

Ольга Мокрицька¹, Юрій Мочернюк²

ВПЛИВ АЛГОРИТМІВ РЕКОМЕНДАЦІЙ НА ВЗАЄМОДІЮ КОРИСТУВАЧІВ У МЕСЕНДЖЕРАХ

¹ Кафедра систем автоматизованого проектування, Національний університет Львівська політехніка, Львів, Україна. <https://orcid.org/0000-0002-2887-9585>. olha.v.mokrytska@lpnu.ua.

² Кафедра інженерії програмного забезпечення, Національний лісотехнічний університет України, Львів, Україна. <https://orcid.org/0009-0002-1370-363X>. mocherniuk.iurii@nltu.lviv.ua

Анотація – тези присвячені розгляду застосування глибоких нейронних мереж та інтеграції мультимодальних даних для побудови рекомендаційних систем у месенджерах. У роботі аналізується вплив персоналізованих рекомендацій на користувацьку взаємодію, зокрема, підвищення залученості та покращення користувацького досвіду за рахунок інтеграції текстових, візуальних та аудіоданих. Особлива увага приділяється розгляду сучасних методів, таких як векторні подання та механізми уваги, які забезпечують більш точні і релевантні рекомендації. Також розглядаються виклики, пов'язані з обробкою великих обсягів мультимедійних даних у реальному часі, і можливості оптимізації цих процесів для покращення продуктивності систем. Крім того, обговорюються перспективи подальшого розвитку персоналізації у месенджерах з урахуванням зміни потреб користувачів.

Ключові слова – рекомендаційні системи, глибокі нейронні мережі, мультимодальні дані, персоналізація, користувацький досвід, сегментація користувачів, інтеграція даних, месенджери, алгоритми рекомендацій, користувацький досвід.

Olha Mokrytska¹, Yurii Mocherniuk²

THE IMPACT OF RECOMMENDATION ALGORITHMS ON USER INTERACTION IN MESSENGERS

¹ Department of Computer Design Systems, Lviv Polytechnic National University, S. Bandery street 12, Ukraine, Lviv, <https://orcid.org/0000-0002-2887-9585>. olha.v.mokrytska@lpnu.ua.

² Department of Software Engineering, Ukrainian National Forestry University, Gen. Chyprynky street. 103, Ukraine, Lviv, <https://orcid.org/0009-0002-1370-363X>. mocherniuk.iurii@nltu.lviv.ua

Annotation – the theses are dedicated to the study of the application of deep neural networks and the integration of multimodal data for building recommendation systems in messengers. The paper analyzes the impact of personalized recommendations on user interaction, particularly the increase in engagement and the improvement of user experience through the integration of textual, visual, and audio data. Special attention is given to modern methods such as vector representations and attention mechanisms, which ensure more accurate and relevant recommendations. The challenges of processing large volumes of multimedia data in real-time and the possibilities for optimizing these processes to enhance system performance are also discussed. Additionally, the prospects for further development of personalization in messengers is explored, taking into account changing user needs.

Keywords – *recommendation systems, deep neural networks, multimodal data, personalization, user experience, user segmentation, data integration, messengers, recommendation algorithms, user experience.*

У сучасних месенджерах, які стали невід'ємною частиною цифрового життя, важливим фактором для підвищення залученості користувачів є персоналізований контент. Одним із ключових інструментів, що дозволяють досягти цього, є алгоритми рекомендацій. Вони використовують дані про користувацьку поведінку та вподобання для пропонування релевантних контактів, груп, чатів та навіть контенту, що сприяє активній взаємодії в межах платформи. З огляду на стрімке зростання кількості користувачів месенджерів, правильне налаштування алгоритмів стає критичним для підтримки якісної взаємодії.

Наукові дослідження сьогодні активно вивчають роль алгоритмів рекомендацій у месенджерах, зокрема їх вплив на поведінку користувачів та загальну залученість до платформи. Водночас триває розвиток нових моделей рекомендацій, зокрема заснованих на глибокому навчанні, які дозволяють ефективніше аналізувати великі обсяги даних та забезпечувати точніші результати. В майбутньому очікується, що персоналізація в месенджерах стане ще більш глибокою, оскільки алгоритми зможуть адаптуватися до змінюваних потреб користувачів у реальному часі.

У цих тезах основну увагу буде приділено двом ключовим методам, які мають найбільший потенціал для побудови ефективних рекомендаційних систем у месенджерах. По-перше, це застосування глибинних нейронних мереж для створення персоналізованих рекомендацій [2]. Цей підхід дозволяє аналізувати великі обсяги даних користувачів та формувати точні прогнози щодо їхніх потреб. По-друге, інтеграція мультимодальних даних (тексту, зображень, аудіо) [6] підвищує якість рекомендацій за рахунок урахування різних типів взаємодії користувачів з платформою. Ці методи дозволяють створювати більш персоналізований досвід і покращити загальну залученість."

Глибинні нейронні мережі (Deep Neural Networks, DNN) є потужним інструментом для створення персоналізованих рекомендацій у месенджерах. Ці мережі здатні моделювати складні нелінійні залежності між даними користувачів та пропонованим контентом, що значно підвищує точність рекомендацій. Основою для роботи глибинних нейронних мереж є багат шарові перцептрони (MLP), що складаються з декількох шарів нейронів, кожен з яких має свої ваги та активаційні функції [2].

Формально, нейронна мережа будується з набору шарів, де кожен шар l має набір нейронів h_l , вагові матриці W_l , вектори зміщень b_l , та функції активації σ . Процес передавання сигналу в мережі на рівні одного шару можна описати як:

$$h_{l+1} = \sigma(W_l h_l + b_l) \quad (1)$$

де h_l — вхідні значення для поточного шару, W_l — ваги зв'язків між шарами, а b_l — зміщення. Активаційна функція σ додає нелінійність у модель, що дозволяє мережі моделювати складні взаємозв'язки. Популярними функціями активації є ReLU (Rectified Linear Unit), яка визначається як $\sigma(x) = \max(0, x)$, та сигмоїдальна функція $\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$ [5].

У випадку рекомендаційних систем, нейронні мережі можуть бути застосовані для прогнозування вподобань користувачів на основі їхніх попередніх дій. Ключовим завданням є побудова латентного простору, в якому можна співставити користувачів і контент. Для цього використовується метод векторного представлення (embedding), коли і користувачі, і елементи контенту кодуються як вектори у спільному багатовимірному просторі. Після цього завдання нейронної мережі полягає в тому, щоб визначити, наскільки близькими є ці вектори для кожної пари "користувач-контент" [6].

Задача навчання моделі полягає в мінімізації функції втрат, яка оцінює різницю між передбаченим та фактичним результатом взаємодії користувача з контентом. Наприклад, якщо передбачення ймовірності позитивної взаємодії користувача з контентом має значення $\hat{y}$, а фактичний результат взаємодії — y , то функція втрат може бути виражена через бінарну крос-ентропію:

$$L = -(y \log(\hat{y}) + (1 - y) \log(1 - \hat{y})) \quad (2)$$

Ця функція втрат допомагає налаштувати ваги мережі таким чином, щоб мінімізувати різницю між передбаченим і фактичним результатами, що підвищує точність рекомендацій [1, 4].

Окрім стандартних нейронних мереж, для побудови рекомендаційних систем використовуються також рекурентні нейронні мережі (RNN) та трансформери. Ці моделі здатні враховувати послідовність дій користувачів у часі, що особливо корисно для месенджерів, де важлива контекстуальна інформація та залежність між повідомленнями.

Інтеграція мультимодальних даних у рекомендаційні системи месенджерів є важливим кроком для забезпечення більш точних і релевантних рекомендацій. Мультимодальні дані включають різні форми інформації, такі як текст,

зображення, відео та аудіо, що використовуються у месенджерах для комунікації. Для обробки таких даних використовують архітектури, здатні навчати моделі з різними типами вхідних даних. Одним з ефективних підходів є поєднання векторних подань (embeddings) для різних типів даних у спільному багатовимірному просторі, де кожен тип інформації кодується як окремий вектор [2].

Процес інтеграції мультимодальних даних починається з побудови векторних представлень для кожного типу інформації. Для тексту використовуються моделі на основі глибинних нейронних мереж, такі як BERT, які забезпечують контекстуальне розуміння значення слів у реченні. Для зображень застосовуються згорткові нейронні мережі (CNN), що вміють виділяти ключові ознаки, а для аудіоданих — спектрограми, які аналізуються за допомогою CNN або рекурентних нейронних мереж (RNN) [6].

Формально, нехай x_t , x_i і x_a представляють відповідно текстові, зображення та аудіовхід. Кожен з них обробляється окремою мережею, і результати подаються як вектори в спільний простір:

$$h = [f_t(x_t), f_i(x_i), f_a(x_a)] \quad (3)$$

де f_t , f_i і f_a — це функції, які відповідають за отримання векторних подань для тексту, зображень і аудіо відповідно. Після цього, об'єднаний вектор h використовується для прийняття рішень щодо рекомендацій через багатопланову нейронну мережу [2, 6].

Інтеграція таких різномірних даних дозволяє отримати більш багатогранне уявлення про користувача та його взаємодії з контентом, підвищуючи точність і релевантність рекомендацій, що особливо важливо в умовах мультимедійного контенту месенджерів [7].

В контексті інтеграції мультимодальних даних важливо також згадати про проблему узгодження різних типів інформації та її вагу в загальній моделі. Взаємодія між різними типами даних, такими як текст і зображення, не завжди рівноцінна, тому важливо налаштувати модель таким чином, щоб вона правильно враховувала важливість кожного модальності в залежності від

контексту. Це можна досягти за допомогою методів, таких як механізми уваги (attention), що дозволяють моделі динамічно адаптувати свої ваги відповідно до важливості кожного фрагменту інформації [6].

Крім того, для покращення ефективності таких систем можуть бути використані гібридні підходи, де мультимодальні дані поєднуються з традиційними рекомендаційними методами, такими як колаборативна фільтрація або контентний підхід. Це дозволяє отримати більш повну картину поведінки користувача, використовуючи як індивідуальні дані про вподобання, так і загальні патерни поведінки інших користувачів [3].

Обробка мультимодальних даних вимагає великих обчислювальних ресурсів, що може стати викликом для реального часу обробки та відгуку в месенджерах. Однак, використання спеціалізованих апаратних засобів, таких як графічні процесори (GPU), або оптимізованих архітектур нейронних мереж дозволяє зменшити затримки і забезпечити достатню швидкість роботи систем [2, 6].

Висновки. Застосування глибинних нейронних мереж та обробки мультимодальних даних у рекомендаційних системах месенджерів дозволяє моделювати складні взаємозв'язки між користувачами та контентом, що сприяє точнішій персоналізації на основі попередньої взаємодії. Такі методи не лише підвищують якість рекомендацій, але й покращують користувацький досвід за рахунок адаптації до індивідуальних потреб користувачів, що, в свою чергу, сприяє більш ефективній і залученій взаємодії з платформою.

Список використаних джерел

- [1] Jurafsky, D., & Martin, J. H. (2020). "Speech and Language Processing" (3rd Edition). Pearson.
- [2] Aggarwal, C. C. (2018). "Neural Networks and Deep Learning: A Textbook". Springer.
- [3] Zhang, T., Qin, Z., & Wu, D. (2020). "Sentiment Analysis for Software Engineering: A Systematic Mapping Study". IEEE Access.

- [4] Liu, B. (2012). "Sentiment Analysis and Opinion Mining". Morgan & Claypool Publishers.
- [5] Goldberg, Y. (2016). "A Primer on Neural Network Models for Natural Language Processing". Journal of Artificial Intelligence Research, 57, 345-420.
- [6] Yang, Y., Hu, H., Zhao, Y., Zhang, M., Ma, S., & Yin, J. (2017). "Personalized Recommendation System Based on Deep Learning: A Survey". IEEE Access.
- [7] Manning, C. D., Raghavan, P., & Schütze, H. (2008). "Introduction to Information Retrieval". Cambridge University Press.