllability and explainability in a social recommender system. *User Modeling and User-Adapted Interaction*. 31. 1-37. 10.1007/s11257-020-09281-5. DOI: <https://link.springer.com/article/10.1007/s11257-020-09281-5> .

11. Messina, Pablo & Dominguez, Vicente & Parra, Denis & Trattner, Christoph & Soto, Alvaro. (2019). Content-based artwork recommendation: integrating painting metadata with neural and manually-engineered visual features. *User Modeling and User-Adapted Interaction*. 28. 40. 10.1007/s11257-018-9206-9. DOI: <https://link.springer.com/article/10.1007/s11257-018-9206-9>.

12. Fernández del Amo Blanco, Iñigo & Erkoyuncu, John & Farsi, Maryam & Ariansyah, Dedy. (2021). Hybrid recommendations and dynamic authoring for AR knowledge capture and re-use in diagnosis applications. *Knowledge-Based Systems*. 239. 107954. 10.1016/j.knosys.2021.107954. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.knosys.2021.107954>.

13. Liu, Jie & Lv, Haiping. (2022). Recommendation of Micro Teaching Video Resources Based on Topic Mining and Sentiment Analysis. *International Journal of Emerging Technologies in Learning (iJET)*. 17. 243-256. 10.3991/ijet.v17i06.30011. DOI: <http://dx.doi.org/10.3991/ijet.v17i06.30011>.

14. Qian, Yongfeng & Zhang, Yin & Ma, Xiao & Yu, Han & Peng, Limei. (2018). EARS: Emotion-Aware Recommender System Based on Hybrid Information Fusion. *Information Fusion*. 46. 10.1016/j.inffus.2018.06.004. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.inffus.2018.06.004>.

15. De Pessemier, Toon & Coppens, Ine & Martens, Luc. (2020). Evaluating facial recognition services as interaction technique for recommender systems. *Multimedia*

Tools and Applications. 79. 10.1007/s11042-020-09061-8. DOI: <https://link.springer.com/article/10.1007/s11042-020-09061-8>.

16. He, Xiangnan & Liao, Lizi & Zhang, Hanwang & Nie, Liqiang & Hu, Xia & Chua, Tat-Seng. (2017). Neural Collaborative Filtering. 173-182. 10.1145/3038912.3052569. DOI: <http://dx.doi.org/10.1145/3038912.3052569>.

17. Rendle, Steffen & Gantner, Zeno & Freudenthaler, Christoph & Schmidt-Thieme, Lars. (2011). Fast context-aware recommendations with factorization machines. 635-644. 10.1145/2009916.2010002. DOI: <http://dx.doi.org/10.1145/2009916.2010002>.

18. Chen, Tao & He, Xiangnan & Kan, Min-Yen. (2016). Context-aware Image Tweet Modelling and Recommendation. 1018-1027. 10.1145/2964284.2964291. DOI: <http://dx.doi.org/10.1145/2964284.2964291>.

19. Rendle, Steffen. (2010). Factorization Machines. 995-1000. 10.1109/ICDM.2010.127. DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/ICDM.2010.127>.

20. Abdollahpouri, Himan & Adomavicius, Gediminas & Burke, Robin & Guy, Ido & Jannach, Dietmar & Kamishima, Toshihiro & Krasnodebski, Jan & Pizzato, Luiz. (2020). Multistakeholder recommendation: Survey and research directions. User Modeling and User-Adapted Interaction. 30. 10.1007/s11257-019-09256-1. DOI: <https://link.springer.com/article/10.1007/s11257-019-09256-1>.

21. Shayegan Fard, Mohammad & Valizadeh, Mohadese. (2020). A Recommender System based on the analysis of personality traits in Telegram social network. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2010.00643>.

22. Zhao, Qian & Harper, Franklin & Adomavicius, Gediminas & Konstan, Joseph. (2018). Explicit or implicit feedback? engagement or satisfaction?: a field experiment on machine-learning-based recommender systems. SAC '18: Proceedings of the 33rd Annual ACM Symposium on Applied Computing. 1331-1340. 10.1145/3167132.3167275. DOI: <http://dx.doi.org/10.1145/3167132.3167275>.

23. Kuliakin, Andrii. (2023). ВИКОРИСТАННЯ РОЗПІЗНАНОЇ ЕМОЦІЇ ЯК НЕЯВНОГО ФІДБЕКУ ДЛЯ РЕКОМЕНДАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ. Системи

управління, навігації та зв'язку. Збірник наукових праць. 3. 115-119. 10.26906/SUNZ.2023.3.115. DOI: <http://dx.doi.org/10.26906/SUNZ.2023.3.115>.

24. Zadeh, Amir & Zellers, Rowan & Pincus, Eli & Morency, Louis-Philippe. (2016). MOSI: Multimodal Corpus of Sentiment Intensity and Subjectivity Analysis in Online Opinion Videos. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1606.06259>.

25. Xie, Zhuyang & Yang, Yan & Wang, Jie & Liu, Xiaorong & Li, Xiaofan. (2024). Trustworthy Multimodal Fusion for Sentiment Analysis in Ordinal Sentiment Space. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology. PP. 1-1. 10.1109/TCSVT.2024.3376564. DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/TCSVT.2024.3376564>.

26. Tran, Du & Wang, Heng & Torresani, Lorenzo & Ray, Jamie & LeCun, Yann & Paluri, Manohar. (2018). A Closer Look at Spatiotemporal Convolutions for Action Recognition. 6450-6459. 10.1109/CVPR.2018.00675. DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/CVPR.2018.00675>.

РОЗДІЛ 3. ПРАКТИЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ НЕЙРОМЕРЕЖНИХ МЕТОДІВ СТВОРЕННЯ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ АРТ-КОМПОЗИЦІЙ ДЛЯ СИСТЕМ AR

3.1 Вхідні дані, обмеження і допущення задачі рекомендацій арт-композицій користувачам систем доповненої реальності

Коли йдеться про задачу арт-композицій користувачам систем доповненої реальності, стає очевидною потреба інтеграції рекомендаційних систем. Така інтеграція має на меті забезпечити користувачам персоналізований досвід, пропонуючи віртуальні арт-композиції, які відповідають їхнім поточним інтересам, естетичним уподобанням та емоційному стану. Це може включати аналіз історії переглядів, відгуків на попередні композиції та інших поведінкових даних [1, 2].

Основна ідея полягає у створенні системи, яка здатна адаптуватися до змінних уподобань користувача, реагуючи на зміни в його поведінці та вподобаннях. Це може бути досягнуто через складні алгоритми машинного навчання та аналізу даних, які постійно вдосконалюються на основі збору і обробки інформації про взаємодію користувача з різними елементами доповненої реальності. Такий підхід не тільки підвищує задоволеність користувача від використання системи, але й відкриває нові можливості для творчого вираження та інтерактивного взаємодії з віртуальним контентом.

В якості вхідних даних рекомендаційної системи можуть використовуватись різні вхідні параметри, залежно від типу системи [1-3].

Наприклад для колаборативної рекомендаційної системи це можуть бути історія покупок або переглядів, рейтинги та відгуки користувачів. Ці дані допомагають виявити схожості між користувачами та рекомендувати продукти на основі уподобань схожих користувачів.

Рекомендаційні системи, що основані на контенті можуть використовувати атрибути продукту чи контенту, наприклад, жанр фільму чи книги, характеристики

товарів, а також ключові слова з описів. Це допомагає рекомендувати продукти, які схожі за характеристиками на ті, що користувач вже обрав або оцінив позитивно [2].

В якості вхідних параметрів рекомендаційних систем, що основані на знаннях використовують різні правила експертних систем та онтології для визначення продуктів, які відповідають конкретним потребам або вимогам користувача [3]. Ці системи зазвичай залучають користувачів до взаємодії, щоб зрозуміти їхні унікальні потреби та переваги.

Гібридні підходи побудови рекомендаційних систем комбінують елементи інших типів рекомендаційних систем. Наприклад, можуть використовувати історію переглядів користувача (колаборативні типи), атрибути продуктів (типи, що основані на контенті) та інші індивідуальні запити або вимоги користувача (типи, що основані на контенті). Це дозволяє створювати більш точні та персоналізовані рекомендації, використовуючи переваги кожного підходу [4, 5].

Можна підсумувати, що для вирішення задачі рекомендацій при різних наявних вхідних даних є необхідність у використанні різних типів рекомендаційних систем. Натомість, різні підходи мають різні вимоги до вхідних даних, які представлені у таблиці 3.1.

Таблиця 3.1. Вимоги до вхідних даних алгоритмів рекомендацій

Підхід	Профіль користувача та параметри контексту	Дані спільноти	Характеристики елемента	Моделі знань
Колаборативний	Так	Так	Ні	Ні
На основі контенту	Так	Ні	Так	Ні
На основі знань	Так	Ні	Так	Так
Гібридний	Так	Так	Так	Так

Також варто зазначити, що рекомендаційні системи часто використовують явні (наприклад, оцінки та відгуки користувачів) та неявні (історія переглядів, час перегляду, взаємодія з контентом – кліки, пауза, навігація) фідбеки користувача [3].

В рамках нашої задачі вхідними даними виступатимуть кілька наборів для різних підходів.

Це власне набір віртуальних арт-композицій, набір даних про користувача та набір даних рейтингового оцінювання віртуальних арт-композицій.

Virtual Art Composition Dataset. Набір даних віртуальних арт композицій містить інформацію про композиції та їх властивості. Його структура зображена на рис. 3.1.

image_path	class_name	labels
/kaggle/input/wikiart-gangogh-creating-art-gan/genre-painting/3d2faa915a61136f314313ee	genre-painting	6
/kaggle/input/wikiart-gangogh-creating-art-gan/genre-painting/d57e51532362214de671dd3	genre-painting	6

Рисунок 3.1 – Структура набору даних віртуальних арт-композицій

Набір даних містить перелік віртуальних арт-композицій з визначенням ID-номера кожної композиції (image_path) та жанру живопису, до якого від-носиться композиція (class_name).

Users Dataset. Набір даних користувачів, який містить інформацію про користувачів, рис. 3.2.

id	first_name	last_name	gender	favorite_color_hex	age	genre_1	genre_2	genre_3
1	Inglebert	McKerton	Male	#6d2c6f	16	still-life	animal-painting	landscape
2	Spike	Hanhardt	Male	#d49fd1	53	landscape	abstract	cityscape
3	Muhammad	Hasely	Male	#f6de77	60	nude-painting-nu	mythological-painting	portrait

Рисунок 3.2 – Структура набору даних користувачів

Кожен рядок в цьому наборі містить характеристики окремого користувача, а саме унікальний ID-номер користувача (id), його прізвище та ім'я (first_name,

last_name), вік (age), перелік улюблених жанрів живопису (genre_1, genre_2, genre_3) тощо.

Ratings Dataset. Набір даних рейтингового оцінювання користувачами віртуальних композицій із Virtual Art Composition Dataset, рис. 3.3.

user_id	vcomposition_id	y
0	0	4.0
0	2	4.0
0	5	4.0
0	43	5.0

Рисунок 3.3 – Структура набору даних рейтингового оцінювання віртуальних арт-композицій

Цей набір містить дані про кожний випадок присвоювання користувачем user_id рейтингу у віртуальній композиції vcomposition_id.

3.2 Попередня обробка вхідних даних

Для розробки рекомендаційної системи віртуальних арт-композицій, яка відповідає зазначеним вимогам, необхідно виконати певну обробку даних. Цей процес включає наступні кроки: видалення дублікатів серед віртуальних арт-композицій, виправлення помилок у даних, обробка відсутніх значень, уніфікація форматів даних, створення профілів користувачів.

Наприклад, для обробки Virtual Art Composition Dataset (рис. 3.1) фільтруються лише ті композиції, в яких присутнє поле «class_name», що гарантує відповідність арт-композиції вимогам гібридної рекомендаційної системи (рис. 3.4).

```

1 # Virtual Compositions
2 vcomposition_set = pd.read_csv("datasets/virtual_compositions.csv")
3
4 vcomposition_set = vcomposition_set[~vcomposition_set["class_name"].isna()]
5 vcomposition_set["vcomposition_id"] = range(0, len(vcomposition_set))
6 vcomposition_set["genre"] = vcomposition_set["class_name"]
7 vcomposition_set = vcomposition_set.drop(["class_name", "labels"], axis='columns')
8
9 vcomposition_set

```

	image_path	vcomposition_id	genre
0	/kaggle/input/wikiart-gangogh-creating-...	0	genre-painting
1	/kaggle/input/wikiart-gangogh-creating-...	1	genre-painting
2	/kaggle/input/wikiart-gangogh-creating-...	2	genre-painting
3	/kaggle/input/wikiart-gangogh-creating-...	3	genre-painting
4	/kaggle/input/wikiart-gangogh-creating-...	4	genre-painting
...
96009	/kaggle/input/wikiart-gangogh-creating-...	96009	landscape
96010	/kaggle/input/wikiart-gangogh-creating-...	96010	landscape
96011	/kaggle/input/wikiart-gangogh-creating-...	96011	landscape
96012	/kaggle/input/wikiart-gangogh-creating-...	96012	landscape
96013	/kaggle/input/wikiart-gangogh-creating-...	96013	landscape

Рисунок 3.4 – Обробка датасету Virtual Art Composition Dataset

Окрім цього відбувається перетворення структури: додається поле «vcomposition_id» в якості ідентифікатора, видаляються вже оброблені стовпці для полегшення масиву та уникання дублів.

Для датасету користувачів (рис. 3.2) виконуються операції створення ідентифікатора, об'єднання жанрів в один набір з трьох колонок (рис. 3.5).

```

1 # Users
2 users_set = pd.read_csv("datasets/users.csv")
3
4 users_set["genres"] = users_set.apply(lambda row: {row["genre_1"], row["genre_2"], row["genre_3"]}, axis=1)
5 users_set["user_id"] = range(0, len(users_set))
6 users_set = users_set.drop(["genre_1", "genre_2", "genre_3"], axis='columns')
7 users_set = users_set.rename(columns={"id": "user_id"})
8 users_set["user_id"] = users_set["user_id"].apply(lambda x: x - 1)
9
10 users_set

```

	user_id	first_name	last_name	gender	favorite_color_hex	age	genres
0	0	Inglebert	McKerton	Male	#6d2c6f	16	{landscape, still-life, animal-painting}
1	1	Spike	Hanhardt	Male	#d49fd1	53	{abstract, cityscape, landscape}
2	2	Muhammad	Hasely	Male	#f6de77	60	{portrait, mythological-painting, nude-...
3	3	Kaleb	Verring	Male	#db2552	50	{abstract, still-life, mythological-pai...
4	4	Donovan	Dethloff	Genderqueer	#d14bad	38	{landscape, mythological-painting}
...
995	995	Del	Bycraft	Male	#988aaa	54	{marina, animal-painting}
996	996	Ofilia	Hasted	Female	#8edfc5	32	{abstract, landscape, figurative}
997	997	Haley	People	Female	#a5c0fa	54	{abstract, nude-painting-nu}
998	998	Charlena	Lipprose	Female	#4d5f42	34	{landscape, still-life, symbolic-painting}
999	999	HurLee	Reolfi	Genderfluid	#6e8b7c	16	{cityscape, still-life, symbolic-painting}

Рисунок 3.5 – Обробка датасету Users

Датасет з користувацьким рейтингом для кожної віртуальної арт-композиції імпортується в первинному вигляді, лише з додаванням ідентифікатора (рис. 3.6).

```
ratings_set = pd.read_csv("datasets/ratings_w_video.csv").drop(columns="Unnamed: 0")
ratings_set["user_id"] = ratings_set["user_id"].apply(lambda x: x - 1)

ratings_set
```

	user_id	vcomposition_id	y	video_path
0	0	0	0.8	datasets\Video for Recommender\9J250Zhi...
1	0	2	0.8	datasets\Video for Recommender\VCslbP0m...
2	0	5	0.8	datasets\Video for Recommender\v0zCBqDe...
3	0	43	1.0	datasets\Video for Recommender\b0L9jKpe...
4	0	46	1.0	datasets\Video for Recommender\9qR7uwkb...
...
9995	65	212	0.6	datasets\Video for Recommender\yDtzw_Y...
9996	65	219	0.1	datasets\Video for Recommender\k5Y_838n...
9997	65	224	0.5	datasets\Video for Recommender\2iD-tvS8...
9998	65	234	0.7	datasets\Video for Recommender\8d-gEyo...
9999	65	235	0.7	datasets\Video for Recommender\0tBXnCAL...

Рисунок 3.6 – Обробка датасету користувацького рейтингу

Наступна обробка даних включає в себе ітерацію всіх можливих жанрів (рис. 3.7) та додавання їх в якості стовпців матриці рейтингів віртуальних арт-композицій (рис. 3.8), так зване One-hot encoding.

```
tags = vcomposition_set["genre"].unique()

print(tags)

['genre-painting' 'symbolic-painting' 'nude-painting-nu' 'flower-painting'
 'animal-painting' 'religious-painting' 'figurative' 'marina' 'abstract'
 'still-life' 'portrait' 'cityscape' 'mythological-painting' 'landscape']
```

Рисунок 3.7 – Відображення всіх можливих жанрів віртуальних арт-композицій

```
1 for tag in tags:
2     vcomposition_set[tag] = vcomposition_set["genre"].apply(lambda x: 1 if tag in x else 0)
3
4 vcomposition_set
```

	image_path	vcomposition_id	genre	genre-painting	symbolic-painting	nude-painting-nu	flower-painting	animal-painting	religious-pa
0	/kaggle/input/wikiart-gangogh-creating...	0	genre-painting	1	0	0	0	0	0
1	/kaggle/input/wikiart-gangogh-creating...	1	genre-painting	1	0	0	0	0	0
2	/kaggle/input/wikiart-gangogh-creating...	2	genre-painting	1	0	0	0	0	0
3	/kaggle/input/wikiart-gangogh-creating...	3	genre-painting	1	0	0	0	0	0
4	/kaggle/input/wikiart-gangogh-creating...	4	genre-painting	1	0	0	0	0	0
...
96809	/kaggle/input/wikiart-gangogh-creating...	96809	landscape	0	0	0	0	0	0
96810	/kaggle/input/wikiart-gangogh-creating...	96810	landscape	0	0	0	0	0	0

Рисунок 3.8 – Матриця рейтингів віртуальних арт-композицій в форматі One-hot encoding

Те саме необхідно зробити з датасетом користувачів (рис. 3.9). One-hot encoding застосовується для створення плоскої матриці з користувачів й додаванням в якості стовпців всіх можливих жанрів, гендерів.

```

1 for tag in tags:
2     users_set[tag] = users_set["gender"].apply(lambda x: 1 if tag in x else 0)

1 lst = [i for i in users_set["genres"]]
2 tags = set([tag for i in lst for tag in i])
3 print(tags)

{'symbolic-painting', 'still-life', 'abstract', 'cityscape', 'figurative', 'marina', 'flower-painting genre-painting', 'landscape', 'mythological-painting', 'nude-painting-nu', 'portrait', 'ani

1 for tag in tags:
2     users_set[tag] = users_set["genres"].apply(lambda x: 1 if tag in x else 0)
3
4 users_set

```

	user_id	first_name	last_name	gender	favorite_color_hex	age	genres	Male	Genderqueer	Female	...	cityscape	figu
0	0	Inglebert	McKerton	Male	#6d2c6f	16	{landscape, still-life, animal-painting}	1	0	0	...	0	
1	1	Spike	Hanhardt	Male	#d49fd1	53	{abstract, cityscape, landscape}	1	0	0	...	1	
2	2	Muhammad	Haseely	Male	#f6de77	60	{portrait, mythological-painting, nude-...	1	0	0	...	0	
3	3	Kaleb	Verring	Male	#db2552	50	{abstract, still-life, mythological-pai...	1	0	0	...	0	
4	4	Donovan	Dethloff	Genderqueer	#d14bad	38	{landscape, mythological-painting}	0	1	0	...	0	

Рисунок 3.9 – Матриця користувачів в форматі One-hot encoding

Важливим елементом є перетворення безпосереднього явного фідбеку (рейтингу) в прийнятний для навчання формат.

В нашому випадку це скейлінг оцінок в діапазоні 0 до 5 до діапазону від 0 до 1 (рис. 3.10). Те ж саме необхідно зробити і з віком, зменшивши верхню границю діапазону зі 100 до 1.

```

1 scaler = preprocessing.MinMaxScaler().fit([[0], [5]])
2 #scaler.fit([[0], [5]])
3 ratings_set["y"] = scaler.transform(ratings_set["y"].values.reshape(-1,1))
4 # ratings_set["y"] = ratings_set["y"].apply(lambda x: x/10)
5 ratings_set

```

	user_id	vcomposition_id	y	video_path
0	0	0	0.16	datasets\Video for Recommender\9J250Zhi...
1	0	2	0.16	datasets\Video for Recommender\VCslbP0m...
2	0	5	0.16	datasets\Video for Recommender\v0zCBqDe...
3	0	43	0.20	datasets\Video for Recommender\b0L9jKpe...
4	0	46	0.20	datasets\Video for Recommender\9qR7uwb...

Рисунок 3.10 – Перетворений явний фідбек до прийнятного формату

Після таких перетворень, характеристики наборів даних користувача, рейтингу та віртуальних арт-композицій об'єднуються в один плоский масив і розбиваються на кілька однакових за розміром частин.

Окрім цього, при наявності виконується попередня обробка відео з користувачем для використання аналізу емоційного фідбеку і подальшому використанню в якості неявного користувацького фідбеку рекомендаційної системи. На даному етапі відбувається зміна розміру фрейму відео та змінюється частота фреймів. Так, береться кожен 10 фрейм (для отримання більшої кількості змін характеристик користувача часово-просторовою моделлю), змінюється розмір до 224 на 224 пікселі засобами TensorFlow (рис. 3.11).

```

1 def format_frames(frame, output_size):
2     """
3     Pad and resize an image from a video.
4
5     Args:
6     frame: Image that needs to be resized and padded.
7     output_size: Pixel size of the output frame image.
8     Return:
9     Formatted frame with padding of specified output size.
10    """
11    frame = tf.image.convert_image_dtype(frame, tf.float32)
12    frame = tf.image.resize_with_crop_or_pad(frame, *output_size)
13    return frame

```

Рисунок 3.11 – Попередня обробка відео з користувачем

3.3 Практична реалізація неймережної моделі вибору релевантних арт-композицій для інтерактивного мистецтва з урахуванням характеристик арт-композицій і профілю користувача

Для вирішення задачі отримання найбільш релевантних рекомендацій на основі гібридної рекомендаційної системи в системах доповненої реальності будуть використані та адаптовані моделі, запропоновані у роботі «Modern Recommendation Systems with Neural Networks» [6]. В роботі автор демонструє

створення та застосування сучасних рекомендаційних систем. Для цього він використовує набір MovieLens, який містить тисячі фільмів, оцінених сотнями користувачів [7].

В основі першої моделі лежать матриця користувачів Users і матриця продуктів Art Compositions, створені за допомогою шарів вбудовування (Embeddings Layer) нейронної мережі. Тут вхідні дані — пари «користувач-продукт», а вихідні дані — рейтинг, присуджений користувачем відповідному продукту, що продемонстровано в таблиці 3.2.

Таблиця 3.2. Приклад вхідних та вихідних даних матриці Users та Art Compositions

	Арт- композиція 1	Арт- композиція 2	Арт- композиція 3	Арт- композиція 4	Арт- композиція 5	...
Користувач 1		5	4	2	1	
Користувач 2	1			5	3	
Користувач 3	1	4	4	1		
Користувач 4			2		2	
Користувач 5	3	1	1			
....						

В даному випадку, щоб спрогнозувати нову пару, MF пов'язує кожного користувача та елемент із вектором прихованих ознак. Нехай p_u і q_i позначають латентний вектор для користувача u та елемента i відповідно MF оцінює взаємодію ui як скалярний добуток p_u і q_i (формула 3.1.).

$$\hat{y}_{ui} = f(u, i | p_u, q_i) = p_u^T q_i = \sum_{k=1}^K p_{uk} q_{ik} \quad (3.1)$$

Загальну схему даного методу зображено на рис. 3.12, де показуються шари вбудовування користувачів та арт-композицій, їх латентні вектори, та, власне шар GMF.

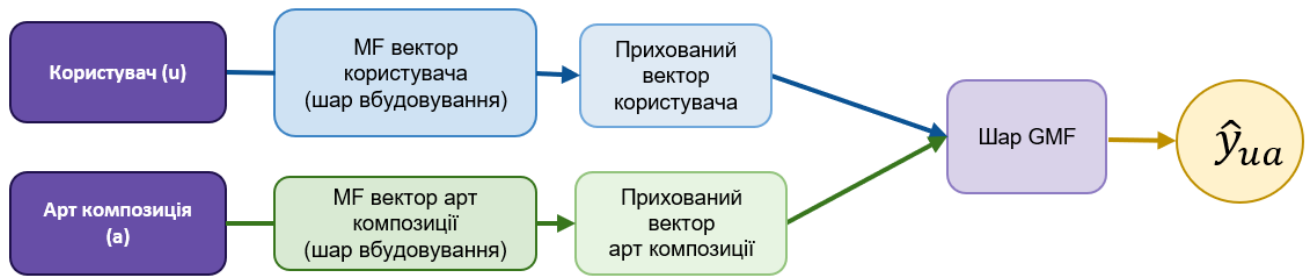


Рисунок 3.12 – Схема методу колаборативної фільтрації матричною факторизацією

Для прогнозування нової пари «користувач-продукт» модель виконує пошук користувача у просторі занурення Users і арт-композиція у просторі Art Compositions. Схема шарів моделі показана на рис. 3.13.

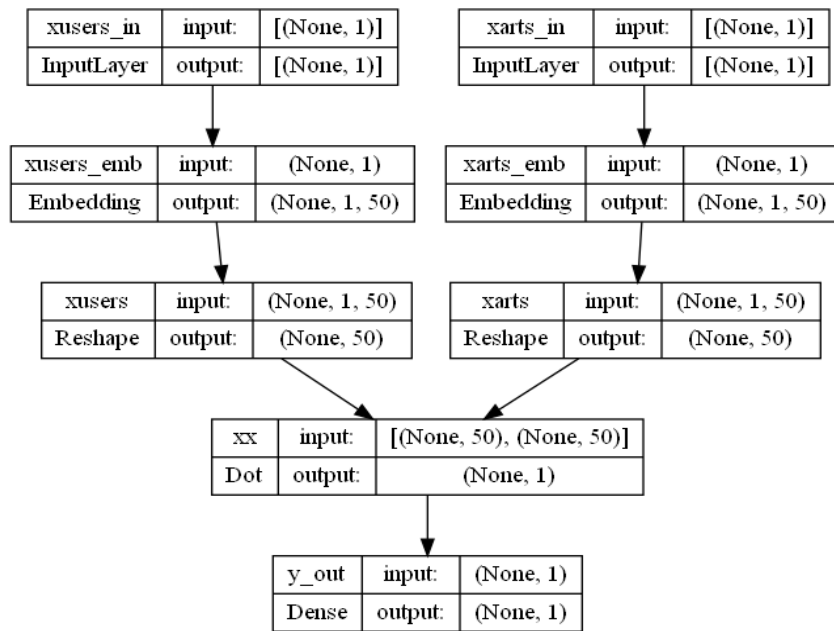


Рисунок 3.13 – Шари моделі на основі матричної факторизації

Дана схема демонструє процес занурення користувачів і продуктів в простір ознак за допомогою шару вбудовування. Після занурення користувачів та продуктів, їх вектори ознак переформатовуються за допомогою функції Reshape для скалярного добутку (Dot) векторів користувача і продукту, який вимірює їх

взаємодію. Остаточний прогноз рейтингу виконується шаром Dense, який користувач може присудити продукту.

Наразі найсучасніші рекомендаційні системи використовують глибоке навчання [8]. Зокрема, поєднують нелінійність нейронних мереж з матричною факторізацією [9]. Наступна модель створена для максимального використання простору вбудовування (embedding space), використовуючи його не лише для традиційної колаборативної фільтрації, але й для повнозв'язної глибокої нейронної мережі. Загальна схема даної моделі зображена на рис. 3.14.



Рисунок 3.14 – Загальна схема методу нейронної колаборативної фільтрації

Модель NFC поєднує лінійність GMF і нелінійність глибоких нейронних мереж (DNN) для моделювання латентних структур елементів користувача [10]. Модель використовує ReLU як функцію активації рівнів MLP і дозволяє GMF і MLP вивчати окремі вбудовування. Похідну моделі щодо кожного параметра можна обчислити за допомогою стандартного зворотного поширення. Глибока нейронна мережа має фіксувати шаблони та властивості, які може пропустити матрична факторізація.

Схема шарів моделі зображена на рис. 3.15.

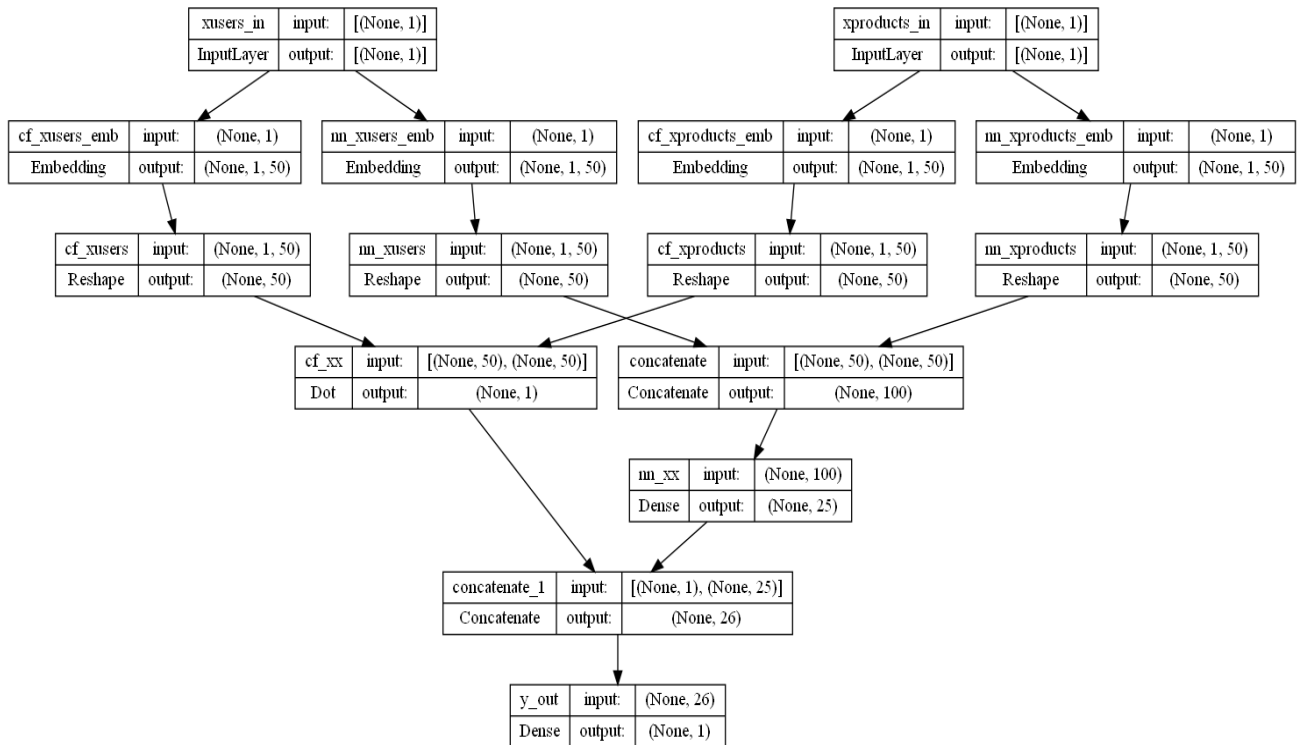


Рисунок 3.15 – Шари моделі на основі нейронної колаборативної фільтрації

Така модель може не лише виконувати колаборативну фільтрацію, де рекомендації ґрунтуються на поведінці інших користувачів, а й фільтрацію на основі вмісту, де рекомендації ґрунтуються на характеристиках арт-композицій, завдяки моделі глибокого навчання, яка може адаптуватися та виявляти складні взаємодії.

Третя модель, яка була використана для проведення експериментів, є гібридною. Завдяки гнучкості сучасного апарату нейронних мереж стало можливим об'єднати в рамках однієї моделі різних підходів до створення рекомендаційних систем. До моделі Neural Collaborative Filtering були додали дві окремі глибокі нейронні мережі, які для вибору віртуальних арт-композицій використовують інформацію про властивості віртуальних арт-композицій та інформацію із профіля користувачів.

Загальна схема моделі зображена на рис. 3.16.

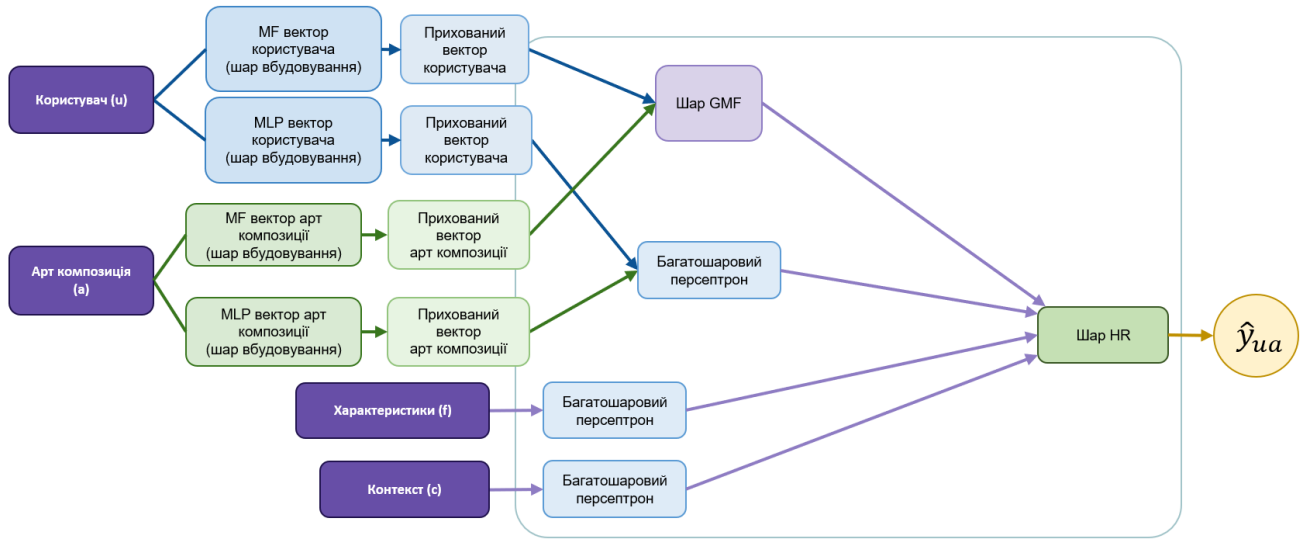


Рисунок 3.16 – Загальна схема методу NCF з методами на основі контенту і методу на основі знань

Метод на основі контенту аналізує характеристики віртуальних арт-композицій для обчислення їх близькості до інтересів користувача. Метод на основі знань використовує контекстуальні дані користувача для уточнення рекомендацій. Це дозволяє підвищити якість рекомендацій, які будуть отримані від системи. Шари гібридної моделі представлено на рис. 3.17.

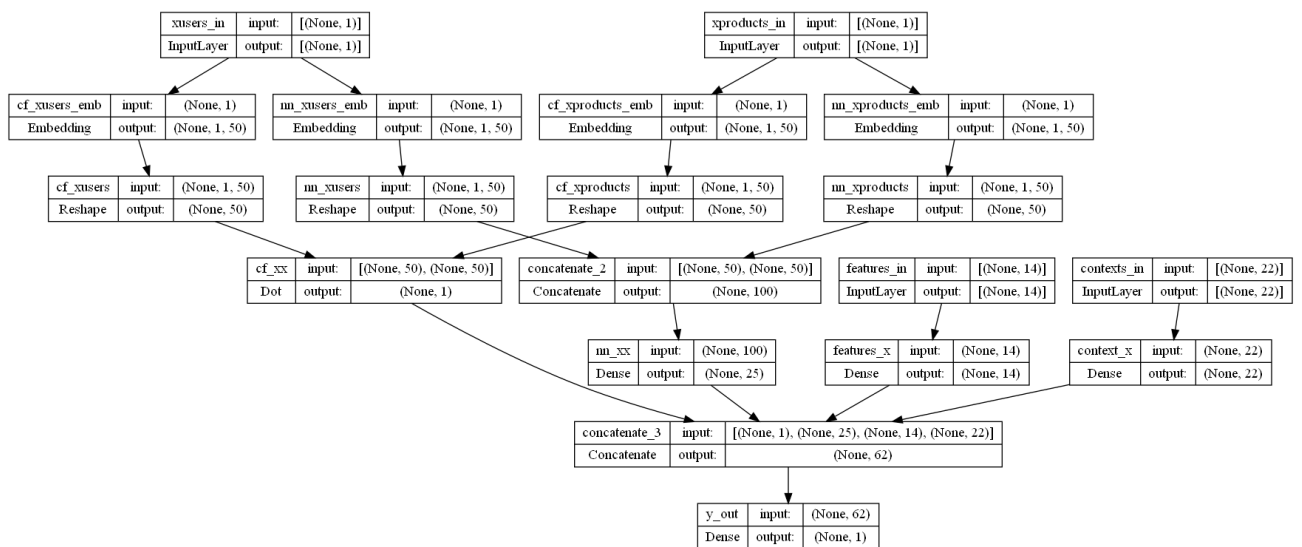


Рисунок 3.17 – Шари гібридної моделі

Набір даних для навчання моделі. Для проведення обчислювальних експериментів для порівняння ефективності описаних моделей було адаптовано дані з датасету WikiArt. В якості датасету, що представляє користувачів та їх рейтинг було застосовано псевдорандомно згенеровані дані. Ці дані складаються з трьох наборів, які містить інформацію про користувачів та їх вподобання, а також арт-композиції. Структура наборів даних показана на рисунках 3.1 – 3.3.

Для проведення експериментів набір даних було розділено на навчальний та тестовий набори у співвідношенні 80 до 20. Двадцять відсотків навчального набору використовувалось для валідації моделі в процесі навчання.

У використаних моделях задача прогнозування рейтингу відео розглядається як задача регресії.

На рисунках 3.18, 3.19 і 3.20 наведено графіки зміни значень функції втрат і метрики при навчанні відповідних моделей на навчальних даних і перевірки на валідаційних даних. У всіх трьох моделях було використано в якості функції втрат середню абсолютну помилку (mean absolute error) і середню абсолютну проценту помилку (mean absolute percentage error) в якості метрики, показника, який оцінює модель під час навчання та тестування для моніторингу процесу.

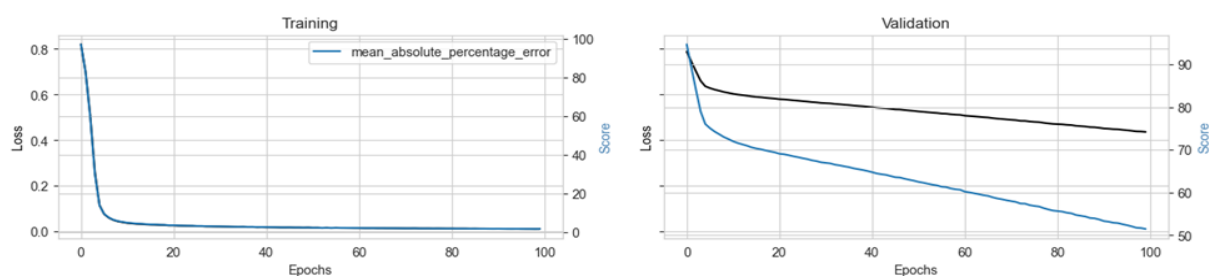


Рисунок 3.18 – Графік змін значень функції втрат і метрики під час навчання моделі на основі колабораційної фільтрації матричною факторизацією

Після навчання для перевірки моделі на основі матричної факторизації було використано тестовий набір даних і було отримано наступні значення середньої

абсолютної помилки (mean absolute error) і середньої абсолютної процентної помилки (mean absolute percentage error):

Mean Absolute Error: 0.4302.

Mean Absolute Perc Error: 50.91%.

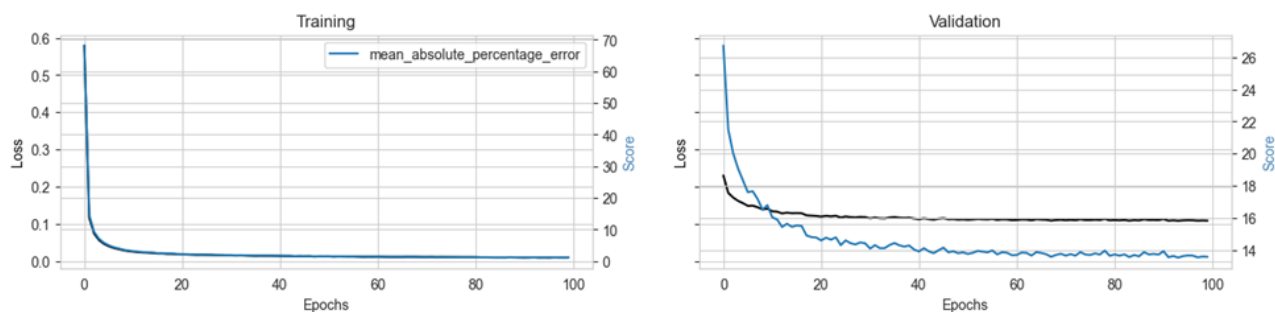


Рисунок 3.19 – Графік змін значень функції втрат і метрики під час навчання моделі на основі знань про елементи арт-композицій

В результаті тестування моделі на основі знань про елементи арт-композицій було отримано наступні показники:

Mean Absolute Error: 0.1058.

Mean Absolute Perc Error: 13.26%.

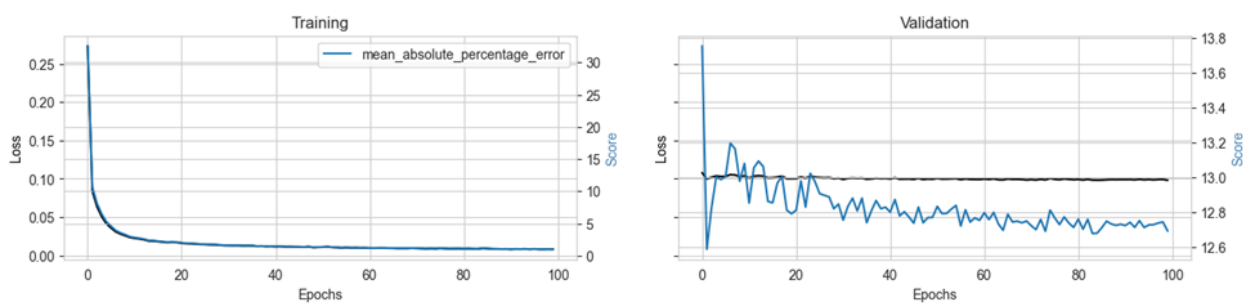


Рисунок 3.20. Графік змін значень функції втрат і метрики під час навчання гібридної моделі на основі глибокої нейронної мережі з шарами занурення

Після навчання для перевірки моделі на основі гібридної моделі було отримано наступні значення середньої абсолютної помилки і середньої абсолютної процентної помилки:

Mean Absolute Error: 0.0922.

Mean Absolute Perc Error: 12.07%.

Як видно із результатів тестування моделей, найгірший результат показала модель на основі матричної факторизації, а найкращий – гібридна модель. Це пояснюється тим, що кожна наступна модель відрізняється від попередньої тим, що в неї додається новий елемент гібридизації, який враховує більше контексту та ознак елементу [11]. Перша модель реалізовує колаборативну фільтрацію методом матричної факторизації. Друга модель є гібридом методів матричної факторизації і колаборативної фільтрації глибокою нейронною мережею. Третя модель додатково містить третій елемент, ще одну глибоку нейронну мережу, яка враховує характеристики користувачів при визначенні рейтингової оцінки відео у віртуальній арт-композиції.

Таким чином була порівняна ефективність різних методів побудови рекомендаційних систем для розв'язання задачі вибору відео у віртуальних арт-композиціях з урахуванням вподобань користувача. Для проведення дослідження було обрано три методи: метод колаборативної фільтрації матричною факторизацією, метод рекомендацій, заснований на знаннях, і глибоку нейронну мережу з шарами занурення. Як показали результати обчислювальних експериментів, найбільш ефективним виявився підхід з використанням гібридної моделі, яка поєднує в собі метод колаборативної фільтрації, метод рекомендацій, заснований на знаннях, і глибоку нейронну мережу з шарами занурення. Завдяки гнучкості сучасних нейронних мереж можна побудувати таку архітектуру глибокої нейронної мережі, яка буде включати в себе різні підходи, що підвищить ефективність за рахунок виникнення ефекту синергії. Це доводить, що завдяки математичному апарату глибоких нейронних мереж можна ефективно розв'язати задачу вибору відео у віртуальних арт-композиціях з урахуванням вподобань користувача.

3.4 Практична реалізація методу аналізу емоційних відгуків користувачів на відео у реальному часі для надання рекомендацій щодо вибору арт-композицій

Зараз усі існуючі розробки стосуються багатокomпонентного аналізу, але в контексті нашої задачі – рекомендацій щодо вибору арт-композицій – специфіка дозволяє ефективно використовувати лише відеокomпоненту. Тому ми взяли за основу модель, описану в статті «A Closer Look at Spatiotemporal Convolutions for Action Recognition» [8] та адаптувати її до вирішення задачі аналізу почуттів користувача на відео. Також ми вирішили зсунути нашу увагу лише до завдання регресії емоційного відгуку на відео та визначити рейтинг від -3 до 3. Де -3 – абсолютно негативний, 0 – нейтральний і 3 – абсолютно позитивний емоційний відгук.

В оригінальній статті автори обговорюють декілька форм просторово-часових мереж для аналізу відео та вивчають їхній вплив на розпізнавання дій. Мотивація дослідження випливає зі спостереження, що 2D CNN, застосовані до окремих кадрів відео, залишаються надійними виконавцями в розпізнаванні дій. У роботі було продемонстровано переваги точності 3D CNN над 2D CNN в рамках залишкового навчання.

Емпіричне дослідження авторів привело до дизайну нового просторово-часового загорткового блоку «R(2+1)D», який дає початок CNN, що досягають результатів, порівнянних або кращих за найсучасніші результати на датасетах Sports-1M, Kinetics, UCF101 та HMDB51.

Покращення гібридної рекомендаційної системи полягає у включенні адаптованої просторово-часової CNN, для класифікації рухів на відео, відому зі статті «A Closer Look at Spatiotemporal Convolutions for Action Recognition» [12], щоб виявляти емоційний фідбек користувачів та інтерпретувати їхню послідовність як неявний відгук користувача в нашій системі рекомендацій.

На рис. 3.21 показані шари оригінальної (2+1)D моделі CNN, яка буде адаптована для розпізнавання емоцій.

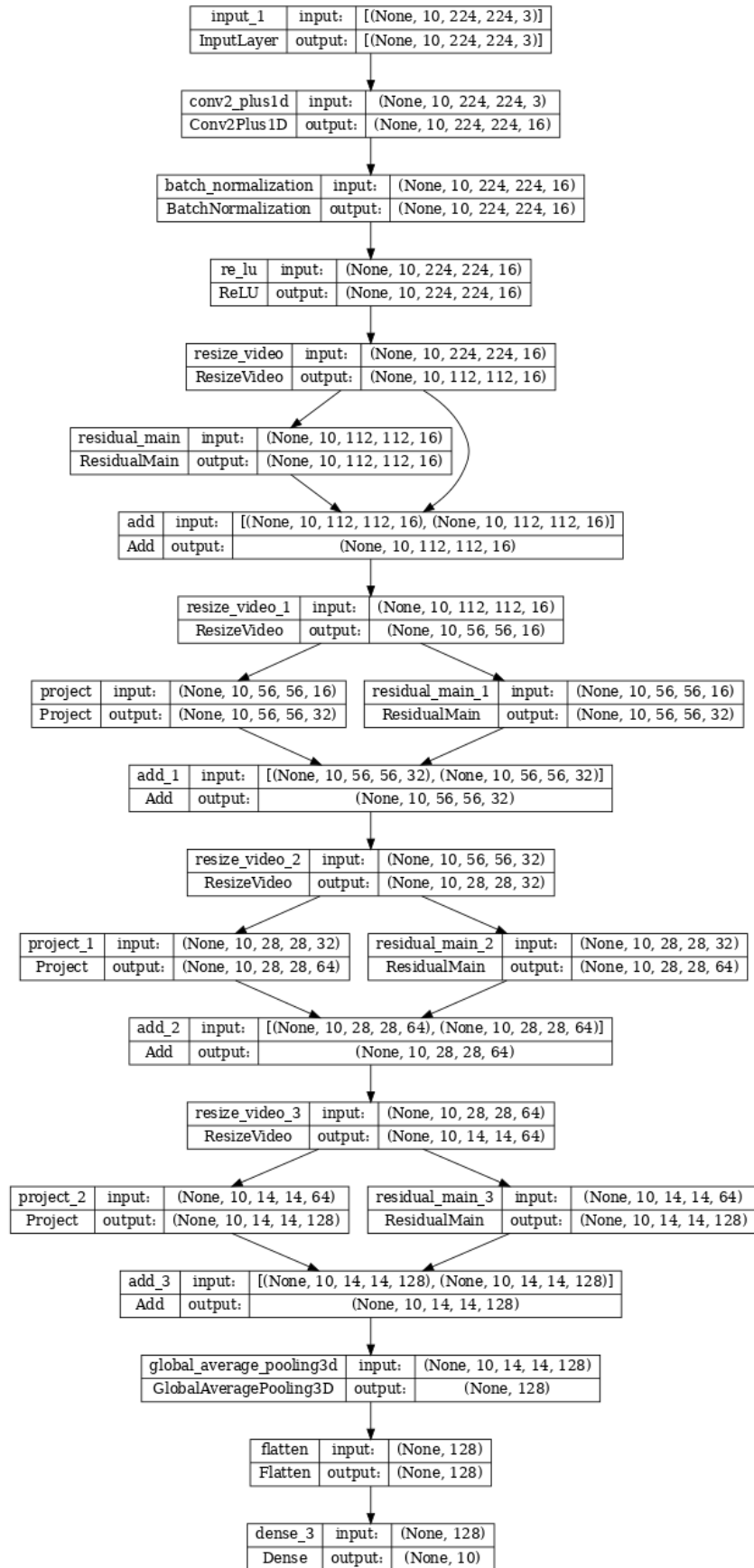


Рисунок 3.21 – Схема оригінальної моделі (2+1)D CNN зі статті «A Closer Look at Spatiotemporal Convolutions for Action Recognition»

Схема нашої нової моделі представлена нижче. На рис. 3.22 представлені перші блоки обробки: InputLayer, який приймає як вхідні кадри розміром 224x224, 15 FPS і 3 кольоровими каналами (RGB), Conv2DPlus1D, BatchNormalization і ReLU, який застосовує 2D згортку з пакетною нормалізацією та активується функцією ReLU. Він виводить 16 feature maps, зберігаючи однакові просторові розміри та кількість кадрів.

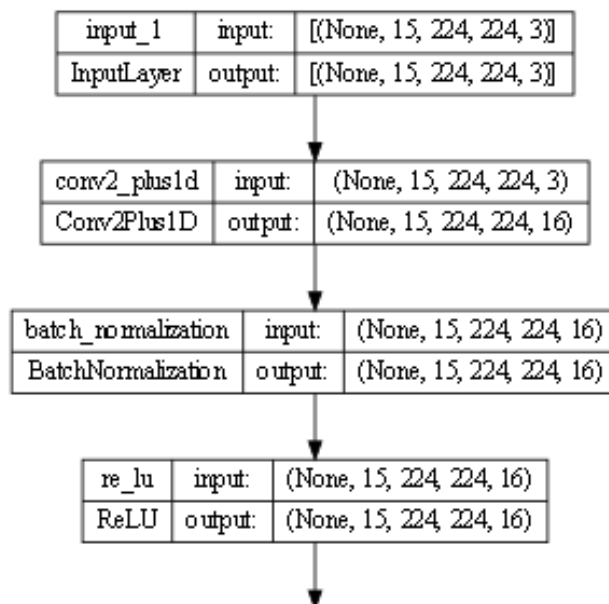


Рисунок 3.22 – Перші блоки обробки розробленої схеми моделі (InputLayer, Conv2DPlus1D, BatchNormalization і ReLU)

Наступні блоки, показані на рис. 3.23, представляють ResizeVideo, який зменшує роздільну здатність відеокадрів просторово до половини їх початкового розміру (112 x 112), ResidualMain, який робить згортки та активації із залишковим з'єднанням і допомагає уникнути проблеми зникнення градієнта. Блок додавання поєднує вихідні дані попереднього рівня з іншим входом за допомогою поелементного додавання, характерного для залишкових мереж. Це допомагає тренувати глибші мережі.

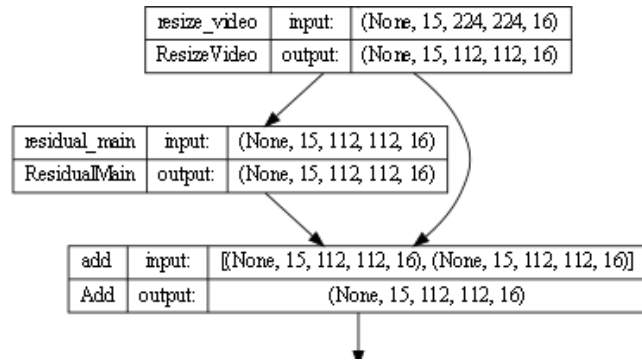


Рисунок 3.23 – Другі блоки обробки розробленої схеми моделі (ResizeVideo, ResidualMain і Add)

На третьому блоці шарів, показаному на рис. 3.24, бачимо ще один блок зміни розміру, Project, який перетворює дані зі зменшенням просторових розмірів і збільшенням глибини.

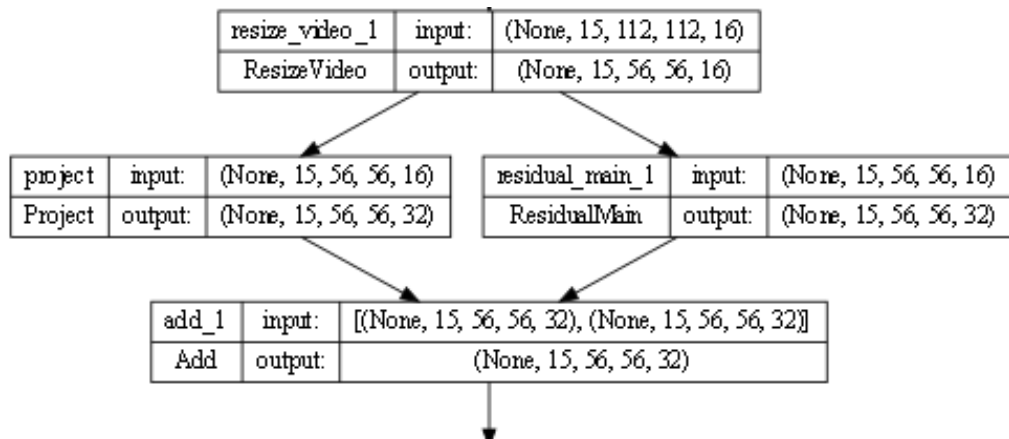


Рисунок 3.24 – Треті блоки обробки розробленої схеми моделі (ResizeVideo, Project і Add)

Наступні блоки — повторювані блоки ResizeVideo, Project і ResidualMain. Ці операції застосовуються в серії блоків, щоразу зменшуючи просторові розміри та збільшуючи глибину карт ознак (рис. 3.25).

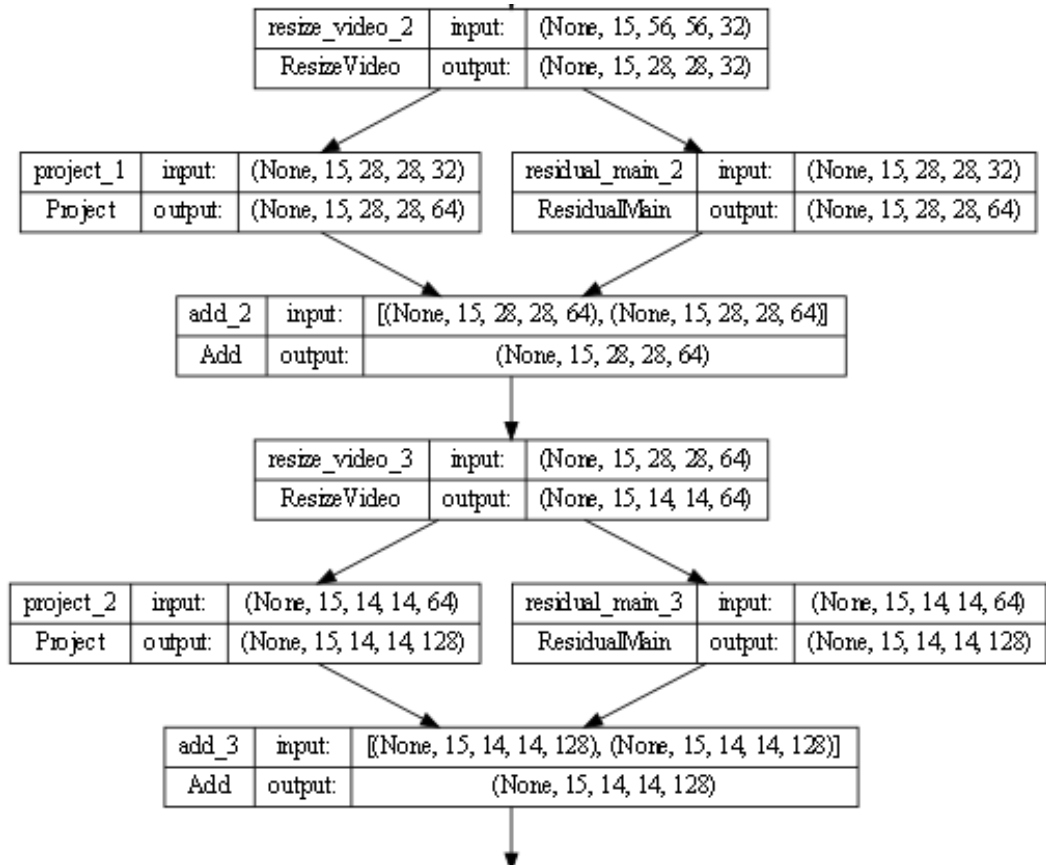


Рисунок 3.25 – Треті блоки обробки розробленої схеми моделі (повторні `ResizeVideo`, `Project` і `ResidualMain`)

А в останній частині блоків ми бачимо `GlobalAveragePooling3D`, який виконує глобальне середнє об'єднання просторових і часових вимірів, згортаючи їх до єдиного 128-вимірної вектора для кожного відео. Блок зведення перетворює об'єднані карти об'єктів в одновимірний вектор, щоб підготувати їх для входу в повністю пов'язані шари.

Щільні шари: це повністю зв'язані шари, де кожен вхід пов'язаний з кожним виходом за допомогою вивченої ваги. `dense_3` обробляє функції в 64-вимірний простір, а `dense_4` зводить його до єдиного результату, який представляє оцінку емоційного зворотного зв'язку (рис. 3.26).

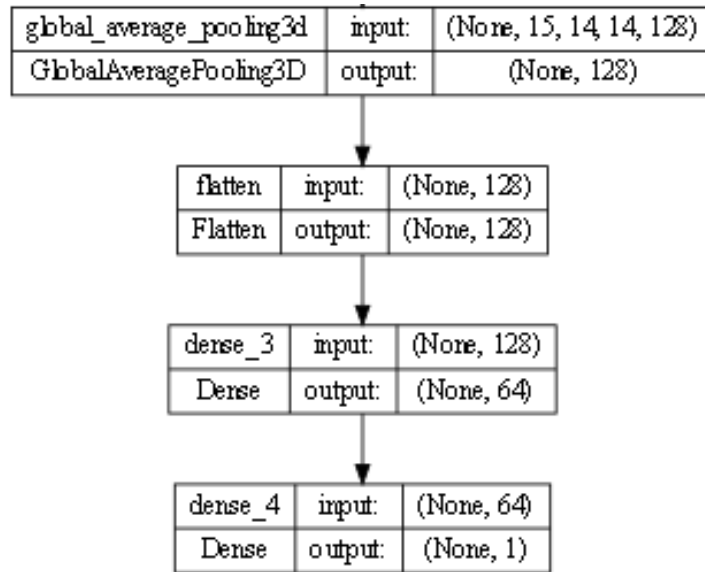


Рисунок 3.26 – Фінальні блоки обробки розробленої схеми моделі
(GlobalAveragePooling3D, Flatten, Dense)

Було проведено серію експериментів з новою моделлю. Для цих експериментів взяли набір CMU-MOSI.

Набір даних Multimodal Corpus of Sentiment Intensity (CMU-MOSI) — це колекція 2199 відеокліпів, що висловлюють думки. Кожне відео з думкою додається в діапазоні [-3, 3]. Набір даних суворо анотований мітками для суб'єктивності, інтенсивності настрою, анотованих візуальних характеристик за кадром і кожною думкою, а також анотованих звукових характеристик за мілісекунди [13].

На рис. 3.27 можна побачити результати, які представляють графіки втрати та точності моделі машинного навчання під час процесів навчання та перевірки.

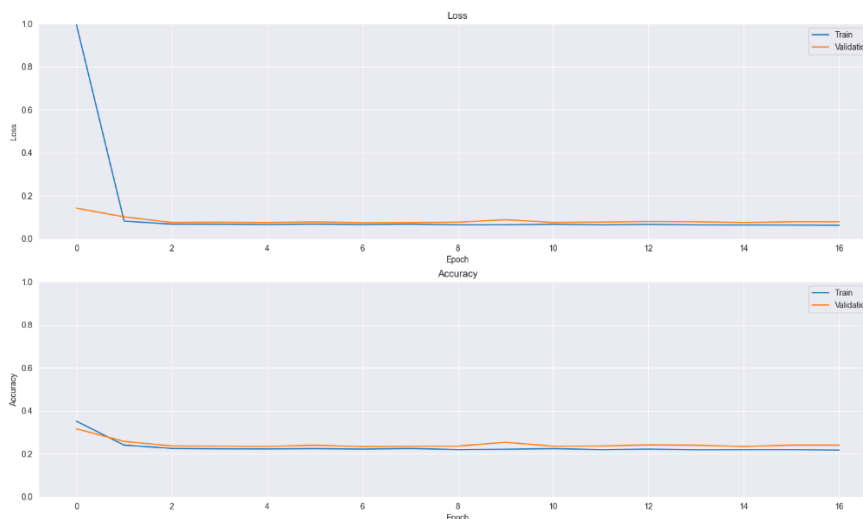


Рисунок 3.27 – Графік змін значень функції втрат і метрики, які використовувались для оцінки моделі VSA

Ця модель працює з відеопотоком, який дискретизується на окремі кадри для подальшого аналізу. Кожне відео обробляється за допомогою просторово-часової згорткової нейронної мережі (2+1)D CNN для класифікації емоцій користувача та визначення важливості класифікованих емоцій. Використовуючи (2+1)D CNN, можна використовувати тривимірний фільтр для виконання згорток і просторово-часової обробки відеоданих.

Враховуючи, що задача розпізнавання емоцій на відео та їх інтенсивності є задачею регресії, були внесені відповідні модифікації в модель із [14], щоб вона була здатна розпізнавати емоції користувачів на відео (негативні, нейтральні, позитивні) та позначати відео відповідними цифровими мітками від -3 до +3. Таким чином була отримана нова модель, що виконує просторово-часовий аналіз відеопотоку та детально описали її в блоки в статті «Regression neural model for video sentiments analysis» [15]. Загальна схема модифікованої моделі представлена на рис. 3.28. В модифікованій моделі було додано додаткові етапи зміни розміру в мережі. Вони дозволили більш ефективно обробляти просторові функції з різною роздільною здатністю. Також було змінено порядок шарів Project та ResizeVideo для покращення потоку градієнтів під час зворотного поширення.

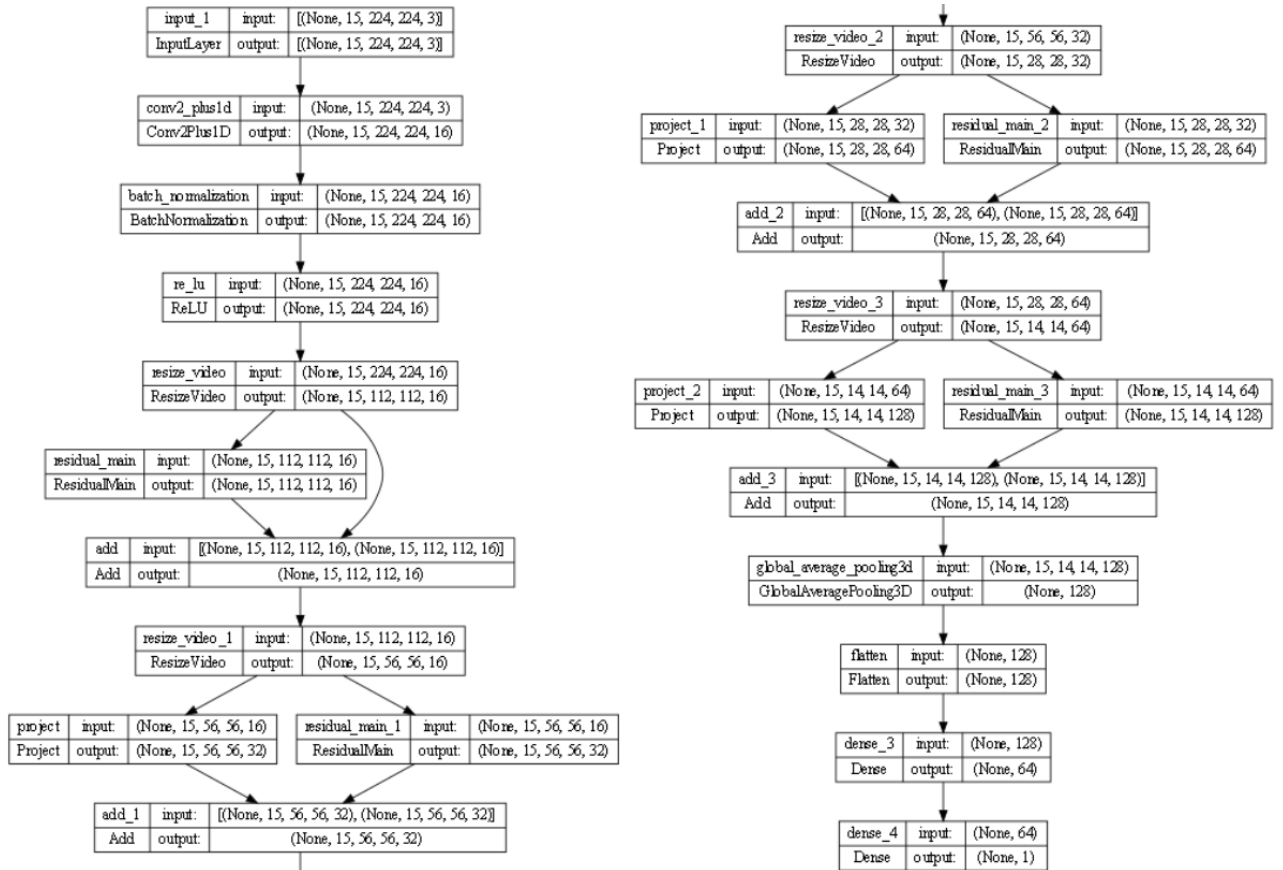


Рисунок 3.28 – Адаптована модель (2+1)D CNN

Для оцінки ефективності та результативності моделі розпізнавання емоцій користувачів було обрано набір даних CMU-MOSI з кількох причин:

1. Розмір і різноманітність: цей набір даних є достатньо великим та охоплює різноманітний діапазон відео та доповідачів, забезпечуючи багате та різноманітне джерело візуальних даних для аналізу [16]. Ця різноманітність дозволяє надійно оцінити модель в різних контекстах.

2. Анотація настроїв: набір даних містить анотації для широкого діапазону настроїв, що дозволяє комплексно оцінити здатність моделі фіксувати та класифікувати нюанси емоційних виразів.

3. Широке використання: CMU-MOSI де-факто стали стандартними еталонами в області мультимодального аналізу настроїв, і багато дослідників використовують ці набори даних для оцінки ефективності своїх моделей. Це широке впровадження забезпечує порівняння з найсучаснішими моделями.

4. Актуальність у реальному світі: відео в цьому наборі даних отримано з онлайн-платформ, таких як YouTube, і відображає реальні сценарії та природні вираження настроїв. Ця релевантність реальному світу покращує практичну застосовність моделей, навчених і оцінених на цьому наборі даних.

Для проведення експерименту ми розділили набір даних на два піднабори: навчальний та тестовий, відповідно у співвідношенні 80% до 20%. Для валідації моделі під час навчання використовувалося 20% від обсягу навчального набору.

На рис. 3.29 представлені графіки зміни значень функції втрат, що були отримані в статті [15], а також метрики, отриманих під час навчання моделі на навчальних даних та її перевірки на валідаційних даних.

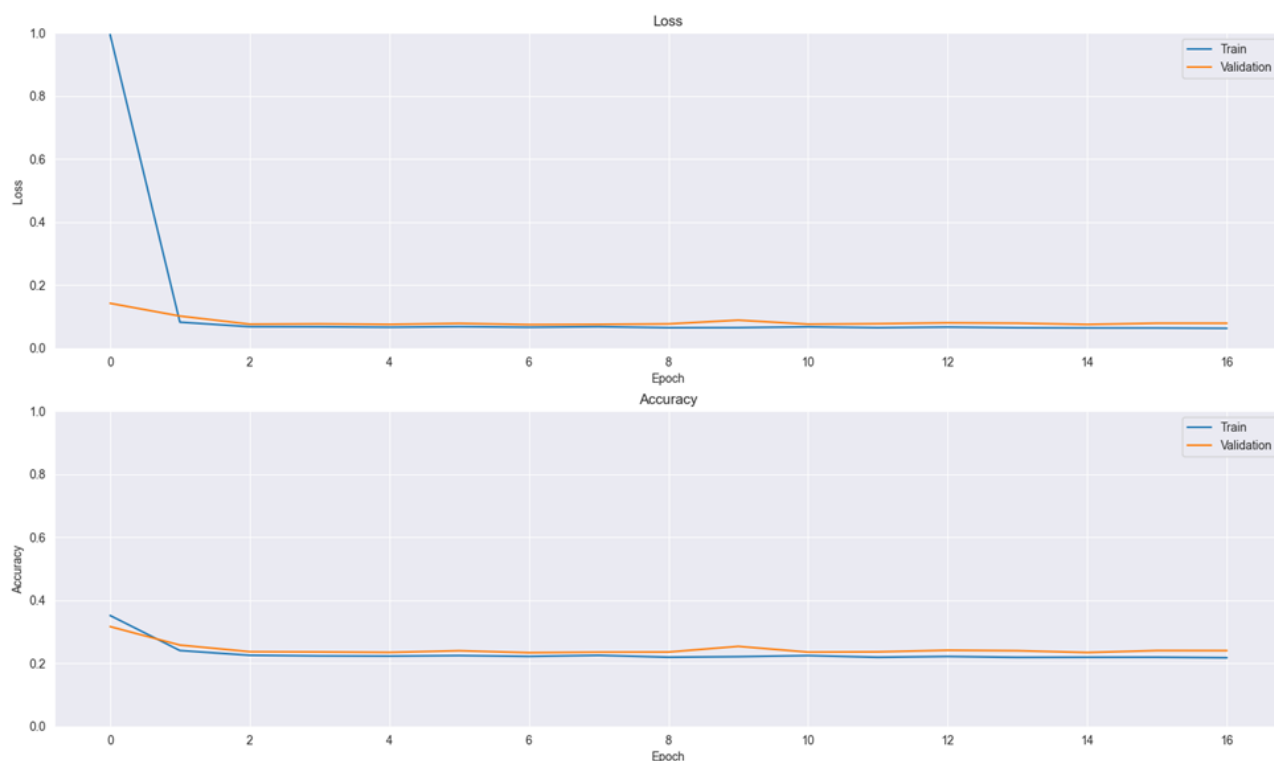


Рисунок 3.29 – Графік змін значень функції втрат і метрики, які використовувались для оцінки моделі VSA

В якості функції втрат для оцінки ефективності процесу навчання використовувалася середньоквадратична помилка (mean squared error). В якості

метрики для оцінки моделі під час навчання та тестування використовувалася середня абсолютна помилка (mean absolute error).

3.5 Практична реалізація методу рекомендацій за допомогою інтеграції аналізу емоційного фідбеку користувачів для підвищення релевантності рекомендацій арт-композицій

Наступним кроком стало додавання розробленого методу аналізу емоційних відгуків користувачів на відео у реальному часі для надання рекомендацій щодо вибору арт-композицій (VSA) в якості підсистеми до гібридної рекомендаційної системи HR з метою врахування емоцій користувачів для отримання більш релевантних рекомендацій віртуальних арт-композицій. Загальна схема створюваної моделі представлена на рисунку 3.30. Вона показує компоненти гібридної рекомендаційної системи, які будуть використані при інтеграції аналізу емоційних відгуків користувачів та створенні HR-VSA.

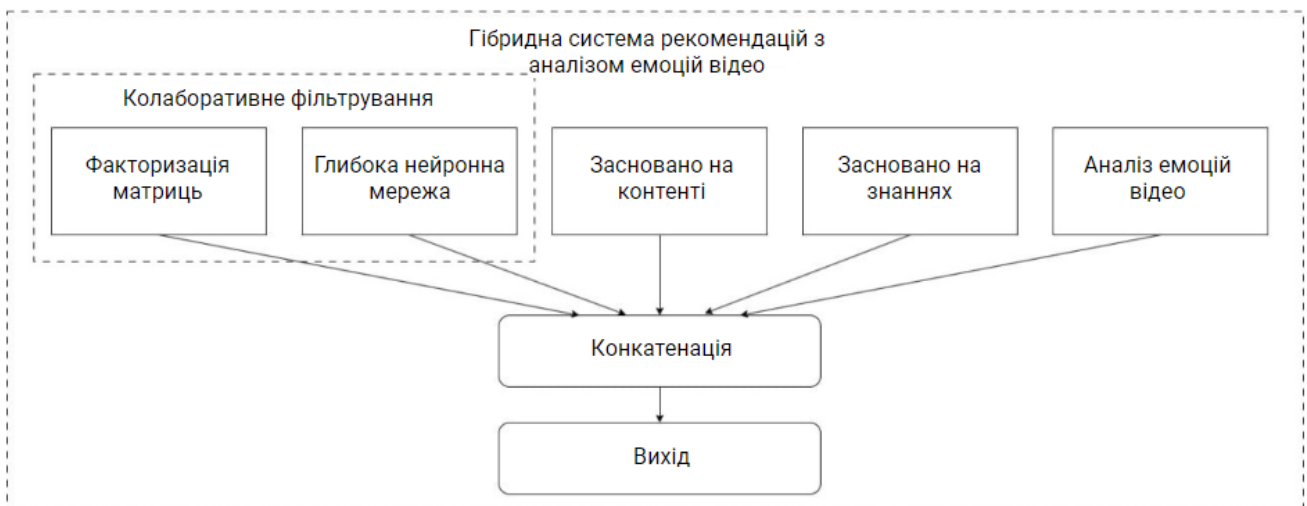


Рисунок 3.30 – Загальна схема шарів моделі HR-VSA

Щоб детальніше розібрати схему моделі розглянемо основні її частини. Було додано дві окремі глибокі нейронні мережі до моделі Neural Collaborative Filtering

[17], які використовують інформацію про властивості AR сесії віртуальної арт-композиції та інформацію профілю користувача для вибору відео [15], рисунок 3.31.

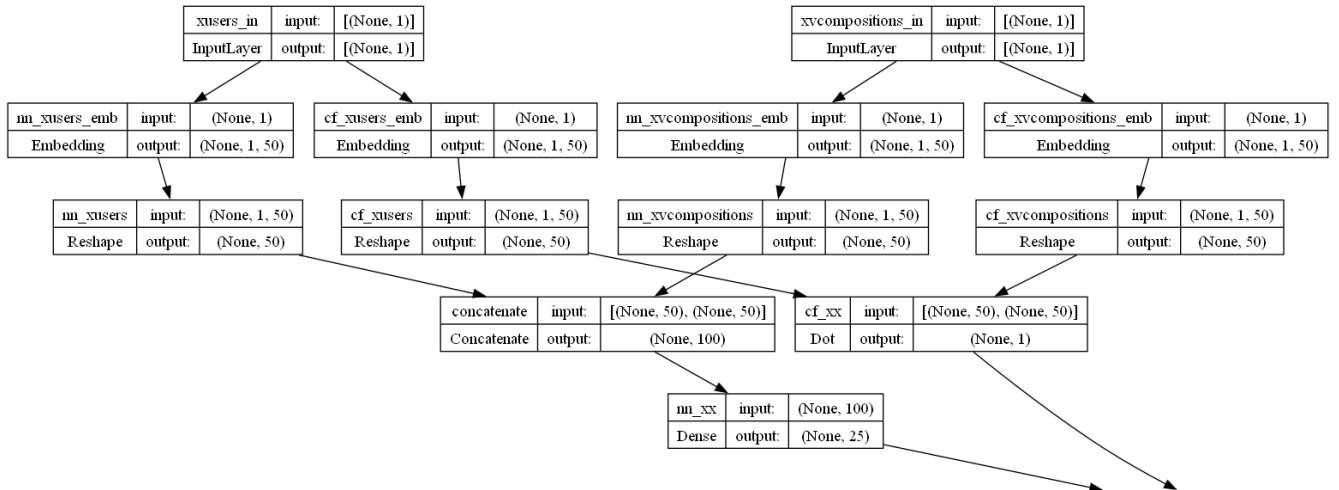


Рисунок 3.31 – Схема шарів методу колаборативної фільтрації на основі матричної факторизації та глибокої нейронної мережі

Метод content-based аналізує характеристики віртуальних арт-композицій для обчислення їх близькості до інтересів користувача [18, 19]. А метод knowledge-based використовує контекстуальні дані користувача для уточнення рекомендацій [20]. Шари цих методів представлені на рис. 3.32.

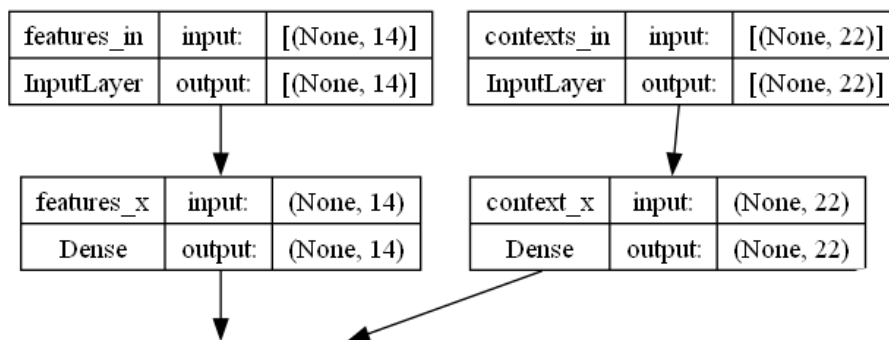


Рисунок 3.32 – Методи content-based та knowledge-based

Нарешті всі шари методів об'єднуються в завершальному шарі Concatenate. Кінцевий прогноз отримується після шару Dense, який робить прогноз зацікавленості користувача.

Систему доповнює доданий компонент Video Sentiments Analysis, детальна схема якого представлена на рис. 3.28 і описана в статті «Regression neural model for video sentiments analysis» [15].

Загальна схема такої системи з деяким контекстом шарів показана на рис. 3.33. Вона включає в себе вхідні дані для кожного з методів, що використовується в HR-VSA: дані профіля користувачів, арт-композицій, характеристики арт-композицій, контекстуальні дані користувача та, нарешті, відео з користувачем. Також бачимо шари вбудовування і латентні вектори користувача і арт-композицій, що є частиною колаборативної фільтрації на основі матричної факторизації та глибокої нейронної мережі, багатoshарові перцептрони, що оброблюють зв'язки та конкатенацію всіх методів.

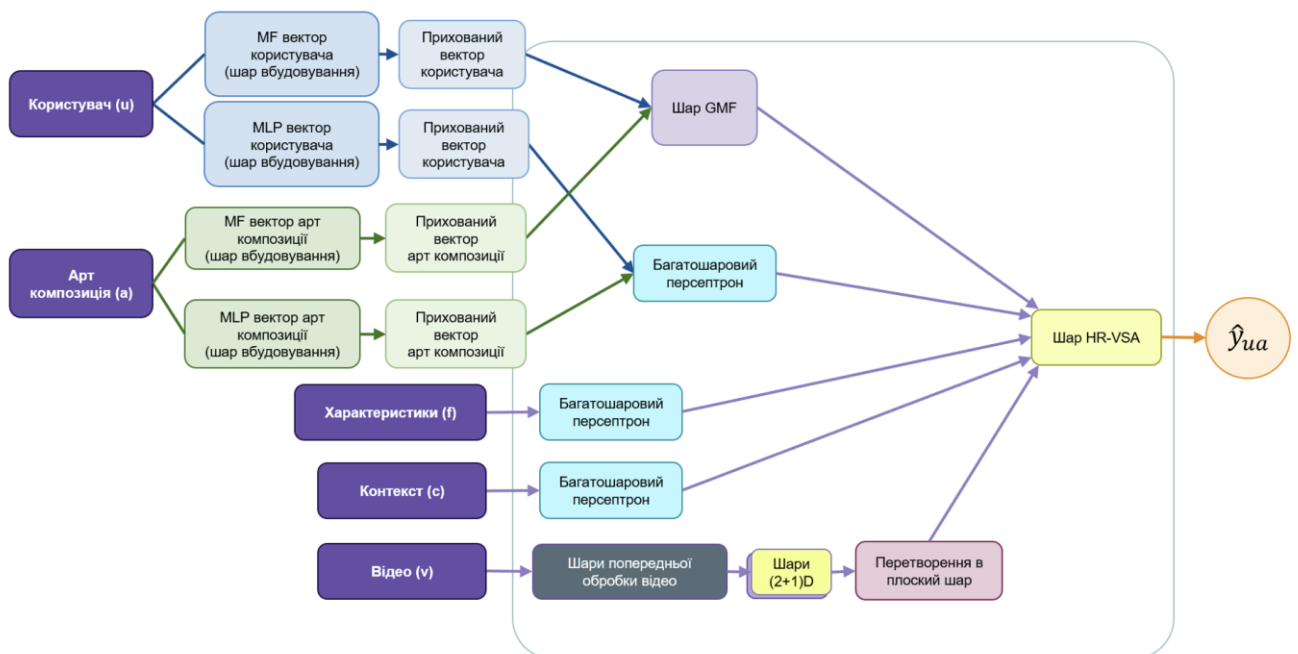


Рисунок 3.33 – Загальна схема шарів моделі HR-VSA

Детальна схема шарів моделі HR-VSA представлена на рис. 3.34. На ній зображено всі методи моделі та їхні шари.

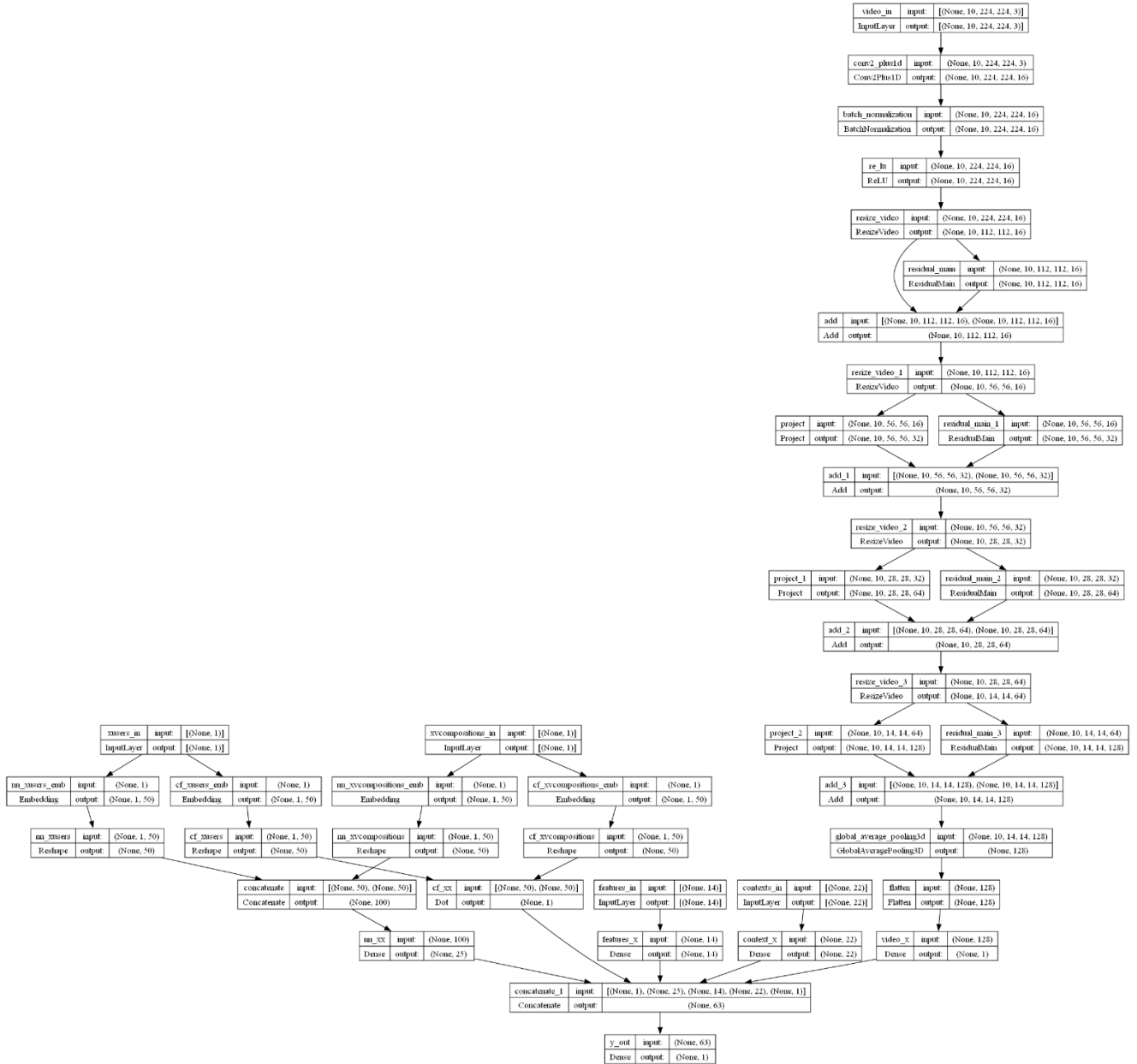


Рисунок 3.34 – Детальна схема шарів моделі HR-VSA

На рис. 3.35 зображено архітектуру розробленої моделі, що включає рівень клієнта з AR застосунком та його інфраструктуру: системою відображення віртуальної AR арт-композиції користувачу, камеру, що захоплює відео з користувачем та передає на сервер, UI застосунку, що оброблює фідбеки та

інтерації користувача, а також рівень сервера, який має власне HR, що приймає фідбеки користувача, його профіль та результат аналізу підсистемою VSA, а також містить інфраструктуру з арт-композиціями, профілем користувача та вихідними даними RS.

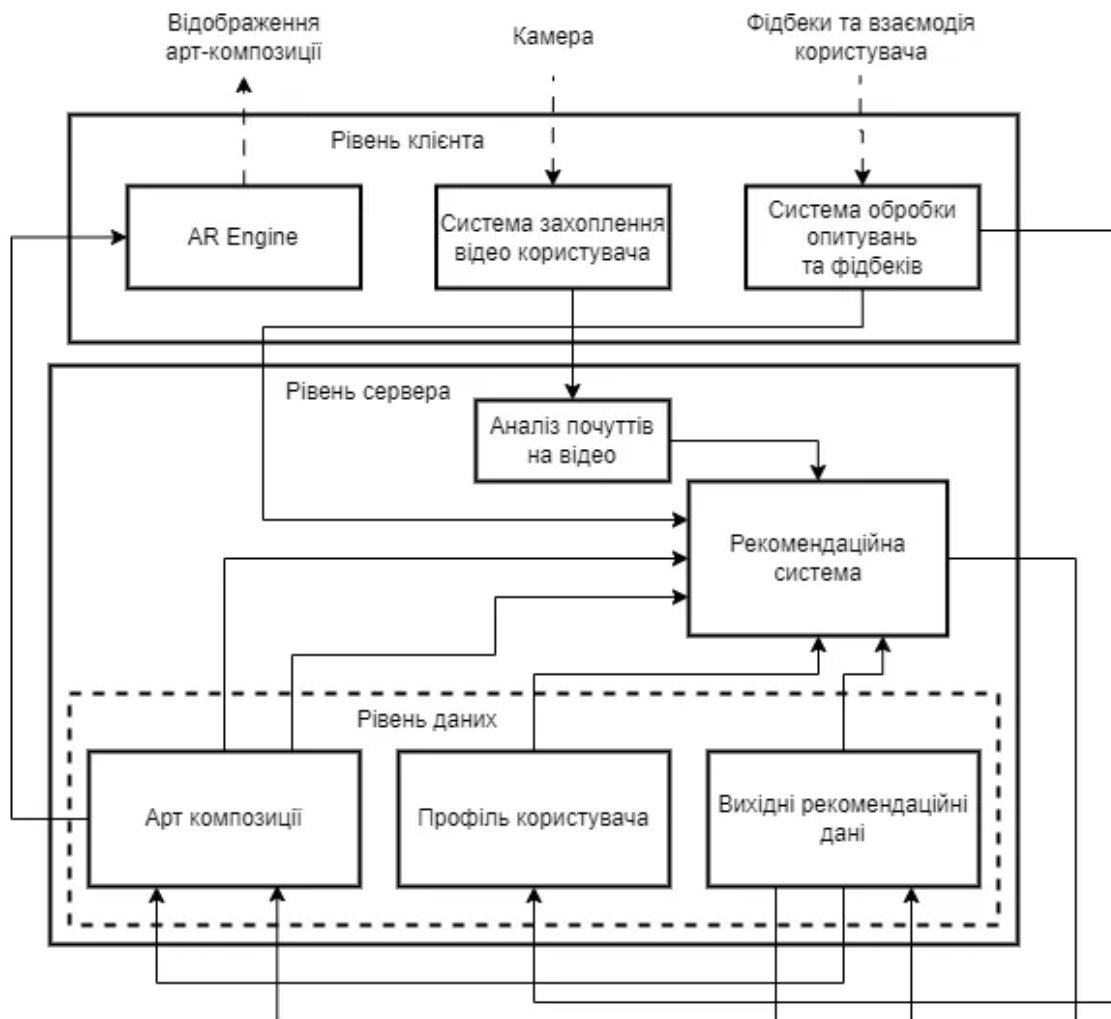


Рисунок 3.35 – Архітектура розробленої системи з використанням HR-VSA

На рис. 3.36 зображено IDEF0 діаграму, що описує процеси розробленої системи і включають: аналіз почуттів користувача на відео (VSA), оновлення профілю користувача через опитування, взаємодію даних блоків з рекомендаційною системою.

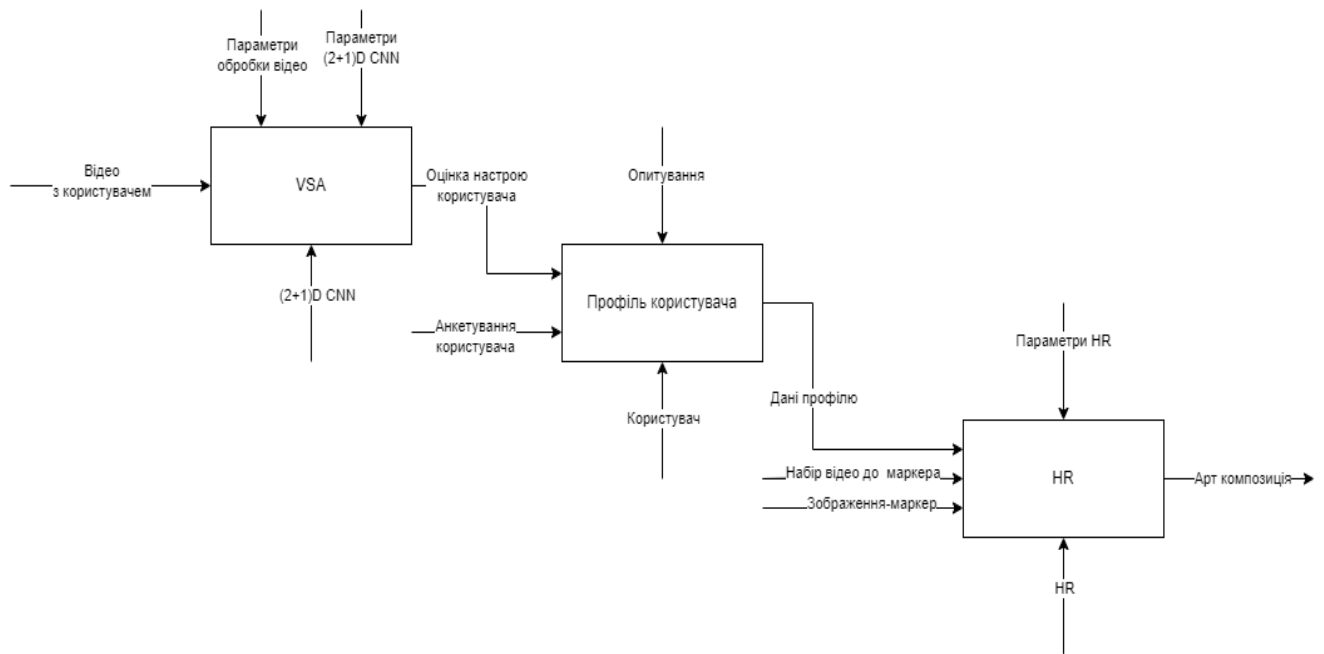


Рисунок 3.36 – IDEF0 діаграма розробленої системи

Для проведення обчислювального експерименту був використаний набір даних, отриманий шляхом консолідації навчального набору з [15] з набором CMU-MOSI, який був використаний для навчання моделі VSA.

Для здійснення досліджень набір даних було розділено на два набори: навчальний та тестовий у співвідношенні 80 до 20 відповідно.

Для валідації моделі в процесі навчання використовувалось 20% навчального набору.

На рис. 3.37 представлені графіки зміни значень функції втрат та метрики, отриманих при навчанні моделі на навчальних даних та перевірці на валідаційних даних. Для оцінки якості процесу навчання моделі використовувались середня квадратична помилка (mean squared error), як функція втрат, та середня абсолютна помилка (mean absolute error), як метрика для оцінки моделі під час навчання та валідації.

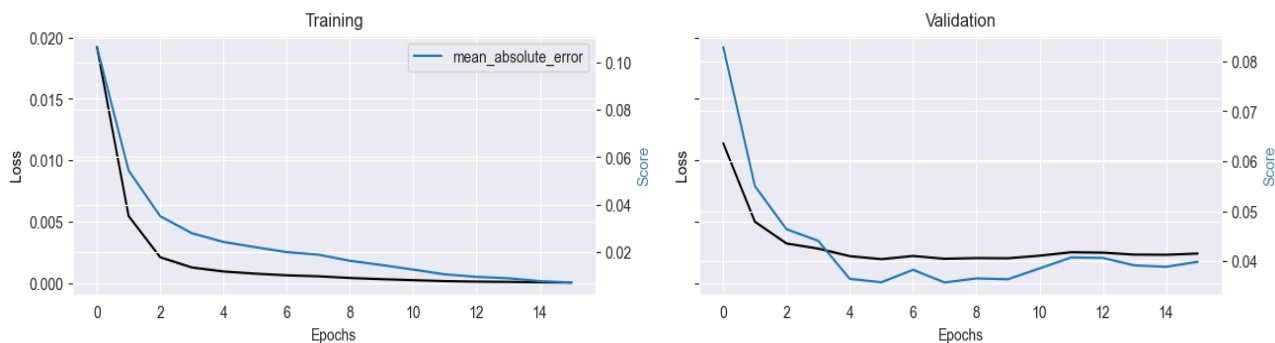


Рисунок 3.37 – Графік змін значень метрики і функції втрат, які використовувались для оцінки моделі HR-VSA

Під час тестування моделі HR-VSA було отримане значення середньої абсолютної помилки Mean Absolute Error: 0.0360.

Під час тестування гібридної моделі рекомендаційної системи HR без підсистеми VSA, яке проводилось в [15], було отримане значення середньої абсолютної помилки Mean Absolute Error: 0.0922.

Порівнявши значення, отримані за допомогою методу колаборативної фільтрації матричною факторизацією (CF) – 0.4302, методу нейронної колаборативної фільтрації (NCF) – 0.1058, методу нейронної колаборативної фільтрації з методами на основі контенту і методу на основі знань (HR) – 0.0922 та методу HR з VSA – 0.0360, можна дійти висновку, що розширення гібридної рекомендаційної системи, шляхом включення додаткових знань про елементи чи користувача значно знижує значення середньої абсолютної помилки. Побудуємо графік змін відповідно до отриманих значень (рис. 3.38).

Як видно із результатів експериментів, використання підсистеми розпізнавання емоцій на відео у гібридній рекомендаційній системі віртуальних арт-композицій дозволило досягти значного зниження помилки роботи системи – в 2,56 рази.

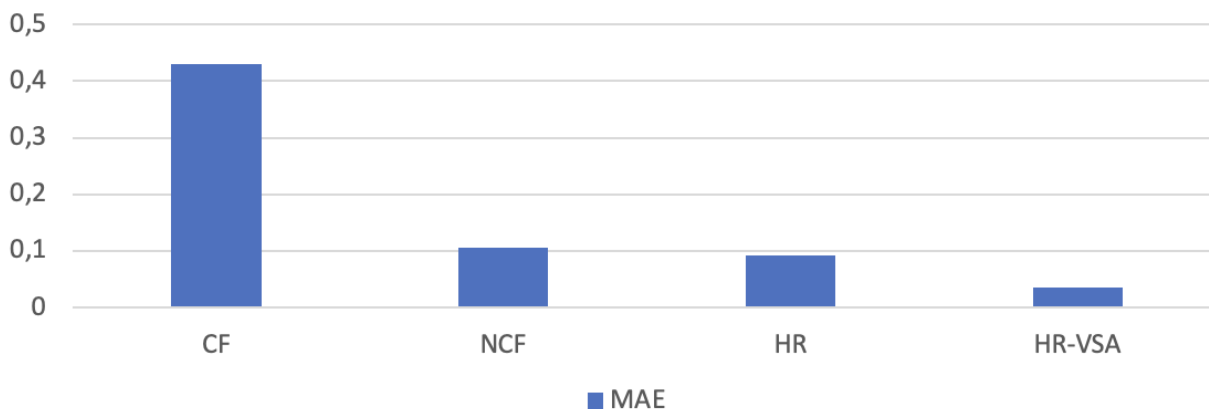


Рисунок 3.38 – Графік змін значення середньої абсолютної помилки в залежності від типу використаних методів в RS

З результатів тестування нової моделі стає зрозуміло, що включення підсистеми VSA в гібридну систему рекомендацій для віртуальних арт-композицій призвело до створення більш чутливої та точної моделі. Це свідчить про те, що тепер система набагато краще реагує на емоційний фідбек в контексті взаємодії користувача з віртуальними арт-композиціями і потенційно може покращити користувацький досвід та імерсивність системи.

3.6 Впровадження отриманих результатів

Впровадження розроблених нейромережної моделі вибору релевантних арт-композицій для інтерактивного мистецтва з урахуванням характеристик арт-композицій і профілю користувача, методу аналізу емоційних відгуків користувачів на відео у реальному часу для надання рекомендацій щодо вибору арт-композицій, методу рекомендацій за допомогою інтеграції аналізу емоційного фідбеку користувачів для підвищення релевантності рекомендацій арт-композицій здійснювалось в різних контекстах, включаючи дослідницькі проекти, академічні курси та об'єкти індустрії.

Зокрема, розроблені модель, методи та інструменти були застосовані в науково-дослідному проекті «Наукові засади і методи забезпечення

гарантоздатності флотів БПЛА інтелектуальних систем моніторингу потенційно небезпечних і військових об'єктів» (Національний аерокосмічний університет ім. М.Є. Жуковського «Харківський авіаційний інститут», ДР № 0121U112172, 2021-2023). що виконується кафедрою 503. Це дозволило підвищити фундаментальність, наочність та практичну спрямованість навчального процесу, якість підготовки фахівців за означеними напрямками, а також отримати ефективне вирішення науково-практичних задач під час виконання НДР.

Також розроблені модель, методи та інструменти були реалізовані у навчальному процесі кафедри комп'ютерних систем, мереж і кібербезпеки у вигляді лекційного матеріалу і лабораторних занять з використання інструментальних засобів та методів штучного інтелекту у навчальних дисциплінах «Комп'ютерні системи штучного інтелекту» (обсяг навчальної дисципліни – 4 кредити) та «Теорія проектування комп'ютерних систем і мереж» (обсяг навчальної дисципліни – 4 кредити). Це дозволило підвищити фундаментальність, наочність та практичну спрямованість навчального процесу, якість підготовки фахівців за означеними напрямками.

Розробки були застосовані в Комунальному закладі «Закарпатська обласна універсальна наукова бібліотека ім. Ф. Потушняка» для покращення організації та доступності цифрових бібліотечних ресурсів. Також розроблені модель, методи та інструменти були впроваджені в компанію з розробки програмного забезпечення Andersen, що дозволило розширити експертизу компанії на роботу з інтерактивним AR мистецтвом та гібридними RS.

Впровадження результатів дослідження в дослідницьких проектах, академічних курсах, бібліотеці та компанії-розробнику програмного забезпечення, підкреслює унікальність та ефективність розроблених моделі та методів створення рекомендаційних систем арт-композицій для систем доповненої реальності.

Успішні впровадження результатів в академічні установи підкреслюють освітню цінність розроблених засобів, готуючи студентів до реальних викликів у галузі машинного навчання.

Впровадження методів у бібліотечні системи демонструє їхній потенціал в покращенні користувацького досвіду в галузі бібліотечної справи.

Впровадження результатів в компанію з розробки програмного забезпечення підкреслює комерційну життєздатність і практичну цінність, допомагаючи залучити нових замовників та розширити експертизу компанії в нових доменах.

Загалом, аналіз результатів впровадження демонструє надійність, масштабованість та адаптивність розроблених моделі та методів створення рекомендаційних систем арт-композицій для систем доповненої реальності. Позитивні результати та відгуки від різних сценаріїв впровадження підтверджують ефективність та практичність запропонованих підходів і сприяють їхньому потенціалу для ширшого впровадження та впливу в різних сферах.

3.7 Висновки за розділом 3

Останні дослідження підтверджують зростаючу тенденцію до впровадження емоційного фідбеку та аналізу настроїв для покращення результатів рекомендаційних систем. Таким чином забезпечується більш глибока індивідуалізація та поточна емоційна відповідність користувацького досвіду [2].

В розробці нейромережної моделі вибору релевантних арт-композицій для інтерактивного мистецтва з урахуванням характеристик арт-композицій і профілю користувача, методу аналізу емоційних відгуків користувачів на відео у реальному часі для надання рекомендацій щодо вибору арт-композицій, методу рекомендацій за допомогою інтеграції аналізу емоційного фідбеку користувачів для підвищення релевантності рекомендацій арт-композицій було поставлено за мету порівняння ефективності роботи RS віртуальних арт-композицій з підсистемою розпізнавання емоцій на відео та без неї. Для проведення дослідження було обрано гібридну модель з [14], до якої було додано підсистему розпізнавання емоцій на відео, в якості якої використали модель з [12]. Як показали результати обчислювального експерименту, завдяки додаванню підсистеми VSA, вдалося суттєво знизити

середню абсолютну помилку роботи системи – в 2,56 рази. Це довело, що завдяки урахуванню додаткової інформації про вподобання користувачів, яку можна отримати за рахунок аналізу відео користувачів під час того, як вони оглядають віртуальні арт-композиції, можна значно зменшити помилки та підвищити ефективність роботи рекомендаційних систем віртуальних арт-композицій.

Майбутні дослідження можуть включати перспективи додавання підсистеми з генеративною нейронною мережею, яка на основі висновків розробленої рекомендаційної системи буде створювати нові віртуальні арт-композиції. Таким чином, система може не лише підбирати найбільш підходящі віртуальні арт-композиції, але й створювати адаптивний та динамічний контент, що дозволить підвищити задоволеність користувачів та покращити аспекти імерсивності системи.

Розроблена нейромережна модель для вибору релевантних арт-композицій продемонструвала високу ефективність і адаптивність при її впровадженні. Застосування моделі охоплює наукові дослідження, академічні курси, бібліотечні системи, а також розробку програмного забезпечення, зокрема в проектах в області інтерактивного мистецтва. Успішне впровадження підкреслює унікальність та практичну цінність розробок, що сприяє зростанню освітніх стандартів, покращенню користувацького досвіду в бібліотеках, та розширенню бізнес-можливостей компаній через використання інноваційних технологій у сфері доповненої реальності та штучного інтелекту. Позитивний фідбек та результати з різних сфер демонструють надійність, масштабованість і великий потенціал запропонованих методів для подальшого впровадження.

3.8 Література до розділу 3

1. Li, Dongsheng & Lian, Jianxun & Zhang, Le & Ren, Kan & Lu, Tun & Wu, Tao & Xie, Xing. (2023). Overview of Recommender Systems. 10.1007/978-981-99-8964-5_1. DOI: http://dx.doi.org/10.1007/978-981-99-8964-5_1.

2. Li, Yang & Liu, Kangbo & Satapathy, Ranjan & Wang, Suhang & Cambria, Erik. (2023). Recent Developments in Recommender Systems: A Survey. URL: <https://ar5iv.labs.arxiv.org/html/2306.12680>.

3. Atina, Vihi & Hartanti, Dwi. (2022). KNOWLEDGE BASED RECOMMENDATION MODELING FOR CLOTHING PRODUCT SELECTION RECOMMENDATION SYSTEM. Jurnal Teknik Informatika (Jutif). 3. 1407-1413. 10.20884/1.jutif.2022.3.5.584. DOI: <http://dx.doi.org/10.20884/1.jutif.2022.3.5.584>.

4. Jannach, Dietmar & Zanker, Markus & Felfernig, Alexander & Friedrich, Gerhard. (2010). Recommender Systems: An Introduction. Recommender Systems: An Introduction. 10.1017/CBO9780511763113. DOI: <http://dx.doi.org/10.1017/CBO9780511763113>.

5. Fernández del Amo Blanco, Iñigo & Erkoyuncu, John & Farsi, Maryam & Ariansyah, Dedy. (2021). Hybrid recommendations and dynamic authoring for AR knowledge capture and re-use in diagnosis applications. Knowledge-Based Systems. 239. 107954. 10.1016/j.knosys.2021.107954. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.knosys.2021.107954>.

6. Di Pietro, Mauro. (2022). Modern Recommendation Systems with Neural Networks. Towards Data Science. URL: <https://towardsdatascience.com/modern-recommendation-systems-with-neural-networks-3cc06a6ded2c>.

7. F. Maxwell Harper and Joseph A. Konstan. 2015. The MovieLens Datasets: History and Context. ACM Trans. Interact. Intell. Syst. 5, 4, Article 19 (January 2016), 19 pages. DOI: <https://doi.org/10.1145/2827872>.

8. R.A., Dr.Burange. (2024). Development of Movie Recommendation System Using Machine Learning. INTERANTIONAL JOURNAL OF SCIENTIFIC

RESEARCH IN ENGINEERING AND MANAGEMENT. 08. 1-5.
10.55041/IJSREM29879. DOI: <http://dx.doi.org/10.55041/IJSREM29879>.

9. Li, Chuntai & Kou, Yue & Shen, Derong & Nie, Tiezheng & Li, Dong. (2024). Cross-Grained Neural Collaborative Filtering for Recommendation. IEEE Access. PP. 1-1. 10.1109/ACCESS.2024.3384376. DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3384376>.

10. Hu, Yifan & Koren, Yehuda & Volinsky, Chris. (2008). Collaborative Filtering for Implicit Feedback Datasets. Proceedings - IEEE International Conference on Data Mining, ICDM. 263-272. 10.1109/ICDM.2008.22. DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/ICDM.2008.22>.

11. Shrivastava, Vineet & Kumar, Suresh. (2023). Comparative Analysis of Functionality and Aspects for Hybrid Recommender Systems. International Journal on Recent and Innovation Trends in Computing and Communication. 11. 549-558. 10.17762/ijritcc.v11i8s.7236. DOI: <http://dx.doi.org/10.17762/ijritcc.v11i8s.7236>.

12. Tran, Du & Wang, Heng & Torresani, Lorenzo & Ray, Jamie & LeCun, Yann & Paluri, Manohar. (2018). A Closer Look at Spatiotemporal Convolutions for Action Recognition. 6450-6459. 10.1109/CVPR.2018.00675. DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/CVPR.2018.00675>.

13. Zadeh, A., Liang, P.P., Poria, S., Vij, P., Cambria, E., & Morency, L.P. (2016). CMU-MOSI Dataset (Version 1.0) [Data set]. CMU Multimodal SDK. URL: <http://multicomp.cs.cmu.edu/resources/cmu-mosi-dataset/>.

14. Kuliakin, Andrii & Narozhnyi, V. & Tkachov, V. & Kuchuk, H. (2022). ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ ПОБУДОВИ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ ДЛЯ РОЗВ'ЯЗАННЯ ЗАДАЧІ ВИБОРУ НАЙБІЛЬШ РЕЛЕВАНТНОГО ВІДЕО ПРИ СТВОРЕННІ ВІРТУАЛЬНИХ АРТ-КОМПОЗИЦІЙ. Системи управління, навігації та зв'язку. Збірник наукових праць. 4. 94-99. 10.26906/SUNZ.2022.4.094. DOI: <https://doi.org/10.26906/SUNZ.2022.4.094>.

15. Kuliakin A. Regression neural model for video sentiments analysis // Global science: prospects and innovations. Proceedings of the 5th International scientific and

practical conference. Cognum Publishing House. Liverpool, United Kingdom. 2023. Pp. 173-178. URL: <https://sci-conf.com.ua/v-mizhnarodna-naukovo-praktichna-konferentsiya-global-science-prospects-and-innovations-28-30-12-2023-liverpul-velikobritaniya-arhiv/> .

16. Xu, Zhijing & Gao, Yang. (2024). Research on cross-modal emotion recognition based on multi-layer semantic fusion. *Mathematical Biosciences and Engineering*. 21. 2488-2514. 10.3934/mbe.2024110. DOI: <http://dx.doi.org/10.3934/mbe.2024110>.

17. He, Xiangnan & Liao, Lizi & Zhang, Hanwang. (2017). Neural Collaborative Filtering. *Proceedings of the 26th International Conference on World Wide Web*. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1708.05031>.

18. Yan, Xuechao & Qi, Shuhan & Chen, Chang. (2023). Recommender Systems: Collaborative Filtering and Content-based Recommender System. *Applied and Computational Engineering*. 2. 346-351. 10.54254/2755-2721/2/20220658. DOI: <http://dx.doi.org/10.54254/2755-2721/2/20220658>.

19. Tembhare, Puneshkumar & Hiware, Ritesh & Ojha, Shrey & Nimpure, Abhishek & raza, Faiz. (2023). Content Recommender System Based on Users Reviews. 10.1007/978-981-99-4932-8_40. DOI: http://dx.doi.org/10.1007/978-981-99-4932-8_40.

20. Uta, Mathias & Felfernig, Alexander & Le, Viet-Man & Tran, Thi Ngoc Trang & Garber, Damian & Lubos, Sebastian & Burgstaller, Tamim. (2024). Knowledge-based recommender systems: overview and research directions. *Frontiers in big data*. 7. 1304439. 10.3389/fdata.2024.1304439. DOI: <http://dx.doi.org/10.3389/fdata.2024.1304439>.

РОЗДІЛ 4. ОЦІНКА ЕФЕКТИВНОСТІ РОЗРОБЛЕНИХ НЕЙРОМЕРЕЖНИХ МЕТОДІВ СТВОРЕННЯ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ АРТ-КОМПОЗИЦІЙ ДЛЯ СИСТЕМ AR

4.1 Методологія тестування та оцінки ефективності

Рекомендаційні системи відіграють важливу роль у спрощенні пошуку та відбору релевантного контенту та продуктів для користувачів [1]. Вони аналізують інтереси користувачів і переглянутий контент для формування персоналізованих рекомендацій. Визначення ефективності рекомендацій в таких системах все ще залишається відкритим питанням, особливо коли йдеться про використання явних (наприклад, оцінки та відгуки користувачів) та неявних (історія переглядів, час перегляду, взаємодія з контентом – кліки, пауза, навігація) фідбеків користувачів [2, 3]. Проблематика полягає в необхідності урахування відмінностей у поведінці користувачів, оцінці значимості кожного виду фідбеку та використанні різних видів фідбеків для досягнення найкращих результатів.

Для покращення RS, зокрема, виявлення неочевидних інтересів користувачів, підвищення охоплення продуктів, збільшення переглядів товарів, тощо, використовуються різні підходи [4]. Зокрема, це розробка адаптивних алгоритмів [5, 6], які допомагають виявити зміни уподобань користувачів на основі явних та неявних фідбеків, виявлення та усунення можливих упереджень в явних оцінках користувачів, використовуючи неявні фідбеки.

Існують різні показники для оцінки моделей RS [1, 7]. Вибір кожного з них ґрунтується на типі рекомендаційної системи та типі фідбеків. Якщо це робота з рекомендаціями на основі контенту, вибір робиться з огляду на метрики подібності [8]. Для колаборативної фільтрації використовуються метрики передбачення [9] (якщо мова йде про оціночне передбачення) та метрики класифікації (для бінарного передбачення). Коли ж мова йде про HR – необхідно враховувати обидва підходи та надавати їм різні ваги значимості [10].

Розглянемо різні метрики, що використовуються для визначення ефективності рекомендаційних систем. Серед прогнозованих метрик оцінки ефективності можна виділити такий перелік:

1. MAE (Середня абсолютна похибка) – вимірює середню абсолютну різницю між фактичним та передбачуваним результатом. Ця метрика є важливою, оскільки допомагає оцінити, наскільки точно RS передбачає оцінки користувачів [11, 12]. Чим нижче значення MAE, тим точніше є передбачення системи [13]. MAE дорівнює середньому значенню абсолютних різниць між фактичними оцінками користувачів та передбаченнями системи:

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - p_i| , \quad (4.1)$$

де N – кількість оцінок, y_i – фактична оцінка користувача, p_i – передбачена оцінка системи.

2. RMSE (Коренева середня квадратична помилка) – дозволяє виміряти середньоквадратичну різницю між фактичними та передбаченими оцінками користувачів. Важливість RMSE полягає в тому, що вона штрафує великі помилки сильніше, ніж малі [14]. Це означає, що системи з низьким значенням RMSE краще працюють з точки зору передбачення оцінок користувачів:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - p_i)^2}. \quad (4.2)$$

Класифікаційні метрики оцінюють здатність RS приймати рішення. Такі метрики є хорошим вибором для таких завдань, як визначення релевантних або нерелевантних елементів для користувача [15]. Для метрик підтримки прийняття рішень точний рейтинг ігнорується, тоді як для методів на основі ранжирування він має неявний вплив через рейтинг. Серед класифікаційних метрик можна виділити наступні:

1. Precision (Точність) – відсоток релевантних рекомендацій серед усіх рекомендацій, наданих системою. Важливість точності полягає в тому, що вона оцінює якість рекомендацій, що надаються користувачам. Чим вище точність, тим менше нерелевантних рекомендацій отримують користувачі [16, 17]. Формула для отримання точності:

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP}, \quad (4.3)$$

де TP – кількість істинно позитивних рекомендацій (релевантні рекомендації, вірно визначені системою), FP – кількість хибно позитивних рекомендацій (нерелевантні рекомендації, помилково визначені системою як релевантні).

2. Recall (Повнота) – це частка найпопулярніших рекомендованих елементів, які є в наборі елементів, релевантних для користувача [17]. Повнота важлива для максимізації знаходження релевантних рекомендацій для користувачів. Чим більше повнота, тим вищий коефіцієнт попадання, оскільки підвищується ймовірність того, що буде запропонована правильна рекомендація. Формула для повноти:

$$Recall = \frac{TP}{TP+FN} \quad (4.4)$$

де FN – кількість хибно негативних рекомендацій (релевантні рекомендації, помилково визначені системою як нерелевантні).

3. F1-Score – це гармонійне середнє значення точності та повноти, яке допомагає об'єднати їх у одну метрику. Даний коефіцієнт не враховує істинно-від'ємні значення. Це ті випадки, коли RS не рекомендувала нерелевантний для користувача елемент [1]. Це означає, що можна встановити будь-яке значення проти істинно-від'ємних значень, і це не вплине на результат F1-Score [18, 19]:

$$F1 = 2 * \frac{Precision * Recall}{Precision + Recall}. \quad (4.5)$$

4. MCC (Коефіцієнт кореляції Метьюза) – це коефіцієнт кореляції між спостережуваною та прогнозованою бінарною класифікацією [13]. Коли класифікатор ідеальний (FP = FN = 0), значення MCC дорівнює 1, що вказує на ідеальну позитивну кореляцію. І, навпаки, коли класифікатор завжди неправильно класифікує (TP = TN = 0), ми отримуємо значення -1, що представляє ідеальну негативну кореляцію [20]:

$$MCC = \frac{TP * TN - FP * FN}{\sqrt{(TP + FP) * (TP + FN) * (TN + FP) * (TN + FN)}}. \quad (4.6)$$

В сценаріях, де є алгоритм генерації кандидатів, який повертає ранжований порядок елементів, а елементи нижче в списку менш імовірно будуть використані або побачені, то враховують наступні метрики:

1. Average precision (Середня точність) – дозволяє розглянути лише підмножину рекомендацій з рангом від 1 до k. Середня точність винагороджує систему за розміщення правильних рекомендацій на початку списку [15]:

$$AP = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^N (P(k) \text{ якщо елемент } k \text{ був релевантний}), \quad (4.7)$$

де m – кількість релевантних елементів, p(k) – передбачена релевантна оцінка системи.

2. MAP (Mean average precision) – на відміну від AP, яка застосовується до однієї точки даних, що еквівалентно одному користувачеві, MAP є середнім показником AP для всіх користувачів Q:

$$MAP = \frac{\sum_{q=1}^Q AP(q)}{Q}. \quad (4.8)$$

3. ARHR (Середній взаємний ранг попадання) або MRR (Середній взаємний ранг) – це середнє значення взаємного рангу для користувачів. Зворотний ранг є «звотною множиною» рангу першого правильного елемента. MRR доречний коли є лише один відповідний елемент або коли лише перший рекомендований елемент є основним [16]. Це означає, що MRR не застосовується, якщо в отриманому списку є кілька правильних відповідей. Формула MRR виглядає наступним чином:

$$MRR = \frac{1}{|Q|} \sum_{i=1}^{|Q|} \frac{1}{rank_i}. \quad (4.9)$$

По суті MRR є статистичним показником для оцінки будь-якого списку можливих відповідей, упорядкованих за ймовірністю правильності. Використання метрики середнього взаємного рангу є одним з ключових для оцінки ефективності RS, особливо коли важливо не лише точно визначити релевантні елементи, але й ранжувати їх у порядку їхньої значущості для користувача. MRR концентрується на позиції першої корисної рекомендації, нагороджуючи системи, які ефективно вибудовують найбільш відповідні елементи на початку списку рекомендацій [7].

Правильно використовуючи ці метрики, можна виявити можливі проблеми та вдосконалити RS, щоб краще задовольняти потреби користувачів та забезпечувати достатню релевантність рекомендацій [13].

Ретельний аналіз помилок та точності RS з використанням таких метрик як MAE дає змогу не тільки визначити аспекти, які потребують поліпшення. Високі значення MAE можуть вказувати на недоліки в алгоритмі рекомендації або недостатність даних для певних користувачів чи елементів [7]. Використання такого підходу сприяє ітеративному вдосконаленню RS, що дозволяє досягати вищої релевантності (особистісної відповідності) та задоволення користувачів.

Методологія тестування розробленої RS передбачає розділення набору даних на два піднабори: навчальний та тестовий у співвідношенні 80% до 20%,

відповідно. Для валідації моделі під час навчання використовувалося 20% від обсягу навчального набору.

4.2 Порівняльний аналіз результатів застосування розроблених нейромережних моделей

На основі отриманих результатів (рис. 3.38), можна побачити, що метод колаборативної фільтрації матричною факторизацією має найвище значення помилки MAE, що становить 0.4302. Це зумовлено тим, що даний метод обмежений в здатності уловлювати неявні залежності між користувачами та арт-композиціями. Окрім того, даний метод буде показувати гірші результати при холодному старті.

Метод NCF виправдовує своє застосування, значно покращуючи результат до MAE 0.1058. Даний метод здатен ефективно враховувати нелінійні взаємозв'язки в даних та уловлювати неявні залежності між користувачами та арт-композиціями, на відміну від попереднього.

Ще кращі результати показує метод HR на основі нейронної колаборативної фільтрації з методами на основі контенту та на основі знань, що знижує MAE до 0.0922. Таким, чином, інтеграція додаткової інформації в RS може значно покращити рекомендації.

Останній метод, HR-VSA, показує найкращі результати з MAE 0.0360. Це свідчить про велику перевагу використання глибоких знань про контекст та властивості елементів і користувачів, що дозволяє досягти значно релевантніших рекомендацій. Але окрім цього, даний результат свідчить про важливість врахування таких контекстних даних, як емоційний фідбек користувачів при перегляді тієї чи іншої арт-композиції, та більш релевантні результати при використанні підсистеми VSA.

Такий прогрес у точності з кожним методом вказує на значення використання більш складних моделей і вбудовування більш глибоких знань про арт-композиції,

користувачів, профіль, контекст. Ці результати відображають тенденцію в сфері RS до створення все більш персоналізованих та інтелектуальних моделей, здатних забезпечувати високу точність рекомендацій [21].

4.3 Стратегії оптимізації та подальший розвиток

В якості стратегій оптимізації та подальшого розвитку розробленої RS віртуальних арт-композицій можна виділити наступні:

1. Розширення даних профілю користувача до демографічних особливостей. Наприклад, врахування регіонально-культурного аспекту для оцінки впливу даних особливостей на рекомендації.

2. Аналіз більш складних патернів поведінки в часово-просторовому контексті. Це може бути розширення моделі для врахування різного досвіду користувачів в різних місцях (геолокації, пори року, часу доби, дня тижня).

3. Покращення аспекту приватності, оброблюючи можливі репрезентативні дані (відеоряд користувача, геолокація, профіль користувача) на стороні клієнту, без передачі мережею. Це також стосується використання заміни VSA на аналіз просторових даних з TrueDepth або аналогів.

4. Використання мобільних моделей при достатній потужності пристрою, що зможе вирішити як проблему приватності в таких системах, так і зменшити час на клієнт-серверну взаємодію.

Окрім того, майбутні дослідження можуть включати перспективи додавання підсистеми з генеративною нейронною мережею [22], яка на основі висновків розробленої RS буде створювати нові віртуальні арт-композиції, адаптуючись до різних контекстуально-часових аспектів користувачів. Таким чином, система може не лише підбирати найбільш підходящі віртуальні арт-композиції, але й створювати адаптивний та динамічний контент, що дозволить підвищити задоволеність користувачів та покращити аспекти імерсивності системи. Це також

дозволить розширити можливі рекомендації для користувачів, які мають потенційно невелику кількість даних для рекомендації.

4.4 Висновки за розділом 4

Точне вимірювання ефективності RS — складне завдання, яке вимагає балансування між різними видами фідбеку та адаптації до змін уподобань користувачів, контекстів та різних особливостей [7]. Методологія тестування, що застосовується до RS, повинна бути гнучкою, щоб вмщати динамічність користувацької поведінки, а також забезпечувати достатню кількість репрезентабельних даних для тренування та валідації моделей.

Порівняння різних нейромережних моделей для RS підтверджує, що комплексні підходи, які аналізують різноманітні дані та використовують різні методології, можуть забезпечити кращі результати [6]. Методи, які обмежуються виключно матричною факторизацією, показують найбільш слабкі результати через обмежені можливості врахування складних взаємозв'язків між користувачами та арт-композиціями. Навпаки, гібридні методи та ті, що включають підсистему аналізу почуттів користувачів на відео, демонструють найбільш низький показник MAE, оскільки краще моделюють комплексність реального світу та індивідуальність користувацьких уподобань.

З огляду на подальший розвиток та оптимізацію рекомендаційних систем, важливими є такі напрями: розширення даних користувачів, аналіз часо-просторових патернів поведінки та покращення аспектів приватності. Інноваційні підходи, як-от інтеграція генеративних нейронних мереж, можуть надати RS здатності не лише підбирати, але й створювати новий контент, розширюючи горизонти персоналізації та імерсивності досвіду користувачів. Такі підходи відкривають шлях до створення глибоко адаптивних систем, здатних самостійно еволюціонувати відповідно до змін у вподобаннях та потребах користувачів, підвищуючи загальне задоволення користувачів від використання системи.

4.5 Література до розділу 4

1. Abakumov, A. I., Kharchenko, V. S. (Ed.), & Morozova, O. I. (Ed.). (2023). Methods and technologies of ensuring quality and safety of intelligent systems: Monograph [Методи та технології забезпечення якості та безпеки інтелектуальних систем]. Національний аерокосмічний університет ім. М. Є. Жуковського «ХАІ». Харків, Юстон, 2023. 337 – 339. ISBN: 978-617-8335-01-4. URL: <https://dspace.library.khai.edu/xmlui/handle/123456789/5307>.
2. Lendave, V. (2020). “How To Measure The Success Of A Recommendation System?”. URL: <https://analyticsindiamag.com/how-to-measure-the-success-of-a-recommendation-system/>.
3. Lee, SeungJoo & Lee, Euijong & Young Duk, Seo. (2023). An integration method for optimizing the use of explicit and implicit feedback in recommender systems. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing. 14. 10.1007/s12652-023-04714-6. DOI: <http://dx.doi.org/10.1007/s12652-023-04714-6>.
4. Li, Dongsheng & Lian, Jianxun & Zhang, Le & Ren, Kan & Lu, Tun & Wu, Tao & Xie, Xing. (2023). Overview of Recommender Systems. 10.1007/978-981-99-8964-5_1. DOI: http://dx.doi.org/10.1007/978-981-99-8964-5_1.
5. Abdollahpouri, H., Burke, R., & Mobasher, B. (2020). Multistakeholder recommendation: Survey and research directions, pp. 12-13. DOI: <https://link.springer.com/article/10.1007/s11257-019-09256-1>.
6. Hodovychenko, Mykola & Gorbatenko, Anastasiia. (2023). Recommender systems: models, challenges and opportunities. Herald of Advanced Information Technology. 6. 308-319. 10.15276/hait.06.2023.20. DOI: <http://dx.doi.org/10.15276/hait.06.2023.20>.
7. Zangerle, Eva & Bauer, Christine. (2022). Evaluating Recommender Systems: Survey and Framework. ACM Computing Surveys. 55. 10.1145/3556536. DOI: <http://dx.doi.org/10.1145/3556536>.

8. Papadakis, Harris & Papagrigoriou, Antonis & Kosmas, Eleftherios & Panagiotakis, Costas & Markaki, Smaragda & Fragopoulou, Paraskevi. (2023). Content-Based Recommender Systems Taxonomy. *Foundations of Computing and Decision Sciences*. 48. 211-241. 10.2478/fcds-2023-0009. DOI: <http://dx.doi.org/10.2478/fcds-2023-0009>.

9. Yan, Xuechao & Qi, Shuhan & Chen, Chang. (2023). Recommender Systems: Collaborative Filtering and Content-based Recommender System. *Applied and Computational Engineering*. 2. 346-351. 10.54254/2755-2721/2/20220658. DOI: <http://dx.doi.org/10.54254/2755-2721/2/20220658>.

10. Bharatiya, Nidhi & Bhardwaj, Shatakshi & Sharma, Kartik & Kumar, Pranjal & Jijo, Jeny. (2023). Movie Recommendation System Using Hybrid Approach. 10.1007/978-981-99-5166-6_28. DOI: http://dx.doi.org/10.1007/978-981-99-5166-6_28.

11. Santos, Paulo & Kuehne, Bruno & Batista, Bruno & Leite, Dionisio & Peixoto, Maycon & Moreira, Edmilson & Reiff-Marganiec, Stephan. (2021). Recommender Systems Evaluator: A Framework for Evaluating the Performance of Recommender Systems. 10.1007/978-3-030-70416-2_43. DOI: http://dx.doi.org/10.1007/978-3-030-70416-2_43.

12. Robeson, Scott & Willmott, Cort. (2023). Decomposition of the mean absolute error (MAE) into systematic and unsystematic components. *PloS one*. 18. e0279774. 10.1371/journal.pone.0279774. DOI: <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pone.0279774>.

13. Jiang, Shuhao & Song, Jinlin. (2021). Evaluation Metrics for Personalized Recommendation Systems. *Journal of Physics: Conference Series*. 1920. 012109. 10.1088/1742-6596/1920/1/012109. DOI: <http://dx.doi.org/10.1088/1742-6596/1920/1/012109>.

14. Hodson, Timothy. (2022). Root-mean-square error (RMSE) or mean absolute error (MAE): when to use them or not. *Geoscientific Model Development*. 15. 5481-5487. 10.5194/gmd-15-5481-2022. DOI: <http://dx.doi.org/10.5194/gmd-15-5481-2022>.

15. Wu, Haolun & Zhang, Yansen & Ma, Chen & Lyu, Fuyuan & Diaz, Fernando & Liu, Xue. (2022). A Survey of Diversification Metrics and Approaches in Retrieval

Systems: From the Perspective of Search and Recommendation. URL: https://www.researchgate.net/publication/366789814_A_Survey_of_Diversification_Metrics_and_Approaches_in_Retrieval_Systems_From_the_Perspective_of_Search_and_Recommendation.

16. Sheela, Samudrala & Radhika, Kotrike. (2023). An Overview of Deep Learning-Based Recommendation Systems and Evaluation Metrics. 10.2174/9789815136746123010006. DOI: <http://dx.doi.org/10.2174/9789815136746123010006>.

17. Buckland, Michael & Gey, Fredric. (1994). The Relationship between Recall and Precision.. JASIS. 45. 12-19. 10.1002/(SICI)1097-4571(199401)45:1<12::AID-ASI2>3.0.CO;2-L. DOI: [http://dx.doi.org/10.1002/\(SICI\)1097-4571\(199401\)45:1%3C12::AID-ASI2%3E3.0.CO;2-L](http://dx.doi.org/10.1002/(SICI)1097-4571(199401)45:1%3C12::AID-ASI2%3E3.0.CO;2-L).

18. Lipton, Zachary & Elkan, Charles & Narayanaswamy, Balakrishnan. (2014). Thresholding Classifiers to Maximize F1 Score. DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1402.1892>.

19. Yarlagadda, Sneha & Tule, Sai & Myada, Karthik. (2024). F1 Score Based Weighted Asynchronous Federated Learning. International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology. 12. 947-953. 10.22214/ijraset.2024.58487. DOI: <http://dx.doi.org/10.22214/ijraset.2024.58487>.

20. Chicco, Davide & Jurman, Giuseppe. (2023). A statistical comparison between Matthews correlation coefficient (MCC), prevalence threshold, and Fowlkes–Mallows index. Journal of Biomedical Informatics. 144. 104426. 10.1016/j.jbi.2023.104426. DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jbi.2023.104426>.

21. Kuchuk, Heorhii & Kuliakin, Andrii. (2024). HYBRID RECOMMENDER FOR VIRTUAL ART COMPOSITIONS WITH VIDEO SENTIMENTS ANALYSIS. Advanced Information Systems. 8. 70-79. 10.20998/2522-9052.2024.1.09. DOI: <http://dx.doi.org/10.20998/2522-9052.2024.1.09>.

22. Kuliakin, Andrii & Narozhnyi, V. & Tkachov, V. & Kuchuk, H. (2022). ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ ПОБУДОВИ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ ДЛЯ

РОЗВ'ЯЗАННЯ ЗАДАЧІ ВИБОРУ НАЙБІЛЬШ РЕЛЕВАНТНОГО ВІДЕО ПРИ СТВОРЕННІ ВІРТУАЛЬНИХ АРТ-КОМПОЗИЦІЙ. Системи управління, навігації та зв'язку. Збірник наукових праць. 4. 94-99. 10.26906/SUNZ.2022.4.094. DOI: <https://doi.org/10.26906/SUNZ.2022.4.094>.

ВИСНОВКИ

У дисертаційній роботі представлено комплексне дослідження методів побудови рекомендаційних систем та включення емоційного аналізу користувачів до гібридної рекомендаційної системи. Мета роботи, яка полягала у покращенні результатів рекомендаційних систем для інтерактивного мистецтва з використанням доповненої реальності за допомогою нейромережних методів, була досягнута.

В ході виконання дисертаційної роботи було ефективно вирішено комплекс дослідницьких завдань, сформульованих у вступі.

Було проведено аналіз сучасних та перспективних методів створення рекомендаційних систем для інтерактивного мистецтва в контексті AR. Цей аналіз забезпечив розуміння поточного стану справ і тенденцій в контексті дослідження, виявлення обмежень і проблем, а також встановлення цілей і методології дослідження.

Вперше розроблено нейромережну модель вибору релевантних арт-композицій для інтерактивного мистецтва з урахуванням характеристик арт-композицій і профілю користувача, що дозволило персоналізувати взаємодію користувачів з інтерактивним мистецтвом, враховуючи різноманітні характеристики арт-композиції та дані уподобання користувача з його профілю.

Вперше розроблено метод аналізу емоційних відгуків користувачів на відео у реальному часі для надання рекомендацій щодо вибору арт-композицій, що дозволяє отримувати емоційний фідбек користувача під час взаємодії з інтерактивним мистецтвом в реальному часі.

Набув подальшого розвитку метод рекомендацій за допомогою інтеграції емоційного фідбеку користувачів для покращення релевантності арт-композицій, що дозволяє збільшити релевантність рекомендованих арт-композицій за рахунок аналізу емоційного фідбеку користувачів та врахування емоційного стану під час вибору арт-композиції.

Практичне значення одержаних результатів полягає в доведенні теоретичних положень дисертації до конкретної моделі, рекомендацій та їх безпосередньому використанні у закладах мистецтв, таких як бібліотеки, музеї, галереї та виставки.

Достовірність отриманих результатів підтверджується обґрунтованістю припущень, коректним вибором математичного апарату та результатами практичних впроваджень.

Запропоновані наукові та практичні результати пройшли апробацію на наукових конференціях та впроваджені в науково-дослідній роботі «Наукові основи та методи забезпечення надійності функціонування парків БПЛА інтелектуальних систем моніторингу потенційно небезпечних та військових об'єктів» (Міністерство освіти і науки України, проект № 0121U112172, 2021-2023 рр.) кафедри 503, дисципліни «Комп'ютерні системи штучного інтелекту» кафедри 503, Комунального закладу «Закарпатська обласна універсальна наукова бібліотека ім. Ф. Потушняка» та компанії-розробника програмного забезпечення Andersen.

З огляду на подальший розвиток та оптимізацію рекомендаційних систем, важливими є такі напрями: розширення даних користувачів, аналіз часо-просторових патернів поведінки та покращення аспектів приватності. Інноваційні підходи, як-от інтеграція генеративних нейронних мереж, що можуть надати RS здатності не лише підбирати, але й створювати новий контент. Окрім того, можливе застосування запропонованих моделі та методів в інших сферах, окрім мистецької – таких як освіта, охорона здоров'я, туризм.

Дисертаційна робота є дослідженням, що розвиває поточні гібридні підходи до створення рекомендаційних систем для інтерактивного мистецтва в контексті AR завдяки розробленню нових, удосконаленню і комплектуванню відомих моделей та методів. Запропоновані модель, методи та програмні засоби підвищують релевантність рекомендацій віртуальних арт-композицій і забезпечують імерсивний і більш емоційно резонансний досвід. Подальші дослідження за напрямом надасть змогу покращити персоналізацію та релевантність рекомендацій, а також підвищить приватність.

ДОДАТОК А. СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА

1. Kuliahin, Andrii, Narozhnyi, V., Tkachov, V. & Kuchuk, H. (2022). Дослідження методів побудови рекомендаційних систем для розв'язання задачі вибору найбільш релевантного відео при створенні віртуальних арт-композицій. *Системи управління, навігації та зв'язку*. Збірник наукових праць. 2022 (4). 94-99. 10.26906/SUNZ.2022.4.094. DOI: <https://doi.org/10.26906/SUNZ.2022.4.094>.
2. Abakumov, A. I., Kharchenko, V. S. (Ed.), & Morozova, O. I. (Ed.). (2023). *Methods and technologies of ensuring quality and safety of intelligent systems: Monograph [Методи та технології забезпечення якості та безпеки інтелектуальних систем]*. Національний аерокосмічний університет ім. М. Є. Жуковського «ХАІ». Харків, Юстон, 2023. 337 – 339. ISBN: 978-617-8335-01-4. URL: <https://dspace.library.khai.edu/xmlui/handle/123456789/5307>.
3. Kuliahin, Andrii. (2023). Використання розпізнаної емоції як неявного фідбеку для рекомендаційної системи. *Системи управління, навігації та зв'язку*. Збірник наукових праць. 2023 (3). 115-119. 10.26906/SUNZ.2023.3.115. DOI: <https://doi.org/10.26906/SUNZ.2023.3.115>.
4. Kuliahin, Andrii & Kuchuk, Heorhii. (2023). Classified emotion as implicit recommendation system feedback. *2024 IEEE 4th KhPI Week on Advanced Technology*. 1-4. 10.1109/KhPIWeek61412.2023.10312976. DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/KhPIWeek61412.2023.10312976>.
5. Kuliahin A., Narozhnyi V. Using the results of data processing by semantic clustering algorithms as implicit user feedback of a recommendation system. *Modern problems of science, education and society*. Proceedings of the 11th International scientific and practical conference. SPC “Sci-conf.com.ua”. Kyiv, Ukraine. 2024. Pp. 297-302. URL: <https://sci-conf.com.ua/xi-mizhnarodna-naukovo-praktichna-konferentsiya-modern-problems-of-science-education-and-society-8-10-01-2024-kiyiv-ukrayina-arhiv/>.
6. Kuliahin A. Regression neural model for video sentiments analysis. *Global science: prospects and innovations*. Proceedings of the 5th International scientific and

practical conference. Cognum Publishing House. Liverpool, United Kingdom. 2023. Pp. 173-178. URL: <https://sci-conf.com.ua/v-mizhnarodna-naukovo-praktichna-konferentsiya-global-science-prospects-and-innovations-28-30-12-2023-liverpul-velikobritaniya-arhiv/>.

7. Kuchuk, Heorhii & Kuliahin, Andrii. (2024). Hybrid recommender for virtual art compositions with video sentiments analysis. *Advanced Information Systems*. 8 (1). 70-79. 10.20998/2522-9052.2024.1.09. DOI: <https://doi.org/10.20998/2522-9052.2024.1.09>.

8. Kuliahin, Andrii. (2024). Персоналізація візуального контенту інтерактивного мистецтва в доповненій реальності на основі індивідуальних уподобань користувачів. *Системи управління, навігації та зв'язку*. Збірник наукових праць. 2024 (1). 115-117. 10.26906/SUNZ.2023.3.115. DOI: <https://doi.org/10.26906/SUNZ.2024.1>.

ДОДАТОК Б. ПРОГРАМНИЙ КОД

```

#%% md
**Declare packages:**
#%%
import warnings
import random
import pathlib

warnings.filterwarnings("ignore")

## Data
import pandas as pd
import numpy as np

## Video
import cv2
import einops

## Plots
import matplotlib.pyplot as plt

## Machine learning
from sklearn import metrics, preprocessing
import tensorflow as tf

## Deep learning
from keras import models, layers, utils, optimizers, Sequential
#%% md
**Import Virtual Compositions dataset:**
#%%
# Virtual Compositions
vcomposition_set = pd.read_csv("datasets/virtual_compositions.csv")

vcomposition_set = vcomposition_set[~vcomposition_set["class_name"].isna()]
vcomposition_set["vcomposition_id"] = range(0, len(vcomposition_set))
vcomposition_set["genre"] = vcomposition_set["class_name"]
vcomposition_set = vcomposition_set.drop(["class_name", "labels"],
axis='columns')

vcomposition_set
#%% md

```

```

**Import Users dataset:**
#% %
# Users
users_set = pd.read_csv("datasets/users.csv")

users_set["genres"] = users_set.apply(lambda row: {row["genre_1"],
row["genre_2"], row["genre_3"]}, axis=1)
users_set["user_id"] = range(0, len(users_set))
users_set = users_set.drop(["genre_1", "genre_2", "genre_3"], axis='columns')
users_set = users_set.rename(columns={"id": "user_id"})
users_set["user_id"] = users_set["user_id"].apply(lambda x: x - 1)

users_set
#% % md
**Rating dataset:**
#% %
ratings_set
pd.read_csv("datasets/ratings_w_video.csv").drop(columns="Unnamed: 0")
ratings_set["user_id"] = ratings_set["user_id"].apply(lambda x: x - 1)

ratings_set
#% % md

#% % md
###Preprocessing & features engineering
#% % md
**One-hot encoding**
#% %
tags = vcomposition_set["genre"].unique()

print(tags)
#% %
for tag in tags:
    vcomposition_set[tag] = vcomposition_set["genre"].apply(lambda x: 1 if tag in
x else 0)

vcomposition_set
#% %
tags = users_set["gender"].unique()
print(tags)
#% %
for tag in tags:
    users_set[tag] = users_set["gender"].apply(lambda x: 1 if tag in x else 0)

```

```

#% %
lst = [i for i in users_set["genres"]]
tags = set([tag for i in lst for tag in i])
print(tags)
#% %
for tag in tags:
    users_set[tag] = users_set["genres"].apply(lambda x: 1 if tag in x else 0)

users_set
#% % md
**Scaling**
#% %
scaler = preprocessing.MinMaxScaler().fit([[0], [5]])
#scaler.fit([[0], [5]])
ratings_set["y"] = scaler.transform(ratings_set['y'].values.reshape(-1,1))
# ratings_set["y"] = ratings_set["y"].apply(lambda x: x/10)
ratings_set
#% %
users_set['age'] = users_set['age'].apply(lambda x: x/100)
# users_set['age'] = scaler.fit_transform(users_set['age'].values.reshape(-1,1))

users_set
#% % md
**Merging Datasets**
#% %
## add Virtual Composition features
ratings_set = ratings_set.merge(vcomposition_set.drop(["image_path", "genre"],
axis=1), how="left", on="vcomposition_id")

## add Users features
ratings_set = ratings_set.merge(users_set.drop(["first_name", "last_name",
"gender", "favorite_color_hex", "genres"], axis=1), how="left", on=["user_id"])

ratings_set
#% % md
**Partitioning:**
#% %
split = int(0.8 * ratings_set.shape[0])
split_val = int(0.3 * split)
split_val
#% % md
Train:
#% %

```

```

ratings_set_sorted =
ratings_set.sort_values("vcomposition_id").reset_index(drop=True)
ratings_set_sorted = ratings_set_sorted.head(n=6000).reset_index(drop=True)
###
split = int(0.8 * ratings_set_sorted.shape[0])
split_val = int(0.3 * split)
split_val
###
train_set = ratings_set_sorted.iloc[:split, :]
# train_set = ratings_set_sorted.iloc[:split-split_val, :]

# print("non-null data:", train_set[train_set > 0].count().sum())

# train_set
### md
Test:
###
test_set = ratings_set_sorted.iloc[split:, :].reset_index(drop=True)

# print("non-null data:", test_set[test_set > 0].count().sum())

# test_set
### md
Valid:
###
valid_set = ratings_set_sorted.iloc[split-split_val:split, :].reset_index(drop=True)

# print("non-null data:", train_set[train_set > 0].count().sum())

# valid_set
###
#           X_train,           X_test,           y_train,           y_test           =
model_selection.train_test_split(ratings_set[["user_id","vcomposition_id"]],
ratings_set["y"], train_size=0.8)
### md
#### Load and preprocess video data
###
def format_frames(frame, output_size):
    """
    Pad and resize an image from a video.

    Args:
        frame: Image that needs to be resized and padded.

```

```

    output_size: Pixel size of the output frame image.
Return:
    Formatted frame with padding of specified output size.
"""
frame = tf.image.convert_image_dtype(frame, tf.float32)
frame = tf.image.resize_with_crop_or_pad(frame, *output_size)
return frame

def frames_from_video_file(video_path, n_frames = 10, output_size = (224,224),
frame_step = 2): #15 is default
    """
    Creates frames from each video file present for each category.

    Args:
        video_path: File path to the video.
        n_frames: Number of frames to be created per video file.
        output_size: Pixel size of the output frame image.
    Return:
        An NumPy array of frames in the shape of (n_frames, height, width,
channels).
    """
    result = []
    src = cv2.VideoCapture(str(pathlib.WindowsPath(video_path)))

    video_length = src.get(cv2.CAP_PROP_FRAME_COUNT)

    need_length = 1 + (n_frames - 1) * frame_step

    if need_length > video_length:
        start = 0
    else:
        max_start = video_length - need_length
        start = random.randint(0, max_start + 1)

    src.set(cv2.CAP_PROP_POS_FRAMES, start)
    ret, frame = src.read()
    result.append(format_frames(frame, output_size))

    for _ in range(n_frames - 1):
        for _ in range(frame_step):
            ret, frame = src.read()
            if ret:
                frame = format_frames(frame, output_size)

```

```

        result.append(frame)
    else:
        result.append(np.zeros_like(result[0]))
    src.release()
    result = np.asarray(result, dtype=np.float32)[..., [2, 1, 0]]

    return result

class FrameGenerator:
    def __init__(self, paths, n_frames):
        """ Returns a set of frames with their associated label.

        Args:
            path: Video file paths.
            n_frames: Number of frames.
            training: Boolean to determine if training dataset is being created.
        """
        self.paths = paths
        self.n_frames = n_frames

    def __call__(self):
        for path in self.paths:
            video_frames = frames_from_video_file(pathlib.WindowsPath(path),
n_frames=self.n_frames)
            yield video_frames

    #%%
    n_frames = 10 # default is 10
    batch_size = 8 # default is 8

    output_signature = tf.TensorSpec(shape = (None, None, None, 3), dtype =
tf.float32)

    # scaler = preprocessing.MinMaxScaler()
    # scaler.fit([[ -3],[3]])

    # train_ds = tf.data.Dataset.from_generator(FrameGenerator(subset_paths['train'],
n_frames, training=True),
    #
    #                                     output_signature = output_signature)
    train_ds
    =
tf.data.Dataset.from_generator(FrameGenerator(train_set['video_path'].head(),
n_frames), output_signature = output_signature)

```

```

# Batch the data
# train_ds = train_ds.batch(batch_size)

# test_ds = tf.data.Dataset.from_generator(FrameGenerator(subset_paths['test'],
n_frames),
#                                     output_signature = output_signature)
test_ds =
tf.data.Dataset.from_generator(FrameGenerator(test_set['video_path'].head(),
n_frames), output_signature = output_signature)

# test_ds = test_ds.batch(batch_size)

val_ds =
tf.data.Dataset.from_generator(FrameGenerator(valid_set['video_path'].head(),
n_frames), output_signature = output_signature)

###
# train_videos = train_set['video_path'].head().apply(frames_from_video_file)
# valid_videos = valid_set['video_path'].head().apply(frames_from_video_file)

###

###
# Print the shapes of the data
# train_frames = next(iter(train_ds))
# print(f'Shape of training set of frames: {train_frames.shape}')
###
# test_frames = next(iter(test_ds))
# print(f'Shape of validation set of frames: {test_frames.shape}')
### md
**Model implementation & testing:**
###
'''
Plot loss and metrics of keras training.
'''

def utils_plot_keras_training(training):
    metrics = [k for k in training.history.keys() if ("loss" not in k) and ("val" not in
k)]
    fig, ax = plt.subplots(nrows=1, ncols=2, sharey=True, figsize=(15, 3))

    ## training

```



```

ax[0].set(title="Training")
ax11 = ax[0].twinx()
ax[0].plot(training.history['loss'], color='black')
ax[0].set_xlabel('Epochs')
ax[0].set_ylabel('Loss', color='black')
for metric in metrics:
    ax11.plot(training.history[metric], label=metric)
ax11.set_ylabel("Score", color='steelblue')
ax11.legend()

## validation
ax[1].set(title="Validation")
ax22 = ax[1].twinx()
ax[1].plot(training.history['val_loss'], color='black')
ax[1].set_xlabel('Epochs')
ax[1].set_ylabel('Loss', color='black')
for metric in metrics:
    ax22.plot(training.history['val_' + metric], label=metric)
ax22.set_ylabel("Score", color="steelblue")
plt.show()

```

#%% md
HYBRID RECOMMENDER
 #%% md
 # Create the VSA Model
 #%%
 # Define the dimensions of one frame in the set of frames created
 HEIGHT = 224 # 224 by default
 WIDTH = 224 # 224 by default
 #%%
 class Conv2Plus1D(layers.Layer):
 def __init__(self, filters, kernel_size, padding):
 """
 A sequence of convolutional layers that first apply the convolution operation
 over the
 spatial dimensions, and then the temporal dimension.
 """
 super().__init__()
 self.seq = Sequential([
 # Spatial decomposition
 layers.Conv3D(filters=filters,
 kernel_size=(1, kernel_size[1], kernel_size[2]),
 padding=padding),
 # Temporal decomposition

```

        layers.Conv3D(filters=filters,
                      kernel_size=(kernel_size[0], 1, 1),
                      padding=padding)
    ])

    def call(self, x):
        return self.seq(x)
#% %
class ResidualMain(layers.Layer):
    """
    Residual block of the model with convolution, layer normalization, and the
    activation function, ReLU.
    """
    def __init__(self, filters, kernel_size):
        super().__init__()
        self.seq = Sequential([
            Conv2Plus1D(filters=filters,
                       kernel_size=kernel_size,
                       padding='same'),
            layers.LayerNormalization(),
            layers.ReLU(),
            Conv2Plus1D(filters=filters,
                       kernel_size=kernel_size,
                       padding='same'),
            layers.LayerNormalization()
        ])

    def call(self, x):
        return self.seq(x)
#% %
class Project(layers.Layer):
    """
    Project certain dimensions of the tensor as the data is passed through different
    sized filters and downsampled.
    """
    def __init__(self, units):
        super().__init__()
        self.seq = Sequential([
            layers.Dense(units),
            layers.LayerNormalization()
        ])

    def call(self, x):

```

```

    return self.seq(x)
#% %
def add_residual_block(input, filters, kernel_size):
    """
    Add residual blocks to the model. If the last dimensions of the input data
    and filter size does not match, project it such that last dimension matches.
    """
    out = ResidualMain(filters, kernel_size)(input)

    res = input
    # Using the Keras functional APIs, project the last dimension of the tensor to
    # match the new filter size
    if out.shape[-1] != input.shape[-1]:
        res = Project(out.shape[-1])(res)

    return layers.add([res, out])
#% %
class ResizeVideo(layers.Layer):
    def __init__(self, height, width):
        super().__init__()
        self.height = height
        self.width = width
        self.resizing_layer = layers.Resizing(self.height, self.width)

    def call(self, video):
        """
        Use the einops library to resize the tensor.

        Args:
            video: Tensor representation of the video, in the form of a set of frames.

        Return:
            A downsampled size of the video according to the new height and width it
            should be resized to.
        """
        # b stands for batch size, t stands for time, h stands for height,
        # w stands for width, and c stands for the number of channels.
        old_shape = einops.parse_shape(video, 'b t h w c')
        images = einops.rearrange(video, 'b t h w c -> (b t) h w c')
        images = self.resizing_layer(images)
        videos = einops.rearrange(
            images, '(b t) h w c -> b t h w c',
            t = old_shape['t'])

```

```

    return videos
    #%%
    # Extra data
    vcmp_features = ratings_set.columns[4:18]
    usr_features = ratings_set.columns[18:]
    print(vcmp_features, "\n", usr_features)

    # context = context_set.drop(["user_id", "vcomposition_id", "y"], axis=1).columns
    # print(context)
    #%% md
    Model Design
    #%%
    embeddings_size = 50

    usr,          prd          =          ratings_set["user_id"].max()+1,
ratings_set["vcomposition_id"].max()+1

    feat = len(vcmp_features)
    ctx = len(usr_features)

    ##### COLLABORATIVE
    FILTERING #####
    # Input layer
    xusers_in = layers.Input(name="xusers_in", shape=(1,))
    xvcompositions_in = layers.Input(name="xvcompositions_in", shape=(1,))

    # A) Matrix Factorization
    ## embeddings and reshape
    cf_xusers_emb = layers.Embedding(name="cf_xusers_emb", input_dim=usr,
output_dim=embeddings_size)(xusers_in)
    cf_xusers = layers.Reshape(name='cf_xusers',
target_shape=(embeddings_size,))(cf_xusers_emb)
    ## embeddings and reshape
    cf_xvcompositions_emb = layers.Embedding(name="cf_xvcompositions_emb",
input_dim=prd, output_dim=embeddings_size)(xvcompositions_in)
    cf_xvcompositions = layers.Reshape(name='cf_xvcompositions',
target_shape=(embeddings_size,))(cf_xvcompositions_emb)
    ## virtual composition
    cf_xx = layers.Dot(name='cf_xx', normalize=True, axes=1)([cf_xusers,
cf_xvcompositions])

    # B) Neural Network
    ## embeddings and reshape

```

```

    nn_xusers_emb = layers.Embedding(name="nn_xusers_emb", input_dim=usr,
output_dim=embeddings_size)(xusers_in)
    nn_xusers = layers.Reshape(name='nn_xusers',
target_shape=(embeddings_size,))(nn_xusers_emb)
    ## embeddings and reshape
    nn_xvcompositions_emb = layers.Embedding(name="nn_xvcompositions_emb",
input_dim=prd, output_dim=embeddings_size)(xvcompositions_in)
    nn_xvcompositions = layers.Reshape(name='nn_xvcompositions',
target_shape=(embeddings_size,))(nn_xvcompositions_emb)
    ## concat and dense
    nn_xx = layers.Concatenate()([nn_xusers, nn_xvcompositions])
    nn_xx = layers.Dense(name="nn_xx", units=int(embeddings_size/2),
kernel_initializer="glorot_uniform", activation='relu')(nn_xx)

##### CONTENT BASED
#####
# Virtual composition Features
features_in = layers.Input(name="features_in", shape=(feat,))
features_x = layers.Dense(name="features_x", units=feat,
kernel_initializer="glorot_uniform", activation='relu')(features_in)

##### KNOWLEDGE BASED
#####
# Context
contexts_in = layers.Input(name="contexts_in", shape=(ctx,))
context_x = layers.Dense(name="context_x", units=ctx,
kernel_initializer="glorot_uniform", activation='relu')(contexts_in)

##### VIDEO SENTIMENT
ANALYSIS #####

input_shape = (None, n_frames, HEIGHT, WIDTH, 3)
video_in = layers.Input(name="video_in", shape=(input_shape[1:]))

video_x = Conv2Plus1D(filters=16, kernel_size=(3, 7, 7),
padding='same')(video_in)
video_x = layers.BatchNormalization()(video_x)
video_x = layers.ReLU()(video_x)
video_x = ResizeVideo(HEIGHT // 2, WIDTH // 2)(video_x)

# Block 1
video_x = add_residual_block(video_x, 16, (3, 3, 3))
video_x = ResizeVideo(HEIGHT // 4, WIDTH // 4)(video_x)

```

```

# Block 2
video_x = add_residual_block(video_x, 32, (3, 3, 3))
video_x = ResizeVideo(HEIGHT // 8, WIDTH // 8)(video_x)

# Block 3
video_x = add_residual_block(video_x, 64, (3, 3, 3))
video_x = ResizeVideo(HEIGHT // 16, WIDTH // 16)(video_x)

# Block 4
video_x = add_residual_block(video_x, 128, (3, 3, 3))

video_x = layers.GlobalAveragePooling3D()(video_x)
video_x = layers.Flatten()(video_x)
video_x = layers.Dense(name="video_x", units=1, activation='linear')(video_x)

##### OUTPUT
#####
# Merge all
y_out = layers.Concatenate()([cf_xx, nn_xx, features_x, context_x, video_x])
y_out = layers.Dense(name="y_out", units=1,
kernel_initializer="glorot_uniform", activation='linear')(y_out)

# Compile
model = models.Model(inputs=[xusers_in, xvcompositions_in, features_in,
contexts_in, video_in], outputs=y_out, name="Hybrid_Model")
model.compile(optimizer=optimizers.Adam(learning_rate=1e-4),
loss='mean_squared_error', metrics=['mean_absolute_error'])
# model.compile(optimizer='adam', loss='mse', metrics=['mae'])
model.summary()
###
utils.plot_model(model, to_file='new_model.png', show_shapes=True,
show_layer_names=True)
### md
Train/Test
###
# train_set_ = train_set.head()
train_set['videos'] = train_set['video_path'].apply(frames_from_video_file)
###
es_callback = tf.keras.callbacks.EarlyStopping(monitor="val_loss", patience=10)
rlrp = tf.keras.callbacks.ReduceLROnPlateau(monitor='val_loss', factor=0.1,
patience=5, min_delta=1E-7, verbose=1)
###

```

```

# def send_msg_telegram(msg):
#                                     url                                     =
'https://api.telegram.org/bot1135829120:AAHTtJXieHa7H3QwBCWCB_LTnw6lobgD
Qhs/sendMessage?chat_id=422508418&text='+msg
# return requests.get(url)
# %%
# send_msg_telegram('Навчання почалось...')
# %%
# train
with tf.device('/cpu:0'):
    training = model.fit(x=[train_set['user_id'], train_set['vcomposition_id'],
train_set[vcmp_features], train_set[usr_features], np.stack(train_set['videos'],0)],
y=train_set['y'], epochs=100, shuffle=True, verbose=1, validation_split = 0.2,
callbacks=[es_callback], batch_size=8)
# %%
# send_msg_telegram('Навчання закінчилось...')
# %%
model = training.model
utils_plot_keras_training(training)
# %%
test_set['videos'] = test_set['video_path'].apply(frames_from_video_file)
# %%
# test
test_set['yhat'] = model.predict([test_set['user_id'], test_set['vcomposition_id'],
test_set[vcmp_features], test_set[usr_features], np.stack(test_set['videos'],0)])
# test_set
# %%
# overall
y_test = test_set['y']
predicted = test_set['yhat']
#mse, mae = model.evaluate([test_set['user_id'], test_set['vcomposition_id'],
test_set[vcmp_features], test_set[usr_features], np.stack(test_set['videos'],0)], y_test)

print("Mean          Absolute          Error          (Σ|y-pred|/n):",
"{:,.4f}".format(metrics.mean_absolute_error(y_test, predicted)))
print("Mean          Absolute          Perc          Error:",
"{:,.4f}".format(metrics.mean_absolute_percentage_error(y_test, predicted)))
print("Mean          Absolute          Perc          Error          (Σ(|y-pred|/y)/n):",
str(round(np.mean(np.abs((y_test - predicted) / y_test)), 2)) + "%")
# print('MSE: %.5f, MAE: %.5f % (mse, mae)')
print('Mean Squared Error:', "{:,.4f}".format(metrics.mean_squared_error(y_test,
predicted)))
# %%

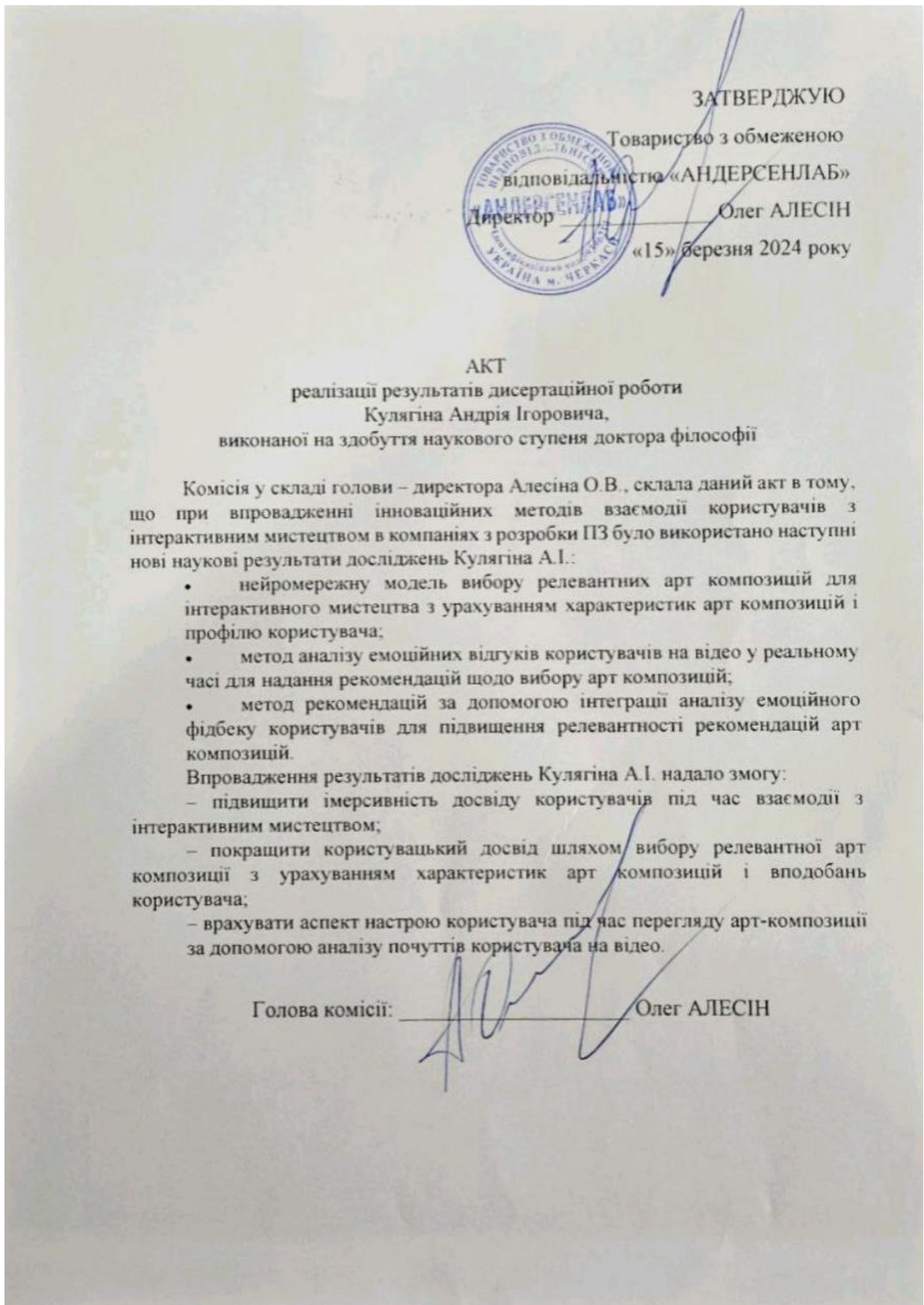
```

```

# send_msg_telegram("Mean Absolute Error ( $\Sigma|y-pred|/n$ ):"+"
{:.4f}".format(metrics.mean_absolute_error(y_test, predicted)))
# send_msg_telegram("Mean Absolute Perc Error:"+"
{:.4f}".format(metrics.mean_absolute_percentage_error(y_test, predicted)))
# send_msg_telegram("Mean Absolute Perc Error ( $\Sigma(|y-pred|/y)/n$ ):
"+str(round(np.mean(np.abs((y_test - predicted) / y_test)), 2)) + "%")
# send_msg_telegram('Mean Squared Error:'+"
{:.4f}".format(metrics.mean_squared_error(y_test, predicted)))
# %%
# send_msg_telegram('Скрипт завершив работу...')

```


ДОДАТОК В. АКТИ ВПРОВАДЖЕННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ ДОСЛІДЖЕННЯ



ЗАТВЕРДЖУЮ

Комунальний заклад «Закарпатська
обласна універсальна наукова бібліотека
ім. Ф. Погосяка» – Директор
Канюка Олена Анатоліївна
«24» березня 2024 року

АКТ

реалізації результатів дисертаційної роботи
Кулягіна Андрія Ігоровича,
виконаної на здобуття наукового ступеня доктора філософії

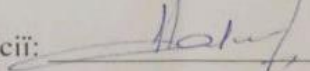
Комісія у складі голови – директора Канюки О.А., склала даний акт в тому, що при впровадженні інноваційних методів взаємодії користувачів з інтерактивним мистецтвом в комунальних закладах було використано наступні нові наукові результати досліджень Кулягіна А.І.:

- нейромережну модель вибору релевантних арт композицій для інтерактивного мистецтва з урахуванням характеристик арт композицій і профілю користувача;
- метод аналізу емоційних відгуків користувачів на відео у реальному часі для надання рекомендацій щодо вибору арт композицій;
- метод рекомендацій за допомогою інтеграції аналізу емоційного фідбеку користувачів для підвищення релевантності рекомендацій арт композицій.

Впровадження результатів досліджень Кулягіна А.І. надало змогу:

- підвищити імерсивність досвіду користувачів під час взаємодії з інтерактивним мистецтвом;
- покращити користувацький досвід шляхом вибору релевантної арт композиції з урахуванням характеристик арт композицій і вподобань користувача;
- врахувати аспект настрою користувача під час перегляду арт-композиції за допомогою аналізу почуттів користувача на відео.

Голова комісії:



О.А. Канюка

Затверджую
Проректор з наукової роботи
Національного аерокосмічного університету
ім. М.Є. Жуковського



«Харківський авіаційний інститут»

Д.т.н., професор

В.В. Павліков

24 березня 2024 року

АКТ ВПРОВАДЖЕННЯ

наукових результатів дисертаційної роботи

Кулягіна Андрія Ігоровича, виконаної на здобуття наукового ступеня
доктора філософії, у науково-дослідних роботах

Комісія у складі декана факультету радіоелектроніки, комп'ютерних систем та інфокомунікацій к.т.н. Одокієнка О. В., завідувача кафедри д.т.н, проф. Харченко В.С., д.т.н., проф. Фесенка Г. В., д.т.н., професора Морозової О. І., к.т.н., доцента Ключнікова І. М., встановила, що наукові результати, а саме:

- нейромережна модель вибору релевантних арт композицій для інтерактивного мистецтва з урахуванням характеристик арт композицій і профілю користувача;
 - метод аналізу емоційних відгуків користувачів на відео у реальному часі для надання рекомендацій щодо вибору арт композицій;
 - метод рекомендацій за допомогою інтеграції аналізу емоційного фідбеку користувачів для підвищення релевантності рекомендацій арт композицій;
- реалізовані у вигляді наукових положень і розробок, використаних при виконанні науково-дослідних проєктів:
- Наукові засади і методи забезпечення гарантоздатності флотів БПЛА інтелектуальних систем моніторингу потенційно небезпечних і військових

об'єктів (Національний аерокосмічний університет ім. М.Є. Жуковського «Харківський авіаційний інститут», ДР № 0121U112172, 2021-2023).

Це дозволило підвищити фундаментальність, наочність та практичну спрямованість навчального процесу, якість підготовки фахівців за означеними напрямками, а також отримати ефективне вирішення науково-практичних задач під час виконання НДР.

Голова комісії

Члени комісії

The image shows four handwritten signatures in black ink, arranged vertically. The first signature is the most prominent and appears to be the signature of the chairperson. The other three are smaller and less distinct, corresponding to the members of the committee.

О. В. Одокієнко

В.С. Харченко

Г. В. Фесенко

О. І. Морозова

І. М. Ключніков

Затверджую

Проректор з науково-педагогічної роботи
Національного аерокосмічного університету
ім. М.Є. Жуковського

«Харківський авіаційний інститут»

к.т.н., доцент

 А.М. Гуменний

« 24 » березня 2024 року

АКТ ВПРОВАДЖЕННЯ

наукових результатів дисертаційної роботи

Кулягіна Андрія Ігоровича, виконаної на здобуття наукового ступеня
доктора філософії, у навчальному процесі кафедри комп'ютерних систем,
мереж і кібербезпеки

Комісія у складі голови комісії – декана факультету радіоелектроніки,
комп'ютерних систем та інфокомунікацій к.т.н. Одокієнка О. В., завідувача
акафедри д.т.н, проф. Харченко В.С., викладачів кафедри комп'ютерних систем,
мереж і кібербезпеки к.т.н., професора Фурманова К.К., професора Морозової О.
І. встановила, що наукові результати, а саме:

– нейромережна модель вибору релевантних арт композицій для
інтерактивного мистецтва з урахуванням характеристик арт композицій і
профілю користувача;

– метод аналізу емоційних відгуків користувачів на відео у реальному
часі для надання рекомендацій щодо вибору арт композицій;

– метод рекомендацій за допомогою інтеграції аналізу емоційного
фідбеку користувачів для підвищення релевантності рекомендацій арт
композицій;


реалізовані у навчальному процесі кафедри комп'ютерних систем, мереж і
кібербезпеки у вигляді лекційного матеріалу і лабораторних занять з
використання інструментальних засобів та методів штучного інтелекту у

навчальних дисциплінах «Комп'ютерні системи штучного інтелекту» (обсяг навчальної дисципліни – 4 кредити) та «Теорія проектування комп'ютерних систем і мереж» (обсяг навчальної дисципліни – 4 кредити).

Це дозволило підвищити фундаментальність, наочність та практичну спрямованість навчального процесу, якість підготовки фахівців за означеними напрямками.

Голова комісії

Члени комісії



О. В. Одокієнко
В.С. Харченко
К. К. Фурманов
О.І. Морозова