

К. Руденко, Л. Божуха

## ПРО ІНТЕГРАЦІЮ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ АЛГОРИТМІВ В СИСТЕМУ МОБІЛЬНОЇ ТОРГІВЛІ

*Анотація. Розглянуто процес розроблення, впровадження та оптимізації рекомендаційних систем у сфері мобільної торгівлі з застосуванням хмарних сервісів. У роботі використано методи машинного навчання та рекомендаційні алгоритми з метою підвищення персоналізації та точності пропозицій. Результати роботи рекомендовані для підвищення персоналізації послуг у бізнесі (особливо в роздрібній торгівлі та онлайн платформах) для зростання задоволеності та лояльності клієнтів, а також для поліпшення маркетингових стратегій та аналізу трендів ринку.*

Ключові слова: amazon personalize, amazon sagemaker, amazon services, рекомендаційні системи, персоналізація, мобільна торгівля.

**Постановка проблеми.** Активне використання рекомендаційних систем в мобільних торгових додатках відкриває нові можливості для підвищення продажів та забезпечення високого рівня задоволення клієнтів. Ці системи, адаптовані до індивідуальних потреб та вподобань споживачів, дозволяють бізнесам ефективно реагувати на зміни у споживацьких трендах, підвищуючи лояльність та залученість клієнтів.

Важливою задачею стає інтеграція та оптимізація рекомендаційних систем у сфері мобільної торгівлі з застосуванням хмарних сервісів, що вимагає глибокого аналізу історії запитів і поведінкових патернів користувачів та вибору існуючих інформаційних технологій.

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Рекомендаційні системи мають великий вплив у розвиток мобільної торгівлі, на залучення та утримання клієнтів, на оптимізацію маркетингових стратегій [1]. Використання машинного навчання забезпечує рекомендаційним системам можливість покращувати користувацький досвід та збільшувати продажі, створюючи особистісні та влучні пропозиції для кожного користувача [2]. Технологічний аналіз рекомендаційних систем включає детальне вивчення та оцінку різних алгоритмів та підходів, які є фундаментальними для їх функціонування.

Ключові алгоритми рекомендаційних систем охоплюють широкий спектр технік та підходів. У підході, заснованому на користувачах, система шукає користувачів із схожими інтересами або вподобаннями до заданого користувача та рекомендує продукти, які сподобалися цим схожим користувачам [4]. Контент-орієнтовані фільтри дозволяють системі визначати рекомендації на основі конкретних атрибутів продукту, таких як жанри, теми, стилі, автори та інші відомості [5]. Гібридні моделі використовуються для вирішення обмежень, іноді пов'язаних з одним методом, забезпечуючи більшу гнучкість та точність у рекомендаціях [6].

Актуальним питанням є задача адаптації рекомендаційних алгоритмів до мобільних платформ при врахуванні обмежених обчислювальних ресурсів та специфіки мобільних інтерфейсів [7]. Використані алгоритми повинні бути достатньо ефективними для оброблення даних без значного навантаження на апаратне забезпечення пристроїв. Вирішення цієї задачі включає оптимізацію обчислень, мінімізацію використання пам'яті та забезпечення швидкої відповіді системи на запити користувачів. До важливих питань можна віднести задачу адаптації інтерфейсів рекомендаційних систем до мобільних екранів. Ефективне використання кешування та локального зберігання даних може допомогти зменшити навантаження на мережу та підвищити швидкість роботи додатків. Крім того, важливим є забезпечення безпеки та приватності даних користувачів, особливо в умовах зростання уваги до цих питань у цифровому світі.

Аналіз проблем у рекомендаційних системах набуває особливого значення, оскільки вони впливають на ефективність та точність цих систем. Дві ключові проблеми - це "холодний старт" та упередженість даних. Проблема холодного старту в рекомендаційних системах виникає, коли необхідно зробити рекомендації для нових користувачів або продуктів, про які система має мало або зовсім не має інформації. Гібридні системи, які комбінують колаборативну фільтрацію та контент-орієнтовані методи, можуть ефективно вирішувати проблему холодного старту, використовуючи переваги обох підходів [8].

Упередженість даних в рекомендаційних системах може мати різні причини від спотвореної або неповної інформації у зборі даних до навіть алгоритмічної упередженості [9].

**Мета дослідження.** Метою роботи є порівняльний аналіз різних підходів до інтеграції рекомендаційних алгоритмів у мобільну торгівлю, з акцентом на оптимізацію користувацького досвіду та підвищення ефективності продажів.

Значна увага приділяється також визначенню ключових викликів та можливостей, що стоять перед рекомендаційними системами в сучасному динамічному середовищі.

**Викладення основного матеріалу дослідження.**

**Вибір архітектурного рішення.** Для архітектурної організації проекту обрана багаторівнева N-tier архітектура, що є класичним рішенням у сфері розробки клієнт-серверних додатків. Цей підхід передбачає розділення на різні рівні функцій представлення, бізнес-логіки та управління даними, кожен з яких може розміщуватися на окремих серверах або кластерах для оптимізації роботи та ресурсів. Запропонована архітектура спрощує масштабування, підтримку та ізоляцію потенційних проблем на окремих рівнях, покращуючи загальну надійність системи.

У програмного продукті приділена увага проектуванню бази даних для категоризації товарів, системі ціноутворення та інформації по торговим точкам, задачі зберігання комерційних документів та ін. Інформація про торгові точки включає деталі про місцезнаходження, демографічні характеристики району, патерни трафіку клієнтів та інші ключові метрики, що сприяє у визначенні потенціалу ринку для впровадження нових продуктів або послуг та в управлінні ризиками, пов'язаними з географічним розміщенням. У мобільному додатку інформація про торгові точки та історію продажів може використовуватися для оптимізації робочих процесів.

**Оцінка хмарних платформ для мобільної торгівлі.** Хмарні платформи є новим інструментом для мобільної торгівлі, пропонуючи гнучкість, масштабованість та доступність інфраструктури, необхідної для сучасних бізнес-додатків. Вибір хмарних сервісів впливає на здатність їх інтегруватися з мобільними додатками, забезпечувати безперервну роботу, високий рівень безпеки та відповідність стандартам індустрії. Для вирішення поставленої задачі обраний Amazon Web Services для динамічних бізнес-вимог за рахунок його гнучкості, масштабованості та всебічним послугам. Amazon повністю автономно вирішує, чи є проблема класифікацією або регресією, а потім створює і тренує кілька конвеєрів з різними моделями. Отже, найкращий конвеєр можна легко розгорнути, тоді як прогнози потрібно генерувати, надсилаючи запити до змонтованої кінцевої точки. Це відрізняється від Amazon Personalize, де рекомендації можна отримати безпосередньо з графічного інтерфейсу, але Autopilot створює більше конвеєрів. Дані клієнтів зберігаються на льоту в DynamoDB і експортуються в S3 за допомогою AWS Data Pipeline. Потім викликається Athena

для виконання необхідного ETL і об'єднання інформації про сесії з даними клієнта. Нові дані зберігаються в S3-бакеті разом з історичними даними тренувань, а Sage Maker запускається для повторного запуску моделі з оновленими даними. Sage Maker може бути налаштований так, щоб він слугував кінцевою точкою для передачі даних назад клієнту. Частота оновлення моделі залежить від бізнес-використання. Якщо модель потрібно оновлювати часто, тоді виникає необхідність адаптувати частину оброблення даних у вище описаній архітектурі. У цьому випадку Amazon Kinesis можна використовувати для передачі нових даних до кластера EMR, який також зчитуватиме дані клієнтів, доступні в S3 bucket, для необхідного ETL. Також має сенс інтегрувати оновлення рекомендаційної моделі у фреймворк обробки даних, що працює на кластері EMR, оскільки це дозволить скористатися перевагами великої кількості вузлів, що використовуються в кластері, а також уникнути затримок між надходженням нових даних про сесію та оновленням моделі. Потім результати можна було б знову вставити в таблицю DynamoDB, з якої була б створена кінцева точка для обслуговування клієнтів з відповідними рекомендаціями.

Для зберігання даних використовується база даних ключ-значення або документів DynamoDB, яка масштабується до петабайтів даних. У DynamoDB за базову інфраструктуру відповідає AWS, за винятком пропускну здатності таблиці. У випадку з гарячими сесіями можна активувати прискорювач DAX, який може як зменшити латентність запитів.

AWS DataPipeline використовується для вилучення записів з DynamoDB і зберігання їх у S3. Об'єднання двох наборів даних (клієнтських і сеансових) можна здійснити за допомогою AWS Athena або Glue, які є безсерверними сервісами обробки даних в екосистемі AWS. Athena має бути сервісом вибору, якщо для обробки даних використовується в основному SQL. Glue краще підходить для патернів ETL, які значно відрізняються від простого SQL, або задіяно багато аналітики.

Для створення завдань з алгоритмами машинного навчання використаний сервіс AWS Sage Maker, який може автоматично створювати кінцеву точку та робити результати моделі машинного навчання легкодоступними для очікуемого на рекомендації клієнта.

Для захищення додатку від атак AWS впроваджує практики безпеки за допомогою додаткових налаштувань.

**Методи збору та аналізу даних для рекомендацій.** AWS, Azure та Google Cloud пропонують різноманітні інструменти для роботи з великими да-

ними, які можуть бути застосовані для розроблення рекомендаційних систем. Зокрема, AWS Personalize та Google Cloud AI використовують передові алгоритми машинного навчання для персоналізації пропозицій [10], тоді як Azure ML забезпечує широкий спектр сервісів для аналізу споживацької поведінки. Вибір конкретної платформи залежить від специфіки бізнес-вимог, масштабів даних та бажаної інтеграції з існуючими системами.

При проєктуванні рекомендаційної системи застосовані алгоритми класифікації для точного сегментування клієнтів, що дозволяє персоналізувати пропозиції та покращити взаємодію з користувачами, забезпечуючи їм релевантність і цінність. Аналіз часових рядів є ключовим для розуміння сезонних тенденцій у продажах, що сприяє прогнозуванню майбутніх попитів та запасів. Методи зниження розмірності даних, як-от головні компоненти аналізу (PCA), можуть використовуватися для ефективної візуалізації та витягу інсайтів з великих наборів даних, полегшуючи інтерпретацію та прийняття рішень. Пакувальний аналіз передбачає періодичну обробку даних. Важливим є вибір оптимального методу фільтрації та ефективного алгоритму навчання моделі при проєктуванні рекомендаційної системи.

**Етапи розроблення рекомендаційної системи.** У запропонованому рішенні рекомендаційна система є інтеграцією обраних сервісів (Amazon S3, Amazon RDS, Amazon SageMaker, та Amazon Personalize) у вже існуючу інфраструктуру мобільного додатку.

На основі навчальної вибірки за допомогою Amazon Personalize створена модель рекомендацій, яка використовує старіші 90% даних кожного користувача з тестового набору, як вхідні дані для новоствореного рекомендатора. Оцінка ефективності включає порівняння рекомендацій, сформованих моделлю, із реальними взаємодіями користувачів, використовуючи останні 10% даних тестового набору. Змінюючи запропоновані метрики можна сприяти подальшому удосконаленню системи рекомендацій, дозволяючи вносити необхідні корективи для підвищення задоволеності користувачів [11].

Система створена на Python 3.8 з Flask для бекенду та React з C# для клієнтського додатка. Дані обробляються та зберігаються через Amazon Web Services, включаючи Amazon S3 та RDS. Моделі розроблено та розгорнуто через Amazon SageMaker та Amazon Personalize.

**Висновки.** Використання технологій Amazon Personalize та SageMaker Data Wrangler дозволило оптимізувати оброблення великих об'ємів даних та надати гнучкість у розробці рекомендаційних систем. Розглянуто технологія

практичного впровадження алгоритмів машинного навчання у мобільний додаток для ефективної взаємодії з користувачами та підвищення їхньої лояльності. Інтеграція рекомендаційних алгоритмів в мобільні додатки при використанні сервісів хмарних послуг демонструє потенціал подальшого розвитку в динамічних галузях.

#### ЛІТЕРАТУРА

1. The rise of “big data” on cloud computing: Review and open research issues / I. A. T. Hashem та ін. *Information Systems*. 2015. Т. 47. С.98–115. URL: <https://doi.org/10.1016/j.is.2014.07.006>.
2. Ricci F. Mobile Recommender Systems. *Information Technology & Tourism*. 2010. Т. 12, № 3. С.205–231. URL: <https://doi.org/10.3727/109830511x12978702284390>.
3. AutoML and AutoAI - IBM Watson Studio. IBM in Deutschland, Österreich und der Schweiz | IBM. URL: <https://www.ibm.com/products/watson-studio/autoai>.
4. Content-based group recommender systems: A general taxonomy and further improvements / Y. Pérez-Almaguer та ін. *Expert Systems with Applications*. 2021. Т. 184. С. 115444. URL: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.115444>.
5. Dixit V. S., Gupta S., Jain P. A Propound Hybrid Approach for Personalized Online Product Recommendations. *Applied Artificial Intelligence*. 2018. Т. 32, № 9-10. С.785–801. URL: <https://doi.org/10.1080/08839514.2018.1508773>.
6. OmniSuggest: A Ubiquitous Cloud-Based Context-Aware Recommendation System for Mobile Social Networks / O. Khalid та ін. *IEEE Transactions on Services Computing*. 2014. Т. 7, № 3. С 401–414. URL: <https://doi.org/10.1109/tsc.2013.53>.
7. Linden G., Smith B., York J. Amazon.com recommendations: item-to-item collaborative filtering. *IEEE Internet Computing*. 2003. Т. 7, № 1. С.76–80. URL: <https://doi.org/10.1109/mic.2003.1167344>.
8. Biased Recommender Systems And Supplier Competition / A. Fletcher та ін. *SSRN Electronic Journal*. 2023. URL: <https://doi.org/10.2139/ssrn.4319311>.
9. Autonomic Resource Management in a Cloud-Based Infrastructure Environment / B. K. Singh та ін. *Autonomic Computing in Cloud Resource Management in Industry 4.0*. Cham, 2021. С.325–345. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-71756-8\\_18](https://doi.org/10.1007/978-3-030-71756-8_18).
10. Dzulhikam D., Rana M. E. A Critical Review of Cloud Computing Environment for Big Data Analytics. 2022 International Conference on Decision Aid Sciences and Applications (DASA), м. Chiangrai, Thailand, 23–25 берез. 2022 р. 2022. URL: <https://doi.org/10.1109/dasa54658.2022.9765168>.
11. Zangerle E., Bauer C. Evaluating Recommender Systems: Survey and Framework. *ACM Computing Surveys*. 2022. URL: <https://doi.org/10.1145/3556536>.

## REFERENCES

1. The rise of “big data” on cloud computing: Review and open research issues / I. A. T. Hashem та ін. Information Systems. 2015. Т. 47. p.98–115. URL: <https://doi.org/10.1016/j.is.2014.07.006>.
2. Ricci F. Mobile Recommender Systems. Information Technology & Tourism. 2010. Т. 12, № 3. p.205–231. URL: <https://doi.org/10.3727/109830511x12978702284390>.
3. AutoML and AutoAI - IBM Watson Studio. IBM in Deutschland, Österreich und der Schweiz | IBM. URL: <https://www.ibm.com/products/watson-studio/autoai>.
4. Content-based group recommender systems: A general taxonomy and further improvements / Y. Pérez-Almaguer та ін. Expert Systems with Applications. 2021. Т. 184. С. 115444. URL: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.115444>.
5. Dixit V. S., Gupta S., Jain P. A Propound Hybrid Approach for Personalized Online Product Recommendations. Applied Artificial Intelligence. 2018. Т. 32, № 9-10. С.785–801. URL: <https://doi.org/10.1080/08839514.2018.1508773>.
6. OmniSuggest: A Ubiquitous Cloud-Based Context-Aware Recommendation System for Mobile Social Networks / O. Khalid та ін. IEEE Transactions on Services Computing. 2014. Т. 7, № 3. P.401–414. URL: <https://doi.org/10.1109/tsc.2013.53>.
7. Linden G., Smith B., York J. Amazon.com recommendations: item-to-item collaborative filtering. IEEE Internet Computing. 2003. Т. 7, № 1. p.76–80. URL: <https://doi.org/10.1109/mic.2003.1167344>.
8. Biased Recommender Systems And Supplier Competition / A. Fletcher та ін. SSRN Electronic Journal. 2023. URL: <https://doi.org/10.2139/ssrn.4319311>.
9. Autonomic Resource Management in a Cloud-Based Infrastructure Environment / B. K. Singh та ін. Autonomic Computing in Cloud Resource Management in Industry 4.0. Cham, 2021. p.325–345. URL: [https://doi.org/10.1007/978-3-030-71756-8\\_18](https://doi.org/10.1007/978-3-030-71756-8_18).
10. Dzulkham D., Rana M. E. A Critical Review of Cloud Computing Environment for Big Data Analytics. 2022 International Conference on Decision Aid Sciences and Applications (DASA), м. Chiangrai, Thailand, 23–25 берез. 2022 р. 2022. URL: <https://doi.org/10.1109/dasa54658.2022.9765168>.
11. Zangerle E., Bauer C. Evaluating Recommender Systems: Survey and Framework. ACM Computing Surveys. 2022. URL: <https://doi.org/10.1145/3556536>.

Received 20.02.2024.

Accepted 24.02.2024.

### ***Integration algorithms of recommendation in the mobile trade system***

*The algorithms of recommender systems must be efficient enough to process data without a significant load on the hardware of the devices. The solution to this problem includes optimization of calculations, minimization of memory usage and provision of quick response of the system to user requests.*

*An important task is the integration and optimization of recommender systems in the field of mobile commerce using cloud services.*

*The purpose of the work is a comparative analysis of different approaches to the integration of recommendation algorithms in mobile commerce, with an emphasis on optimizing the user experience and increasing sales efficiency.*

*In the software product, attention are paid to the design of a database for product categorization, a pricing system and information on retail outlets, the task of storing commercial documents, etc.*

*Amazon Web Services was chose for dynamic business requirements due to its flexibility, scalability and comprehensive services. To create tasks with machine learning algorithms, the AWS Sage Maker service was used. When designing a recommender system, classification algorithms are using for accurate segmentation of customers. Time series analysis is key to understanding seasonal trends in sales, which helps predict future demand and inventory. Data dimensionality reduction techniques such as principal component analysis (PCA) can be used to efficiently visualize and extract insights from large data sets, facilitating interpretation and decision making. Batch analysis involves periodic processing of data.*

*In the proposed solution, the recommendation system is the integration of selected services (Amazon S3, Amazon RDS, Amazon SageMaker, and Amazon Personalize) into the already existing mobile application infrastructure.*

*The technology of practical implementation of machine learning algorithms in a mobile application for effective interaction with users and increasing their loyalty is considered. The integration of recommendation algorithms into mobile applications when using cloud services demonstrates the potential for further development in dynamic industries.*

*Keywords: amazon personalize, amazon sagemaker, amazon services, recommendation systems, personalization, mobile commerce.*

**Божуха Лілія Миколаївна** - к.ф.-м.н., доцент, доцент Дніпровського національного університету ім.Олеся Гончара.

**Руденко Кирило Олегович** – магістр Дніпровського національного університету ім.Олеся Гончара.

**Bozhukha Liliia** - Ph.D., associate professor, associate professor of Dnipro National University named after Oles Honchar.

**Rudenko Kyrylo** - Master of Dnipro National University named after Oles Honchar.