

УДК 339.138:311.2

DOI: <https://doi.org/10.37320/2415-3583/19.5>**Пономаренко І.В.**

кандидат економічних наук, доцент

Київський національний університет технологій та дизайну

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3532-8332>**Битик О.Б.**

магістр

Київський національний університет технологій та дизайну

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6970-4506>

ВИКОРИСТАННЯ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ ДЛЯ ОПТИМІЗАЦІЇ МАРКЕТИНГОВОЇ СТРАТЕГІЇ КОМПАНІЇ

У статті досліджено особливості впливу процесів діджиталізації на поведінку користувачів та переорієнтацію компаній на цифрове середовище. Доведено доцільність використання передових інструментів цифрового маркетингу для налагодження комунікацій із цільовою аудиторією на постійній основі. Встановлено ефективність використання рекомендаційних систем на вебресурсах компаній в процесі підвищення конверсії в довгостроковій перспективі. Розкрито основні переваги за умови використання рекомендаційних систем відповідно до науково обґрунтованих підходів. Наведено приклади використання релевантного контенту у рекомендаційних системах технологічними компаніями у розвинених країнах світу. Розкрито основні джерела інформації, які використовуються в процесі побудови рекомендаційних систем. Наведено класифікацію рекомендаційних систем, що використовуються у сучасних умовах. Представлено специфіку використання методів машинного навчання в процесі оптимізації функціонування рекомендаційних систем.

Ключові слова: алгоритм, маркетинг, машинне навчання, рекомендаційна система, цільова аудиторія.

Постановка проблеми. Активізація процесів діджиталізації приводить до переорієнтації великої кількості користувачів на цифрові канали в процесі реалізації різноманітних процесів життєдіяльності (робота, навчання, дозвілля, придбання різноманітних товарів та послуг, спілкування тощо). Для забезпечення потреб потенційних клієнтів компанії переорієнтовуються на цифрове середовище та активно використовують інноваційні маркетингові інструменти. Процес налагодження комунікацій у мережі Інтернет передбачає вжиття комплексу заходів, які дають змогу збільшити рівень конверсії з огляду на особливості чинників внутрішнього та зовнішнього середовища. Одним з ефективних інструментів підвищення рівня лояльності цільової аудиторії є побудова рекомендаційних систем, які базуються на використанні сучасних алгоритмів обробки великих масивів даних.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Різні аспекти використання рекомендаційних систем у процесі реалізації маркетингових стратегій висвітлені у працях таких учених, як Б. Занг, С. Сандар [1], В. Салонен, Х. Карджалуото [2], Д. Янах, Л. Лерч, І. Камехклош, М. Юговач [3], М. Хасан, М. Хамада [4]. Проте активний розвиток методів машинного навчання та їх інтеграція у рекомендаційні системи приводять до необхідності постійного дослідження передових підходів до посилення комунікацій із цільовою аудиторією в процесі вдосконалення відповідних маркетингових стратегій.

Мета статті полягає у дослідженні особливостей використання рекомендаційних систем для оптимізації маркетингових стратегій компаній завдяки використанню алгоритмів машинного навчання.

Виклад основного матеріалу. Процеси діджиталізації сприяють активізації залу-

чення великої кількості користувачів до цифрового середовища та поступовій переорієнтації на придбання товарів і послуг завдяки використанню технологій електронної комерції. Усвідомлення компаніями трансформації поведінки споживачів змушує компанії активно долучатись до цифрового середовища з використанням перемовних інструментів цифрового маркетингу для ідентифікації потенційних клієнтів та налагодження довгострокових комунікацій з цільовою аудиторією.

В сучасних умовах відзначається активне використання різноманітних інструментів цифрового маркетингу, які дають змогу налагодити довгострокові комунікації з цільовою аудиторією. В процесі досягнення поставлених завдань фахівці у сфері маркетингу активно використовують інноваційні методи збору та обробки даних, що дають можливість підвищити ефективність функціонування компанії в офлайн- та онлайн-середовищі. Одним із сучасних методів підвищення конверсії є рекомендаційні системи, які набули великого поширення на вебресурсах великої кількості компаній завдяки продуктивності та можливості забезпечити ефективні результати в довгостроковій перспективі. Завдяки використанню рекомендаційних систем можна отримати такі переваги:

- максимізувати прибуток;
- збільшити обсяги залучення трафіку на вебресурси компанії;
- залучати клієнтів завдяки наданню різноманітних релевантних пропозицій;
- підвищити рівень задоволеності та утримання клієнтів;
- прискорити конверсію;
- збільшити середню вартість замовлення [5].

Технологічні компанії в процесі реалізації комплексних маркетингових стратегій використовують рекомендаційні системи для збільшення кількості клієнтів з огляду на специфіку діяльності та особливості цільової аудиторії. Прикладами використання релевантного контенту у рекомендаційних системах можуть слугувати Airbnb, Zillow (списки подібних житлових приміщень); Booking (схожі за характеристиками

готельні номери); Uber Eats (подібні страви та ресторани); Netflix, Amazon Prime Video (ідентичні за тематикою серіали та фільми); YouTube (одножанровий відеоконтент); Spotify (схожі пісні та подкасти); Instagram (тематичні фотографії, відео та історії); LinkedIn, Twitter (подібні користувачі та публікації) [6].

Активне використання рекомендаційних систем базується на великих масивах різноманітної інформації. Системи вебаналітики завдяки наявності відповідних інструментів дають можливість на постійній основі збирати інформацію про відвідувачів. Іншим методом збору інформації виступає парсинг (скрапінг) вебресурсів, що дає змогу ідентифікувати релевантну інформацію про потенційних клієнтів та вивантажувати відомості у відповідні бази даних. Слід відзначити, що парсинг сайтів не завжди використовується у межах чинного законодавства. Водночас сучасні маркетингові підходи передбачають збір контактної інформації про користувачів завдяки заповненню спеціалізованих реєстраційних форм, у які необхідно вносити контактну інформацію та соціально-демографічні відомості (опціонально). Інструментами стимулювання відвідувачів надавати персональні дані виступають різноманітні знижки, подарунки та акції.

Процес ідентифікації клієнтів передбачає використання комплексної інформації завдяки сформованій системі показників (KPI) про досліджуване явище. На основі науково обґрунтованих принципів залежно від специфіки ринку функціонування компанії та соціально-економічних характеристик формується конкретний набір метрик, які дають змогу досягти оптимального результату. Динамічність розвитку ситуації на досліджуваному ринку передбачає коригування системи показників з урахуванням можливостей оперативно накопичувати відповідну статистичну інформацію. Відповідно до наявних підходів доцільно виокремити такі типи рекомендаційних систем, які передбачають особливості використання даних:

1) Коллаборативна фільтрація (collaborative filtering). Представлений підхід передбачає порівняння вибраних характеристик користувача та віднесення до певної групи

клієнтів на основі подібності. Передбачається, що однотипні характеристики приводять з високим рівнем ймовірності до ідентичних моделей поведінки під час придбання певних товарів та послуг. Цей підхід дає можливість отримати результати з високим рівнем точності для конкретного клієнта лише за умови наявності достатнього обсягу інформації про поведінку зазначеної особи. Коллаборативна фільтрація з огляду на специфіку наявної інформації розподіляється на user-based і item-based. User-based-рекомендації передбачають пошук за соціально-економічними характеристиками користувачів та пропонування вибраних ними товарів чи послуг для поточного клієнта. Item-based передбачає пошук згідно із запитом клієнта схожих товарів на основі коефіцієнтів кореляції. Коллаборативна фільтрація не завжди дає змогу правильно сегментувати нових користувачів, відповідно, існує потреба вжиття маркетингових заходів задля отримання актуальних відомостей про цільову аудиторію.

2) Рекомендаційні системи, які базуються на контенті (content-based). Товари чи послуги групуються згідно з певними характеристиками, які дадуть змогу збільшити рівень зацікавленості потенційних клієнтів (товари одного виробника чи функціонального призначення; книги, фільми чи аудіотреки певного жанру; однотипні послуги тощо). Згідно із запитом користувача рекомендаційна система дає можливість вибирати відповідно до наведеного переліку пропозицій, створюючи уявлення усвідомленого вибору серед певного асортименту продуктів та збільшуючи ймовірність здійснення покупки [7]. Отримання високоякісних результатів можливе після тривалого періоду збору інформації про відповідні товари й послуги та налаштування рекомендаційної системи. Завдяки орієнтації на характеристики товарів у процесі первинної комунікації з потенційними клієнтами вдається досягти високого рівня утримання, що пояснюється відсутністю формування негативного сприйняття компанії внаслідок нав'язування заповнення форм із детальною інформацією про відвідувача. Використання content-based-

рекомендаційних систем під час налагодження комунікацій із цільовою аудиторією в довгострокові періоди часу приводить до формування негативних вражень у великій кількості користувачів, оскільки постійно демонструється інформаційний контент про товари, які раніше переглядалися користувачем та втратили актуальність.

3) Рекомендаційні системи, що засновані на знаннях (knowledge-based). Представлений підхід базується на використанні комплексної інформації про предметну галузь, що дає змогу завдяки використанню складної системи параметрів вибору пропонувати клієнту товари та послуги згідно з визначеними асоціативними правилами. Knowledge-based-рекомендаційні системи виступають ефективним інструментом стимулювання попиту, оскільки дають змогу пропонувати клієнту додатково до основного товару супутні аксесуари і послуги. Практика використання показує високу точність зазначених рекомендаційних систем, проте на розроблення й підтримку доводиться витратити значні грошові та часові ресурси.

4) Гібридні (hybrid) рекомендаційні системи. Вони передбачають комбінування різноманітних методів задля отримання оптимального результату. Представлений підхід вимагає істотних затрат часових та грошових ресурсів, проте дає змогу досягти кращих результатів порівняно з наведеними методами. Зростання потужностей комп'ютерної техніки та запровадження відповідних методів економіко-математичного моделювання приводять до поступового еволюціонування гібридних методів. Основною для розроблення гібридних рекомендаційних систем виступають поширені у Data science методи побудови моделей.

Слід відзначити, що наявність актуальної та всебічної інформації про досліджувані явища та процеси є важливим етапом у ході побудови кожної рекомендаційної системи, проте дані виступають лише основою для створення відповідних математичних алгоритмів. Важливо скористатись ефективними інструментами для перетворення цінної інформації на ефективні управлінські рішення, які дадуть змогу максимізувати прибуток у довгостроковому періоді часу.

Активний розвиток комп'ютерного обладнання та вдосконалення спеціалізованих мов програмування (Python, R) дали змогу розробити велику кількість алгоритмів машинного навчання, орієнтованих на створення рекомендаційних систем. Важливу роль в окресленому напрямі відіграє глибинне навчання, що дає змогу на основі комплексної інформації про досліджувані процеси ідентифікувати приховані взаємозв'язки та взаємозалежності. Тестування різноманітних підходів на основі великих масивів даних, які поступово накопичуються, дає змогу вдосконалити відповідну рекомендаційну систему, підвищуючи її точність.

Специфіка використання інформації для побудови рекомендаційних систем за допомогою методів машинного навчання передбачає використання не лише даних у цифровій формі, але й текстової інформації, графічних об'єктів, аудіо- та відеоконтенту. Водночас у рамках реалізації підходів цифрового маркетингу можна використовувати підходи SEO-оптимізації, які дають можливість розмічувати будь-який контент за допомогою прив'язки ключових слів. Будь-яка з наведених типів інформації може бути використана під час реалізації методів машинного навчання завдяки переведенню даних у математичну форму шляхом використання відповідних методів трансформації.

Машинне навчання дає змогу використовувати велику кількість алгоритмів для побудови ефективних моделей, що дають можливість оптимізувати маркетингову стратегію компанії як в офлайн-, так і в онлайн-середовищі. Для вибору оптимального алгоритму використовується система метрик якості моделей, що реалізуються. На практиці ідентифікація ефективного алгоритму машинного навчання та підбір параметрів моделі здійснюються до певного рівня точності, якого доцільно досягти для забезпечення прийнятних комунікацій з цільовою аудиторією та економічно обґрунтованого рівня дохідності. До основних алгоритмів машинного навчання, що використовуються під час побудови рекомендаційних систем, належать такі:

1) Пошук асоціативних правил, що є методом машинного навчання, який на

основі великих масивів даних проводить дослідження поведінки користувачів та дає змогу ідентифікувати сильні зв'язки на основі наявної системи показників. Передбачається пошук певних подібностей у купівельній поведінці споживачів задля ідентифікації товарів, які доцільно рекомендувати. На практиці популярністю користуються такі алгоритми пошуку асоціативних правил, як Apriori та FP-Growth.

2) Slope One – сукупність алгоритмів колаборативної фільтрації, які широко використовуються в системах рекомендацій, базуючись на побажаннях клієнтів щодо придбання окремих товарів та послуг.

3) Алгоритм дерева рішень. На основі первинної інформації будуються відповідні дерева, що містять систему вузлів із розподілом за значеннями окремої метрики. Окремі листи дерева, які містяться у конкретному вузлі, відповідають класам (наприклад, купує чи не купує, подобається чи не подобається). Відповідно, вузли виступають як умови, а гілки використовуються як альтернативні рішення згідно зі специфікою первинних даних. Основними алгоритмами дерева рішень є CART та C4.5 [8].

4) Методи кластерного аналізу [9]. Зазначений підхід передбачає розподіл досліджуваної сукупності у групи. Так, згідно з наявними даними, обчислюються відстані та використовується певна функція для групування. Кожен із кластерів характеризується певною мірою однорідності наявних користувачів або товарів, що дає змогу розробляти ефективну рекомендаційну систему. Використання різноманітних методів кластерного аналізу приводить до створення відмінних груп, тобто існує потреба у комплексному дослідженні виокремлених груп та детальному аналізі кожної із сукупностей задля вибору найкращого методу кластеризації для побудови конкретної рекомендаційної системи. Одним з ефективних методів сегментування ринку онлайн-покупок, який має істотні перспективи для розвитку, є клас алгоритмів кластеризації на основі генетичних алгоритмів (GA).

5) Нейронні мережі. Використання представлених моделей вважається найбільш перспективним завдяки наявності великої

кількості архітектур мереж, які еволюціонують і стають більш ефективними завдяки зростанню потужності комп'ютерного обладнання та переорієнтації на хмарні обчислення [10].

Висновки. Отже, процеси діджиталізації приводять до істотної трансформації маркетингових стратегій компаній на постійній основі. Використання алгоритмів машинного навчання дає змогу на основі великих маси-

вів даних ідентифікувати приховані зв'язки, відповідним чином прогнозуючи поведінку клієнтів та пропонуючи актуальні товари та послуги з високим рівнем імовірності. Підходи Data science здебільшого не порушують чинне законодавство, проте розвиток алгоритмів приводить до необхідності вирішення питань етичності вторгнення у приватне життя кожного клієнта в процесі розроблення та реалізації рекомендаційних систем.

Список використаних джерел:

1. Zhang B., Sundar S. Proactive vs. reactive personalization: Can customization of privacy enhance user experience? *International Journal of Human-Computer Studies*. 2019. № 128. P. 86–99.
2. Salonen V., Karjaluoto H. Web personalization: The state of the art and future avenues for research and practice. *Telematics and Informatics*. 2016. № 33(4). P. 1088–1104.
3. Jannach D., Lerche L., Kamehkhosh I., Jugovac M. What recommenders recommend: an analysis of recommendation biases and possible countermeasures. *User Modeling and User-Adapted Interaction*. 2015. Vol. 25. P. 427–491.
4. Hassan M., Hamada M. Recommending Learning Peers for Collaborative Learning through Social Network Sites. *7th International Conference on Intelligent Systems Modelling and Simulation (ISMS)*. 2016. P. 60–63.
5. Unique Recommendation Systems with Machine Learning. URL: <https://artificialintelligence.ooodles.io/blogs/recommendation-systems-with-machine-learning> (дата звернення: 12.08.2021).
6. Recommender Systems: The Most Valuable Application of Machine Learning (Part 1). URL: <https://towardsdatascience.com/recommender-systems-the-most-valuable-application-of-machine-learning-part-1-f96ecbc4b7f5> (дата звернення: 12.08.2021).
7. Recommender System in Digital Marketing. URL: https://www.linkedin.com/pulse/recommender-system-digital-marketing-ifeanyi-ugwu/?trk=portfolio_article-card_title (дата звернення: 12.08.2021).
8. Data Science in Action: Unlocking the Power of Recommender Systems. URL: <https://labs.eleks.com/2014/10/data-science-in-action-unlocking-the-power-of-recommender-systems.html> (дата звернення: 12.08.2021).
9. Build Your Own Clustering Based Recommendation Engine in 15 minutes. URL: <https://towardsdatascience.com/build-your-own-clustering-based-recommendation-engine-in-15-minutes-bdddd591d394> (дата звернення: 12.08.2021).
10. Building a Recommendation System Using Neural Network Embeddings. URL: <https://towardsdatascience.com/building-a-recommendation-system-using-neural-network-embeddings-1ef92e5c80c9> (дата звернення: 12.08.2021).

References:

1. Zhang, B., Sundar, S. (2019) Proactive vs. reactive personalization: Can customization of privacy enhance user experience? *International Journal of Human-Computer Studies*, 128, 86–99.
2. Salonen, V., Karjaluoto, H. (2016) Web personalization: The state of the art and future avenues for research and practice. *Telematics and Informatics*, 33(4), 1088–1104.
3. Jannach, D., Lerche, L., Kamehkhosh, I., Jugovac, M. (2015) What recommenders recommend: an analysis of recommendation biases and possible countermeasures. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, vol. 25, 427–491.
4. Hassan, M., Hamada, M. (2016) “Recommending Learning Peers for Collaborative Learning through Social Network Sites”, 2016, *7th International Conference on Intelligent Systems Modelling and Simulation (ISMS)*, pp. 60–63.
5. 5 Unique Recommendation Systems with Machine Learning. Available at: <https://artificialintelligence.ooodles.io/blogs/recommendation-systems-with-machine-learning> (accessed 12 August 2021).
6. Recommender Systems: The Most Valuable Application of Machine Learning (Part 1). Available at: <https://towardsdatascience.com/recommender-systems-the-most-valuable-application-of-machine-learning-part-1-f96ecbc4b7f5> (accessed 12 August 2021).

7. Recommender System in Digital Marketing. Available at: https://www.linkedin.com/pulse/recommender-system-digital-marketing-ifeanyi-ugwu/?trk=portfolio_article-card_title (accessed 12 August 2021).

8. Data Science in Action: Unlocking the Power of Recommender Systems. Available at: <https://labs.eleks.com/2014/10/data-science-in-action-unlocking-the-power-of-recommender-systems.html> (accessed 12 August 2021).

9. Build Your Own Clustering Based Recommendation Engine in 15 minutes. Available at: <https://towardsdatascience.com/build-your-own-clustering-based-recommendation-engine-in-15-minutes-bddddd591d394> (accessed 12 August 2021).

10. Building a Recommendation System Using Neural Network Embeddings. Available at: <https://towardsdatascience.com/building-a-recommendation-system-using-neural-network-embeddings-1ef92e5c80c9> (accessed 12 August 2021).

Ponomarenko Ihor, Bytyk Oleksandr

Kyiv National University of Technologies and Design

USE OF RECOMMENDATION SYSTEMS FOR OPTIMIZATION OF THE COMPANY'S MARKETING STRATEGY

The article examines the features of digitalization processes impact on user behavior and the reorientation of companies to the digital environment. The expediency of using advanced digital marketing tools to establish communication with the target audience on a regular basis has been proved. The effectiveness of using referral systems on companies' web resources in the process of increasing conversions in the long run has been established. The main advantages of using recommendation systems in accordance with scientifically sound approaches are revealed. Examples of the use of relevant content in recommendation systems by technology companies in developed countries are given. The main sources of information used in the process of building recommendation systems are revealed. Methods of stimulating users to provide personal information, which is used in the process of building effective referral systems, are presented. The expediency of using the system of indicators (KPI) about the studied phenomenon in the process of customer identification in the recommendation system is proved. The classification of recommendation systems used in modern conditions is given. Prerequisites for the creation of a large number of machine learning algorithms focused on the creation of recommendation systems, due to the active development of computer equipment and the improvement of specialized programming languages (Python, R). The specifics of using machine learning methods in the process of optimizing the functioning of recommendation systems are presented. It is proved that thanks to the application of advanced data science approaches it is possible to turn valuable information into effective management decisions that will maximize profits in the long run. It is established that in real conditions the identification of an effective machine learning algorithm and selection of model parameters is carried out to a certain level of accuracy, which should be achieved to ensure acceptable communications with the target audience and economically justified level of profitability. The expediency of using neural networks to build recommendation systems as one of the most effective approaches is proved.

Key words: *algorithm, marketing, machine learning, recommendation system, target audience.*

JEL classification: M31
