

Вінницький національний технічний університет  
Міністерство освіти і науки України

Кваліфікаційна наукова праця  
на правах рукопису

**ГЛУШКО МИХАЙЛО ВАСИЛЬОВИЧ**

УДК 004.78, 004.048

**ДИСЕРТАЦІЯ**

**ПІДВИЩЕННЯ ЯКОСТІ КОЛАБОРАТИВНОЇ ФІЛЬТРАЦІЇ В  
РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМАХ**

Спеціальність 152 – «Метрологія та інформаційно-вимірювальна техніка»  
Галузь знань - 15 «Автоматизація та приладобудування»

Подається на здобуття наукового ступеня доктора філософії

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

\_\_\_\_\_ М. В. Глушко

Науковий керівник: Кухарчук Василь Васильович  
доктор технічних наук, професор

Вінниця – 2023

## АНОТАЦІЯ

*Глушко М.В.* Підвищення якості колаборативної фільтрації в рекомендаційних системах. – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 152 – «Метрологія та інформаційно-вимірювальна техніка» галузь знань - 15 «Автоматизація та приладобудування» - Вінницький національний технічний університет, Міністерство освіти і науки України, Вінниця, 2023.

В дисертаційній роботі розв'язана науково-прикладна задача оцінки якості рекомендаційних систем колаборативної фільтрації на основі кваліметричних методів вимірювання. Розроблено декілька варіантів рекомендаційної системи із пошуку автомобілів. Впроваджено кваліметричний метод оцінки якості відгуків «The Value of Opinion» на основі восьми показників, які формують відповідну циклограму. Запропоновано та впроваджено комплексну оцінку якості рекомендаційних систем на основі колаборативної фільтрації «Циклограма якості рекомендаційних систем», яка включає вісім метрик якості.

Також, запропоновані сорок чотири кваліметричні показники якості рекомендаційних систем на основі теорії детермінованого хаосу. Побудовані концептуальні атрактори Реслера детермінованого хаосу для візуалізації різних станів хаотичної детермінованої системи, спираючись на ціни автомобілів та електромобілів, користувачів, які взаємодіють із рекомендаційною системою та технічні характеристик автомобілів.

У першому розділі дисертації здійснено огляд методів відомих методів фільтрації даних та різних відомих видів рекомендаційних систем, проаналізовано специфіку та виклики, пов'язані з колаборативною фільтрацією. Загальний аналіз методів фільтрації дозволив визначити основні принципи та підходи до фільтрації даних. Наведено пов'язані дослідження у цій галузі. У розділі розглядаються чотири основні види рекомендаційних систем: системи, засновані на контенті, на знаннях, колаборативні та гібридні системи. Кожен вид детально аналізується, з особливою увагою до їх характеристик, переваг та недоліків.

Основний акцент робиться на колаборативній фільтрації, оскільки вона є ключовою темою дисертації. Розглянуто алгоритми колаборативної фільтрації User-to-User та Item-to-Item, де наведено конкретні приклади їхнього застосування.

Також висвітлюються принципи діяльності та сфери застосування рекомендаційних систем, розвінчуються поширені міфи, що дозволяє глибше розуміти потенціал та обмеження цих систем. У розділі також представлено методи вимірювання якості рекомендацій, що дозволяє оцінювати ефективність рекомендаційних систем. Також розглянуто основні проблеми, з якими стикається колаборативна фільтрація, вказуючи на можливі напрямки подальших досліджень у цій області.

Кваліметрія в першому розділі дисертації формує фундаментальний підхід до оцінки якості рекомендаційних систем. Розкрито основні принципи та завдання кваліметрії, її області застосування і методи вимірювання, базові підходи які застосовні в майбутніх розділах для побудови циклограм якості рекомендаційних систем та відгуків.

В другому розділі дисертації детально розкрито аспекти реалізації та вдосконалення колаборативних фільтрацій в контексті сучасних рекомендаційних систем. Наведено методику розробки рекомендаційної системи з використанням коефіцієнту кореляції Танімото для аналізу log-файлів сервера, а потім впроваджено метод колаборативної фільтрації "item to item", який вважається одним із найефективніших підходів у сфері рекомендаційних систем.

Проведено аналіз ефективності та точності рекомендаційної системи. Представлено результати та оцінку ефективності рекомендаційного блоку «Більш вигідно», а також розглянуто статистичну оцінку ефективності в реалізованій системі з використанням API Google Analytics для збору даних про користувачів.

Також, проведена оптимізація алгоритмів та впливових факторів. Аналізуються такі фактори, як вплив помилок на сайті (4XX та 5XX), швидкодія програмного забезпечення та вплив розміщення рекомендаційних систем на мобільних та десктопних пристроях на точність рекомендацій. Покращено якість рекомендаційної

системи за методом подібності Жаккара, який використовується для підвищення точності рекомендацій.

Проведений аналіз практичного застосування, оцінки ефективності та оптимізації колаборативної фільтрації систем, з особливим акцентом на ідентифікацію та мінімізацію впливу факторів, що можуть погіршувати точність і ефективність рекомендацій.

Третій розділ присвячений детальному аналізу впливу відгуків користувачів на якість рекомендаційних систем та розробці кваліметричного методу оцінки цієї якості. Він охоплює широкий спектр питань, від актуальності використання відгуків у рекомендаційних системах до впровадження розробленого кваліметричного методу.

Підкреслюється важливість відгуків як інструмента маркетингу та впливу на довіру користувачів, а також їх роль у поліпшенні якості рекомендацій. Розглядається стан сучасних рекомендаційних систем, особливо тих, що використовують відгуки, проаналізована наукова література з цієї тематики.

Представлено методологію оцінки якості відгуків, включаючи набір метрик, що формують «Циклограму якості відгуків “The Value of Opinion”». Реалізовано процес збору та аналізу відгуків з сайту Automoto.ua для подальшої їх обробки. Презентовано результати аналізу, що підтверджують ефективність запропонованого методу.

Проведено аналіз існуючих методів оцінки якості рекомендаційних систем та їх обмеження. Запропоновано шляхи підвищення ефективності систем колаборативної фільтрації за допомогою кваліметричних методів.

Впроваджено оцінку якості рекомендаційної системи колаборативної фільтрації на основі кваліметричних методів вимірювання. Представлено інноваційну концепцію циклограми як інструменту для оцінки та візуалізації якості рекомендаційних систем.

В четвертому розділі розглянуто інноваційний підхід до оцінки та візуалізації якості рекомендаційних систем на основі теорії детермінованого хаосу. Теорія детермінованого хаосу, що традиційно використовується у фізичних та біологічних науках, в даному дослідженні вперше застосовується у сфері оцінки якості



рекомендаційних систем. На основі атрактора Реслера та прогнозування методів ARIMA та LSTM побудований прогноз кліків по рекомендаційній системи.

Запропонована методика оцінки якості рекомендаційних систем, яка ґрунтується на аналізі хаотичних властивостей користувацьких взаємодій та рекомендацій. Запропоновано 44 кваліметричних показника якості на основі теорії детермінованого хаосу.

Запропонована динаміка користувацької поведінки та рекомендацій за допомогою атракторів детермінованого хаосу, де виявлено, як візуалізація може допомогти в ідентифікації шаблонів та нерегулярностей у поведінці системи.

*Ключові слова:* рекомендаційна система, колаборативна фільтрація, алгоритм, база даних, API, якість, відгук, парсинг, мікророзмітка, дані, кваліметрія, оцінка, «item to item», «user to user», циклограма, метрика, показник, Google Analytics, атрактор, фазовий портрет, детермінований хаос.

## ABSTRACT

*Hlushko M.V.* Improving the Quality of Collaborative Filtering in Recommendation Systems. - Qualifying scientific work in the form of a manuscript.

Dissertation for the degree of Doctor of Philosophy in the specialty 152 - "Metrology and Information-Measuring Technology", field of knowledge - 16 "Automation and Instrumentation" - Vinnytsia National Technical University, Ministry of Education and Science of Ukraine, Vinnytsia, 2023.

In the dissertation, the scientific and applied problem of evaluating the quality of collaborative filtering recommendation systems based on qualimetric measurement methods has been solved. Several variants of a car search recommendation system have been developed. The qualimetric method of evaluating the quality of feedback, "The Value of Opinion," based on eight indicators forming the corresponding cyclogram, has been implemented. A comprehensive evaluation of the quality of recommendation systems based on collaborative filtering, "Cyclogram of Recommendation System Quality," which includes eight quality metrics, has been proposed and implemented.

Additionally, forty-four qualimetric quality indicators of recommendation systems based on the theory of deterministic chaos have been proposed. Conceptual Lorenz attractors of deterministic chaos have been constructed for visualizing different states of the chaotic deterministic system, based on car prices, users interacting with the recommendation system, and the technical characteristics of cars.

In the first chapter of the dissertation, a review of known data filtering methods and various types of recommendation systems is conducted, analyzing the specifics and challenges associated with collaborative filtering. A general analysis of filtering methods allowed for identifying the main principles and approaches to data filtering. Related research in this field is presented. The chapter discusses four main types of recommendation systems: content-based, knowledge-based, collaborative, and hybrid systems. Each type is analyzed in detail, with special attention to their characteristics, advantages, and drawbacks.

Also: The main emphasis is placed on collaborative filtering, as it is the key topic of the dissertation. Algorithms of collaborative filtering User-to-User and Item-to-Item are considered, with specific examples of their application provided.

Additionally, the principles of operation and areas of application of recommendation systems are illuminated, debunking common myths, which allows for a deeper understanding of the potential and limitations of these systems. This chapter also presents methods of measuring the quality of recommendations, enabling the evaluation of the effectiveness of recommendation systems. The main problems faced by collaborative filtering are also considered, indicating possible directions for further research in this area.

Qualimetry in the first chapter of the dissertation forms a fundamental approach to the evaluation of the quality of recommendation systems. The basic principles and tasks of qualimetry, its areas of application, and measurement methods are revealed, with basic approaches that are applicable in future chapters for constructing cyclograms of the quality of recommendation systems and feedback.

The second chapter of the dissertation elaborately reveals aspects of the implementation and improvement of collaborative filters in the context of modern recommendation systems. A methodology for developing a recommendation system using the Tanimoto correlation coefficient for analyzing server log-files is presented, followed by the implementation of the "item to item" collaborative filtering method, which is considered one of the most effective approaches in the field of recommendation systems.

An analysis of the effectiveness and accuracy of the recommendation system is conducted. Results and an evaluation of the effectiveness of the "More Beneficial" recommendation block are presented, as well as a statistical evaluation of effectiveness in the implemented system using the Google Analytics API for collecting user data.

Also, optimization of algorithms and influential factors was carried out. Factors such as the impact of errors on the site (4XX and 5XX), the performance of the software, and the impact of the placement of recommendation systems on mobile and desktop devices on the accuracy of recommendations are analyzed. The quality of the recommendation system was improved using the Jaccard similarity method, which is used to increase the accuracy of recommendations.

An analysis of the practical application, evaluation of effectiveness, and optimization of collaborative filtering systems was conducted, with a special emphasis on identifying and minimizing the impact of factors that can worsen the accuracy and effectiveness of recommendations.

The third chapter is dedicated to a detailed analysis of the impact of user feedback on the quality of recommendation systems and the development of a qualimetric method for evaluating this quality. It covers a wide range of issues, from the relevance of using feedback in recommendation systems to the implementation of the developed qualimetric method.

The importance of feedback as a marketing tool and its influence on user trust, as well as its role in improving the quality of recommendations, is emphasized. The state of modern recommendation systems, especially those using feedback, is considered, and scientific literature on this topic is analyzed.

A methodology for evaluating the quality of feedback is presented, including a set of metrics that form the "Quality Cyclogram of Feedback 'The Value of Opinion'". The process of collecting and analyzing feedback from the Automoto.ua site for further processing is implemented. Results of the analysis that confirm the effectiveness of the proposed method are presented.

An analysis of existing methods for evaluating the quality of recommendation systems and their limitations was conducted. Ways to enhance the effectiveness of collaborative filtering systems using qualimetric methods are proposed.

An evaluation of the quality of the collaborative filtering recommendation system based on qualimetric measurement methods is implemented. An innovative concept of the cyclogram as a tool for assessing and visualizing the quality of recommendation systems is presented.

The fourth chapter considers an innovative approach to assessing and visualizing the quality of recommendation systems based on the theory of deterministic chaos. The theory of deterministic chaos, traditionally used in physical and biological sciences, is applied for the first time in the field of quality assessment of recommendation systems in this research. Based on the Rössler attractor and ARIMA and LSTM forecasting methods, a forecast of clicks on the recommendation system is constructed.

A methodology for evaluating the quality of recommendation systems is proposed, based on the analysis of chaotic properties of user interactions and recommendations. Forty-four qualimetric quality indicators based on the theory of deterministic chaos are proposed.

The dynamics of user behavior and recommendations using attractors of deterministic chaos are presented, where it is shown how visualization can help identify patterns and irregularities in system behavior.

*Keywords:* recommendation system, collaborative filtering, algorithm, database, API, quality, feedback, parsing, microdata, data, qualimetry, evaluation, 'item to item', 'user to user', cyclogram, metric, indicator, Google Analytics, attractor, phase portrait, deterministic chaos.

## СПИСОК ОПУБЛІКОВАНИХ ПРАЦЬ ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

**Наукові праці, в яких опубліковані основні наукові результати дисертації:**

**– матеріали дисертаційної роботи, викладені у виданнях, що внесені до переліку фахових для захисту дисертацій з технічних наук:**

[1] Volodymyr Kucheruk, Samuil Katsyv, Mykhailo Glushko, Waldemar Wójcik, Tomasz Zyska, Kyrmyzy Taissariyeva, and Kanat Mussabekov "Deterministic chaos in RL-diode circuits and its application in metrology", *Proceedings of SPIE 10031, Photonics Applications in Astronomy, Communications, Industry, and High-Energy Physics Experiments 2016*, 100312A (28 September 2016); <https://doi.org/10.1117/12.2249253> (Входить до наукометричної бази даних Scopus)

[2] В. Ю. Кучерук і М. В. Глушко, «КВАЛІМЕТРИЧНИЙ МЕТОД АНАЛІЗУ ЯКОСТІ ВІДГУКІВ ‘THE VALUE OF OPINION’ ЯК ФУНДАМЕНТ СУЧАСНИХ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ», *Наукові праці Вінницького національного технічного університету*, вип. 3, Вер 2021. DOI: <https://doi.org/10.31649/2307-5376-2021-3-14-22>

[3] В. Ю. Кучерук і М. В. Глушко, «ПОКРАЩЕННЯ ЯКОСТІ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ НА ОСНОВІ КВАЛІМЕТРИЧНИХ МЕТОДІВ ВИМІРЮВАННЯ», *Міжнародний науково-технічний журнал «MEASURING AND COMPUTING DEVICES IN TECHNOLOGICAL PROCESSES»*, вип. 2, с. 65–72, Чер 2022. DOI: <https://doi.org/10.31891/2219-9365-2022-70-2-9>

[4] В. Ю. Кучерук і М. В. Глушко, «ОЦІНЮВАННЯ ЯКОСТІ ВІДГУКІВ НА ОСНОВІ КВАЛІМЕТРИЧНОГО МЕТОДУ «THE VALUE OF OPINION»», *Наукові праці Вінницького національного технічного університету*, вип. 3, Вер 2022. DOI: <https://doi.org/10.31649/2307-5376-2022-2-22-34>

**Документи інтелектуальної власності, що отримані за результатами дисертації:**

**– патенти на корисну модель:**

[5] Кучерук В.Ю., Карабекова Д.Ж., Нусупбеков Б.Р., Севастьянов В.Н., Хасенов А.К., Глушко М.В. Преобразователь емкости в напряжение на основе RL-диодного генератора детерминировано-хаотических колебаний. *Заключение о выдаче патента полезной модели РК на изобретение: от 11 июля 2016 года, № 2016/0070.2.* Казахстан.

[6] Кучерук В.Ю., Карабекова Д.Ж., Нусупбеков Б.Р., Севастьянов В.Н., Хасенов А.К., Глушко М.В. Преобразователь сопротивления в напряжение на основе RL-диодного генератора хаотических колебаний. *Заключение о выдаче патента полезной модели РК на изобретение от 2 июня 2016 года, № 2016/0060.2.* Казахстан.

**Наукові праці, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації:**

[7] В.Ю. Кучерук, М.В. Глушко, О. Митковський. *IV-а міжнародна наукова конференція «Вимірювання, контроль та діагностика в технічних системах» у м. Вінниця (31 жовтня – 2 листопада 2017 р.* Покращення алгоритму item to item методу колаборативної фільтрації для розробки рекомендаційних систем шляхом оцінки релевантності. с. 215. Режим доступу:

<http://mpa.vntu.edu.ua/images/conference/conf2017/VCDTS%202017.pdf>

[8] В.Ю.Кучерук, І. О Головащенко, М.В. Глушко. *Науково-технічні конференції підрозділів Вінницького національного технічного університету (НТКП ВНТУ) Інститут соціально-гуманітарних наук. Як Big Data (великі дані) впливають на буття людини.* Режим доступу:

[https://conferences.vntu.edu.ua/public/files/1/hum\\_2017\\_netpub.pdf](https://conferences.vntu.edu.ua/public/files/1/hum_2017_netpub.pdf)

[9] В. Ю. Кучерук і М. В. Глушко. *III-а міжнародна наукова конференція «Вимірювання, контроль та діагностика в технічних системах» у м. Вінниця (27—29 жовтня 2015 р.)*

Обробка вібраційної інформації з використанням теорії детермінованого хаоса. с. 33. Режим доступу:

[http://mpa.vntu.edu.ua/images/conference/conf2015/Abstacts\\_2015.pdf](http://mpa.vntu.edu.ua/images/conference/conf2015/Abstacts_2015.pdf)

[10] В. Ю. Кучерук і М. В. Глушко. *V науково-практична конференція студентів і молодих учених «Методи та засоби неруйнівного контролю промислового обладнання» у м. Івано-Франківськ (24 - 25 листопада 2015 р.)*

Детерминированный хаос в RL-диодных цепях высокочастотного синусоидального тока и его применение в метрологии с.116

[11] В. Ю. Кучерук і М. В. Глушко. *XLV Науково-технічна конференція факультету комп'ютерних систем та автоматики (2016)* Детермінований хаос у RL

– діодних колах високочастотного синусоїдального струму і його застосування в метрології. Режим доступу: <http://conferences.vntu.edu.ua/index.php/all-fksa/all-fksa-016/paper/viewPaper/1361>

[12] В. Ю. Кучерук і М. В. Глушко. *Міжнародна науково-практична інтернет-конференція «Інноваційні технології в процесі підготовки фахівців» у м. Вінниця (03—04 квітня 2016 р.)* Заходи безпеки під час експлуатації резистивного перетворювача фізичних величин на основі генератора детерміновано-хаотичного сигналу. Режим доступу:

<http://conferences.vntu.edu.ua/index.php/itpf/2016/paper/viewPaper/1443>

[13] В. Ю. Кучерук і М. В. Глушко. *Всеукраїнська науково-технічна конференція молодих вчених у царині метрології «Technical Using of Measurement – 2016» у м. Славськ (1—5 лютого 2016 р.)* Резистивний перетворювач фізичних величин на основі генератора детерміновано-хаотичного сигналу с. 37. Режим доступу: [http://amu.in.ua/simg/Tum/Tesi\\_TUM\\_2016.pdf](http://amu.in.ua/simg/Tum/Tesi_TUM_2016.pdf)

[14] В. Ю. Кучерук і М. В. Глушко. *Виявлення 4XX та 5XX помилок на сайті як впливний фактор на результат точності рекомендаційних систем // CONFERENCE*

<https://conferences.vntu.edu.ua> – 2019. Режим доступу: <https://conferences.vntu.edu.ua/index.php/all-fksa/all-fksa-2019>

[15] В. Ю. Кучерук і М. В. Глушко, «Покращення алгоритму "item to item" методу колаборативної фільтрації для розробки рекомендаційних систем на основі косинусної міри шляхом оцінки релевантності», *ScienceRise, № 1, с. 20-24. 2018.*

Режим доступу: <https://doi.org/10.15587/2313-8416.2018.120886>



[16] В. Ю. Кучерук і М. В. Глушко. Покращення точності рекомендаційної системи «с этим авто также ищут» на основі алгоритму колаборативної фільтрації item-to-item. *II Міжнародна науково-практична конференція «ACTUAL TRENDS OF MODERN SCIENTIFIC RESEARCH» 16-18 серпня 2020 года Мюнхен, Німеччина.* Режим доступу: <https://sci-conf.com.ua/ii-mezhdunarodnaya-nauchno-prakticheskaya-konferentsiya-actual-trends-of-modern-scientific-research-16-18-avgusta-2020-goda-myunhen-germaniya-arhiv/>

[17] В. Ю. Кучерук і М. В. Глушко. Діагностування швидкості програмного забезпечення, як фактор впливу на результат точності рекомендаційних систем. *VI (XXX) Міжнародна міжвузівська школа семінар «Методи і засоби діагностики в техніці та соціумі (МіЗД ТС-2018)», 17-18 грудня 2018 року: Збірник матеріалів. – Івано-Франківськ: Видавництво «Факел» ІФНТУНГ, 2018. – 10 с.* Режим доступу: <http://itts.nung.edu.ua/wp-content/uploads/2019/03/mizdts-2018.pdf>

[18] В. Ю. Кучерук і М. В. Глушко. "Вплив розміщення рекомендаційних систем на мобільних та десктопних пристроях на сайті як впливний фактор на результат точності рекомендаційних систем". «Вимірювання, контроль та діагностика в технічних системах (вкдтс-2019)» п'ята міжнародна наукова конференція 29 – 31 жовтня 2019 р. Режим доступу:

<https://ir.lib.vntu.edu.ua/bitstream/handle/123456789/26635/tezy%202019-1.pdf?sequence=1&isAllowed=y>

[19] V. Kucheruk, M. Hlushko. «Improving Accuracy of Recommender systems based on Collaborative Filtering Algorithm Item-To-Item» *in Technical research and development: collective monograph, – Boston, 2021. pp. 119-125.* Режим доступу: <https://doi.org/10.46299/ISG.2021.MONO.TECH.I>

[20] В. Ю. Кучерук і М. В. Глушко. "МЕТОДИ ОЦІНКИ ЯКОСТІ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ". «КОНФЕРЕНЦІЇ ВНТУ електронні наукові видання, *L Науково-технічна конференція факультету комп'ютерних систем і автоматики (2021)» 03 березня 2021 р.* Режим доступу: <https://conferences.vntu.edu.ua/index.php/all-fksa/all-fksa-2021/paper/view/12509>

[21] В. Ю. Кучерук і М. В. Глушко. «МЕТОД ПОДІБНОСТІ ЖАККАРА ДЛЯ ПОКРАЩЕННЯ ЯКОСТІ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ». *V Міжнародної науково-практичної конференції «Управління якістю в освіті та промисловості: досвід, проблеми та перспективи» Львів, 20-21 травня 2021 р. ст. 143.* Режим доступу:

<http://science.lpnu.ua/sites/default/files/attachments/2021/23330/importantdoc/tezyquality2021.pdf>

[22] В. Ю. Кучерук і М. В. Глушко. «ПОКРАЩЕННЯ ЯКОСТІ РЕКОМЕНДАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ ЗА МЕТОДОМ ПОДІБНОСТІ ЖАККАРА» // *Modern directions of scientific research development. Proceedings of the 3rd International scientific and practical conference. BoScience Publisher. Chicago, USA. 2021. Pp. 137-141.* Режим доступу:: <https://sci-conf.com.ua/iii-mezhdunarodnaya-nauchno-prakticheskaya-konferentsiya-modern-directions-of-scientific-research-development-1-3-sentyabrya-2021-goda-chikago-ssha-arhiv/>

[23] В. Ю. Кучерук і М. В. Глушко. «АНАЛІЗ ВІДГУКІВ ЯК НЕВІД'ЄМНИЙ ФАКТОР ЯКОСТІ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ». *Науково-технічна конференція факультету інформаційних електронних систем (2022), КОНФЕРЕНЦІЇ ВНТУ електронні наукові видання.* Режим доступу: <https://conferences.vntu.edu.ua/index.php/all-frtzp/all-frtzp-2022/paper/view/14865>

## ЗМІСТ

ВСТУП.....	19
РОЗДІЛ 1 .....	28
ОГЛЯД МЕТОДІВ ОЦІНЮВАННЯ ЯКОСТІ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ КОЛАБОРАТИВНОЇ ФІЛЬТРАЦІЇ.....	28
1.1 Аналіз відомих методів фільтрації .....	28
1.2 Види рекомендаційних систем.....	31
1.2.1 Рекомендаційні системи засновані на контенті (content-based) .....	33
1.2.2 Рекомендаційні системи засновані на знаннях (knowledge-based) .....	36
1.2.3 Гібридні рекомендаційні системи (hybrid) .....	37
1.3 Колаборативна фільтрація (collaborative filtering) .....	40
1.3.1 User-to-User алгоритм колаборативної фільтрації.....	52
1.3.2 Приклад User-to-User алгоритму .....	53
1.3.3 Item-to-Item алгоритм колаборативної фільтрації .....	55
1.3.4 Приклад Item-to-Item алгоритму.....	56
1.4 Принципи діяльності та сфери застосування рекомендаційних систем.....	59
1.5 Міфи про рекомендаційні системи.....	60
1.6 Проблеми колаборативної фільтрації.....	61
1.7 Вимірювання якості рекомендацій.....	62
1.8 Кваліметрія як метод оцінки якості рекомендаційних систем .....	66
1.8.1 Кваліметрія в управлінні якістю.....	67
1.8.2 Вимірювання якості рекомендаційних систем кваліметричними методами .....	68
Висновки до розділу 1.....	71
РОЗДІЛ 2 .....	73
ОПТИМІЗАЦІЯ КОЛАБОРАТИВНОЇ ФІЛЬТРАЦІЇ: АНАЛІЗ ЕФЕКТИВНОСТІ, СТАТИСТИЧНА ОЦІНКА ТА ВПЛИВНІ ФАКТОРИ В РЕАЛІЗОВАНІЙ РЕКОМЕНДАЦІЙНІЙ СИСТЕМ .....	73
2.1 Впровадження колаборативної фільтрації.....	73

2.1.1. Розробка рекомендаційної системи на основі коефіцієнту кореляції Танімото із аналізом log-файлів сервера .....	73
2.2 Розробка рекомендаційної системи на основі колаборативної фільтрації методу «item to item» .....	75
2.3 Результати досліджень рекомендаційного блоку «Більше вигідно» на основі коефіцієнту кореляцій Танімото із аналізом log-файлів сервера та роботи алгоритму «item to item» колаборативної фільтрації.....	78
2.2 Аналіз ефективності статистичної оцінки в реалізованій рекомендаційній системі .....	80
2.2.1 Вибір показників для аналізу ефективності статистичної оцінки .....	81
2.2.2. Парсинг даних про користувачів через API Google Analytics .....	81
2.2.3 Статистичні обрахунки вивантажених даних із Google Analytics .....	85
2.3 Оптимізація роботи алгоритму та впливних факторів .....	93
2.3.1 Аналіз 4XX та 5XX відповіді сервера на сайті оцінки результату точності рекомендаційних систем .....	93
2.3.2 Аналіз швидкості сайту, як фактор впливу на результат якості рекомендаційних систем .....	99
2.3.3 Аналіз розміщення рекомендаційних систем на десктопних та мобільних пристроях як впливний фактор якості рекомендаційних систем.....	102
2.3.4 Покращення якості рекомендаційної системи за методом подібності Жаккара .....	105
Висновки до розділу 2.....	107
3 РОЗРОБКА КВАЛІМЕТРИЧНОГО МЕТОДУ ОЦІНКИ ЯКОСТІ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ НА ОСНОВІ АНАЛІЗУ ВІДГУКІВ «THE VALUE OF OPINION».....	109
3.1 Актуальність використання відгуків для рекомендаційних систем .....	109
3.2 Аналіз рекомендаційних систем із використанням відгуків та наукових публікацій .....	113
3.3 Кваліметричний метод аналізу якості відгуків «The Value of Opinion» та обґрунтування використання .....	119

3.4 Парсинг відгуків в єдину базу даних на Automoto.ua .....	121
3.5 Результати досліджень кваліметричного аналізу відгуків “The Value of Opinion” .....	129
3.6 Впровадження кваліметричного методу оцінювання якості рекомендаційних систем на основі аналізу відгуків «The Value of Opinion».....	141
3.7 Огляд методів оцінки якості рекомендаційних систем .....	142
3.8 Покращення якості рекомендаційних систем колаборативної фільтрації на основі кваліметричних методів вимірювання .....	144
3.9 Впровадження оцінки якості рекомендаційної системи колаборативної фільтрації на основі кваліметричних методів вимірювання .....	152
3.10 Впровадження циклограми якості рекомендаційної системи колаборативної фільтрації.....	164
Висновки до розділу 3.....	166
<b>4. ПОКРАЩЕННЯ ОЦІНКИ ЯКОСТІ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ ЗА ДОПОМОГОЮ ТЕОРІЇ ДЕТЕРМІНОВАНОГО ХАОСУ .....</b>	<b>168</b>
4.1 Теорія детермінованого хаосу в рекомендаційних системах .....	168
4.2 Оцінка якості рекомендаційної системи за допомогою теорії детермінованого хаосу.....	171
4.3 Прогнозування за допомогою аналізу часових рядів та теорії детермінованого хаосу.....	175
4.3.1 Первинний аналіз кліків рекомендаційної системи в часовому ряді .....	176
4.3.2 Автокореляція (ACF) та Часткова Автокореляція (PACF).....	178
4.3.3 Візуалізація атракторів детермінованого хаосу для оцінки якості рекомендаційних систем .....	185
4.3.4 Вибір Методу Прогнозування: ARIMA чи LSTM .....	192
Висновки до розділу 4.....	206
ВИСНОВКИ.....	208
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ .....	213
ДОДАТКИ.....	224
Додаток А .....	225

Додаток Б.....	226
Додаток В.....	233
Додаток Г.....	234
Додаток Д.....	279
Додаток Ж.....	290
Додаток З.....	292

## ВСТУП

**Обґрунтування вибору теми дослідження.** Рекомендаційна система — підклас системи фільтрації інформації, яка будує рейтинговий перелік об'єктів (фільми, музика, книги, новини, веб-сайти), яким користувач може надати перевагу. Для цього використовується інформація з профілю користувача [1].

Існують дві основні стратегії створення рекомендаційних систем: фільтрація вмісту і колаборативна фільтрація.

При фільтрації вмісту створюються профілі користувачів і об'єктів.

Профілі користувачів можуть містити демографічну інформацію або відповіді на певний набір питань.

Профілі об'єктів можуть містити назви жанрів, імена акторів, імена виконавців, тощо. Або якусь іншу інформацію в залежності від типу об'єкта.

При колаборативній фільтрації використовується інформація про поведінку користувачів у минулому — наприклад, інформація про придбання або оцінки. В цьому випадку не має значення, з якими типами об'єктів ведеться робота, але при цьому можна брати до уваги неявні характеристики, які складно було б врахувати при створенні профілю. Основна проблема цього типу рекомендаційних систем — «холодний старт»: відсутність даних про користувачів чи об'єкти, які нещодавно з'явилися у системі.

У процесі роботи рекомендаційні системи збирають дані про користувачів, використовуючи поєднання явних і неявних методів.

Приклади явного збору даних:

користувач оцінює запропонований об'єкт за диференційованою шкалою;

- користувач ранжує групу об'єктів від найкращого до найгіршого;
- користувач вибирає кращий з двох запропонованих об'єктів;
- користувачу пропонують створити список його улюблених об'єктів.

Приклади неявного збору даних

- спостереження за тим, що користувач оглядає в інтернет-магазинах або базах даних іншого типу;

- ведення записів про поведінку користувача онлайн;
- відстеження вмісту комп'ютера користувача.

Рекомендаційні системи порівнюють однотипні дані від різних людей і розраховують список рекомендацій для конкретного користувача. Деякі приклади їх комерційного та некомерційного використання наведені в статті про колаборативну фільтрацію. Для розрахунку рекомендацій використовується граф інтересів. Рекомендаційні системи — зручна альтернатива пошуковим алгоритмам, оскільки дозволяють виявити об'єкти, які не можуть бути знайдені останніми. Цікаво, що рекомендаційні системи часто використовують пошукові машини для індексації незвичайних даних.

Рекомендаційна система - це програма, яка на основі даних про користувача (User) і предмет (Item) дає рекомендації. Така система включає в себе весь процес - від отримання інформації до її подання користувачеві. Важливий кожен етап. Від інформації, яку ви будете збирати залежить, які алгоритми ви зможете застосувати. Хороші алгоритми дають хороші, корисні рекомендації. Критерії оцінки результату дозволяють вибрати найбільш оптимальні алгоритми [2].

У сучасному цифровому світі велика кількість інформації, доступ до якої можливий всього лише кількома кліками миші чи дотиками екрану. Це створює величезну потребу у технологіях, які можуть інтелектуально і ефективно фільтрувати цей обсяг даних, щоб допомогти користувачам знаходити контент, який найбільше відповідає їхнім інтересам та потребам. Однією з ключових технік для вирішення цієї проблеми є колаборативна фільтрація, яка найчастіше використовується для генерації рекомендацій.

Рекомендаційні системи, які базуються на колаборативній фільтрації, є популярними та важливими інструментами в сферах електронної комерції, онлайн-медіа, соціальних мереж та інших галузях. Однак існуючі системи стикаються з численними викликами, такими як проблема холодного старту, нестійкість до шуму в даних та обмежені можливості адаптації до змінних смаків користувачів.

Дисертаційна робота спрямована на вирішення цих проблем та покращення якості колаборативної фільтрації в рекомендаційних системах.



В роботі досліджується нові методи та підходи до аналізу та використання користувальницьких даних з метою покращення точності та персоналізації рекомендацій.

У цьому дослідженні розглянуто широкий спектр методів машинного навчання, від традиційних алгоритмів до глибокого навчання, для розв'язання проблем колаборативної фільтрації. Також досліджено можливості використання контекстуальної інформації та додаткових джерел даних для поліпшення рекомендаційних систем.

Задача не лише розробити нові технічні рішення, але й зрозуміти, як ці рішення можуть бути практично використані для забезпечення зручності та задоволення користувачів у реальних видах діяльності, починаючи із рекомендації автомобілів. Дисертаційна робота має потенціал змінити спосіб, яким розуміємо та використовуємо рекомендаційні системи, надаючи нові можливості для персоналізації та забезпечення високої якості контенту для кожного користувача.

У наш час великої кількості доступної інформації, важливо забезпечити користувачів інструментами, які не лише полегшують їхню навігацію у цьому світі даних, але й надають справжню цінність через персоналізовані, точні та змістовні рекомендації. Дисертаційна робота призначена відкрити нові горизонти у розумінні та розвитку рекомендаційних систем, забезпечуючи більш ефективну, персоналізовану та задовільну взаємодію між користувачами та інформацією.

Дисертаційна робота використовує комплексний методологічний підхід, який об'єднує в собі теоретичний аналіз існуючих рекомендаційних систем, експериментальні дослідження та розробку нових алгоритмів. Це включає в себе вивчення різних аспектів колаборативної фільтрації, враховуючи як стандартні, так і нетрадиційні методи врахування користувачьких переваг та контексту.

**Актуальність теми.** Враховуючи, що рекомендаційна система - це програма, яка на основі даних про користувача (User) і предмет (Item) дає рекомендації. Така система включає в себе весь процес - від отримання інформації до її подання користувачеві. Важливий кожен етап. Від інформації, яку ви будете отримувати залежить, які алгоритми ви зможете застосувати. Хороші алгоритми дають хороші,

корисні рекомендації. Критерії оцінки результату дозволяють вибрати найбільш оптимальні алгоритми [3].

Переважно всі ІТ-компанії в сфері «e-commerce» використовують колаборативну фільтрацію, перша компанія яка реалізувала такі алгоритми – Amazon. Найпопулярніша в Україні – Rozetka. Проте сучасному світі часто доводиться стикатися з проблемою рекомендації товарів або послуг користувачам будь-якої інформаційної системи.

Вже відомо, що колаборативна фільтрація — метод, який використовується деякими рекомендаційними системами. В цілому, колаборативна фільтрація — процес фільтрації інформації або зразків за допомогою методів за участю співробітництва між декількома агентами, точками зору, джерелами даних і т. д. Застосування колаборативної фільтрації, як правило, пов'язане з дуже великими наборами даних. Алгоритми рекомендаційних систем використовуються в кожній компанії, яка позиціонує себе як інтернет-магазин, дошка оголошень, сайт-агрегатор і т.д. В нашому випадку колаборативна фільтрація — це один з методів побудови прогнозу в рекомендаційних системах, який використовує відомі переваги (оцінки предметів, дії, поведінку) групи користувачів для прогнозування невідомих переваг іншого користувача. Основне припущення колаборативної фільтрації полягає в наступному: ті, хто однаково оцінювали будь-які предмети в минулому, схильні давати схожі оцінки інших предметів і в майбутньому.

Величезна кількість інформації доступна нашим власним швидким темпом, ефективна фільтрація та рекомендації є важливими завданнями. Активне використання рекомендаційних систем допомагає зробити нашу інтеракцію з інформацією більш персоналізованою та ефективною. В бізнесі це може сприяти збільшенню продажів та клієнтської лояльності, в науці - полегшити доступ до важливих досліджень та статей, в освіті - покращити процес навчання шляхом надання студентам індивідуальних рекомендацій.

Крім того, в епоху цифрової трансформації актуальність рекомендаційних систем стає ще більш очевидною у сферах штучного інтелекту, Інтернету речей та

великих даних. Розвиток цих технологій потребує не лише збільшення швидкості та точності рекомендацій, але й їхньої адаптації до умов, що змінюються.

Україна, подібно багатьом іншим країнам, переживає цифрову революцію. Висока швидкість інтернету та поширення смартфонів роблять рекомендаційні системи важливим інструментом для різних сфер суспільства. В бізнесі, освіті, культурній та науковій сферах України використання рекомендаційних систем може сприяти розвитку місцевих підприємств, полегшити навчання студентів та дослідників, сприяти доступності культурних цінностей для громадян, вплив на ріст економіки у воєнний та післявоєнний час.

Маючи найбільшу кількість даних про оголошення з продажу авто та відгуки автовласників, дана наукова робота суттєво впливає на ринок продажу автомобілів, що є впливним фактором на економіку та бізнес в цілому.

Отже, актуальність цієї теми для світу та України визначається необхідністю покращення якості обслуговування користувачів на web-сайті з пошуку автомобілів, збільшення конкурентоспроможності бізнесу, розвитку наукових досліджень для покращення якості вибору авто та підвищення довіри покупців.

### **Мета та задачі дисертації.**

Метою дослідження є покращення якості рекомендаційних систем колаборативної фільтрації на основі кваліметричних методів вимірювання.

Наукове обґрунтування - покращення якості, за рахунок внесення додаткових параметрів до методів формування рекомендацій аналізуючи “думки” користувача, що забезпечують покращення якості рекомендаційних систем.

Для реалізації окресленої мети, необхідно виконати такі завдання:

- провести аналіз рекомендаційних систем та наукових публікацій щодо поставленої мети;
- сформулювати принципи визначення якості рекомендаційних систем;
- дослідити основні підходи до структурування характеристик оцінювання якості рекомендаційних систем;
- реалізувати просту рекомендаційну систему та отримати результати;

- реалізувати рекомендаційну систему на основі алгоритмів колаборативної фільтрації;
- сформулювати принципи визначення якості відгуків на основі кваліметричних методів;
- реалізувати рекомендаційну систему на основі алгоритмів колаборативної фільтрації та покращити її кваліметричними параметрами якості, які враховують “думку” користувача - *“The Value of Opinion”*
- запропонувати кваліметричний метод оцінки якості рекомендаційних систем на основі досліджень;
- покращити якість рекомендаційної системи колаборативної фільтрації на основі запропонованих кваліметричних показників якості
- запропонувати кваліметричні показники якості на основі теорії детермінованого хаосу

**Об’єктом дослідження** є параметри якості рекомендаційних систем на сайті-агрегатору пошуку автомобілів Automoto.ua в процесі пошуку оголошень про продаж автомобілів, мотоциклів, спецтехніки та інших транспортних засобів в Україні. Automoto.ua дає можливість здійснювати пошук пропозицій про продаж авто по всій Україні, надаючи максимально повні та актуальні результати. Сьогодні сайт обробляє інформацію з понад 100 автосайтів України. Щодня в базі знаходиться більше 500 000 тисяч оголошень, 9-16 тисяч з яких є свіжими надходженнями за поточний день.

**Предметом дослідження** є кваліметричний метод оцінки якості в рекомендаційних системах.

**Методи дослідження** - під час роботи над дисертацією використовувались методи досліджень, які базувалися: на системному аналізі, кваліметричних методах вимірювання, методах оцінки якості продукції, теорії нечіткої логіки, теорії детермінованого хаосу. Використання інструменту Google Analytics.

#### **Наукова новизна одержаних результатів:**

1. Вперше розроблено кваліметричний метод оцінювання якості рекомендаційних систем колаборативної фільтрації в сфері наданих інтернет-послуг, який на відміну від відомих відрізняється тим, який закриває потреби бізнесу в розрізі

якості рекомендації та оцінки відхилень результатів одночасно, що дозволило сформувавши комплексний підхід до оцінки якості із врахуванням «думок» на основі аналізу відгуків.

2. Отримав подальший розвиток кваліметричний метод оцінювання якості рекомендаційних систем за рахунок розширення сукупності показників, порівняно із відомими, що дозволило в результаті їх комплексного застосування покращити якість рекомендацій колаборативної фільтрації в сфері надання послуг користувачам.

3. Вперше в рекомендаційних системах використано теорію детермінованого хаосу, що дозволило підвищити точність прогнозування взаємодії користувачів із рекомендаційною системою на основі аналізу часових рядів за допомогою моделей ARIMA та LSTM.

**Практичне значення одержаних результатів та впровадження результатів роботи.** Алгоритм рекомендаційної системи колаборативної фільтрації «item-to-item» та проект стандарту якості (Додаток Г) рекомендаційних систем на основі кваліметричних методів вимірювання разом із програмним забезпеченням розроблено та впроваджено на сайті Automoto.ua, компанія ТОВ «PIA МЕДІА УКРАЇНА».

Одержані результати не тільки практично застосовані, але й приносять користь бізнесу та його клієнтам. За період проведених досліджень із 2016 року даним продуктом скористались більше 2 000 000 разів.

Запропонований алгоритм колаборативної фільтрації на основі кваліметричних методів вимірювання та «Циклограма якості рекомендаційних систем» можуть використовуватись длялюбих бізнес-задач в інтернеті, а також будь-яких товарів, а отже є універсальними для використання, та можуть бути масштабованими.

На основі теорії детермінованого хаосу, підвищена точність прогнозу взаємодії користувачів із рекомендаційною системою на основі аналізу часових рядів за допомогою моделі LSTM на 1.5%, у порівнянні ARIMA.

**Особистий внесок здобувача.** Наукові результати, які викладено в дисертаційній роботі, самостійно одержано автором. У публікаціях, що підготовлено

та опубліковано у співавторстві, використано виключно ті ідеї та положення, які є результатом особистих досліджень автора.

**Апробація результатів дисертації.** Основні положення, результати та висновки дисертаційної роботи обговорювалися на: IV-а міжнародній науковій конференції «Вимірювання, контроль та діагностика в технічних системах» ВНТУ 2017 року, на XLVI науково-технічній конференції підрозділів ВНТУ у 2017 році, на III міжнародній науковій конференції «Вимірювання, контроль та діагностика в технічних системах» ВНТУ у 2015 році, на V науково-практичній конференції студентів і молодих учених «Методи та засоби неруйнівного контролю промислового обладнання» у м. Івано-Франківськ в 2015 році, на XLV науково-технічній конференції факультету комп'ютерних систем та автоматики ВНТУ у 2016 році, на міжнародній науково-практичній інтернет-конференції «Інноваційні технології в процесі підготовки фахівців» ВНТУ у 2016 році, на всеукраїнській науково-технічній конференції молодих вчених у царині метрології «Technical Using of Measurement – 2016» у м. Славськ в 2016 році, на XLVIII науково-технічній конференції факультету комп'ютерних систем і автоматики ВНТУ у 2019 році, на II міжнародній науково-практичній конференції «ACTUAL TRENDS OF MODERN SCIENTIFIC RESEARCH» у Мюнхені (Німеччина) в 2020 році, на VI (XXX) міжнародній міжвузівській школі семінарі «Методи і засоби діагностики в техніці та соціумі (МіЗД ТС-2018)» у м. Івано-Франківськ в 2018 році, на V міжнародній науковій конференції «Вимірювання, контроль та діагностика в технічних системах (вкдтс-2019)», на L науково-технічній конференції факультету комп'ютерних систем і автоматики ВНТУ в 2021 році, на V міжнародній науково-практичній конференції «Управління якістю в освіті та промисловості: досвід, проблеми та перспективи» у м. Львів у 2021 році, на III міжнародній науково-практичній конференції “MODERN DIRECTIONS OF SCIENTIFIC RESEARCH DEVELOPMENT”, у м. Чикаго (США) в 2021 році, на LI науково-технічній конференції факультету інформаційних електронних систем ВНТУ в 2022 році.

**Публікації на тему дисертації.** Основні результати дослідження опубліковано в опубліковано у 23 наукових роботах, із яких 17 є тезами доповідей на науково-

технічних конференціях, 3 опубліковано у наукових журналах, що входять до переліку фахових видань, 1 опубліковано з закордонному науковому журналі, що видається в країні, яка є членом ЄС (входить до наукометричної бази даних Scopus), 2 патента корисної моделі на винаходи.

**Структура, зміст і обсяг дисертації.** Дисертаційна робота складається зі вступу, чотирьох розділів та висновків до кожного з них, загальних висновків, списку використаних джерел, додатків. Загальний обсяг роботи становить 292 сторінки, основний зміст викладено на 204 сторінках. Робота містить 8 таблиць і 97 рисунків. Список використаних джерел налічує 77 найменувань на 44 сторінках. Дисертація містить 6 додатків на 67 сторінках.

# РОЗДІЛ 1

## ОГЛЯД МЕТОДІВ ОЦІНЮВАННЯ ЯКОСТІ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ КОЛАБОРАТИВНОЇ ФІЛЬТРАЦІЇ

### 1.1 Аналіз відомих методів фільтрації

Вибуховий ріст обсягу доступної цифрової інформації та кількості відвідувачів Інтернету створив потенційний виклик перевантаження інформації, що перешкоджає своєчасному доступу до цікавих предметів в Інтернеті. Інформаційно-пошукові системи, такі як Google, частково вирішили цю проблему, однак відсутність пріоритетів та персоналізації (де система відображає доступний вміст до інтересів та уподобань користувачів) інформації. Це посилює попит на системи, що рекомендують, більше, ніж будь-коли раніше. Рекомендаційні системи - це системи фільтрування інформації, що займаються проблемою інформаційної перевантаження шляхом фільтрації фрагмента життєво важливої інформації з великої кількості динамічної створюваної інформації відповідно до переваг, інтересів або поведінки користувача щодо елемента.

Система рекомендацій має можливість прогнозувати, чи буде певний користувач віддавати перевагу елементу, або не базується на профілі користувача, які корисні як постачальникам послуг, так і користувачам. Вони зменшують транзакційні витрати на пошук та відбір елементів в онлайн-магазині. Системи рекомендацій також довели, що вони покращують процес прийняття рішень та якість.

У налаштуваннях електронної комерції системи, що рекомендують, збільшують доходи, оскільки вони є ефективним засобом продажу більшої кількості продуктів. У наукових бібліотеках системи, що рекомендують, підтримують користувачів, дозволяючи їм виходити за рамки пошуку в каталозі. Тому необхідність використання ефективних та точних методів рекомендацій в рамках системи, яка забезпечить відповідні та надійні рекомендації для користувачів, не може бути надмірно наголошеною [4].



Система рекомендацій була визначена як засіб сприяння та посилення соціального процесу використання рекомендацій інших осіб для вибору, коли немає достатніх особистих знань або досвіду альтернатив. Системи, що рекомендують, обробляють проблему перевантаження інформації, яку користувачі зазвичай стикаються, надаючи їм індивідуальні, виняткові вміст та рекомендації щодо обслуговування. Нещодавно були розроблені різні підходи для побудови систем рекомендацій, які можуть використовувати як колаборативну фільтрацію, фільтрування на основі вмісту чи гібридну фільтрацію.

Технологія колаборативної фільтрації є найбільш зрілою і найбільш часто застосовується. Колаборативна фільтрація рекомендує елементи, ідентифікуючи інших користувачів з аналогічним смаком; він використовує свою думку, щоб рекомендувати елементи активному користувачеві. Колаборативна рекомендаційна система була впроваджена в різних областях застосування. GroupLens - це архітектура на основі новин, яка використовує спільні методи, допомагаючи користувачам знаходити статті з масивної бази новин.

Ringo - це система онлайн-фільтрування соціальної інформації, яка використовує колаборативну фільтрацію для створення профілів користувачів на основі оцінок їх у музичних альбомах. Amazon використовує алгоритми диверсифікації теми, щоб поліпшити свою рекомендацію. Система використовує метод колаборативного фільтрування для подолання проблеми масштабування, створивши таблицю подібних елементів поза мережею, використовуючи матрицю "елемент до елемента". Потім система рекомендує інші товари, подібні онлайн, за історією покупки користувачів. З іншого боку, методи, що базуються на вмісті, співпадають з ресурсами вмісту відповідно до характеристик користувача. Технології фільтрування на основі вмісту зазвичай базують свої передбачення на інформації користувача, і вони ігнорують вклади інших користувачів, як у випадку спільних методів. Багато в чому залежить від рейтингів різних користувачів, щоб створити навчальний комплект, і це є прикладом системи рекомендованих на основі вмісту. Деякі інші системи, які використовують фільтрування на основі вмісту, щоб допомогти користувачам знаходити інформацію в Інтернеті, включають Letizia.

Система використовує користувальницький інтерфейс, який допомагає користувачам переглядати Інтернет; він може відстежувати шаблон перегляду користувача, щоб передбачити сторінки, які вони можуть зацікавити. Razzani розробив інтелектуальний агент, який намагається передбачити, які веб-сторінки зацікавлять користувача за допомогою наївного класифікатора Байєса. Алгоритм дозволяє користувачеві надавати навчальні екземпляри, оцінюючи різні сторінки як гарячі, так і холодні. Дженнінгс і Хігучі описують нейронну мережу, яка моделює інтереси користувача в середовищі новин Usenet [5].

Незважаючи на успіх цих двох методів фільтрації, було визначено кілька обмежень. Деякі проблеми, пов'язані з технологіями фільтрування на основі вмісту, містять обмежений аналіз вмісту, надспеціалізацію та малу кількість даних. Також колаборативні підходи демонструють проблеми холодного старту, ранжування та масштабованості. Ці проблеми зазвичай зменшують якість рекомендацій. Для того, щоб пом'якшити деякі виявлені проблеми, було запропоновано гібридну фільтрацію, яка поєднує два або більше методів фільтрації різними шляхами для підвищення точності та ефективності систем рекомендацій. Ці методики поєднують два або більше фільтруючих підходів, щоб використовувати їх сильні сторони, вирівнюючи їхні відповідні слабкі сторони. Їх можна класифікувати за своїми операціями в гібридний гібрид, змішаний гібрид, гібрид перемикування, гібрид комбінації комбінацій, гібрид каскаду, гібрид гібридного та гібридного рівня, що складається з ознак. Колаборативна філософія та підходи до фільтрування на основі вмісту широко використовуються сьогодні, реалізуючи різноманітні технології на основі вмісту та спільної роботи, а результати їхнього прогнозування згодом поєднуються або додають характеристики співвідношення вмісту на основі колаборативної фільтрації та навпаки. Нарешті, може бути розроблена загальна уніфікована модель, яка включає як властивості фільтрування на основі вмісту, так і колаборативні.

Проблема роздільної здатності даних та "холодного старту" була вирішена шляхом поєднання оцінок, особливостей та демографічної інформації про предмети в гібридній методиці каскадної рекомендації Циглера було запропоновано гібридний підхід до колаборативного використання фільтрації для використання основної

таксономічної інформації, призначеної для вимогливої класифікації продуктів, для вирішення проблеми обмеженості даних рекомендацій з використанням колаборативної фільтрації, виходячи з генерації профілів за допомогою висновку над темою та диверсифікацією тем.

Гібридна рекомендаційна методика також пропонується в Ghazantar і Prager-Benett, і це використовує профіль на основі контенту окремих користувачів для пошуку схожих користувачів, які використовуються для прогнозування [6]. У Sarvari, колаборативна фільтрація була об'єднана з інформаційним агентом фільтрування. Тут автори запропонували рамки для інтеграції фільтрів-агентів на основі вмісту та колаборативної фільтрації. Гібридний алгоритм системи застосовується багатьма додатками в результаті нової проблеми користувача з фільтром на основі вмісту та середньою проблемою для колаборативної фільтрації. Простий та зрозумілий спосіб об'єднання фільтрації на основі вмісту та колаборативної роботи було запропоновано Каннінгом та ін. У Konstas і співавторстві була запропонована система рекомендацій щодо музики, в якій поєднувалась інформація про теги, графічні показники та соціальні відносини. Щоб визначити кількість сусідів, які можуть бути автоматично підключені на соціальній платформі, Лі та Брусилівський вибудували соціальну інформацію в спільний алгоритм фільтрації. Кондіфф та ін. запропонував Байєсівську модель змішаних ефектів, яка об'єднує оцінки користувачів, елементи користувача та елементи в єдиній структурі.

## **1.2 Види рекомендаційних систем**

Використання точних і ефективних методик рекомендацій є важливим для системи, яка забезпечить корисні рекомендації окремим користувачам. На рисунку 1.1 показана анатомія різних методів фільтрування рекомендацій [7].

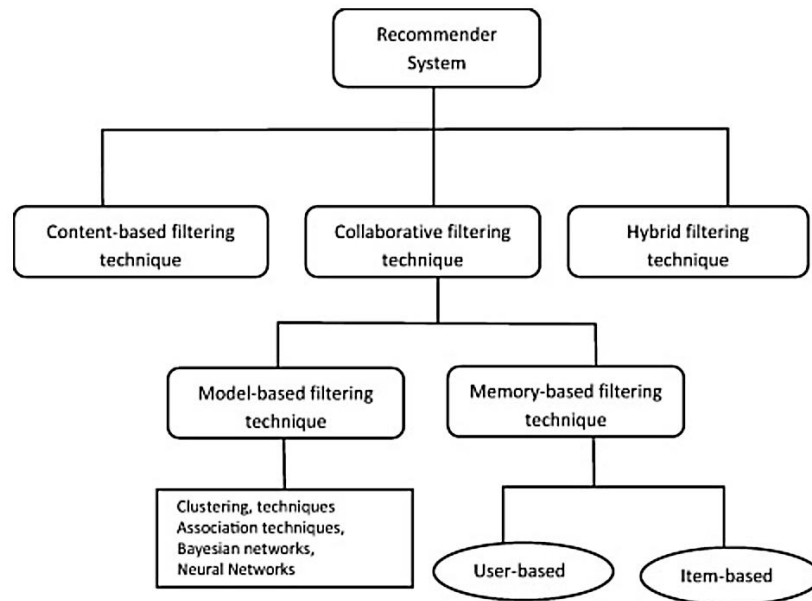


Рисунок 1.1. Рекомендаційні методи.

Ми вже визначили, що рекомендаційна система - це тип інформаційної системи, яка використовується для прогнозування переваг або інтересів користувача та надання рекомендацій щодо продуктів, послуг або контенту. Вона аналізує дані про поведінку користувачів або їхні вподобання для створення персоналізованих пропозицій. Рекомендаційні системи широко застосовуються у різних галузях, включаючи електронну комерцію, стрімінгові сервіси, соціальні мережі тощо, де вони підвищують ефективність взаємодії користувачів з сервісом.

Яскравий приклад рекомендаційної системи – Tik-Tok. Перші кілька днів користувачі бачать у стрічці все поспіль, але потім додаток показує користувачеві відео, що його цікавить, на основі попередніх оцінок. Ця система рекомендацій зараз є однією із найпопулярніших в світі [8].

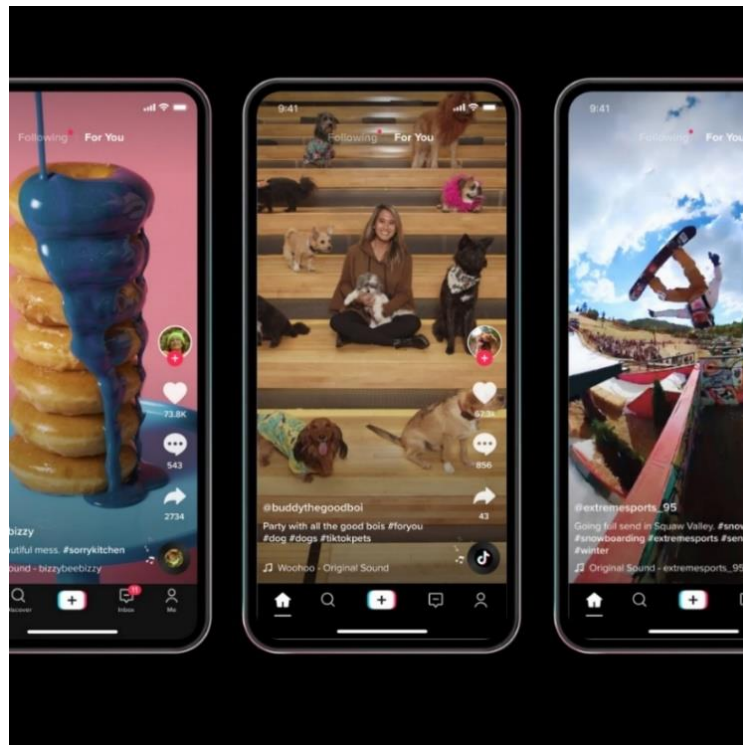


Рисунок 1.2 – система рекомендацій ТікТок

Навіть музичні програми не обходяться без рекомендаційних систем. Однією з найкращих має Spotify. Через кілька днів після встановлення програма підбирає для користувача треки, які з високою ймовірністю зацікавлять його.

Із всіх існуючих рекомендаційних систем, зараз в світі використовують переважно 4 типа:

- Засновані на контенті (*content-based*).
- Засновані на знаннях (*knowledge-based*).
- Гібридні (*hybrid*).
- Колаборативна фільтрація (*collaborative filtering*).

Розглянемо кожен із них детальніше.

### 1.2.1 Рекомендаційні системи засновані на контенті (*content-based*)

Технологія, заснована на контенті, - це алгоритм, залежний від домену, і більше підкреслює аналіз атрибутів предметів для створення прогнозів. Враховуючи, що необхідно рекомендувати веб-сторінки, або новини, найефективніша методика

фільтрування на основі вмісту. У технології фільтрування на основі вмісту, рекомендація робиться на основі профілів користувачів, використовуючи функції, витягнуті з вмісту елементів, які користувач оцінив раніше. Елементи, які в основному пов'язані з позитивно оціненими елементами, рекомендуються користувачеві. Колаборативна фільтрація використовує різні типи моделей, щоб знайти схожість між документами, щоб створити корисні рекомендації. Алгоритм може використовувати модель Vector Space, таку як TF-IDF (term frequency-inverse document frequency), або імовірнісні моделі, такі як Класифікатор Бейєса, Рішення Дерева або Нейронні мережі моделювати зв'язок між різними документами всередині корпусу. Ці методики дають рекомендації, вивчаючи базову модель за допомогою статистичного аналізу або методів машинного навчання. Технологія фільтрування на основі вмісту не потребує профілю інших користувачів, оскільки вона не впливає на рекомендації. Також, якщо змінюється профіль користувача, то метод колаборативної фільтрації все ще може регулювати свої рекомендації протягом дуже короткого періоду часу. Основним недоліком цієї техніки є необхідність мати глибокі знання та опис особливостей елементів у профілі [9].

Плюси та мінуси технологій фільтрування на основі вмісту полягають у наступному: технології фільтрації подолають виклики колаборативної фільтрації. Вони мають можливість рекомендувати нові елементи, навіть якщо немає оцінок, наданих користувачами. Таким чином, навіть якщо база даних не містить переваг користувача, точність рекомендацій не впливає. Також, якщо змінюються налаштування користувача, він може змінювати свої рекомендації за короткий проміжок часу. Вони можуть управляти ситуаціями, коли різні користувачі не поділяють однакові елементи, а лише ідентичні елементи відповідно до їх властивостей. Користувачі можуть отримувати рекомендації без надання доступу до свого профілю, і це гарантує конфіденційність. Техніка колаборативної фільтрації на основі контенту також може дати пояснення щодо того, як користувачі створюють рекомендації. Проте методики страждають від різних проблем, як обговорюється в літературі. Методи фільтрування на основі вмісту залежать від метаданих елементів. Тобто вони потребують насиченого опису елементів і дуже добре організованого

профілю користувача, перш ніж рекомендації можуть бути зроблені користувачам. Це називається обмежений аналіз контенту. Отже, ефективність колаборативної фільтрації на основі контенту залежить від наявності описових даних. Інша серйозна проблема методу колаборативної фільтрації на основі контенту є надспеціалізацією вмісту. Користувачі можуть отримувати рекомендації, подібні до елементів, вже визначених у їхніх профілях.

Приклади систем фільтрування на основі вмісту. Новини Dude - це персональна новинна система, яка використовує синтезовану мову, щоб читати новини для користувачів. Модель TF-IDF використовується для опису новин, щоб визначити короткотермінові рекомендації, які потім порівнюються з вимірюванням косинусної подібності, і нарешті передаються алгоритму навчання. CiteSeer - це автоматичне індексування цитування, яке використовує різні алгоритми евристики та машинного навчання для обробки документів. Сьогодні CiteSeer є одним із найбільших і широко використовуваних дослідницьких паперових сховищ в Інтернеті [10]. LIBRA - це система рекомендацій, основана на зміст, яка використовує інформацію про книгу, зібрану з Інтернету. Він реалізує класифікатор Наївного Байєса з інформації, витягнутої з Інтернету, для вивчення профілю користувача для створення рейтингового списку назв на основі навчальних прикладів, наданих окремим користувачем. Система здатна надавати пояснення щодо будь-яких рекомендацій, зроблених користувачам, шляхом перерахування функцій, що сприяють досягненню найвищих оцінок, а отже, дозволяючи користувачам повністю довіряти рекомендаціям, наданим користувачам системи.

Цей тип рекомендацій є основою багатьох рекомендаційних систем. На відміну від колаборативної фільтрації етап знайомства з користувачем опускається. Товари та послуги рекомендуються з урахуванням знання них: жанр, виробник, конкретні функції тощо. Загалом застосовують будь-які дані, які можна зібрати.

Рекомендаційні системи, засновані на контенті, роблять вибір на основі характеристик об'єктів, які користувач раніше оцінив позитивно. Наприклад, сервіс Netflix використовує таку систему для рекомендації фільмів та серіалів: якщо користувач переглянув фільм з певним актором чи режисером, система може

рекомендувати інші фільми з цими ж акторами або режисерами. Такий підхід дозволяє створювати персоналізовані рекомендації, враховуючи конкретні інтереси та переваги користувача.

### 1.2.2 Рекомендаційні системи засновані на знаннях (knowledge-based)

Даний тип працює на основі знань про якусь предметну область: про користувачів, товари які можуть брати участь в ранжируванні. Спираючись на "content-based", оцінки інших користувачів рекомендаційної системи не враховують. Існує кілька видів: case-based, demographic-based, utility-based, critique-based, whatever-you-want-based і т.д.

Насправді кількість підтипів обмежена фантазією авторів. При реалізації нового проекту в залежності від сфери діяльності в рекомендаційну систему можна закласти будь-яку предметну область та ранжувати за нею.

Наприклад, магазин Rozetka підбирає потенційним покупцям набори, залежно від товару, що переглядається (рис. 1.3):

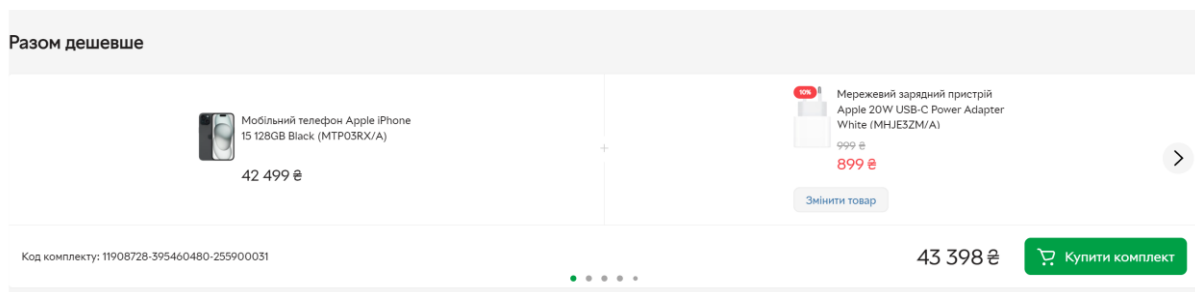


Рисунок 1.3 – приклад knowledge-based фільтрації на Rozetka

Непогано працює інша система в Rozetka (рис. 1.4):



## Разом з цим товаром купують

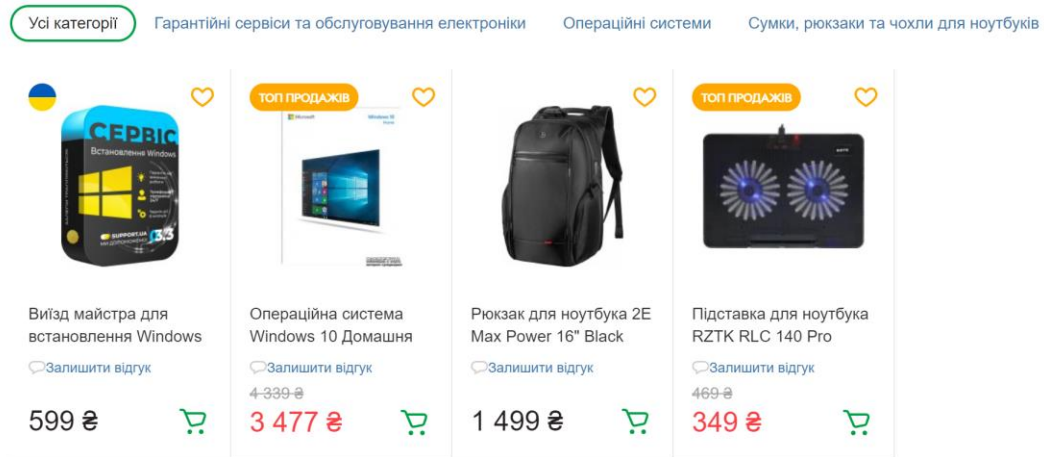


Рисунок 1.4 – приклад knowledge-based фільтрації на Rozetka

При виборі нового ноутбука відвідувачу сайту пропонують купити додаткові ПЗ та інші супутні товари. Як результат, людина здійснює більше покупок та збільшує прибуток компанії.

Очевидна перевага системи – висока точність. Рекомендаційна система Rozetka показує товари, які можуть реально зацікавити відвідувача. Було б дивно, якщо при виборі PlayStation 4 магазин рекомендував докупити людині кухонний гарнітур.

Але є й мінус — для розробки цієї системи потрібно багато часу та ресурсів. Але результат виправдовує гроші.

### 1.2.3 Гібридні рекомендаційні системи (hybrid)

Гібридна технологія фільтрації поєднує в собі різні методи рекомендації, щоб отримати кращу оптимізацію системи, щоб уникнути деяких обмежень і проблем чистих систем рекомендацій. Ідея гібридних технологій полягає в тому, що комбінація алгоритмів забезпечить більш точні та ефективні рекомендації, ніж єдиний алгоритм, оскільки недоліки одного алгоритму можуть бути подолані іншим алгоритмом. Використання кількох методів рекомендацій може придушити слабкі сторони індивідуальної техніки в комбінованій моделі. Поєднання підходів може бути зроблено в будь-який з наступних способів: окрема реалізація алгоритмів і

об'єднання результатів, використовуючи деякий контент на основі фільтрації в колаборативному підході, використовуючи деяку колаборативну фільтрацію в підході на основі змісту, створюючи єдину систему рекомендацій, яка приносить разом обидва підходи.

Зважена гібридизація поєднує результати різних рекомендацій для створення списків рекомендацій або прогнозування шляхом інтегрування балів за кожною з методів, що використовуються лінійною формулою. Прикладом зваженої гібридизованої системи рекомендацій є Р-танго. Система складається з рекомендованого на основі змісту та колаборативної роботи. Спочатку вони отримують рівну вагу, але ваги налаштовуються, оскільки прогнози підтверджуються або інакше. Перевага зваженого гібриду полягає в тому, що всі сильні сторони системи рекомендацій використовуються протягом процесу рекомендації просто.

Перемикання гібридизації полягає в тому, що система замінює одну з методів рекомендацій за евристикою, яка відображає спроможність системи робити хороший рейтинг. Гібрид перемикання має можливість уникати проблем, специфічних для одного методу, наприклад, нової проблеми користувача з рекомендацією на основі змісту, перейшовши на колаборативна систему рекомендацій. Вигода від цієї стратегії полягає в тому, що система чутлива до сильних і слабких сторін своїх рекомендованих. Основний недолік перемикання гібридів є те, що це зазвичай призводить до збільшення складності в процес рекомендації, оскільки критерій перемикання, який зазвичай збільшує кількість параметрів системи рекомендації має бути певно. Прикладом гібридного перемикача, що рекомендує, є DailyLearner який використовує як контент на основі і гібридну роботу алгоритму, в якому працює рекомендація на основі контенту, перш ніж колаборативні рекомендації в ситуації, коли система на основі змісту не може давати рекомендації з достатньою кількістю доказів.

Метод гібридизації каскаду застосовує ітеративний процес уточнення при побудові порядку переваги між різними елементами. Рекомендації однієї методики вдосконалюються іншою технікою рекомендації. Перша методика рекомендації видає грубий перелік рекомендацій, який у свою чергу вдосконалюється наступною

методикою рекомендації. Технологія гібридизації дуже ефективна і толерантна до шуму через грубість до більш точного характеру ітерації. EntreeC є прикладом каскадного методу гібридизації, який використовував каскадний рекомендаційний користувач, що базується на знаннях та колаборативній роботі.

Змішані гібриди поєднують результати рекомендацій різних методів рекомендації одночасно, замість того, щоб мати лише одну рекомендацію для кожного елемента. Кожен елемент має кілька рекомендацій, пов'язаних з ним, з різних методів рекомендації. У змішаній гібридизації індивідуальні вистави не завжди впливають на загальну ефективність місцевого регіону. Прикладом системи рекомендацій в цій категорії, яка використовує змішану гібридизацію, є система PTV, яка рекомендує переглядати графік перегляду телепрограм для користувача, поєднуючи рекомендації з систем, що базуються на вмісті, та колаборативних систем, щоб створити графік. Profinder і PickAFlick також є прикладами змішаних гібридних систем.

Наприклад, система Libra робить рекомендації щодо вмісту на основі даних на Amazon.com за допомогою наївного класифікатора текстів Баєса. Гібриди з функціональністю збільшують переваги методів комбінації функцій, оскільки вони додають невелику кількість функцій до основного рекомендаційного.

Внутрішня модель, створена за допомогою однієї методики рекомендацій, використовується як вхідна для іншої. Зроблена модель завжди багатша в інформації, коли порівнюється з єдиним рейтингом. Гібриди мета-рівня здатні вирішити проблему ранжування методів колаборативної фільтрації, використовуючи всю модель, отриману за допомогою першої методики як вхід для другої методики. Прикладом методу мета рівня є праця, яка використовує миттєве навчання, щоб створити користувальницький профіль на основі вмісту, який потім порівнюється колаборативним способом.

Напевно, немає такої сфери діяльності, в якій би не знайшлося б ентузіастів зібрати «все в одне». Рекомендаційні системи стали винятком. Усі описані раніше типи мають певні недоліки. Комбінування кількох алгоритмів у межах однієї платформи дозволяє якщо не усунути їх повністю, то хоча б мінімізувати.

Великі сервіси та інтернет-магазини використовують гібридні варіанти. Ледве там, трохи тут і виходить унікальна система. Універсальної інструкції та рекомендацій щодо реалізації такого інструменту немає. Все обмежується можливостями та фантазією розробників. Наприклад, у Netflix у рекомендаційній системі поєднано 27 (!) алгоритмів.

Є ще кілька поширених типів комбінування:

- реалізація окремо колаборативних та контентних алгоритмів та об'єднання їх припущень;
- включення деяких контентних правил до колаборативної методики;
- включення деяких колаборативних правил у контентну методику;
- побудова загальної моделі, що включає правила обох методик.

Зазвичай ці варіанти беруть як основу і доповнюють за власним бажанням та за критеріями сфери діяльності. Як і у випадку з knowledge-based, основним недоліком гібридних систем є складність розробки.

### **1.3 Колаборативна фільтрація (collaborative filtering)**

Колаборативна фільтрація (Collaborative Filtering) - це метод в області рекомендаційних систем, який використовує оцінки, переваги та поведінку групи користувачів для прогнозування елементів, які можуть бути цікаві окремому користувачу. Існують два основних типи колаборативної фільтрації:

1. Фільтрація "користувач-користувач" (User-User Collaborative Filtering): У цьому випадку, система вишукує користувачів, які мають подібні переваги чи історію рейтингів з цільовим користувачем. Наприклад, якщо користувач А та користувач Б мають схожий смак у фільмах, система може рекомендувати фільми, які сподобалися користувачу Б, користувачу А.

2. Фільтрація "предмет-предмет" (Item-Item Collaborative Filtering): В цьому методі система вишукує схожість між предметами на основі оцінок користувачів. Наприклад, якщо багато користувачів, які сподобалися книга А, також сподобалися

книга Б, система може рекомендувати книгу Б іншим користувачам, які сподобалися книга А.

Колаборативна фільтрація має декілька переваг, таких як здатність виявляти складні шаблони поведінки та переваг користувачів, але також має деякі обмеження, включаючи проблему холодного старту (коли новий користувач або новий елемент ще не мають достатньої інформації для адекватних рекомендацій) та проблему розрідженості даних (коли є недостатньо оцінок для точного прогнозування).

Технологія колаборативної фільтрації створює базу даних (матрицю користувацьких елементів) для налаштування елементів користувачами.

Потім він відповідає користувачам, які мають відповідні інтереси та переваги, шляхом обчислення подібності між їх профілями для надання рекомендацій. Такі користувачі створюють групу під назвою «сусід». Користувач отримує рекомендації щодо тих предметів, які він раніше не оцінив, але які вже були позитивно оцінені користувачами в його околицях. Рекомендації, що виробляються колаборативною фільтрацією, можуть бути як передбаченням, так і рекомендаціями.

Прогноз - це чисельне значення  $R_{ij}$ , яке виражає прогнозовану оцінку пункту  $j$  для користувача  $i$ , тоді як Рекомендація - це список найпопулярніших  $N$  елементів, які користувачеві найбільше сподобається, як показано на рис. 1.5. Техніку колаборативної фільтрації можна розділити на дві категорії: на основі пам'яті та на основі моделі.

Процес колаборативного фільтрування зображений на наступному рисунку в розрізі з користувачами та предметами [11].

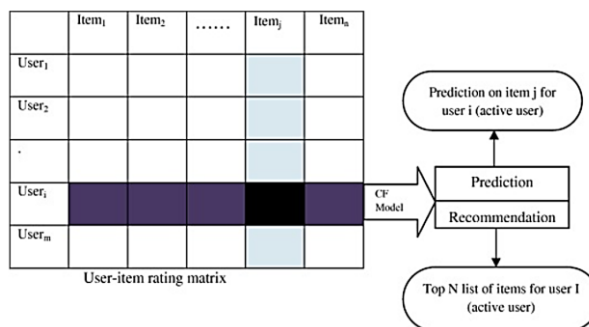


Рисунок 1.5 - Процес колаборативного фільтрування

Методика на основі пам'яті полягає в тому, що елементи, які користувач уже оцінив, перш ніж відігравати важливу роль у пошуку сусіда, який поділяє оцінку з ним. Після знаходження сусіда користувача різні алгоритми можуть бути використані для поєднання переваг сусідів для створення рекомендацій. Завдяки ефективності цих методів, вони досягли широкого успіху в реальних додатках. На базі пам'яті колаборативної фільтрації можна досягти двома способами за допомогою користувацьких та елементів-методів. Технологія колаборативної фільтрації, що використовується користувачем, розраховує подібність між користувачами, порівнюючи їхні рейтинги з одним і тим же елементом, а потім обчислює передбачуваний рейтинг для елемента активним користувачем як середньозважений показник оцінок елемента користувачами, подібними до активного користувача, де Ваги - це схожість цих користувачів із цільовим елементом. Методи фільтрації на основі предметів обчислюють прогнози з використанням подібності між елементами, а не подібністю між користувачами. До найбільш схожі елементи і відповідні їм загальні риси також визначаються. Прогноз здійснюється шляхом прийняття середньозваженого середнього показника активних користувачів за подібними пунктами  $k$ .

Для обчислення подібності між елементом / користувачем використовуються декілька типів заходів подібності. Два найпопулярніших засоби подібності - кореляційні та косинусні [12]. Коефіцієнт кореляції Пірсона використовується для вимірювання ступеня, до якої дві змінні лінійно відносяться один з одним .

$$s(a, u) = \frac{\sum_{i=1}^n (r_{a,i} - \bar{r}_a)(r_{u,i} - \bar{r}_u)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (r_{a,i} - \bar{r}_a)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (r_{u,i} - \bar{r}_u)^2}} \quad (1.1)$$

З вищевказаного рівняння  $s(a, u)$  позначає схожість між двома користувачами,  $r$  - це рейтинг, заданий елементу  $i$  користувачем  $a$  ,  $r$  - це середній рейтинг, заданий користувачем в той час, коли  $n$  - загальна кількість елементів у просторі користувача-об'єкта [13]. Також передбачення для елемента складається з вагової комбінації

оцінок вибраних сусідів, яка обчислюється як ваговане відхилення від середнього значення сусідів. Загальна формула передбачення є:

$$p(a, i) = \bar{r}_a + \frac{\sum_{i=1}^n (r_{u,i} - \bar{r}_u) \times s(a, u)}{\sum_{i=1}^n s(a, u)} \quad (1.2)$$

Косинусна подібність відрізняється від виміру на основі Пірсона, оскільки вона є моделлю вектор-космічної, яка базується на лінійній алгебрі, а не на статистичному підході. Він вимірює подібність двох n-мірних векторів на основі кута між ними. Межа на основі косину широко використовується в областях пошуку інформації та видобування текстів для порівняння двох текстових документів, в даному випадку документи представлені векторами термінів. Подібність між двома пунктами u та v може бути визначена як наступним чином:

$$s(\vec{u}, \vec{v}) = \frac{\vec{u} \cdot \vec{v}}{|\vec{u}| * |\vec{v}|} = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n r_{u,i}^2 r_{v,i}^2}}{\sqrt{\sum_{i=1}^n r_{u,i}^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^n r_{v,i}^2}} \quad (1.3)$$

Межа схожості також називається показником подібності, і це методи, що використовуються для розрахунку балів, які виражають, як подібні користувачі або елементи відносяться один до одного. Ці бали потім можуть бути використані в якості основи генерації рекомендацій на основі користувачів або елементів. Залежно від контексту використання, показники подібності можна також назвати метрикою кореляції або показниками відстані.

Моделізований метод - методика використовує попередні рейтинги для вивчення моделі, щоб підвищити ефективність колаборативної технології фільтрації. Процес побудови моделі може бути виконаний за допомогою машинного навчання або методів вилучення даних. Ці методики можуть швидко рекомендувати набір предметів для того факту, що вони використовують попередньо обчислену модель, і вони довели, що отримали результати рекомендацій, які схожі на методи рекомендацій на базі сусідніх регіонів. Приклади цих методів включають в себе

методики зменшення розміру, такі як розкладання сингулярного значення (SVD), методика завершення матриці, приховані семантичні методи та регресія та кластеризація. Методи, що базуються на моделях, аналізують матрицю користувачького елемента для визначення зв'язків між елементами; вони використовують ці відносини для порівняння переліку рекомендацій "топ-N".

Використання алгоритмів навчання також змінило спосіб рекомендацій із рекомендацій щодо споживання користувачами рекомендацій щодо фактичного споживання продукту.

Кластеризація. Технології кластеризації застосовуються в різних областях, таких як розпізнавання образів, обробка зображень, аналіз статистичних даних та знання. Алгоритм кластеризації намагається розділити набір даних на сукупність підгруп, щоб виявити значущі групи, що існують в них. Після формування кластерів, думки інших користувачів у кластері можуть бути усереднені та використані для надання рекомендацій окремим користувачам. Хороший метод кластеризації буде створювати високоякісні кластери, в яких схожість між кластерами є високою, а подібність між кластерами є низькою. У деяких кластеризованих підходах користувач може частково брати участь у різних кластери, а потім рекомендації базуються на середньому по кластерах участі, який оцінюється ступенем участі. Засоби та самоорганізуюча карта (SOM) найчастіше використовуються серед різних методів кластеризації. Метод кластеризації K-means приймає вхідний параметр, а потім розділяє набір  $n$  елементів у кластери. Самоорганізаційна карта (SOM) - це метод безконтрольного навчання, який базується на методі кластеризації штучних нейронів. Методи кластеризації можуть бути використані для зменшення кандидата на основі алгоритмів на базі колаборативної роботи [14].

Дерево рішень: дерево рішень ґрунтується на методології графіків дерев, яка побудована шляхом аналізу набору навчальних прикладів, для яких є відомості класів. Потім вони застосовуються для класифікації раніше невидимих прикладів. Якщо вони навчаються надто високоякісними даними, вони мають можливість робити дуже точні прогнози. Дерева рішень є більш інтерпретованими, ніж інші класифікатори, такі як Support Vector Machine (SVM) та Neural Networks, тому що



вони об'єднують прості запитання про дані зрозумілим чином. Рішення дерев також є гнучкими в обробці предметів з сумішшю реальних і категоріальних особливостей, а також предмети, які мають деякі конкретні відсутні функції.

Штучна нейронна мережа (ANN) є структурою багатьох з'єднаних нейронів (вузлів), які систематично розташовані у шарах. Зв'язки між нейронами мають пов'язані з ними ваги залежно від кількості впливу одного нейрона на інший. Є деякі переваги у використанні нейронних мереж у деяких особливих проблемних ситуаціях. Наприклад, через те, що він містить багато нейронів, а також присвоюється вага для кожного з'єднання, штучна нейронна мережа досить надійна щодо шумних і помилкових наборів даних. Штучна нейронна мережа має можливість оцінювати нелінійні функції та захоплювати складні відносини в наборах даних, вони також можуть бути ефективними і навіть працювати, якщо частина мережі не працює. Основний недолік полягає в тому, що важко знайти ідеальну топологію мережі для заданої проблеми, і, як тільки буде вирішено топологію, це буде нижчою межами для помилки класифікації. Нейронна мережа працює на основі Великих даних (BigData).

Аналіз посилань: Аналіз посилань - це процес побудови мереж взаємозв'язаних об'єктів для вивчення моделі та тенденцій. Він представив великі можливості для вдосконалення веб-пошуку. Аналіз посилань складається з алгоритмів PageRank і HITS. Більшість алгоритмів аналізу посилань обробляють веб-сторінку як єдиний вузол у веб-графіку.

Регресія: регресійний аналіз використовується, коли вважається, що дві або більше змінних системно пов'язані між собою за допомогою лінійних взаємозв'язків. Це потужний і різномірний процес для аналізу асоціативних зв'язків між залежною змінною та однією чи більше незалежними змінними. Використання регресії містить формування кривої, прогнозування та тестування системних гіпотез про співвідношення змінних. Крива може бути корисною для визначення тенденції в межах набору даних, будь то лінійна, параболічна або деяких інших форм.

Баєсівські класифікатори: вони є імовірнісною основою для вирішення проблем класифікації, яка ґрунтується на визначенні умовної ймовірності та теореми Баєса. Баєсівські класифікатори розглядають кожен атрибут і клас етикетки як випадкові

величини. З огляду на запис  $N$  функцій  $(1, 2, \dots, N)$ , мета класифікатора складається в прогнозі класу колаборативної фільтрації, знаходячи значення, що максимізує апостеріорну ймовірність класу, враховуючи дані  $P$  (рекомендації  $| A_1, A_2, \dots, H$ ), застосовуючи теорему Баєса. Найбільш часто використовуваний класифікатор Байєса відомий як класифікатор наївних Баєсів. Для оцінки умовної ймовірності наївний класифікатор Баєсів приймає імовірнісну незалежність атрибутів, тобто наявність або відсутність певного атрибуту не має відношення до присутності або відсутності будь-якого іншого.

Основні переваги класифікаторів наївного Баєса полягають у тому, що вони є надійними для ізольованих точок шуму та невідповідних атрибутів, і вони обробляють відсутні значення, ігноруючи цей екземпляр під час обчислення ймовірності. Однак припущення про незалежність може не мати значення для деяких атрибутів, оскільки вони можуть бути співвіднесені. У цьому випадку звичайним підходом є використання Баєсівської мережі. Баєсівські класифікатори можуть виявитися доцільними для середовищ, в яких знання переваг користувача повільно змінюється за часом, необхідного для побудови моделі, але не підходить для середовищ, в яких користувачі перевагу модель повинна бути оновлена швидко або часто. Вона також успішна в моделях на основі рекомендаційних систем, оскільки вона часто використовується для отримання моделі для систем рекомендацій на основі вмісту.

Методи завершення матриці: Суть методу завершення матриці - передбачити невідомі значення в матрицях користувачького елемента. Кореляція на основі  $K$ -найближчого сусіда є однією з основних методів, використаних у колаборативних системах рекомендацій щодо фільтрації. Вони значною мірою залежать від історичних рейтингових даних користувачів про предмети. У більшості випадків рейтинг матриці завжди дуже великий і рідкий через те, що користувачі не оцінюють більшість предметів, представлених у матриці. Ця проблема завжди призводить до неможливості системи надавати користувачам надійні та точні рекомендації. На практиці для виготовлення матриць застосовуються різні варіанти низькосортних моделей, особливо до застосування у колаборативній фільтрації. Формально завдання

матричного методу завершення полягає в оцінці записів матриці, коли підмножина, нових записів спостерігається певний набір низькорівневих матриць. Найбільш широко використовуваний алгоритм на практиці для відновлення від частково спостережуваної матриці з використанням низькорівневого припущення являє собою мінімізацію змінної меншої площі (ALS), яка включає в себе оптимізацію по черзі, щоб мінімізувати квадратну помилку над записаними записами, зберігаючи інші фіксуєчі фактори. Emmanuel J. Candes, Benjamin Recht запропонували використання методу завершення матриці в задачі Netflix як практичний приклад використання цієї техніки. Використовуваний метод SVD в алгоритмі OptSpace для вирішення проблеми матричного завершення. Результати їх експерименту показали, що SVD здатна забезпечити надійну первісну оцінку для охоплюючого підпространства, яке можна додатково вдосконалити градієнтним спуском на грасманівському різноманітті. Методи, засновані на техніці, вирішують проблему ранжування. Основним недоліком технологій є те, що процес побудови моделі є обчислювальною вартістю, а потужність використання пам'яті є надзвичайно інтенсивною. Також вони не пом'якшують проблему "холодного запуску".

Плюси та мінуси методів колаборативної фільтрування полягають в наступному: колаборативна фільтрація має деякі переваги над фільтрацією на основі контенту, оскільки вона може виконуватись у доменах, де нема багато вмісту, пов'язаного з елементами, і для яких комп'ютерний аналіз вмісту складний (наприклад, думки). Крім того, технологія колаборативної фільтрації має можливість надавати однозначні рекомендації, що означає, що він може рекомендувати елементи, релевантні для користувача, навіть якщо цей вміст не знаходиться в профілі користувача. Незважаючи на успіх методів колаборативної фільтрації, їх широке використання виявило деякі потенційні проблеми.

Також існує проблема холодного запуску це стосується ситуації, коли рекомендаційна система не має адекватної інформації про користувача чи елемент, щоб зробити відповідні прогнози. Це одна з основних проблем, які знижують ефективність системи рекомендацій. Профіль такого нового користувача або

елемента буде порожнім, оскільки він не оцінив жодного елемента; отже, його смак не відомий системі.

Крім цього є проблема шорсткості даних, це проблема, яка виникає внаслідок відсутності достатньої інформації, тобто коли користувачі оцінюють лише деякі з загальної кількості доступних у базі даних. Це завжди призводить до рідкісної матриці користувацького елемента, нездатності знайти успішних сусідів і, нарешті, створення слабких рекомендацій. Також, пріоритетність даних завжди призводить до проблем охоплення, тобто відсотком елементів у системі, на які можна внести рекомендації для користувачів на основі BigData [15].

Це ще одна проблема - масштабованість, пов'язана з алгоритмами рекомендацій, оскільки обчислення нормально зростає лінійно з кількістю користувачів і елементів. Метод рекомендацій, який є ефективним, коли кількість даних обмежена, може бути не в змозі створити задовільну кількість рекомендацій при збільшенні обсягу набору даних. Таким чином, важливо застосовувати методи рекомендацій, які можуть успішно розширюватися, оскільки кількість набору даних у базі даних зростає. Методи, що використовуються для вирішення проблеми масштабованості та прискорення генерації рекомендацій, базуються на методах зменшення розмірності, таких як метод декомпозиції сингулярного значення (SVD), який має можливість створювати надійні та ефективні рекомендації.

Синонімія - це тенденція дуже подібних предметів, що мають різні назви або записи. Більшість систем, що рекомендують, ускладнюють розмежування між тісно пов'язаними предметами, такими як різниця між, наприклад, одягом для дітей та дитячою ганчіркою. Колаборативна система фільтрації зазвичай не знаходить відповідності між двома термінами, щоб мати можливість обчислювати їх схожість. Різні методи, такі як автоматичне розширення терміну, побудова тезаурусу та декомпозиція сингулярного значення (SVD), особливо латентний семантичний індексування, здатні вирішити проблему синонімії. Недоліком цих методів є те, що деякі додані терміни можуть мати різні значення від того, що призначено, що іноді призводить до швидкої деградації результатів рекомендацій. Ringo - це система, на основі якої працює користувач, що робить рекомендації музичних альбомів та

виконавців. У Ringo, коли користувач спочатку входить до системи, користувачеві дається список 125 виконавців, щоб оцінювати їх відповідно до того, наскільки він любить слухати їх. Список складається з двох різних розділів.

Перша сесія складається з найбільш часто оцінюваних виконавців, і це дає можливість активного користувача оцінювати виконавців, які інші оцінювали однаково, так що існує рівень подібності між профілями різних користувачів.

Друга сесія генерується випадковим вибором елементів з усієї матриці користувацького елемента, завдяки чому всі виконавці та альбоми зрештою оцінюються в певний момент у початковій фазі рейтингування. GroupLens - система колаборативної фільтрації, яка базується на архітектурі клієнт / сервер; система рекомендує новини Usenet, що є великим обсягом служби обговорень в Інтернеті. Короткий термін служби Netnews, а також основна роздільна здатність матриць для оцінки є двома основними завданнями, що стоять перед цією системою. Користувачі та Netnews об'єднуються на основі існуючих груп новин у системі, а неявні рейтинги обчислюються шляхом вимірювання часу, коли користувачі трактують читання Netnews.

Amazon.com є прикладом механізму електронної комерції, що рекомендує використовувати масштабовані технології колаборативного фільтрування елементів до елемента, щоб рекомендувати Інтернет-продукти для різних користувачів. Обчислювальний алгоритм масштабує незалежно від кількості користувачів і елементів в межах бази даних. Amazon.com використовує явну методику збору інформації для отримання інформації від користувачів. Інтерфейс складається з наступних розділів, історії веб-перегляду, оцінює ці елементи та покращує ваші рекомендації та ваш профіль. Система прогнозує інтерес користувачів на основі предметів, які він / вона оцінив. Потім система порівнює шаблон перегляду користувачів у системі та вирішує предмет, що цікавить, для того, щоб рекомендувати користувачеві. Amazon.com популяризувала особливість "людей, які купили цей товар, також купили ці предмети". Приклад перших інтерфейсів контекстної рекомендації до елемента Amazon.com наведено на рис 1.6 - .Інтерфейс рекомендаційного посібника для Amazon [16].

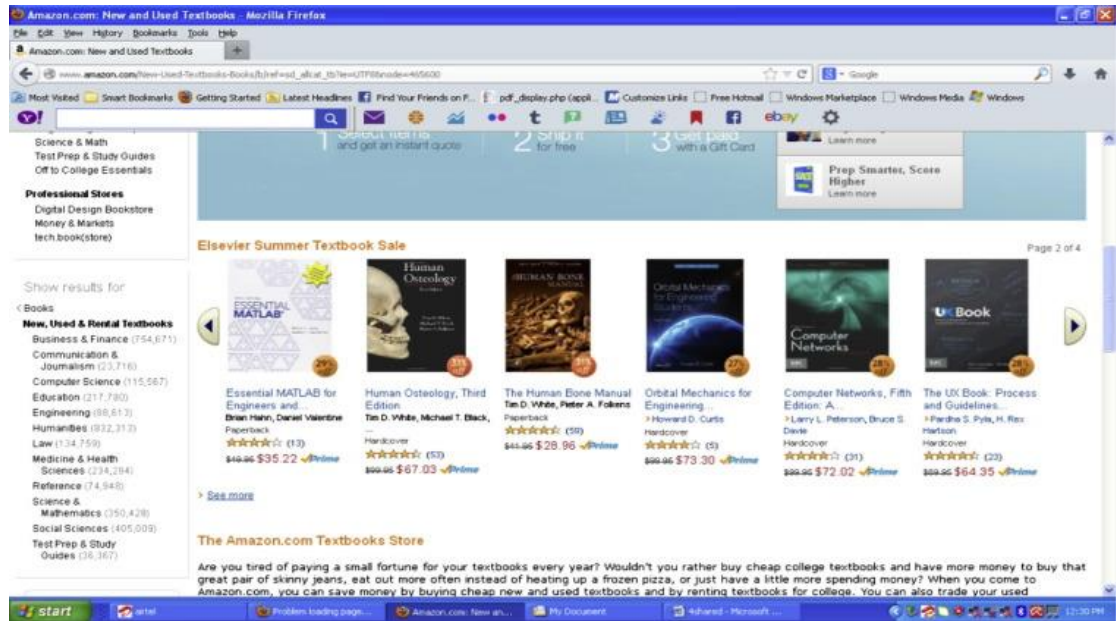


Рисунок 1.6 – Перші інтерфейси рекомендаційного посібника для Amazon

Довіра до рекомендаційних систем визначається як кореляція між подібними перевагами до елементів, які зазвичай оцінюються або сподобались двом користувачам. Довіра покращує рекомендаційні системи шляхом поєднання подібності та довіри між користувачами. Тобто спосіб вибору сусідів змінюється завдяки впровадженню довіри, з тим щоб розвивати нові відносини між користувачами, з тим щоб він міг збільшити зв'язність та пом'якшувати проблеми ранжирування даних та холодного запуску, пов'язаних із традиційними методами колаборативного фільтрування. Деякі емпіричні дослідження, проведені Циглером, що кореляція існує між довірою та подібністю користувачів, коли мережа довіри до спільноти пов'язана з певною програмою. Після проведених досліджень можна зробити висновок, що обчислювальні моделі довіри можуть служити належним засобом для доповнення або повністю заміни сучасної технології колаборативної фільтрації.

Різні показники довіри використовуються в рекомендаційній системі для вимірювання та обчислення вартості між користувачами в мережі. Ці показники мають два типи: локальні та глобальні показники довіри. Місцеві показники довіри

використовували суб'єктивну думку активного користувача для прогнозування надійності інших користувачів з точки зору активного користувача. Значення довіри показує обсяг довіри, яку активний користувач надає іншому користувачеві. На підставі цієї методики різні користувачі довіряють активному користувачеві по-різному, і тому їх довірче значення відрізняється один від одного. Коефіцієнти довіри в глобальних показниках довіри розраховуються шляхом сукупності всіх думок користувачів щодо поточного користувача. Репутація користувачів на ebay.com є прикладом використання глобальної довіри на веб-сайті онлайн-магазину. Ebay.com обчислює репутацію користувача на основі кількості користувачів, які залишили позитивні, негативні або нейтральні відгуки щодо товарів, проданих поточним користувачем. Коли користувач не має певної думки стосовно іншого користувача, вона зазвичай спирається на ці агреговані показники довіри.

Рекомендації засновані на історії оцінок як користувача, так і інших. У другому випадку системи розглядають споживачів, оцінки чи інтереси яких схожі на ваші.

Простий приклад: Генадій та Віктор люблять рибалити та замовляти піцу вечорами. А ще вони обоє люблять BMW та їздять на машинах цієї марки. Ще є Олег, який теж не проти посидіти з вудкою на вихідних та замовити піцу після важкого робочого дня. Але про покупку BMW він ніколи не думав. Оскільки його інтереси (оцінки) збігаються з Генадієм та Віктором, йому можна порекомендувати BMW.

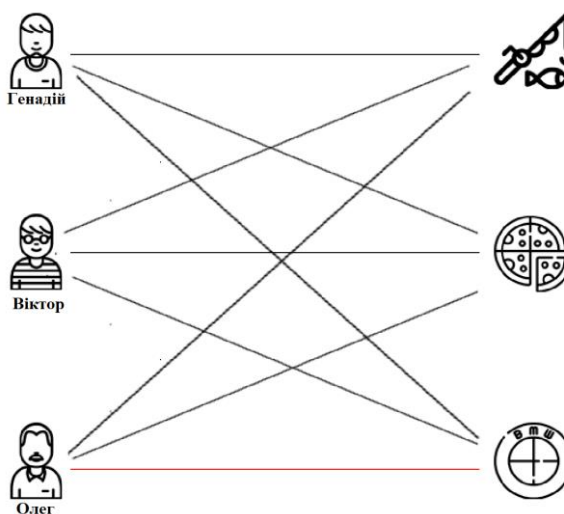


Рисунок 1.7 – простий приклад колаборативної фільтрації

За таким принципом працює багато сервісів, наприклад last.fm. Головна перевага цього — висока теоретична точність. Але є й мінус: показувати хороші рекомендації новим користувачам не вдасться, адже про них немає жодної інформації. Через це буде великий відсоток відмов.

Колаборативну фільтрацію поділяють на три основних алгоритма:

- User-to-User
- Item-to-Item
- Гібридна (User+Item)

### 1.3.1 User-to-User алгоритм колаборативної фільтрації

Колаборативна фільтрація на основі користувачів — це техніка, яка використовується для прогнозування елементів, які можуть сподобатися користувачеві, на основі оцінок, наданих цьому елементу іншими користувачами, які мають схожий смак зі смаком цільового користувача.

Багато веб-сайтів використовують колаборативну фільтрацію для створення системи рекомендацій. Кроки для фільтрації на основі користувачів:

Крок 1. Знаходимо схожість користувачів із цільовим користувачем  $U$ .

Подібність для будь-яких двох користувачів " $a$ " і " $b$ " можна обчислити за наведеною формулою [12]:

$$Sim(a,b) = \frac{\sum_p (r_{ap} - \bar{r}_a)(r_{bp} - \bar{r}_b)}{\sqrt{\sum_p (r_{ap} - \bar{r}_a)^2} \sqrt{\sum_p (r_{bp} - \bar{r}_b)^2}} \quad (1.4)$$

Крок 2. Прогноз відсутності оцінки елемента.

Тепер цільовий користувач може бути дуже схожим на деяких користувачів і не дуже схожим на інших. Отже, оцінки, надані певному продукту більш подібними користувачами, повинні мати більшу вагу, ніж оцінки, надані менш схожими користувачами тощо. Цю проблему можна вирішити за допомогою



середньозваженого підходу. У цьому підході множимо оцінку кожного користувача на коефіцієнт подібності, розрахований за допомогою вищезгаданої формули.

Відсутній рейтинг можна розрахувати як [12]:

$$r_{up} = \bar{r}_u + \frac{\sum_{i \in users} sim(u,i) * r_{ip}}{\sum_{i \in users} |sim(u,i)|} \quad (1.5)$$

### 1.3.2 Приклад User-to-User алгоритму

Приклад: розглянемо матрицю, яка показує рейтинг чотирьох користувачів Аліса, U1, U2 та U3 у різних програмах новин. Діапазон оцінок становить від 1 до 5 на основі вподобання користувачам програми новин. Значок "?" означає, що додаток не оцінено користувачем (рис 1.8).

Name	Inshorts(I1)	HT(I2)	NYT(I3)	TOI(I4)	BBC(I5)
Alice	5	4	1	4	?
U1	3	1	2	3	3
U2	4	3	4	3	5
U3	3	3	1	5	4

Рисунок 1.8 – Матриця рейтингу користувачів

Крок 1: Розрахунок подібності між Алісою та всіма іншими користувачами

Спочатку обчислюємо середні оцінки всіх користувачів, за винятком I5, оскільки він не оцінений Алісою. Тому обчислюємо середнє як:

$$\bar{r}_i = \frac{\sum_p r_{ip}}{\sum p} \quad (1.6)$$

Тому маємо

$$\begin{aligned} \bar{r}_{Alice} &= 3.5 \\ \bar{r}_{U1} &= 2.25 \\ \bar{r}_{U2} &= 3.5 \\ \bar{r}_{U3} &= 3 \end{aligned} \quad (1.7)$$

і обчислити нові рейтинги як,

$$r'_{ip} = r_{ip} - \bar{r}_i \quad (1.8)$$

Отже, отримуємо наступну матрицю на рис. 1.9,

Name	Inshorts(I1)	HT(I2)	NYT(I3)	TOI(I4)
<b>Alice</b>	1.5	0.5	-2.5	0.5
<b>U1</b>	0.75	-1.25	-0.25	0.75
<b>U2</b>	0.5	-0.5	0.5	-0.5
<b>U3</b>	0	0	-2	2

Рисунок 1.9 – Матриця рейтингу користувачів

Тепер обчислюємо схожість між Алісою та всіма іншими користувачами.

$$\text{Sim}(Alice, U1) = \frac{((1.5 * 0.75) + (0.5 * -1.25) + (-2.5 * -0.25) + (0.5 * 0.75))}{\sqrt{(1.5^2 + 0.5^2 + 2.5^2 + 0.5^2)}\sqrt{(0.75^2 + 1.25^2 + 0.25^2 + 0.75^2)}} = 0.301$$

$$\text{Sim}(Alice, U2) = \frac{((1.5 * 0.25) + (0.5 * -0.5) + (-2.5 * -0.5) + (0.5 * 0.5))}{\sqrt{(1.5^2 + 0.5^2 + 2.5^2 + 0.5^2)}\sqrt{(0.5^2 + 0.5^2 + 0.5^2 + 0.5^2)}} = -0.33$$

$$\text{Sim}(Alice, U3) = \frac{((1.5 * 0) + (0.5 * 0) + (-2.5 * -2) + (0.5 * 2))}{\sqrt{(1.5^2 + 0.5^2 + 2.5^2 + 0.5^2)}\sqrt{(0^2 + 0^2 + 2^2 + 2^2)}} = 0.707$$

Крок 2: прогнозування рейтингу програми, не оціненої Алісою. Тепер прогнозуємо рейтинг Аліси для програми BBC News,

$$r_{(Alice, I5)} = \bar{r}_{Alice} + \frac{(\text{sim}(Alice, U1) * (r_{U1, I5} - \bar{r}_{U1})) + (\text{sim}(Alice, U2) * (r_{U2, I5} - \bar{r}_{U2})) + (\text{sim}(Alice, U3) * (r_{U3, I5} - \bar{r}_{U3}))}{|r_{U1, I5}| + |r_{U2, I5}| + |r_{U3, I5}|}$$

$$r_{(Alice, I5)} = 3.5 + \frac{(0.301 * 0.75) + (-0.33 * 1.5) + (0.707 * 1)}{|0.301| + |-0.33| + |0.707|} = 3.83$$

Отже, за допомогою наведеного прикладу теоретично розраховали колаборативну фільтрацію на основі користувачів.

### 1.3.3 Item-to-Item алгоритм колаборативної фільтрації

Item-to-Item алгоритм колаборативної фільтрації - зв'язок між парою предметів (користувач, який купив Y, також купив Z). Знаходимо відсутній рейтинг за допомогою оцінок, наданих користувачем іншим пунктам.

Колаборативну фільтрацію на основі елементів використано компанією Amazon у 1998 році. Замість того, щоб зіставляти користувача зі схожими клієнтами, колаборативна фільтрація від елемента до елемента порівнює кожен із придбаних і оцінених товарів користувачам подібних товарів, а потім об'єднує ці схожі елементи в список рекомендацій. Тепер давайте обговоримо, як це працює.

Подібність елемента до предмета: Найпершим кроком є побудова моделі шляхом пошуку подібності між усіма парами елементів. Схожість між парами предметів можна знайти різними способами. Одним з найпоширеніших методів є використання косинусної подібності [12].

Формула косинусної подібності:

$$\text{Similarity}(\vec{A}, \vec{B}) = \frac{\vec{A} \cdot \vec{B}}{\|\vec{A}\| * \|\vec{B}\|} \quad (1.9)$$

Розрахунок передбачення: другий етап включає виконання рекомендаційної системи. Він використовує елементи (вже оцінені користувачем), які найбільш схожі на відсутній елемент, щоб створити оцінку. Тому намагаємося генерувати прогнози на основі рейтингів подібних продуктів. Обчислюємо це за формулою, яка обчислює рейтинг для конкретного товару, використовуючи зважену суму рейтингів інших подібних продуктів [12].

$$\text{rating}(U, I_i) = \frac{\sum_j \text{rating}(U, I_j) * S_{ij}}{\sum_j S_{ij}} \quad (1.10)$$

### 1.3.4 Приклад Item-to-Item алгоритму

Розглянемо один приклад. Нижче наведена таблиця, яка містить деякі елементи та користувачів, які оцінили ці елементи. Оцінка явно і за шкалою від 1 до 5. Кожний юзер оцінює кожний елемент. У більшості випадків більшість клітинок порожні, оскільки користувач оцінює лише кілька елементів. Тут взяли 4 користувачів і 3 елементи. Нам потрібно знайти відсутні оцінки для відповідного користувача (рис. 2.5).

User/Item	Item_1	Item_2	Item_3
User_1	2	-	3
User_2	5	2	-
User_3	3	3	1
User_4	-	2	2

Рисунок 1.10 – Матриця рейтингу предметів

Крок 1: Знайдемо схожість усіх пар предметів. Утворюємо пари предметів. Наприклад, у цьому прикладі парами елементів є (Item\_1, Item\_2), (Item\_1, Item\_3) і (Item\_2, Item\_3). Виберемо кожен елемент, щоб об'єднати один за одним. Після цього знаходимо всіх користувачів, які оцінили обидва елементи в парі. Формуємо вектор для кожного елемента та обчислюємо подібність між двома елементами, використовуючи формулу косинуса, наведену вище.

$\text{Sim}(\text{Item}_1, \text{Item}_2) \rightarrow$  У таблиці бачимо, що лише User\_1 і User\_2 оцінили обидва елементи 1 і 2.

Таким чином, нехай  $I_1$  буде вектором для Item\_1, а  $I_2$  — для Item\_2. Тоді  $I_1 = 5U_2 + 3U_3$  і  $I_2 = 2U_2 + 3U_3$ :

$$\text{Similarity}(I_1, I_2) = \frac{(5*2) + (3*3)}{\sqrt{5^2 + 3^2} \sqrt{2^2 + 3^2}} = 0.90$$

$\text{Sim}(\text{Item}_2, \text{Item}_3) \rightarrow$  У таблиці бачимо, що лише User\_3 і User\_4 оцінили обидва елементи 1 і 2.

Таким чином, нехай  $I_2$  буде вектором для Item\_2, а  $I_3$  — для Item\_3. Тоді  $I_2 = 3U_3 + 2U_4$  і  $I_3 = 1U_3 + 2U_4$

$$\text{Similarity}(I2, I3) = \frac{(3 * 1) + (2 * 2)}{\sqrt{3^2 + 2^2} \sqrt{1^2 + 2^2}} = 0.869$$

$\text{Sim}(\text{Item1}, \text{Item3}) \rightarrow$  У таблиці бачимо, що лише User\_1 і User\_3 оцінили обидва елементи 1 і 2.

Таким чином, нехай I1 буде вектором для Item\_1, а I3 — для Item\_3. Тоді  $I1 = 2U1 + 3U3$  і  $I3 = 3U1 + 1U3$

$$\text{Similarity}(I1, I3) = \frac{(2 * 3) + (3 * 1)}{\sqrt{2^2 + 3^2} \sqrt{3^2 + 1^2}} = 0.789$$

Крок 2: Створення відсутніх оцінок у таблиці. Тепер на цьому кроці обчислюємо рейтинги, яких немає в таблиці. Рейтинг Item\_2 для Користувача\_1:

$$r(U1, I2) = \frac{r(U1, I2) * s_{I1I2} + r(U1, I3) * s_{I3I2}}{s_{I1I2} + s_{I3I2}} = \frac{(2 * 0.9) + (3 * 0.869)}{(0.9 + 0.869)} = 2.49$$

Рейтинг Item\_3 для Користувача\_2

$$r(U2, I2) = \frac{r(U2, I1) * s_{I1I3} + r(U2, I2) * s_{I2I3}}{s_{I1I3} + s_{I2I3}} = \frac{(5 * 0.789) + (2 * 0.869)}{(0.789 + 0.869)} = 3.43$$

Рейтинг Item\_1 для Користувача\_4

$$r(U4, I1) = \frac{r(U4, I2) * s_{I1I2} + r(U4, I3) * s_{I1I3}}{s_{I1I2} + s_{I1I3}} = \frac{(2 * 0.9) + (2 * 0.789)}{(0.9 + 0.789)} = 2.0$$

## 1.4 Принципи діяльності та сфери застосування рекомендаційних систем

Рекомендаційні системи працюють на двох рівнях:

- Глобальні оцінки; особливості та переваги, що не змінюються місяцями або роками; Цікаві сторінки; залежність від характерних рис користувача: підлога, місце проживання і т.д.
- Короткочасні тренди та швидкі зміни інтересів у часі.

Дані збирають "явним" та/або "неявним" способами. У першому випадку відвідувачу пропонують заповнювати анкети, проходити опитування тощо. визначення його переваг. Метод ефективний, лише користувачі не завжди погоджуються на заповнення анкет та проходження опитувань. Тому вигадують, як зацікавити їх цим (зазвичай пропонують якусь вигоду за обмін).

Другий метод передбачає фіксування поведінки споживача на сайті або у додатку: які сторінки/розділи подивився, що додавав у кошик, які та де залишав коментарі тощо. При правильній організації збору даних та подальшої аналітики метод дає хороші результати. Але і тут є низка складнощів. По-перше, перегляд окремих сторінок або карток товару не дає відомостей, чи сподобалося зрештою людині пропозиція. По-друге, навіть якщо покупка, складно припустити, що безпосередньо підштовхнуло людину до її скоєння.

Як і у випадку з типами рекомендаційних систем окремо способи використовують рідко. Для отримання кращих результатів їх комбінують.

Грамотно налаштований збір інформації дозволяє зробити рекомендації релевантними. З їхньою допомогою скорочується час пошуку потрібних товарів чи послуг, і навіть підвищується можливість здійснення супутніх цільових дій. Наприклад, споживач хотів купити лише смартфон, але в результаті додатково придбав чохол для нього. Коли споживач витрачає мінімум часу для пошуку потрібних речей та отримує бажане, його лояльність до платформи підвищується.

Ще один важливий момент у роботі рекомендаційних систем, який варто враховувати – дотримання конфіденційності. Вони можуть спрогнозувати такі

результати та виявити такі закономірності, про які користувач навіть не замислювався чи не хотів, щоб це стало комусь відомо.

Будь-яка компанія, навіть невеликий інтернет-магазин диванів із регіону, має використовувати рекомендаційні системи. Вони допоможуть у утриманні поточних споживачів, залученні нових та підвищенні прибутку.

### 1.5 Міфи про рекомендаційні системи

До використання рекомендаційних систем наразі переважно вдаються великі компанії з великими запасами ресурсів. Серед малого та середнього бізнесу вони повільно набирають популярність через низку помилок.

- Складно зібрати та підготувати дані для порівняння.

Для роботи рекомендаційної системи збирають DataSet та інформацію про продаж за останні кілька місяців чи років. Якщо діяльність сервісу чи інтернет-магазину впроваджено онлайн-каса, то питання накопиченні потрібних даних вирішено. Залишається привести їх у належний вигляд та почати застосовувати на практиці.

- Рекомендаційна система не здатна давати якісний результат.

Підприємці та дрібні організації часто не вірять у точність програмних рішень. Поширена причина відмовитися від використання рекомендаційних систем — незнання способів виміру та оцінки користі. Насправді все це можна виміряти, причому робиться досить просто. А досвід великих компаній доводить, що користь від застосування рекомендаційних систем є.

- Потрібно багато грошей на реалізацію.

Так, ресурси створення й використання рекомендаційної системи потрібні, але з таких великих кількостях, як здається.

По-перше, все залежить від розмірів бізнесу. Якщо сервіс, інтернет-магазин чи інші підприємства невеликі, то й грошей на реалізацію потрібно небагато. По-друге, необов'язково створювати власну систему з нуля. Досить користуватися готовим



фреймворком (TensorFlow, Apple Core ML) або зовнішнім рішенням (Google ML Kit). Це дозволить суттєво скоротити витрати.

На практиці вже не раз було доведено, що рекомендаційні системи збільшують продажі і підвищують кількість клієнтів, що повернулися. Інвестиції на реалізацію та використання можуть повернутися через 3-6 місяців [17].

## **1.6 Проблеми колаборативної фільтрації**

**Розрідженість даних.** Рекомендаційні системи, зазвичай, у своїй основі, базуються на тому, що вони включають в себе величезну кількість користувачів та товарів. Але користувачі не завжди оцінюють товари, навіть якщо придбали їх. В результаті дані в матриці «користувач-предмет» виходять дуже розріджені. Ця проблема особливо гостро стоїть для нещодавно створених рекомендаційних систем. Також ця проблема (розрідженість даних) загострює проблему холодного старту.

**Масштабованість.** Це важлива проблема в розробці рекомендаційних систем. Основна складність полягає в тому, що система повинна ефективно обробляти великі об'єми даних користувачів та продуктів. Зі збільшенням кількості користувачів і об'єму доступного контенту, система має забезпечувати швидкі та точні рекомендації. Це вимагає продуманих алгоритмів та оптимізації обчислювальних ресурсів, щоб система могла швидко масштабуватися та адаптуватися до зростаючих вимог.

**Проблема холодного старту.** Виникає, коли новий користувач приєднується до системи, і недостатньо інформації про його переваги для ефективних рекомендацій. Аналогічна ситуація виникає з новими продуктами, які ще не отримали відгуки або оцінки. Це ускладнює забезпечення персоналізованих рекомендацій і вимагає використання спеціальних методів, таких як використання демографічних даних або контент-базових підходів.

**Синонімія.** Проблема полягає у визначенні різних об'єктів, що є фактично ідентичними, як окремих елементів. Наприклад, один і той же фільм може бути представлений в системі під різними назвами або форматами. Це ускладнює точність

рекомендацій, оскільки система може не розпізнати, що це один і той же продукт, і, отже, втратити важливі дані для аналізу переваг користувача.

Шахрайство. Рекомендаційні системи – це таке місце де люди можуть ставити будь-які оцінки будь-яким товарам. Вони можуть давати лише позитивні оцінки своїм товарам (хоча їх якість може бути далекою від ідеалу) і погані, товарам конкурентів. Також рекомендаційні системи можуть сильно вплинути на прибутки компаній через своє широке розповсюдження в інтернет комерції. Отже, недобросовісні виробники намагаються шахрайським чином підняти рейтинг власних продуктів та понизити рейтинги своїх конкурентів.

Різноманітність. Проблема різноманітності в рекомендаційних системах полягає у здатності системи пропонувати користувачам не тільки те, що відповідає їхнім відомим перевагам, але й достатньо різноманітний вибір. Це допомагає уникнути проблеми, де користувачі бачать лише обмежений спектр рекомендацій, який точно відповідає їх минулій поведінці. Різноманітність необхідна для забезпечення повного користувацького досвіду, допомагає у виявленні нових інтересів користувачів та підтримує їхню зацікавленість у системі.

Білі ворони. «Білі ворони» - це такий тип користувачів, думка яких майже завжди не збігається з думкою більшості. В них, можна сказати, унікальний смак, тому їм неможливо щось порекомендувати. Однак кількість таких людей невелика і в реальному житті така ситуація теж їх не покидає, тож дослідження з виправлення цієї проблеми не ведуться.

## **1.7 Вимірювання якості рекомендацій**

Якщо хочемо поліпшити якість рекомендацій, нам потрібно навчитися його вимірювати. Для цього алгоритм, навчений на одній вибірці - навчальній, перевіряється на іншій - тестовій. Netflix запропонував вимірювати якість рекомендацій по метриці *RMSE* [18]:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}; \quad (1.11)$$

де:

$N$  – кількість спостережень;

$y_i$  – реальне спостережувальне значення;

$\hat{y}_i$  – прогнозоване значення.

Також існує ще одна метрика – mean absolute error (*MAE*), яку будемо використовувати надалі [19].

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^m |y_i - \hat{y}_y|; \quad (1.12)$$

де:

$n$  – кількість спостережень (або точок даних);

$y_i$  – дійсне значення для  $i$ -го спостереження;

$\hat{y}_i$  – прогнозоване значення для  $i$ -го спостереження.

*MAE* - це середня вертикальна відстань між кожною точкою та лінією  $Y = X$ , яка також відома як "one-to-one" лінія. *MAE* також є середньою горизонтальною відстанню між кожною точкою і лінією  $Y = X$ . Також ще слід зазначити ще деякі властивості рекомендацій: на сприйняття рекомендацій впливає не тільки якість ранжирування, а й деякі інші характеристики.

Серед них, наприклад, різноманітність (не варто видавати користувачу фільми тільки на одну тему або з однієї серії), несподіванка (якщо рекомендувати дуже популярні фільми, то такі рекомендації будуть занадто банальними і майже марними), новизна (багатьом подобаються класичні фільми, але рекомендаціями зазвичай користуються, щоб відкрити для себе щось нове) і багато іншого.

Однак, ці метрики *RMSE* та *MAE* не завжди достатньо представляють реальну корисність та ефективність системи.

Обмеженість *RMSE* та *MAE*:

- Розгляд тільки числової точності: *RMSE* та *MAE* вимірюють відхилення прогнозованих оцінок від фактичних. Вони не враховують контекстуальні та поведінкові аспекти користувачів.

- Не враховують різноманітність рекомендацій: Ці метрики не оцінюють, наскільки добре система враховує різноманітні інтереси користувачів.

Відсутність бізнес-орієнтованості:

- Ігнорування бізнес-цілей: *RMSE* та *MAE* не відображають, чи допомагають рекомендації досягти бізнес-цілей, таких як збільшення продажів чи підвищення лояльності користувачів.

- Не враховують довгостроковий вплив: Короткострокова точність може не відображати довгострокових вигод чи збитків для бізнесу.

Необхідно формувати комплексний підхід до оцінки якості рекомендаційних систем. А саме, врахування потреб бізнесу:

- Інтеграція бізнес-метрик: доцільно включати метрики, які відображають бізнес-вигоди, такі як конверсійні ставки, середній чек, утримання користувачів.

- Аналіз ефективності рекомендацій: оцінювання впливу рекомендацій на поведінку користувачів і бізнес-показники.

Врахування відгуків користувачів:

- Аналіз задоволеності користувачів: використання опитувань, відгуків користувачів для оцінки сприйняття та задоволеності рекомендаціями.

- Врахування поведінкових показників: аналіз поведінки користувачів, таких як частота відвідувань, час, проведений на сайті, взаємодії з рекомендованими товарами.

Висновок полягає в тому, що хоча *RMSE* та *MAE* є корисними для оцінки статистичної точності прогнозів, вони не повинні бути єдиними метриками для оцінки якості рекомендаційних систем. Комплексний підхід, який враховує як бізнес-цілі, так і задоволеність користувачів, набагато ефективніший для розуміння реальної цінності рекомендаційних систем. Це дозволяє не тільки підвищити якість рекомендацій, а й забезпечити більш стійкий успіх для бізнесу.

Оцінка якості рекомендаційних систем за допомогою одного або двох параметрів (наприклад, точності та повноти) часто не відображає повну картину їхньої ефективності. Це пов'язано з рядом ключових аспектів:

### 1. Обмеженість основних метрик.

- Точність (Precision) і повнота (Recall) фокусуються лише на частині аспектів рекомендацій: чи рекомендовані елементи дійсно цікаві користувачам та чи всі цікаві елементи були рекомендовані. Вони не враховують інші важливі фактори, такі як різноманітність, новизна чи довгострокова задоволеність користувачів.

- Відсутність контексту: Ці метрики часто ігнорують контекст, у якому рекомендації сприймаються. Наприклад, рекомендація, яка може бути доречною в одному контексті, може бути нерелевантною в іншому.

### 2. Важливість Інших Метрик

- Різноманітність (Diversity): рекомендаційні системи, що фокусуються виключно на точності, можуть призводити до "фільтраційної бульбашки", обмежуючи користувачів набором схожих рекомендацій.

- Новизна (Novelty): важливо враховувати, наскільки новими є рекомендації для користувача. Системи, які постійно рекомендують знайомі елементи, можуть бути менш ефективними у підтримці зацікавленості користувачів.

- Довгострокова задоволеність: Важливо аналізувати, як впливають рекомендації на поведінку користувачів у довгостроковій перспективі, не лише в короткостроковій.

### 3. Врахування реальних відгуків

- Контекстуальне розуміння: реальні відгуки дозволяють зрозуміти, як користувачі сприймають рекомендації у різних ситуаціях.

- Емоційна оцінка: відгуки можуть відображати емоційні реакції користувачів, які часто не відображаються у кількісних метриках.

- Комплексна оцінка: відгуки надають більш комплексне розуміння якості рекомендацій, включаючи аспекти, які важко кількісно оцінити.

Саме ця проблема лягає в основу оцінки якості рекомендаційних систем колаборативної фільтрації в цій дисертаційній роботі. Наукові роботи розглянуті в розділі 4.2 під час оцінки якості реалізованої рекомендаційної системи.

#### 4. Еволюція рекомендаційних систем

- Зміни уподобань: уподобання користувачів змінюються з часом, тому важливо адаптувати рекомендаційні системи до цих змін.
- Технологічні інновації: новітні технології (наприклад, машинне навчання, штучний інтелект) вимагають нових підходів до оцінки якості.

Комплексний підхід до оцінки якості рекомендаційних систем, який включає різноманітні метрики та аналіз реальних відгуків, є ключовим для глибокого розуміння їхньої ефективності. Такий підхід дозволяє краще зрозуміти потреби та уподобання користувачів, підвищуючи загальну задоволеність від використання системи, і водночас сприяє її неперервному вдосконаленню.

### **1.8 Кваліметрія як метод оцінки якості рекомендаційних систем**

В останні десятиліття в найбільш розвинених у науково-технічному відношенні країнах стосовно найрізноманітніших галузей виробництва пропонуються численні способи та методи кількісного вимірювання та оцінки якості різних видів продукції.

В даний час кваліметрія досягла такої стадії розвитку, коли всередині неї виразно починають виділятися дві гілки: теоретична та прикладна. Теоретична кваліметрія абстрагується від конкретних об'єктів (предметів чи процесів) та вивчає лише загальні закономірності та математичні моделі, пов'язані з оцінкою якості.

Об'єктом теоретичної кваліметрії є систематичне вивчення та розробка методологій для оцінки якості продуктів, послуг та систем. Це включає аналіз та стандартизацію різних аспектів якості, визначення критеріїв та метрик оцінки.

Завдання прикладної кваліметрії включають:

1. Розробку і впровадження стандартів якості для конкретних продуктів та послуг.

2. Проведення аналізу якості та оцінювання продуктів на основі встановлених критеріїв.

3. Вдосконалення існуючих процесів і систем для підвищення рівня якості.

4. Надання рекомендацій щодо поліпшення продуктів та послуг на основі даних про якість.

### **1.8.1 Кваліметрія в управлінні якості**

Кваліметрія, яка поєднує латинське "Qualitas" (якість) та грецьке "Μετρέω" (міряти), є науковою дисципліною, орієнтованою на аналіз та кількісну оцінку якості різних об'єктів. Цей напрямок, вперше представлений радянськими вченими в 1968 році, зараз розглядається як важлива частина в процесі прийняття рішень [20].

Кваліметрія охоплює не лише фізичні товари, а й такі аспекти, як якість праці чи освіти, стаючи загальною наукою про оцінку різноманітних феноменів. Вона передбачає детальне розділення об'єкта на складові для глибокого аналізу, використовуючи ієрархічну систему і схеми для оцінки кожного аспекту з метою формування комплексної оцінки.

На сьогодні кваліметрія – це науковий напрямок, що вивчає методiku та проблеми комплексних кількісних оцінювань якості різних об'єктів – предметів, явищ або процесів. Об'єкт кваліметрії – дослідження принципів і методів оцінювання якості, предмет – сукупність властивостей предметів і процесів – складових частин якості, з якими людина контактує у своїй практичній діяльності. Теорія кваліметрії вивчає проблеми оцінювання якості в загальному плані, прикладна кваліметрія спрямована на розгляд проблем вимірювання якості стосовно конкретних об'єктів. Кваліметрія – міжгалузєва наукова дисципліна, тому з низки завдань суміжна зі стандартизацією, метрологією, економікою, правом, психологією тощо. У дослідженні кваліметрії використовують методи лінійного, нелінійного і динамічного програмування, математичну статистику та теорію статистичних рішень, системного аналізу та ін. За допомогою апарату кваліметрії здійснюють якісні оцінювання в технічному виробництві. У гірничій науці виокремлено окрему галузь - кваліметрія

надр (або гірнична кваліметрія), що вивчає та реалізує методи кількісного оцінювання якості георесурсів. Методи кваліметрії широко застосовують також у сфері управління, від початку 21 століття також у соціології, педагогіці, логістиці та ін.

### **1.8.2 Вимірювання якості рекомендаційних систем кваліметричними методами**

Метрологія та кваліметрія - це два різних напрямки в науці, які займаються вимірюваннями та оцінюванням, але в різних контекстах.

1. Метрологія - це наука про вимірювання та вимірювальні стандарти. Вона вивчає технічні аспекти вимірювань, такі як точність, надійність та способи калібрування приладів. Метрологія використовується в різних галузях, таких як фізика, інженерія, техніка, дослідження матеріалів і т.д.

2. Кваліметрія, з іншого боку, спеціалізується на вимірюванні якості продуктів, послуг чи процесів. У контексті рекомендаційних систем, кваліметрія вивчає те, як ефективно рекомендаційна система допомагає користувачам знаходити релевантну інформацію чи продукти. Кваліметрія включає в себе вимірювання параметрів, які стосуються задоволеності користувачів, таких як точність рекомендацій, повнота, позитивний клієнтський досвід, тощо.

Отже, для оцінки якості рекомендаційної системи більш залишається питання про те, наскільки добре вона відповідає потребам та задоволеності користувачів, а не лише про точність вимірювань або калібрування, які більше стосуються метрології. Тому кваліметрія є більш відповідною для оцінки ефективності рекомендаційних систем.

Кваліметрія - це не тільки метод оцінки якості рекомендаційних систем та наданих послуг, який базується на використанні рекомендаційних алгоритмів для вимірювання та аналізу їхньої ефективності, а також метод, який дозволяє зрозуміти, наскільки добре рекомендаційна система виконує своє завдання - допомагає користувачам знаходити релевантну інформацію чи товари. Оцінка якості



рекомендацій може бути важливою для веб-сайтів, що надають рекомендації стосовно товарів, фільмів, музики, новин і т. д.

Кваліметричні методи оцінки якості рекомендаційних систем для пошуку автомобілів важливі з кількох причин:

1. Задоволеність користувачів: кваліметричні методи дозволяють виміряти, наскільки користувачі задоволені отриманими рекомендаціями. Зрозуміла та точна рекомендаційна система допомагає покращити користувацький досвід та відносини з клієнтами.

2. Збільшення продажів: якісні рекомендаційні системи можуть підвищити конверсію, перетворюючи перегляди на реальні покупки автомобілів. Це може позитивно вплинути на прибуток веб-сайту.

3. Конкурентоспроможність: сайти, які надають точні та релевантні рекомендації, можуть бути більш конкурентоспроможними на ринку, оскільки вони пропонують кращий сервіс для користувачів.

4. Вірогідність та довіра: якісні рекомендаційні системи збільшують довіру користувачів до веб-сайту. Якщо користувач отримує рекомендації, які точно відповідають його потребам, ймовірність того, що він повернеться назад на сайт, збільшується.

5. Оптимізація ресурсів: ефективні рекомендаційні системи допомагають користувачам швидше знайти потрібний автомобіль. Це робить процес пошуку більш ефективним та допомагає веб-сайту оптимізувати ресурси.

6. Зменшення відтоку клієнтів: якщо клієнти задоволені отриманими рекомендаціями, їм менше ймовірно залишити веб-сайт та шукати альтернативи на конкуруючих платформах.

Таким чином, кваліметричні методи дозволяють веб-сайтам зрозуміти ефективність їхніх рекомендаційних систем, поліпшити якість наданих послуг, забезпечити високу задоволеність клієнтів та підвищити їхню лояльність, що є ключовими чинниками успіху в онлайн-бізнесі.

Кваліметричні методи вимірювання якості рекомендаційних систем базуються на різних підходах та метриках для оцінки ефективності рекомендацій та

задоволеності користувачів. Ось декілька основних методів кваліметричного вимірювання:

1. Точність (Precision): точність визначає, яка частка рекомендацій коректна та релевантна для користувача. Ця метрика вимірює, скільки з рекомендацій користувач вважає релевантними.

2. Повнота (Recall): повнота вказує на відсоток релевантних елементів серед усіх релевантних елементів в системі. Вона вимірює, наскільки добре система включає всі релевантні елементи у свої рекомендації.

3. F-міра (F-measure): F-міра є гармонічним середнім між точністю та повнотою. Ця метрика дозволяє збалансувати між точністю та повнотою рекомендаційної системи.

4. Коефіцієнт кореляції Спірмена (Spearman's Rank Correlation Coefficient): Цей метод вимірює ступінь кореляції між рейтингами, які призначаються користувачами та рейтингами, які надає рекомендаційна система.

5. Крос-валідація (Cross-Validation): Цей метод включає розділення даних на тренувальні та тестові набори для перевірки роботи системи на незалежних даних. Він дозволяє оцінити, наскільки добре система працює на нових даних.

6. A/B тестування (A/B Testing): Цей метод включає порівняння двох альтернативних версій рекомендаційної системи, щоб визначити, яка з них надає кращі рекомендації на основі реальних взаємодій користувачів.

Кожен з цих методів надає унікальну перспективу на якість рекомендаційних систем та допомагає розуміти їхню ефективність та корисність для користувачів. Ці метрики і методи допомагають вдосконалити рекомендаційні системи для забезпечення кращого користувацького досвіду та вищої задоволеності клієнтів.

Зважаючи на конкретний контекст рекомендаційної системи для покращення пошуку автомобілів на сайті Automoto.ua, кваліметричні методи стають ще більш релевантними та важливими для вимірювання якості системи. Ось додаткові методи кваліметричного вимірювання з урахуванням конкретного сайту:

1. Релевантність оголошень (Ad Relevance): цей показник вимірює, наскільки рекомендаційні системи відповідають на запити користувачів та як точно оголошення відображають ті автомобілі, які користувачі шукають.

2. Час завантаження сторінок (Page Load Time): цей параметр вказує, як швидко сторінки з рекомендаціями завантажуються для користувачів. Швидкий час завантаження покращує користувацький досвід та знижує ймовірність відхилень від сайту.

3. Користувацька взаємодія (User Engagement): цей параметр включає в себе вимірювання того, наскільки активно користувачі взаємодіють з рекомендаційними модулями. Це може бути кількість кліків на рекомендації, тривалість візиту на сайті через рекомендації тощо.

4. Конверсія (Conversion Rate): конверсія вимірює, як ефективно рекомендаційна система перетворює перегляди в реальні покупки автомобілів на сайті Automoto.ua. Це допомагає визначити реальну цінність рекомендацій для бізнесу.

5. Стабільність та Надійність (Stability and Reliability): ці параметри вимірюють, наскільки стабільно працює рекомендаційна система під високим трафіком користувачів, а також її надійність у вивченні та реагуванні на зміни в користувацьких попитах.

Комплексне використання цих метрик допомагає Automoto.ua забезпечити якісні рекомендації, поліпшити користувацький досвід та збільшити конверсію, що є критично важливим для успішності платформи в сучасному конкурентному середовищі онлайн-пошуку автомобілів.

## **Висновки до розділу 1**

У першому розділі дисертації проведено всебічний огляд методів фільтрації даних та рекомендаційних систем, що забезпечує фундаментальне розуміння предметної області. Розглянуто різноманітність методів фільтрації, висвітлено важливість попередніх робіт у цій сфері, та проведено детальний аналіз чотирьох

основних видів рекомендаційних систем: систем, заснованих на контенті, знаннях, гібридних систем та колаборативної фільтрації.

Особлива увага приділена колаборативній фільтрації, яка виступає ключовою у контексті дослідження. Досліджено різні підходи до колаборативної фільтрації, зокрема User-to-User та Item-to-Item алгоритми, ілюструючи їх за допомогою конкретних прикладів.

Також описано основні принципи та сфери застосування рекомендаційних систем, розвінчано поширені міфи, що дозволяє уникнути непорозумінь і сприяє більш глибокому розумінню теми. Важливим аспектом є також методи оцінки якості рекомендацій, що надають можливість для об'єктивного аналізу ефективності рекомендаційних систем.

Виявлені та проаналізовані основні проблеми, що стоять перед колаборативною фільтрацією, вказуючи на потенційні напрямки для подальших досліджень. Сформовано фундамент для розуміння комплексності та викликів, пов'язаних з рекомендаційними системами та колаборативною фільтрацією, що є критично важливим для подальшого підвищення їх якості.

У сукупності, цей розділ надає міцну основу для глибокого розуміння та аналізу рекомендаційних систем, з особливим акцентом на колаборативну фільтрацію, що становить основу для розробки інноваційних підходів до підвищення якості цих систем.

Значущим виявився поглиблений аналіз методів оцінки якості на основі кваліметрії, які створюють міцний фундамент для подальшого дослідження якості рекомендаційних систем. Запропоновані основні та додаткові метрики та методи оцінки якості рекомендаційних систем для пошуку автомобілів.

## РОЗДІЛ 2

# ОПТИМІЗАЦІЯ КОЛАБОРАТИВНОЇ ФІЛЬТРАЦІЇ: АНАЛІЗ ЕФЕКТИВНОСТІ, СТАТИСТИЧНА ОЦІНКА ТА ВПЛИВНІ ФАКТОРИ В РЕАЛІЗОВАНІЙ РЕКОМЕНДАЦІЙНІЙ СИСТЕМІ

### 2.1 Впровадження колаборативної фільтрації

#### 2.1.1. Розробка рекомендаційної системи на основі коефіцієнту кореляції Танімото із аналізом log-файлів сервера

Для прогнозування за допомогою алгоритму «*item to item*» потрібно використати предмет, на відмінну алгоритму «*user to user*», який прогнозує на основі вподобань користувачів. Предмет – це змінна, яка позначається як «0» - предмет не виконаний, або як «1» - предмет виконаний. Змінна предмету може являти певну дію, зроблену з товаром на сайті: найпопулярніші застосування предмету це оцінка товару, або його покупка. Тобто, якщо користувач купує товар, то його значення предмету = 1. Всі користувачі, які купити товар – об'єднують в когорти (групи людей, схожі між собою за певними ознаками, поведінкою, і вже новому користувачу, який буде відвідувати сторінку певного товару – йому запропонується товар, найбільш схожий на той, який він переглядає, на основі вподобань користувачів. Щоб зрозуміти яку ефективність та користь несе для себе колаборативна фільтрація потрібно з чимось порівняти результати. Якщо не існує жодної рекомендаційної системи, а потім реалізувати, то вийде, що результат порівнюється з нічим.

Тому в науковій роботі спочатку вирішено реалізувати рекомендаційний блок, який базується на коефіцієнті кореляції Танімото із аналізом на основі log-файлів сервера, який в реалізації є більш простішим, враховуючи що в рамках цього точність в гіпотезі теж менша. Після цього, рекомендаційна система буде працювати на алгоритмі колаборативної фільтрації «*item to item*». І тоді виміряно результат.

Маючи необхідний об'єм інформації, реалізували блок на кінцевих сторінках оголошень під назвою «Більш вигідно» опираючись спочатку на log-файли не є

проблемою. Маючи необхідний об'єм інформації, реалізували блок на кінцевих сторінках оголошень під назвою «Більш вигідно» опираючись спочатку на коефіцієнт Танімото, який описує ступінь схожості двох множин:

$$k = \frac{c}{a+b-c} \quad (2.1)$$

де  $k$  - коефіцієнт Танімото (число від 0 до 1), чим він ближче до 1, тим більше схожі множини;

$a$  - кількість елементів в першій множині;

$b$  - кількість елементів у другій множині;

$c$  - кількість спільних елементів в двох множинах;

Множина приймалась за сторінки, які були відвідані користувачами сайту за певний період, які були взяті із log-файлів маючи доступ до FTP-сервера домену Automoto.ua. Список логів пишеться не в браузер, а в спеціальні файли на сервері (access.log, error.log), і їх розташування залежить від відповідних директив в налаштуваннях веб сервера (nginx / apache і ін.) Віртуального хоста сервера. Якщо небуло би FTP доступу до сайту, не вдалось би їх побачити.

Далі вивантажено програмним шляхом інформацію, де кожному користувачу присваюємо унікальний ID та фіксувалось сторінки, які користувач переглядає (рис. 2.1). Окрім цього фіксувалась дата та час. Колонка «is visit» відповідає за те, з якої сторінки користувач починає сесію на сайті: якщо 1 – це сторінка входу на сайт, якщо 0 – сторінка відвідана в процесі сесії. Колонка «user id» відповідає за користувача із присвоєним ID. Колонка «url» - сторінка сайту, відвідана користувачем (на основі log-файлів).

Примітка: до уваги брались тільки кінцеві сторінки оголошень, типу: <https://automoto.ua/uk/Mercedes-Benz-C-220-2018-Kiev-39793372.html>

	A	B	C	D
1	updated_at	is_visit	user_id - 1	url
2	2017-08-23 08:22:12	1	47149	https://automoto.ua/interesting/yak_oskarzhiti_shtraf_politsiyi_lazivki_pro_yaki_malo_hto_znae-880.html
3	2017-08-23 14:12:34	0	47149	https://automoto.ua/interesting/yak_oskarzhiti_shtraf_politsiyi_lazivki_pro_yaki_malo_hto_znae-880.html
4	2017-08-23 11:31:48	1	51437	https://automoto.ua/auto-review/Nissan/350Z
5	2017-08-24 00:08:55	1	158493	https://automoto.ua/Sea-Ray-260-Sundancer-2004-Kiev-14177337.html
6	2017-08-24 00:26:40	0	158493	https://automoto.ua/Sea-Ray-260-Sundancer-2004-Kiev-14177337.html
7	2017-08-22 10:28:51	1	163895	https://automoto.ua/car/BMW/X5/not-customed
8	2017-08-27 14:55:55	1	196878	https://automoto.ua/spectehnika/Minitraktor
9	2017-08-27 14:56:22	0	196878	https://automoto.ua/Bulat-150-2017-Vinnitsa-16615094.html
10	2017-08-27 14:56:23	0	196878	https://automoto.ua/spectehnika/Minitraktor
11	2017-08-27 15:07:02	0	196878	https://automoto.ua/uk/spectehnika/Minitraktor
12	2017-08-24 17:20:29	0	203140	https://automoto.ua/MTZ-622-Belarus-2016-Mankovka-16456388.html
13	2017-08-24 17:20:47	1	203140	https://automoto.ua/spectehnika/MTZ/622-Belarus
14	2017-08-24 17:22:21	0	203140	https://automoto.ua/MTZ-622-Belarus-2016-Kiev-16363332.html
15	2017-08-24 17:22:22	0	203140	https://automoto.ua/car/MTZ/622-Belarus/customed
16	2017-08-27 08:50:57	1	206567	https://automoto.ua/city/Mariupol
17	2017-08-27 09:42:58	0	208413	https://automoto.ua/car/Tesla/Model-X
18	2017-08-25 23:02:27	1	215574	https://automoto.ua/car/Renault/Master/used
19	2017-08-25 23:03:07	0	215574	https://automoto.ua/Renault-Master-2000-Ternopol-16708169.html
20	2017-08-25 23:03:14	0	215574	https://automoto.ua/car/Renault/Master/used
21	2017-08-25 23:04:29	0	215574	https://automoto.ua/Renault-Master-2004-Kremenchug-16693190.html
22	2017-08-25 23:04:37	0	215574	https://automoto.ua/car/Renault/Master/used
23	2017-08-23 15:39:49	1	218764	https://automoto.ua/uk/q/Mototsikli-Volinska-424128.html
24	2017-08-27 12:17:55	1	221810	https://automoto.ua/news/politseyskie-mogut-ostanovit-avtomobil-na-doroze-tolko-v-9-sluchayah-6411.html
25	2017-08-22 12:48:39	0	231291	https://automoto.ua/uk/moto/IZH/Planeta-4
26	2017-08-22 12:48:43	0	231291	https://automoto.ua/uk/q/Mototsikli-IZH-Planeta-4-Ternopilska-do-4000-7460366.html
27	2017-08-22 12:49:37	0	231291	https://automoto.ua/uk/IZH-Planeta-4-1984-Terebovlya-16380055.html
28	2017-08-22 12:49:41	0	231291	https://automoto.ua/uk/IZH-Planeta-4-1985-Dunaevtsy-16217579.html
29	2017-08-23 09:56:36	1	233141	https://automoto.ua/car/Europe/Polsha/Mercedes-Benz
30	2017-08-24 14:34:08	1	243822	https://automoto.ua/car/Europe/Germany

Рисунок 2.1 – Інформація про користувачів із присвоєним унікальним ID.

Вивантаживши статистику тільки за тиждень отримали 776542 рядка даних, яких достатньо для досліджень. (рис. 2.2)

776535	2017-08-29 10:04:11	1	40735411	https://automoto.ua/interesting/prava_dlya_es_chi_zobovyazue_asotsiatsiya_minyati_posvidchennya_vodiya-1593.html
776536	2017-08-29 10:04:12	0	40735413	https://automoto.ua/car/Europe/Polsha/BMW
776537	2017-08-29 10:04:19	1	40735419	https://automoto.ua/city/Galich/car
776538	2017-08-29 10:04:31	1	40735428	https://automoto.ua/LuAZ-967-1978-Ivanofrankovsk-7862763.html
776539	2017-08-29 10:04:31	1	40735429	https://automoto.ua/interesting/edu_takoy_300_kmch_vdrug_otkuda_ne_vozmisi-1507.html
776540	2017-08-29 10:04:34	1	40735432	https://automoto.ua/uk/spectehnika/John-Deere/Ternopol
776541	2017-08-29 10:04:42	1	40735438	https://automoto.ua/interesting/yak_oskarzhiti_shtraf_politsiyi_lazivki_pro_yaki_malo_hto_znae-880.html
776542				

Рисунок 2.2 – Загальна кількість інформації за тиждень.

Маючи всю необхідну інформацію про відвідування сторінок користувачами, аналізуючи log-файли сервера успішно реалізували блок «Більш вигідно» на десктопній та мобільній версії сайту [21].

## 2.2 Розробка рекомендаційної системи на основі колаборативної фільтрації методу «item to item»

Після реалізації блоку «Більш вигідно» на сторінках оголошень почато реалізацію колаборативної фільтрації. Інтуїтивно зрозуміло, що для рекомендації

користувачеві №1 будь-якого продукту, вибирати потрібно з продуктів, які подобаються якимось користувачам 2-3-4-п., Які найбільш схожі за своїми оцінками на користувача №1. Отримати чисельне вираження цієї «схожості» користувачів можемо за допомогою векторів в N-вимірному просторі продуктів, а порівнювати вектора можемо наступними відомими методами:

- Косинусна міра
- Коефіцієнт кореляції Пірсона
- Евклідова відстань
- Коефіцієнт Танімото
- Манхеттенська відстань і т.д.

Далеко не завжди у користувачів є можливість виставляти оцінки предметів. Тобто для колаборативної фільтрації можуть бути доступні лише двійкові дані (купував користувач предмет чи ні). Проте даний алгоритм не враховує релевантність (відповідність до пошукового запиту) сторінки для користувача. Алгоритм реагує тільки на оцінку товару або на його покупку. По статистиці в світі – відсоток конверсії на сайтах становить всього 2-3%. Тобто, рекомендаційна система обробляє тільки 2-3% даних для видачі інформації.

Тому в цій роботі розроблений алгоритм, який враховує релевантність сторінки для 100% користувачів, і на основі цього рекомендує. Суть алгоритму полягає в тому, що замість покупки чи оцінки товару, присвоюємо кожному користувачу (User) – ідентифікатор (ID), запускаємо таймер при перегляді URL-сторінки оголошення (карточка товару). Якщо при цьому, користувач перебуває на сторінці більше 15 секунд, то ця сторінка вважається релевантною, якщо менше, то ні. ( $t > 15 \text{ сек.} = 1$ ,  $t < 15 \text{ сек.} = 0$ )

Спочатку даний алгоритм розраховував подібність предметів як косинус між векторами покупок в матриці користувачів та предметів. (2-3%)

Розглянемо роботу алгоритму на прикладі статистики, де за предмет – приймається час перегляду URL-сторінки оголошення в табл. 2.1.



Таблиця 2.1 - Приклад матриці користувачів та предметів.

Користувач	Предмет 1	Предмет 2	Предмет 3
Віктор	1	0	1
Микола	0	1	1
Марія	0	1	0

В цьому випадку косинус між «Предмет 1» і «Предмет 2» розраховується так:

$$\frac{(1,0,0) \cdot (0,1,1)}{\|(1,0,0)\| \cdot \|(0,1,1)\|} = 0; \quad (2.2)$$

між «Предмет 1» і «Предмет 3»:

$$\frac{(1,0,0) \cdot (1,1,0)}{\|(1,0,0)\| \cdot \|(1,1,0)\|} = \frac{1}{\sqrt{2}} \approx 0,71; \quad (2.3)$$

і між «Предмет 2» і «Предмет 3»:

$$\frac{(0,1,1) \cdot (1,1,0)}{\|(0,1,1)\| \cdot \|(1,1,0)\|} = \frac{1}{2} = 0,5. \quad (2.4)$$

Таким чином, користувач, що знаходиться на сторінці опису «Предмету 1», отримає «Предмет 3» в якості рекомендації; на сторінці «Предмету 2» - «Предмет 3» і на сторінці «Предмету 3» - «Предмет 1» (і потім «Предмет 2»). В даному алгоритмі використовується один коефіцієнт на кожну пару предметів (косинус), на підставі якого і створюються рекомендації. Тобто для  $n$  предметів буде потрібно розрахувати і зберегти  $n(n-1)/2$  косинусів.

Отже, робота алгоритму буде проходити в декілька етапів, оскільки спочатку потрібно визначати значення «предмету», яке буде дорівнювати переглянутій сторінці URL оголошення, на якій користувач перебуває не менше 15 секунд, цим самим оцінюючи релевантність сторінки до пошуку користувача. Тільки після

визначення таких відбуваються подальші обрахунки із знаходження косинусної міри, при якій береться до уваги 100% інформації про інтереси користувачів, цим самим покращуючи алгоритм Item to Item методу колаборативної фільтрації для розробки рекомендаційних систем шляхом оцінки релевантності (Додаток А).

### 2.3 Результати досліджень рекомендаційного блоку «Більше вигідно» на основі коефіцієнту кореляцій Танімото із аналізом log-файлів сервера та роботи алгоритму «item to item» колаборативної фільтрації

За допомогою незалежного визнаного сервісу web-аналітики Google Analytics порівняно взаємодію (клік) з блоком «Більш вигідно» під час роботи рекомендацій на log-файлів сервера (жовтий графік) та на основі колаборативної фільтрації (синій графік) на рис. 2.3.

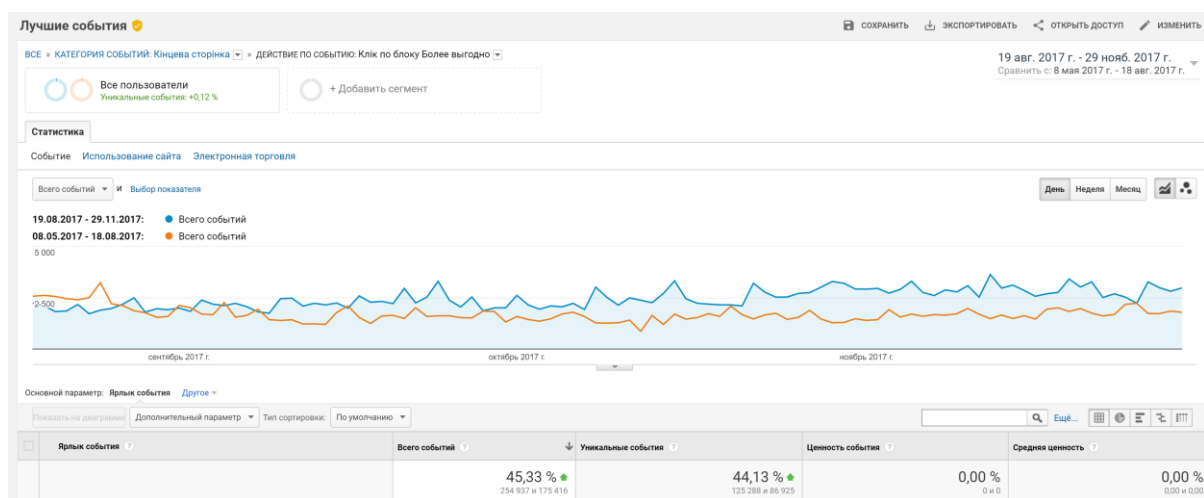


Рисунок 2.3 – Результати взаємодії з блоком «Більш вигідно»

Як можна побачити із графіків, взаємодія із блоком при роботі колаборативної фільтрації вища на 45,33%, що свідчить про її високу точність та користь для користувачів [22].

Місцезнаходження блоку буде з правої сторони під контактною інформацією на десктопній версії сайту (Рис. 2.4) та під блоком «Автовикуп» на мобільній (Рис. 2.5)

ИЩЕМ НА 100 АВТОСАЙТАХ
Всего: 652 462    За день: 13 718    USD    Курс валют


**AUTOMOTO UA**






Поиск ▾
Новые ▾
Автовыкуп
Автосалоны
Новости ▾
Еще ▾

Автомото / Харьков / БМВ / X5 / БМВ X5, г. Харьков, 2008 г.в.

## BMW X5 г. Харьков, 2008 г.в.

< Назад 4/2952 Вперед >



\$ 26 300

- 235 тыс.км
- 4.8 Бензин
- Автомат

Дивитись контакти продавця:  
 +38 09694290XX


Впервые найдено: 24.12.2017  
 Всего просмотров: 8  
 Продавец: Владелец

Поделиться:


### ДОПОЛНИТЕЛЬНАЯ ИНФОРМАЦИЯ BMW X5

Пробег:	235 тыс.км
Коробка передач:	Автомат
Привод:	Полный
Количество дверей:	5
Цвет:	Белый
Кузов:	Внедорожник / Кроссовер
Топливо:	Бензин
Двигатель:	4.8 л
Продавец:	Андрей

### БОЛЕЕ ВЫГОДНО



BMW X5, 2007, Львов  
**\$ 22 500**



BMW X5, 2008, Ровно  
**\$ 24 800**

### КОММЕНТАРИЙ ПРОДАВЦА

Описание Продам свой автомобиль в отличном состоянии! Переодет в рестайлинг 2012 г, М пакет полный!!! Монитор новый с рестайлинг 2012 г , кнопки управления монитора рестайлинг новые, панорама потолок алькантара темно бордовая, индивидуальный выхлоп 2016г звук очень класный,новая зимняя резина,Техническое состояние отличное коробка мотор ходовая в отличном состоянии!!! Месяц назад автомобиль полностью был обслужен!!! Читать еще Скрыть

Рисунок 2.4 – Видяд блоку «Більш вигідно» на десктопній версії сайту.

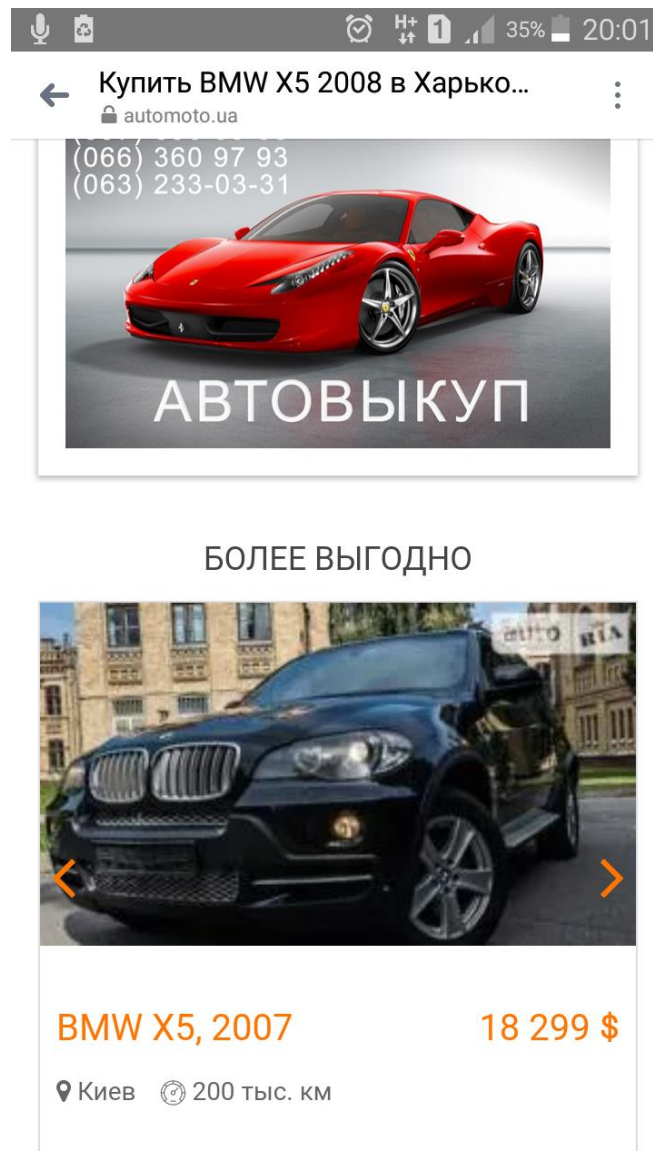


Рисунок 2.5 – вигляд блоку «Більш вигідно» на десктопній версії сайту.

## 2.2 Аналіз ефективності статистичної оцінки в реалізованій рекомендаційній системі

Після реалізації рекомендаційної системи спочатку на основі коефіцієнту кореляції Танімото на основі аналізу log-файлів сервера та методу «item to item» колаборативної фільтрації розпочатий аналіз ефективності статистичної оцінки даних досліджень.

## 2.2.1 Вибір показників для аналізу ефективності статистичної оцінки

Із попереднього розділу зрозуміло, що для формування рекомендаційної системи потрібно опиратись на дві основні множини даних: предмети (в нашому випадку це переглянуті сторінки) та користувачі.

Оскільки розрахунок статистичних показників для переглянутих сторінок не є ефективним, тому весь подальший розрахунок буде спрямований на оцінку користувачів на сайті.

Проте в незалежному визнаному сервісі Google Analytics бачимо загальний показник користувачів за вибраних порівняльних періодів:

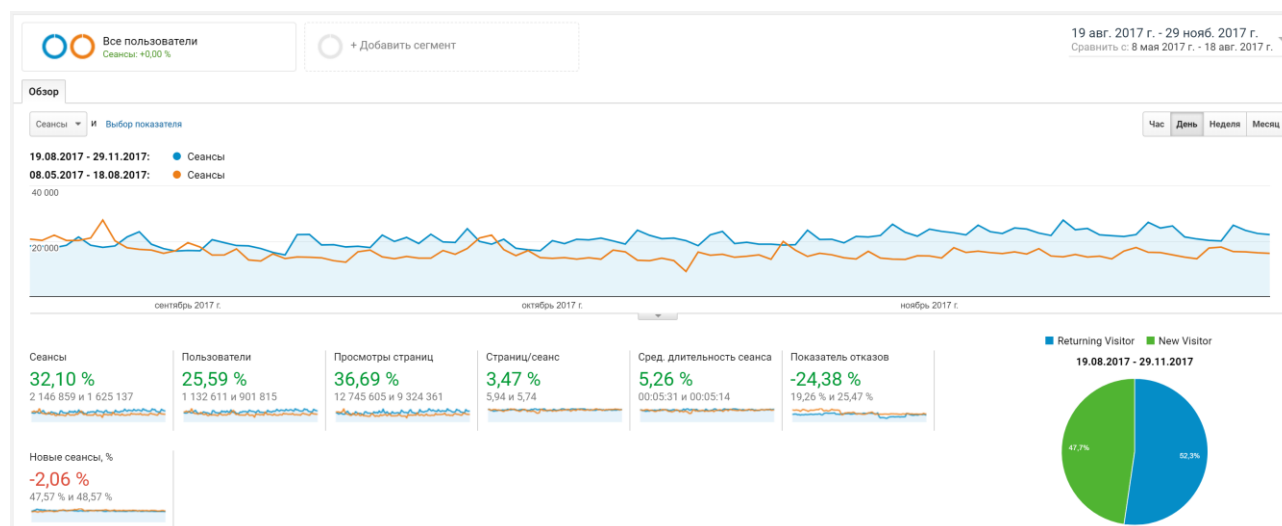


Рисунок 2.6 – Показники аудиторії Automoto.ua

## 2.2.2. Парсинг даних про користувачів через API Google Analytics

Оскільки базовий інструмент Google Analytics не дає можливість викачати статистику по кожному дню, прийшли до висновку, що потрібно здійснити парсинг даних із Google Analytics із межамент-протоколів через API в Google Таблиці для подальшого аналізу. Для цього налаштували плагін для викачки даних:

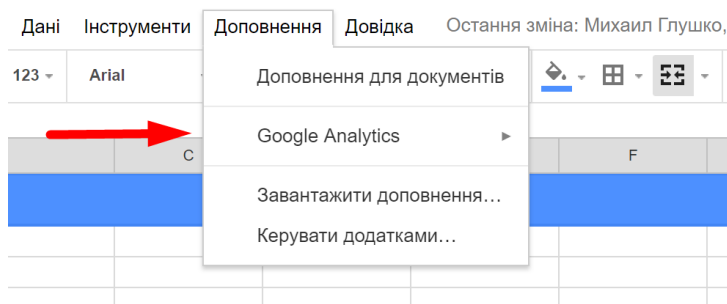


Рисунок 2.7 – Плагін Google Analytics в Google Таблицях

Далі, після запуску плагіна у вікні налаштування вписали назву, вибрали необхідний акаунт Google Analytics – Automoto.ua та обрали показник користувачів в розрізі із ідексом днів:

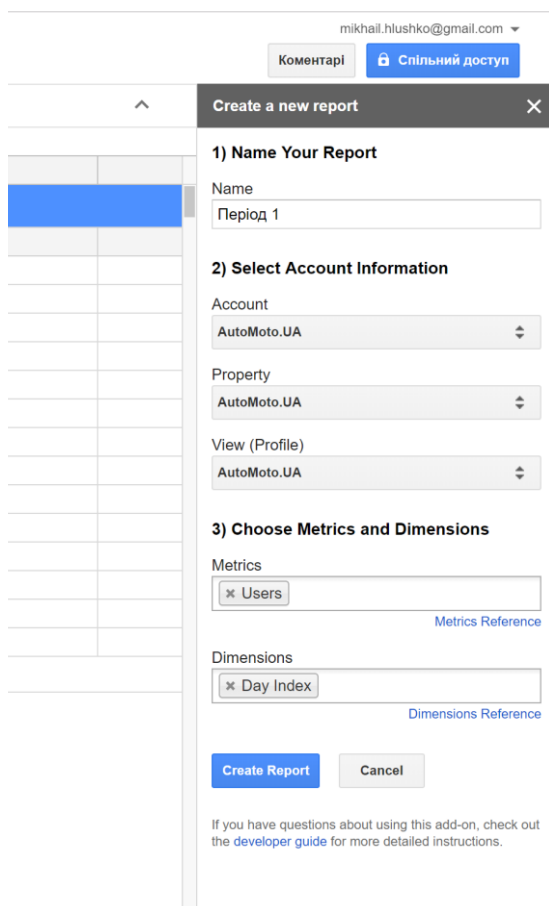


Рисунок 2.8 – Налаштування звіту в плагіні Google Analytics

Після налаштування звіту для двох ідентичних по кількості днів періодів (період роботи коефіцієнту Танімото та колаборативної фільтрації) отримали наступний функціонал подальших налаштувань. В колонки «Start Date» та «End Date» вписали відповідні часові періоди роботи рекомендаційного блоку.

	A	B	C	D	E
1	<b>Configuration Options</b>	<b>Your Google Analytics Reports</b>			
2	<b>Report Name</b>	Період 1	Період 2		
3	<b>Type</b>	core	core		
4	<b>View (Profile) ID / ids</b>	ga:57883253	ga:57883253		
5	<b>Start Date</b>	08.05.17	19.08.17		
6	<b>End Date</b>	18.08.17	29.11.17		
7	<b>Last N Days</b>				
8	<b>Metrics</b>	ga:users	ga:users		
9	<b>Dimensions</b>	ga:nthDay	ga:nthDay		
10	<b>Sort</b>				
11	<b>Filters</b>				
12	<b>Segment</b>				
13	<b>Sampling Level</b>				
14	<b>Start Index</b>				
15	<b>Max Results</b>				
16	<b>Spreadsheet URL</b>				
17		For help with this add-on: <a href="https://developers.google.com/analytics/solutions/google-analytics-spreadsheet-add-on">https://developers.google.com/analytics/solutions/google-analytics-spreadsheet-add-on</a>			

Рисунок 2.9 – Функціонал налаштування вивантаження даних

Після запуску всіх налаштувань плагін Google Analytics окремо вивантажив дані по користувачам за перший період та за другий відповідно до встановлених часових періодів для подальших статистичних обчислень.

В звітах видно, що по кожному дню, починаючи від 0 дня, яким є встановлене 8 травня 2017 року отримано статистику по відвіданості користувачів по дням.

Дана статистика дозволить провести подальші дослідження, проте хочеться зазначити, що таким шляхом можна отримувати будь-які статистичні дані про веб-ресурс та їх відвідувачів.

Кількість різних даних сягає близько 450 видів із можливістю фільтрувати та сегментувати необхідну інформацію.

1				
2	Last Run On	2017-12-26 23:33:56		
3	View (Profile) Name	<a href="#">AutoMoto.UA</a>		
4	Total Results Found	103		
5	Total Results Returned	103		
6	Contains Sampled Data	No		
7				
8				
9				
10	<b>Totals For All Results</b>			
11		ga:users		
12		1379499		
13				
14	<b>Results Breakdown</b>			
15	ga:nthDay	ga:users		
16	0	17224		
17	1	16997		
18	2	18680		
19	3	17173		
20	4	16893		
21	5	17570		
22	6	23052		
23	7	16999		
24	8	14714		
25	9	14416		
26	10	14206		
27	11	13244		
28	12	14226		
29	13	16402		
30	14	15029		
31	15	12690		
32	16	12656		
33	17	14325		
34	18	11130		
35	19	10802		
36	20	12873		
+ ≡ Report Configuration ▾ Період 1 ▾ Період 2 ▾				

Рисунок 2.10 – Дані про кількість користувачів по днях за 1 період.

За результати роботи різних алгоритмів, вивантажено два періода по 103 дні: (із врахуванням що 1 день – має число 0)

105	89	11463
106	90	13811
107	91	15030
108	92	13571
109	93	13527
110	94	12722
111	95	12040
112	96	11485
113	97	14678
114	98	14884
115	99	13784
116	100	13624
117	101	13295
118	102	13213
+ ≡ Report Configuration ▾ Період 1 ▾ Період 2 ▾		

Рисунок 2.11 – Загальна кількість днів збору даних



За другий період, який почався 19 серпня 2017 року вивантажено аналогічні дані із тривалістю в 103 дні:

1								
2	Last Run On	2017-12-27 00:41:29						
3	View (Profile) Name	<a href="#">AutoMoto.UA</a>						
4	Total Results Found	103						
5	Total Results Returned	103						
6	Contains Sampled Data	No						
7								
8								
9								
10	<b>Totals For All Results</b>							
11					ga:users			
12					1827899			
13								
14	<b>Results Breakdown</b>							
15	ga:nthDay				ga:users			
16		0			15443			
17		1			15195			
18		2			15095			
19		3			15848			
20		4			18570			
21		5			16042			
22		6			15348			
23		7			15864			
24		8			18443			
25		9			19934			
26		10			16346			
27		11			14814			
28		12			14112			
29		13			14233			
30		14			14241			
31		15			17256			
32		16			16425			
33		17			15750			
34		18			15568			
35		19			14878			
36		20			13589			

Рисунок 2.12 - Дані про кількість користувачів по днях за 2 період.

### 2.2.3 Статистичні обрахунки вивантажених даних із Google Analytics

Обрахунки почали із дисперсії. Це дуже важливий показник, який активно використовується в різних методах статистичного аналізу (перевірка гіпотез, аналіз причинно-наслідкових зв'язків та ін.). Як і середнє лінійне відхилення, дисперсія також відображає міру розкиду даних навколо середньої величини.

Формула дисперсії в теорії ймовірностей має вигляд:

$$D(X) = \sigma^2 = M[X - M(X)] \quad (2.5)$$

Тобто дисперсія - це математичне очікування відхилень від математичного очікування.

На практиці при аналізі вибірок математичне очікування, як правило, не відомо. Тому замість нього використовують оцінку - середнє арифметичне.

$$s^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (X - \bar{X})^2}{n} \quad (2.6)$$

де,  $s^2$  - вибіркова дисперсія, розрахована за даними спостережень,  
 $X$  - окремі значення,  
 $\bar{X}$  - середнє арифметичне за вибіркою.

Далі, аби повернути дисперсію в реальність, тобто використовувати в більш приземлених цілей, з неї витягають квадратний корінь. Виходить так зване середньоквадратичне відхилення (СКВ). Зустрічаються назви «стандартне відхилення» або «сигма» (від назви грецької букви). Формула стандартного відхилення має вигляд:

$$\sigma = \sqrt{M[X - M(X)]^2} \quad (2.7)$$

Для отримання цього показника по вибірці використовують формулу:

$$s = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X - \bar{X})^2}{n}} \quad (2.8)$$

Средньоквадратичне відхилення, також характеризує міру розсіювання даних, але тепер (на відміну від дисперсії) його можна порівнювати з вихідними даними, так як одиниці виміру у них однакові (це впливає з формули розрахунку). Із середньоквадратичним відхиленням вже можна працювати безпосередньо, тому що властивості даного показника добре вивчені і відомі.

Враховуючи, що середньоквадратичне відхилення використовується для оцінки розкиду, або розподілу значень у наборі даних відносно їх середнього значення - цей показник допомагає визначити, наскільки дані відхиляються від середнього, давши уявлення про варіабельність чи рівномірність набору даних. Чим вище середньоквадратичне відхилення, тим більша варіативність даних. Це важливо у статистиці, наукових дослідженнях, фінансовому аналізі та інших областях для оцінки ризиків, надійності та інших важливих параметрів.

Тому, середнє квадратичне відхилення дає абсолютну оцінку міри розсіювання. Тому щоб зрозуміти, наскільки розсіювання велике щодо самих значень (тобто незалежно від їх масштабу), потрібно відносний показник. Такий показник називається коефіцієнтом варіації і розраховується за наступною формулою:

$$V = \frac{S}{\bar{X}} \cdot 100\% \quad (2.9)$$

Коефіцієнт варіації - це показник, що відображає розкид значень відносно середнього (відношення стандартного відхилення до середнього значення). Коефіцієнт варіації вимірюється у відсотках і відображає однорідність тимчасового ряду.

Коефіцієнт варіації - індикатор, який допоможе нам виділити ряди, на які варто звернути увагу перед розрахунком прогнозу і очистити дані від випадкових факторів. Якщо коефіцієнт дорівнює 0%, то ряд абсолютно однорідний, тобто всі значення між собою рівні. Якщо коефіцієнт варіації більше 33%, то за класичною теорією ряд вважається неоднорідним, тобто великий розкид даних щодо середнього значення. Далі, маючи необхідний об'єм даних обчислимо дисперсію за допомогою функцій в Google Таблиці – VARP:

fx		=VARP(B16:B118)				
	A	B	C	D	E	
83	67	12049				
84	68	11467				
85	69	13777				
86	70	11916				
87	71	11504				
88	72	11405				
89	73	12539				
90	74	12559				
91	75	11914				
92	76	14880				
93	77	13552				
94	78	14001				
95	79	13507				
96	80	13136				
97	81	13570				
98	82	12981				
99	83	14614				
100	84	12413				
101	85	12197				
102	86	12729				
103	87	12040				
104	88	12363				
105	89	11463				
106	90	13811				
107	91	15030				
108	92	13571				
109	93	13527				
110	94	12722				
111	95	12040				
112	96	11485				
113	97	14678				
114	98	14884				
115	99	13784				
116	100	13624				
117	101	13295				
118	102	13213				
119	Дисперсія	4604567,826				

Рисунок 2.13 – Обчислення дисперсії в Google Таблицях по першому періоду

За формулою дисперсія по першому періоду дорівнює 4604567,826. Далі, аналогічно порахуємо дисперсію для другого періоду:

fx		=VARP(B16:B118)				
	A	B	C	D	E	
83	67	16563				
84	68	18426				
85	69	18279				
86	70	18556				
87	71	21721				
88	72	19658				
89	73	18532				
90	74	20572				
91	75	20093				
92	76	19605				
93	77	18752				
94	78	21676				
95	79	19902				
96	80	19416				
97	81	21059				
98	82	20888				
99	83	19368				
100	84	18560				
101	85	23230				
102	86	20463				
103	87	21001				
104	88	19037				
105	89	18808				
106	90	18575				
107	91	19078				
108	92	22736				
109	93	20959				
110	94	21454				
111	95	18293				
112	96	17656				
113	97	17287				
114	98	17094				
115	99	21668				
116	100	20229				
117	101	19394				
118	102	18830				
119	Дисперсія		4725188,688			

Рисунок 2.14 – Обчислення дисперсії в Google Таблицях по першому періоду

За формулою дисперсія по другому періоду дорівнює 4725188,688

Наступний кроком звісно є обчислення СКВ. Робимо це за допомогою функції STDEVП:

*fx* =STDEVP(B16:B118)

	A	B	C	D	E
84	68	11467			
85	69	13777			
86	70	11916			
87	71	11504			
88	72	11405			
89	73	12539			
90	74	12559			
91	75	11914			
92	76	14880			
93	77	13552			
94	78	14001			
95	79	13507			
96	80	13136			
97	81	13570			
98	82	12981			
99	83	14614			
100	84	12413			
101	85	12197			
102	86	12729			
103	87	12040			
104	88	12363			
105	89	11463			
106	90	13811			
107	91	15030			
108	92	13571			
109	93	13527			
110	94	12722			
111	95	12040			
112	96	11485			
113	97	14678			
114	98	14884			
115	99	13784			
116	100	13624			
117	101	13295			
118	102	13213			
119	Дисперсія	4604567,826			
120	СКВ	2145,825675			

Рисунок 2.15 - Обчислення СКВ в Google Таблицях по першому періоду

fx		=VARP(B16:B118)			
	A	B	C	D	E
84	68	18426			
85	69	18279			
86	70	18556			
87	71	21721			
88	72	19658			
89	73	18532			
90	74	20572			
91	75	20093			
92	76	19605			
93	77	18752			
94	78	21676			
95	79	19902			
96	80	19416			
97	81	21059			
98	82	20888			
99	83	19368			
100	84	18560			
101	85	23230			
102	86	20463			
103	87	21001			
104	88	19037			
105	89	18808			
106	90	18575			
107	91	19078			
108	92	22736			
109	93	20959			
110	94	21454			
111	95	18293			
112	96	17656			
113	97	17287			
114	98	17094			
115	99	21668			
116	100	20229			
117	101	19394			
118	102	18830			
119	Дисперсія	4725188,688			
120	СКВ	2173,749914			

Рисунок 2.16 - Обчислення СКВ в Google Таблицях по другому періоду

Як можемо побачити із рисунків, для першого періоду СКВ становить 2145,825675, для другого періоду - 2173,749914.

Наступним кроком є обчислення коефіцієнту варіації. Враховуючи, що в Google Таблицях немає формули для даного коефіцієнту, спочатку знайдено середнє значення, та відносно формули, розділено СКВ на середнє та помножено на 100%.

<i>fx</i>   =B120/B121*100		A	B
109		93	13527
110		94	12722
111		95	12040
112		96	11485
113		97	14678
114		98	14884
115		99	13784
116		100	13624
117		101	13295
118		102	13213
119	Дисперсія		4604567,826
120	СКВ		2145,825675
121	Середнє значення		13393,19417
122	Коефіцієнт варіації		16,02176185

Рисунок 2.17 – Обчислення коефіцієнту варіації для першого періоду.

<i>fx</i>   =B120/B121*100		A	B
109		93	20959
110		94	21454
111		95	18293
112		96	17656
113		97	17287
114		98	17094
115		99	21668
116		100	20229
117		101	19394
118		102	18830
119	Дисперсія		4725188,688
120	СКВ		2173,749914
121	Середнє значення		17746,59223
122	Коефіцієнт варіації		12,24883

Рисунок 2.18 – Обчислення коефіцієнту варіації для першого періоду.



Із обрахованих результатів видно, що для першого періоду коефіцієнт варіації становить - 16,02176185, для другого періоду - 12,24883.

Отже, якщо коефіцієнт варіації в наших результатах не більше 33%, то за класичною теорією ряд не вважається неоднорідним, тобто немає великого відхилення даних щодо середнього значення. Тому, у висновку можна стверджувати, що ефективність статистичної оцінки – хороша.

Також, задля підвищення точності можна використовувати теорію детермінованого хаосу, опираючись що всі показники на сайті мають хаотичний характер, але із певним повторення.

## **2.3 Оптимізація роботи алгоритму та впливних факторів**

### **2.3.1 Аналіз 4XX та 5XX відповіді сервера на сайті оцінки результату точності рекомендаційних систем**

Точність рекомендаційних систем впливає на декілька факторів:

1. Якість та обсяг даних: велика та різноманітна база даних забезпечує краще розуміння користувацьких переваг.
2. Алгоритми машинного навчання: вибір та налаштування алгоритмів безпосередньо впливає на якість рекомендацій.
3. Обробка холодного старту: ефективні стратегії для нових користувачів або продуктів поліпшують рекомендації.
4. Персоналізація: індивідуалізація рекомендацій під конкретного користувача підвищує точність.
5. Уникнення перенасичення: збалансування між знайомими та новими рекомендаціями запобігає "пузирю фільтрації".
6. Врахування контексту: контекстуальні дані, такі як час доби або місцезнаходження, можуть впливати на релевантність рекомендацій.

Проте, існують інші впливні фактори, якими зазвичай нехтують, без оптимізації яких неможливо суттєво покращити якість та точність рекомендацій. До таких факторів відносять:

- 4XX та 5XX відповіді сервера (Наприклад 404, 502)
- Час відповіді сервера та швидкість сайту
- UX-дизайн (юзабіліті)
- Місце розміщення рекомендаційної системи
- Кількість редіректів
- Наявність та кількість реклами
- Різноманітність контенту
- Кількість внутрішніх посилань на сайті

Розберемо детальніше кожний фактор. 40X та 50X відповіді сервера (Наприклад 404, 502) є недооціненою проблемою, бо наприклад сторінка не знайдена (404), коли не оптимізована під відсутність товару, якщо не враховувати технічні помилки, або 50X помилки сервера, бо нема доступу до веб-сторінки, або до сайту в цілому.

Час відповіді сервера та швидкість сайту: спираючись на дослідження компанії Google, майже половина користувачів на мобільній версії сайту залишає сайт, якщо він завантажується більше 3 секунд. Тобто, який би не був точний та складний алгоритм рекомендацій – половина користувачів на мобільній версії його не побачить.

Час відповіді сервера та швидкість сайту є критичними для оцінки якості рекомендаційних систем, оскільки вони впливають на користувацький досвід. Швидкість завантаження сторінок визначає, наскільки швидко користувачі отримають рекомендації, і може впливати на їх задоволеність та сприйняття сервісу. Повільні відповіді сервера чи затримки у завантаженні можуть призвести до втрати інтересу користувачів і зменшити ефективність рекомендаційної системи, оскільки користувачі можуть не дочекатися рекомендацій або знайти їх неактуальними.

Аналіз UX-дизайну є фундаментальним для оцінки якості рекомендаційних систем, оскільки він зосереджується на створенні інтуїтивно зрозумілого та зручного

інтерфейсу для користувачів. Високоякісний UX-дизайн сприяє поліпшенню взаємодії користувача з системою, забезпечуючи ефективний доступ до рекомендацій і підвищуючи задоволеність користувачів. На додаток, краще розуміння поведінкових шаблонів користувачів через UX допомагає оптимізувати алгоритми рекомендацій для більш точного та персоналізованого досвіду. Таким чином, якість UX-дизайну безпосередньо впливає на ефективність рекомендаційних систем.

Аналіз розміщення рекомендаційного блоку відіграє ключову роль у визначенні ефективності рекомендаційних систем. Правильне розташування цих блоків на веб-сторінках може значно впливати на взаємодію користувачів з системою. Якщо рекомендації розміщені в місцях, які легко помітні та доступні, вони мають більшу шансів привернути увагу користувачів та покращити їхній досвід. З іншого боку, неправильне розташування може призвести до того, що користувачі ігноруватимуть ці рекомендації, зменшуючи в цілому корисність системи. Отже, стратегічний підхід до розміщення рекомендаційних блоків є важливим аспектом оптимізації рекомендаційних систем.

Аналіз наявності редіректів є суттєвим для оцінки якості рекомендаційних систем, оскільки він впливає на користувацький досвід та ефективність взаємодії з системою. Редіректи, якщо вони надмірні або неефективно реалізовані, можуть призвести до зниження задоволеності користувачів, оскільки вони ускладнюють доступ до бажаного контенту. Це, у свою чергу, може знизити вірогідність того, що користувачі залучатимуться до рекомендованих продуктів або послуг. Тому аналіз та оптимізація редіректів є важливою частиною удосконалення загальної ефективності рекомендаційних систем.

Аналіз співвідношення кількості реклами та контенту має значний вплив на оцінку якості рекомендаційних систем. Надмірна кількість реклами може відволікати користувачів від основного контенту, знижуючи їхнє загальне задоволення від використання сайту чи додатку. Це може призвести до зменшення залучення користувачів та їх взаємодії з рекомендованими продуктами. Оптимальне балансування між рекламою та контентом є ключовим для підтримки високої якості користувацького досвіду та ефективності рекомендаційних систем.

Аналіз кількості внутрішніх посилань (перелінокки) є критичним аспектом для оцінки якості рекомендаційних систем. Ефективна перелінокка забезпечує кращу навігацію для користувачів, спрощуючи доступ до пов'язаного контенту та підвищуючи залученість. Це сприяє глибшому залученню користувачів, оскільки вони можуть легко переходити між різними сторінками чи продуктами, що збільшує шанси на взаємодію з рекомендованими об'єктами. Тому аналіз перелінокки стає ключовим для визначення ефективності рекомендаційних систем у контексті користувацького досвіду.

Відповіді сервера впливають на роботу та якість рекомендаційних систем наступним чином:

- 2xx (Успішні): забезпечують плавну роботу рекомендаційної системи, оскільки дані успішно отримано та оброблено.

- 3xx (Перенаправлення): можуть вказувати на зміни у розташуванні ресурсів, що потребує актуалізації посилань у рекомендаційній системі.

- 4xx (Помилки клієнта): вказують на проблеми з доступом до контенту, що може знизити якість рекомендацій, якщо ці ресурси є важливими для системи.

- 5xx (Помилки сервера): свідчать про проблеми на сервері, що можуть призвести до тимчасового збою у роботі рекомендаційної системи.

Ефективна обробка та управління цими відповідями є важливою для забезпечення стабільності та надійності рекомендаційної системи.

Статус 200 ОК є важливим у контексті рекомендаційних систем, оскільки це стандартна відповідь, яка свідчить про успішне завершення запиту. У контексті рекомендаційних систем, це означає, що дані були успішно отримані та оброблені, що є ключовим для надання коректних рекомендацій користувачам. Якщо сервер повертає статус 200, це гарантує, що інформація для генерації рекомендацій доступна та актуальна. Стандартним методом можна перевірити відповідь сервера:

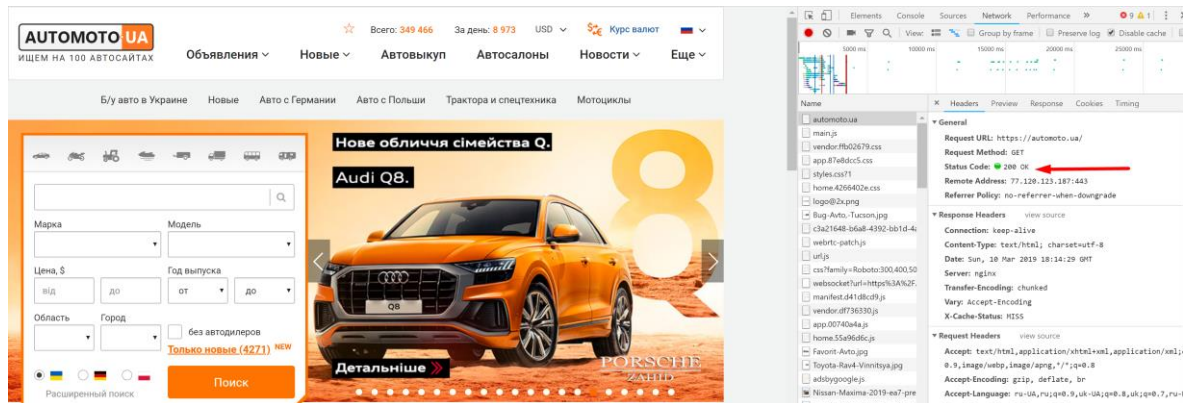


Рисунок 2.19 – відповідь сервера 200 OK

Статус 301 "Moved Permanently" важливий для рекомендаційних систем, оскільки він вказує на те, що запитуваний ресурс було постійно переміщено на нову URL-адресу. Це дозволяє рекомендаційній системі оновити всі посилання на цей ресурс, забезпечуючи, що користувачі будуть перенаправлені на відповідний контент. Ефективне управління такими редіректами є важливим для підтримки актуальності рекомендацій та забезпечення гладкого користувацького досвіду. Найпопулярніше застосування редіректу з http на https версію сайту (Рис 2.20).

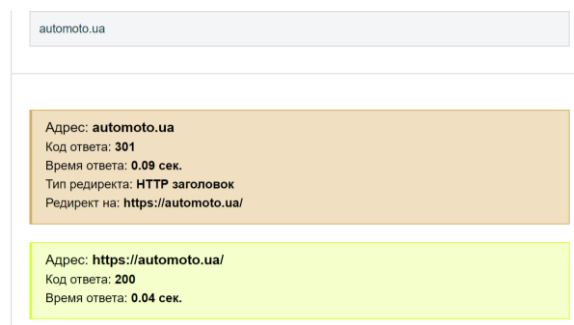


Рисунок 2.20 – Редірект з HTTP на HTTPS версію сайту

Статус 404 "Not Found" є важливим для рекомендаційних систем, оскільки він вказує на те, що запитуваний ресурс не знайдено на сервері. Це може вказувати на проблему з посиланнями або з доступністю контенту в рекомендаційній системі. Наявність статусу 404 може негативно вплинути на користувацький досвід, оскільки

користувачі стикаються зі сторінками помилок замість корисного контенту. Тому, ефективне виявлення та усунення помилок 404 є важливим для підтримки якості та надійності рекомендаційної системи.

Самим популярним методом виявлення таких помилок є інструмент – Google Search Console.

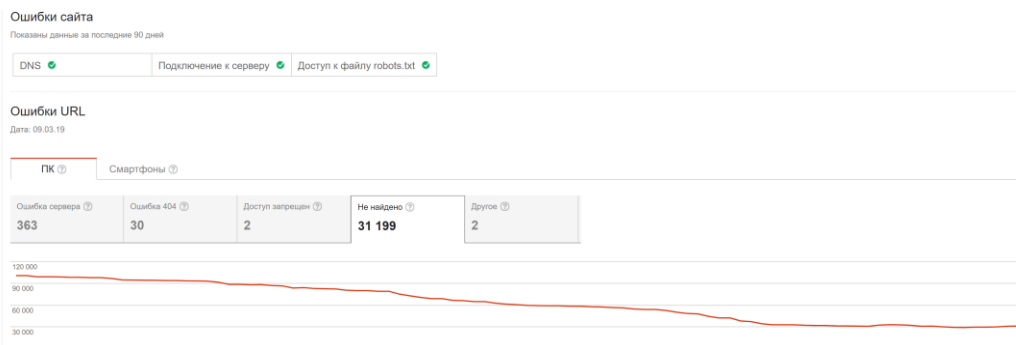


Рисунок 2.21 – помилки 404 в Google Search Console

Статус 504 "Gateway Timeout" є важливим для рекомендаційних систем, оскільки він свідчить про проблеми з часом відгуку сервера. Цей статус означає, що один з проміжних серверів не зміг отримати відповідь від іншого сервера в припустимий час. У контексті рекомендаційних систем, це може призвести до затримок або недоступності рекомендацій, що погіршує користувацький досвід. Тому, вирішення проблем зі зв'язком і часом відгуку серверів є важливим для забезпечення стабільності та надійності системи.

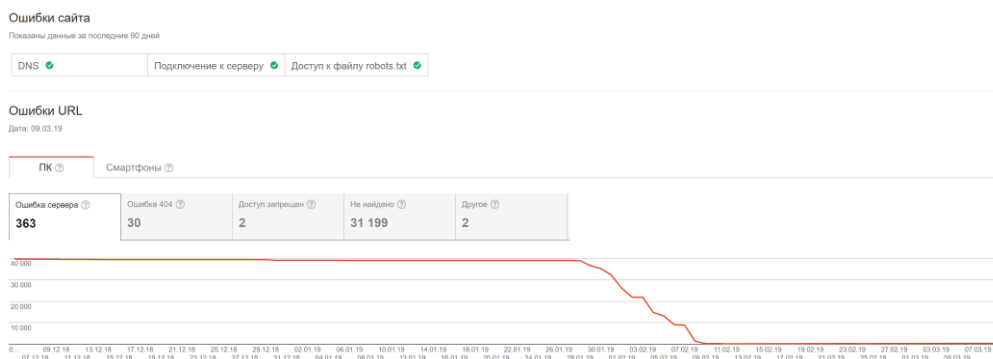


Рисунок 2.22 - помилки 504 в Google Search Console

Проте автоматизація пошуку 4XX та 5XX помилок через Google Search Console неможлива. Тому, було використано на налаштовано інструмент Netpeak Spider, який запускає робота на сторінки сайту та аналізує технічні показники сайту (Рис. 2.23).

1	#	Ссылка	50 Исходные	Входящие	Статус ссы.	Конечная с	Код ответа сервера	Content-Тип	Robots.txt	Конечный (Canonical)	L Refresh	X-Robots-T	Meta Robots
14907	14906	https://img.automoto.ua/Dongfeng-244-undefined-none-	0	0	0	Несвязанны	200 OK	image/webp	allowed				
14908	14907	https://img.automoto.ua/Dongfeng-244-undefined-none-	0	0	0	Несвязанны	200 OK	image/webp	allowed				
14909	14908	https://img.automoto.ua/Welger-RP-undefined-none-201	0	0	0	Несвязанны	404 Not Found	text/html	ch. allowed				
14910	14909	https://img.automoto.ua/overview/Hyundai-ioniq-2017-sh	0	0	0	Несвязанны	200 OK	image/jpeg	allowed				
14911	14910	https://img.automoto.ua/overview/Renault-Clio-2016-shc	0	0	0	Несвязанны	200 OK	image/jpeg	allowed				
14912	14911	https://automoto.ua/overview/Hyundai-ioniq-2017-538.htm	0	1	0	Несвязанны	200 OK & Canonicalized	text/html	ch. allowed	https://auton			
14913	14912	https://automoto.ua/overview/Renault-Clio-2016-843.htm	0	1	0	Несвязанны	200 OK & Canonicalized	text/html	ch. allowed	https://auton			
14914	14913	https://img.automoto.ua/overview/ravon-Genra-2017-sh	0	0	0	Несвязанны	200 OK	image/jpeg	allowed				
14915	14914	https://img.automoto.ua/overview/ravon-R2-2017-show-4	0	0	0	Несвязанны	200 OK	image/jpeg	allowed				
14916	14915	https://automoto.ua/images/nophoto/1b.jpg	0	0	0	Несвязанны	200 OK	image/jpeg	allowed				
14917	14916	https://automoto.ua/upload/prototypes/210x0/1728/260-	0	0	0	Несвязанны	404 Not Found	text/html	ch. allowed				
14918	14917	https://automoto.ua/upload/prototypes/210x0/1730/272-	0	0	0	Несвязанны	404 Not Found	text/html	ch. allowed				
14919	14918	https://img.automoto.ua/overview/ravon-R4-2017-show-4	0	0	0	Несвязанны	200 OK	image/jpeg	allowed				
14920	14919	https://automoto.ua/overview/ravon-Genra-2017-842.htm	0	1	0	Несвязанны	200 OK & Canonicalized	text/html	ch. allowed	https://auton			
14921	14920	https://automoto.ua/overview/ravon-R2-2017-841.htm?F	0	1	0	Несвязанны	200 OK & Canonicalized	text/html	ch. allowed	https://auton			
14922	14921	https://img.automoto.ua/overview/MINI-Clubman-2015-s	0	0	0	Несвязанны	200 OK	image/jpeg	allowed				
14923	14922	https://automoto.ua/overview/ravon-R4-2017-839.htm?F	0	1	0	Несвязанны	200 OK & Canonicalized	text/html	ch. allowed	https://auton			
14924	14923	https://automoto.ua/overview/MINI-Clubman-2015-840-f	0	1	0	Несвязанны	200 OK & Canonicalized	text/html	ch. allowed	https://auton			
14925	14924	https://automoto.ua/upload/prototypes/210x0/1720/258-	0	0	0	Несвязанны	404 Not Found	text/html	ch. allowed				
14926	14925	https://automoto.ua/upload/prototypes/210x0/1639/3-E9	0	0	0	Несвязанны	404 Not Found	text/html	ch. allowed				
14927	14926	https://automoto.ua/upload/prototypes/210x0/1633/1-Co	0	0	0	Несвязанны	404 Not Found	text/html	ch. allowed				
14928	14927	https://automoto.ua/upload/prototypes/210x0/1765/850-	0	0	0	Несвязанны	404 Not Found	text/html	ch. allowed				
14929	14928	https://automoto.ua/upload/prototypes/210x0/1736/418-	0	0	0	Несвязанны	404 Not Found	text/html	ch. allowed				
14930	14929	https://automoto.ua/upload/prototypes/210x0/1734/391-	0	0	0	Несвязанны	404 Not Found	text/html	ch. allowed				
14931	14930	https://automoto.ua/upload/prototypes/210x0/1755/698-	0	0	0	Несвязанны	404 Not Found	text/html	ch. allowed				
14932	14931	https://automoto.ua/upload/prototypes/210x0/1685/61-S	0	0	0	Несвязанны	404 Not Found	text/html	ch. allowed				
14933	14932	https://automoto.ua/upload/prototypes/210x0/1692/91-2	0	0	0	Несвязанны	404 Not Found	text/html	ch. allowed				
14934	14933	https://automoto.ua/upload/prototypes/210x0/1750/676-	0	0	0	Несвязанны	404 Not Found	text/html	ch. allowed				
14935	14934	https://automoto.ua/upload/prototypes/210x0/1767/870-	0	0	0	Несвязанны	404 Not Found	text/html	ch. allowed				
14936	14935	https://automoto.ua/upload/prototypes/210x0/1747/497-	0	0	0	Несвязанны	404 Not Found	text/html	ch. allowed				
14937	14936	https://automoto.ua/upload/prototypes/210x0/1763/778-	0	0	0	Несвязанны	404 Not Found	text/html	ch. allowed				
14938	14937	https://automoto.ua/upload/prototypes/210x0/1785/1011	0	0	0	Несвязанны	404 Not Found	text/html	ch. allowed				
14939	14938	https://automoto.ua/upload/prototypes/210x0/1706/156-	0	0	0	Несвязанны	404 Not Found	text/html	ch. allowed				
14940	14939	https://automoto.ua/upload/prototypes/210x0/1784/1000	0	0	0	Несвязанны	404 Not Found	text/html	ch. allowed				
14941	14940	https://automoto.ua/upload/prototypes/210x0/1700/103-	0	0	0	Несвязанны	404 Not Found	text/html	ch. allowed				
14942	14941	https://automoto.ua/upload/prototypes/210x0/1773/903-	0	0	0	Несвязанны	404 Not Found	text/html	ch. allowed				
14943	14942	https://automoto.ua/upload/prototypes/210x0/1680/45-2	0	0	0	Несвязанны	404 Not Found	text/html	ch. allowed				
14944	14943	https://automoto.ua/upload/prototypes/210x0/1758/738-	0	0	0	Несвязанны	404 Not Found	text/html	ch. allowed				
14945	14944	https://automoto.ua/upload/prototypes/210x0/1681/53-1	0	0	0	Несвязанны	404 Not Found	text/html	ch. allowed				
14946	14945	https://automoto.ua/upload/prototypes/210x0/1714/228-	0	0	0	Несвязанны	404 Not Found	text/html	ch. allowed				
14947	14946	https://automoto.ua/uploads/file/e2/d6/0b/60/alpina.png	0	0	0	Несвязанны	200 OK	image/png	allowed				
14948	14947	https://img.automoto.ua/img/aHR0cHM6LjZG4ucmhc	0	0	0	Несвязанны	200 OK	image/jpeg	allowed				
14949	14948	https://automoto.ua/uploads/file/3/98/29/2c/4c-19pp-16	0	0	0	Несвязанны	200 OK	image/png	allowed				
14950	14949	https://img.automoto.ua/img/aHR0cHM6LjZG4ucmhc	0	0	0	Несвязанны	200 OK	image/jpeg	allowed				
14951	14950	https://img.automoto.ua/img/aHR0cHM6LjZG4ucmhc	0	0	0	Несвязанны	200 OK	image/jpeg	allowed				
14952	14951	https://automoto.ua/uploads/file/22/33/94/90/alfa_romeo	0	0	0	Несвязанны	200 OK	image/png	allowed				
14953	14952	https://img.automoto.ua/img/aHR0cHM6LjZG4ucmhc	0	0	0	Несвязанны	200 OK	image/jpeg	allowed				

Рисунок 2.23 – Приклад отриманого звіту Netpeak Spider у форматі .xml

Шляхом автоматизації процесу виявлення помилок типу 4XX та 5XX ми забезпечимо виявлення та корекцію непрацюючих сторінок. Виправлення технічних помилок сприятиме значному покращенню точності рекомендаційних систем, оскільки це підвищить ефективність взаємодії користувачів із рекомендаційними блоками на сайті, відображаючи позитивний вплив на загальну статистику взаємодій користувачів [23].

### 2.3.2 Аналіз швидкості сайту, як фактор впливу на результат якості рекомендаційних систем

Аналіз швидкості сайту є ключовим для якості рекомендаційних систем, оскільки він безпосередньо впливає на користувацький досвід та залученість. Швидкість завантаження сторінок визначає, наскільки швидко користувачі можуть

отримати доступ до рекомендацій. Повільні веб-сторінки можуть призводити до втрати інтересу користувачів, знижуючи ефективність рекомендаційних систем. Тому оптимізація швидкості сайту є важливою для підтримки високої залученості користувачів і точності рекомендацій.

Швидкість сайту залишається критичним фактором для успішності рекомендаційних систем. Google наголошує на важливості швидкого відгуку сервера та ефективного завантаження сторінок, оскільки це безпосередньо впливає на користувацький досвід та SEO-позиціонування сайту. Оптимізація швидкості передбачає зменшення часу завантаження сторінок через кешування, оптимізацію зображень та мінімізацію коду. Ці практики не тільки підвищують загальну задоволеність користувачів, але й забезпечують більш ефективну роботу рекомендаційних систем, гарантуючи, що користувачі швидше отримують та взаємодіють з рекомендованим контентом.

Для аналізу швидкості використано Google LightHouse: це відкрите програмне забезпечення від Google, яке використовується для аудиту якості веб-сторінок. Воно може вимірювати різні аспекти продуктивності сайту, включаючи швидкість завантаження, доступність, придатність для використання на мобільних пристроях, кращі практики веб-розробки та SEO. У контексті рекомендаційних систем, Lighthouse може допомогти в аналізі швидкості завантаження сторінок із рекомендаціями, що важливо для підтримки ефективності та залученості користувачів, а також в оцінці загальної якості користувацького досвіду на сайті.

Додаток існує на двох форматах: у вигляді розширення для браузера Chrome і в розробника інструментів у Chrome Canary.

Google Lighthouse показує:

- Performance - час, за який сайт завантажується і стає доступним для використання;
- Progressive Web App - підходить чи сторінка під стандартами PWA;
- Best Practices – чи відповідає сторінка кращим світовим практикам;
- Accessibility – чи можуть сайтом користуватися люди з порушеннями функцій організму;



- SEO - виконується чи оптимізація сайту під пошукові системи.

В рамках дослідження зосереджено увагу на сайті Automoto.ua, де були раніше впроваджені дві рекомендаційні системи, відомі як «Більш вигідно» та «З цим авто також шукають». Використано плагін для аналізу швидкості завантаження основних частин сайту: головної сторінки, сторінки каталогу, а також сторінки оголошення – саме там, де активно функціонують ці системи.

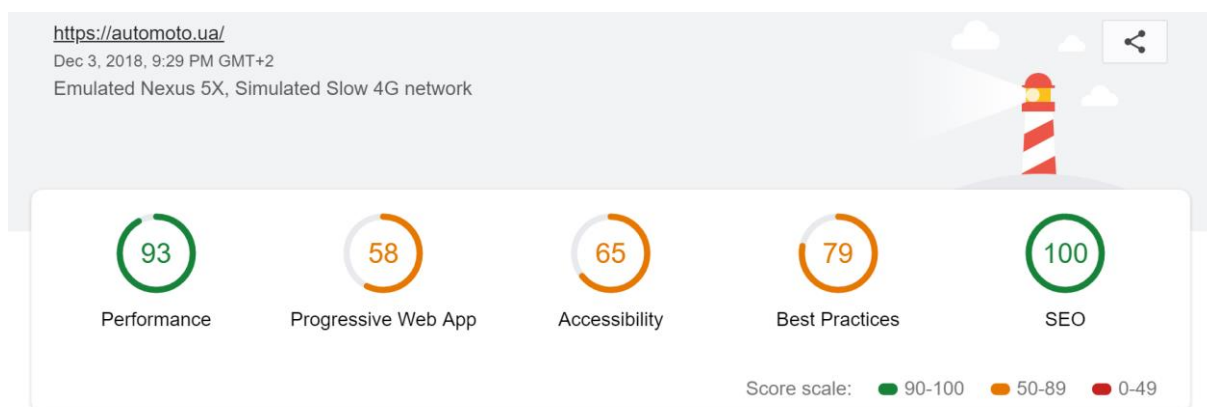


Рисунок 2.24 – дані Google LightHouse головної сторінки Automoto.ua

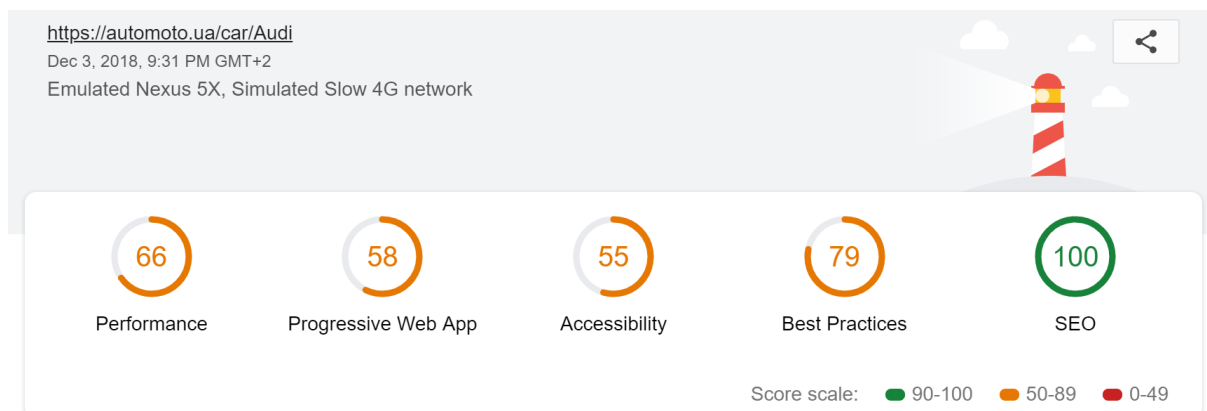


Рисунок 2.25 – дані Google LightHouse сторінки каталогу Audi

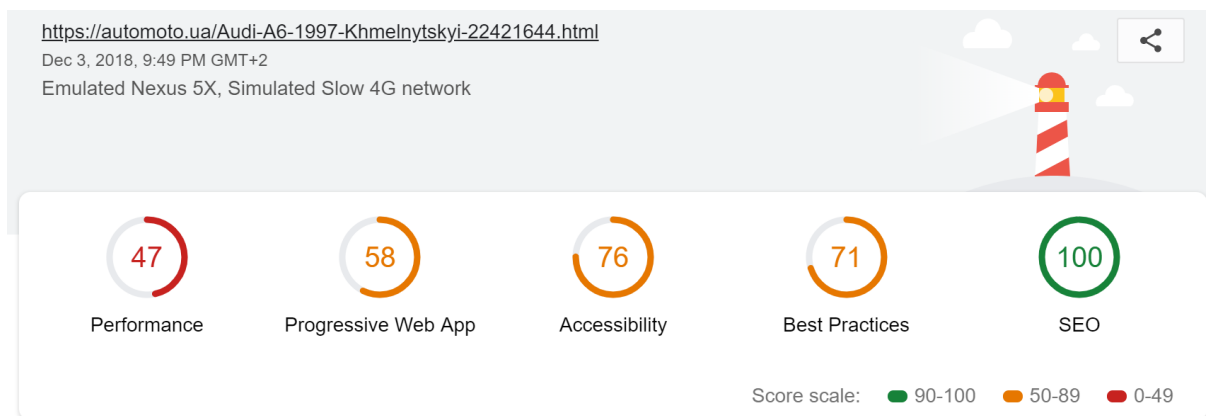


Рисунок 2.26 – дані Google LightHouse сторінки оголошення Audi A6

Після проведення базового аналізу сторінок сайту, на яких розміщені рекомендаційні системи, можна відзначити, що вони мають низьку швидкість завантаження, згідно з показником "Performance". Цей показник, що має критично низьке значення 47, вказує на необхідність оптимізації швидкості сайту перед реалізацією або вдосконаленням рекомендаційних систем, оскільки це безпосередньо впливає на їхню ефективність [24].

### 2.3.3 Аналіз розміщення рекомендаційних систем на десктопних та мобільних пристроях як впливний фактор якості рекомендаційних систем

При аналізі взято дві рекомендаційні системи на сайті Automoto.ua на кінцевих сторінках оголошень, наприклад <https://automoto.ua/uk/Mercedes-Benz-E-220-2015-Rovno-27872962.html>, де реалізовані алгоритми «Більш вигідно» та «З цим авто також шукали».

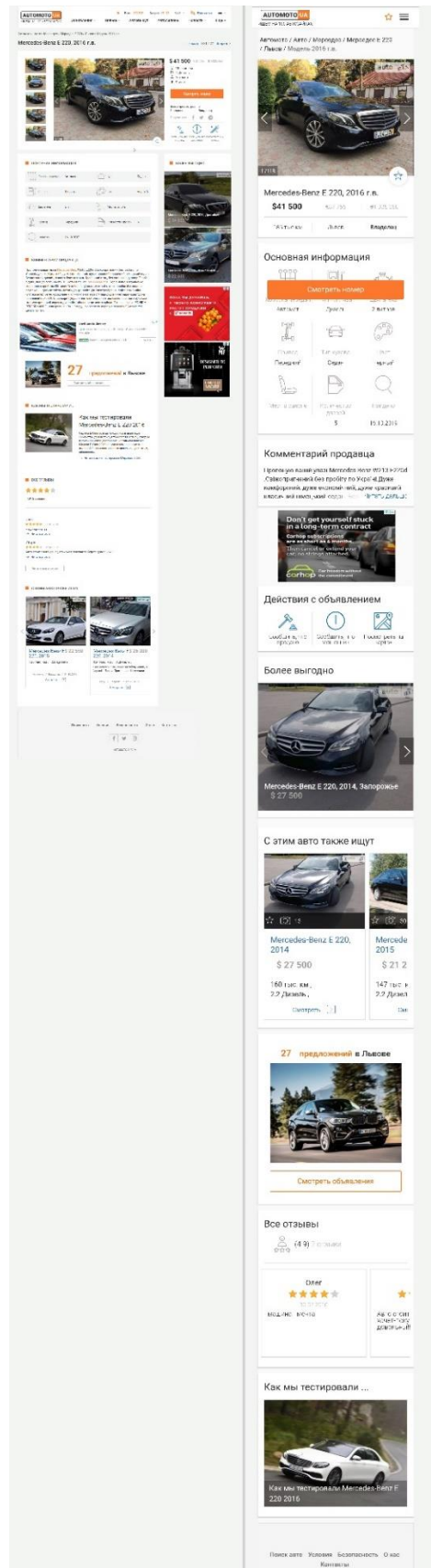


Рисунок 2.27 – розміщення рекомендаційних системи «Більш вигідно» та «З цим авто також шукали» на десктопній та мобільній версії сайту

На рисунку показано, що рекомендаційні системи на десктопній версії сайту розташовані окремо. Блок "Більш вигідно" розміщено у верхній частині сторінки, тоді як "З цим авто також шукали" – у нижній. На мобільній версії ці блоки знаходяться поруч у центрі сторінки і розділені лише рекламним блоком. Аналізуючи статистику кліків за останні два місяці через Google Analytics, можна спостерігати певні тенденції у поведінці користувачів [25].

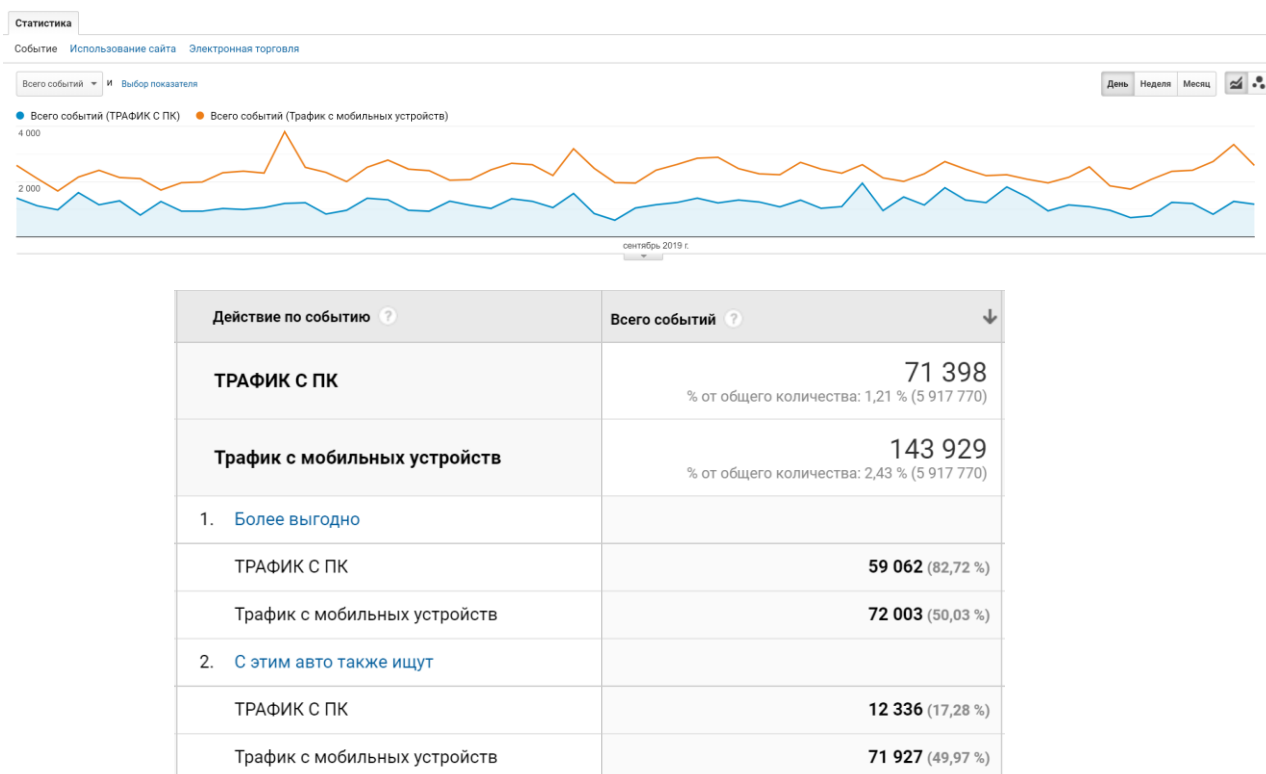


Рисунок 2.28 – кількість кліків по блоках рекомендаційних систем на основі даних Google Analytics

Аналізуючи роботу рекомендаційних систем на сайті Automoto.ua, виявлено, що платформа та розташування блоків мають значний вплив на користувацьку активність. На десктопній версії блок «Більш вигідно» з 59 062 тис. кліків (82,72%) виявився значно популярнішим, порівняно з блоком «З цим авто також шукають», який отримав 12 336 кліків (12,28%). Натомість на мобільній версії, де блоки розміщені поруч, розподіл кліків був більш рівномірний, по 50% на кожен блок. Це

підкреслює, що незважаючи на однакові алгоритми, місцезнаходження та платформа впливають на ефективність рекомендаційних систем. [26].

### 2.3.4 Покращення якості рекомендаційної системи за методом подібності Жаккара

Для визначення схожості між двома автомобільними оголошеннями проаналізовано набір характеристик кожного автомобіля. Використовуючи дані про відвідуваність користувачів, які переглядали оголошення, обчислено схожість за допомогою косинусної функції подібності. Це дозволяє вибрати найбільш схожі елементи з урахуванням  $N$ -кількості найсхожіших оголошень, забезпечуючи ефективнішу рекомендацію для користувачів [27]:

$$w_{ij} = sim(i, j) = \frac{\sum_{u \in U_i \cap U_j} \hat{r}_{ui} \hat{r}_{uj}}{\sqrt{\sum \hat{r}_{ui}} \sqrt{\sum \hat{r}_{uj}}} \quad (2.10)$$

Після отримання даних про схожість оголошень, прогнозування рейтингу виконується шляхом обчислення середньозваженого значення оцінок, заснованих на переглядах подібних оголошень цільовим користувачем. Методика цього аналізу подібна до колаборативної фільтрації, проте вона зосереджена на порівнянні між оголошеннями, а не користувачами. Для аналізу переглядів використовуються cookie-файли користувачів, що дозволяє зосередитись на взаємодії з конкретними автомобільними оголошеннями [28].

$$s_{(i;u)} = \mu_i + \frac{\sum_{j \in I_u} (r_{uj} - \mu_i) \omega_{ij}}{\sum_{j \in I_u} |\omega_{ij}|} \quad (2.11)$$

Рекомендаційна система колаборативної фільтрації на основі алгоритму item-to-item реалізовано на оголошеннях із назвою «З цим авто також шукають»:

<https://automoto.ua/uk/BMW-X5-2009-Lvov-44437203.html>

Спираючись на те, що отримуємо інформацію із відкритої бази МВС по номеру авто:





Інформація з бази МВС 	
Реєстраційний номер	 BC0988EE
Марка	Bmw
Модель	X5
Рік випуску	2009 р.
Колір	● Сірий
Об'єм двигуна	3 л.
Тип палива 	Дизельне паливо
Вказано власником	Дизель
Остання реєстрація	20.03.2019 

Рисунок 2.29 – Інформація з бази МВС, яка визначена по номеру авто

Для покращення точності буде додатково обчислено оголошення із відкритим державним номером авто за методом подібності Жаккара [29]. Це бінарна міра подібності, формула виглядає наступним чином:

$$J(X, Y) = \frac{|X \cap Y|}{|X \cup Y|} \quad (2.12)$$

Використання методу предмет-предмет (item-item) у рекомендаційних системах, з використанням подібності Жаккара, особливо корисно при аналізі бінарних даних. У даному випадку, це включає відкритий номер оголошення та додаткову інформацію з бази МВС України. Такий підхід дозволяє виключити з рекомендацій автомобілі з прихованими номерами, що можуть вказувати на потенційні проблеми, як-от ДТП або скручений пробіг.

Завдяки цій імплементації, спостерігалось зростання кількості кліків по рекомендаційній системі на 21,80%, що було виміряно через Google Analytics, використовуючи 100% сеансів без семплування.

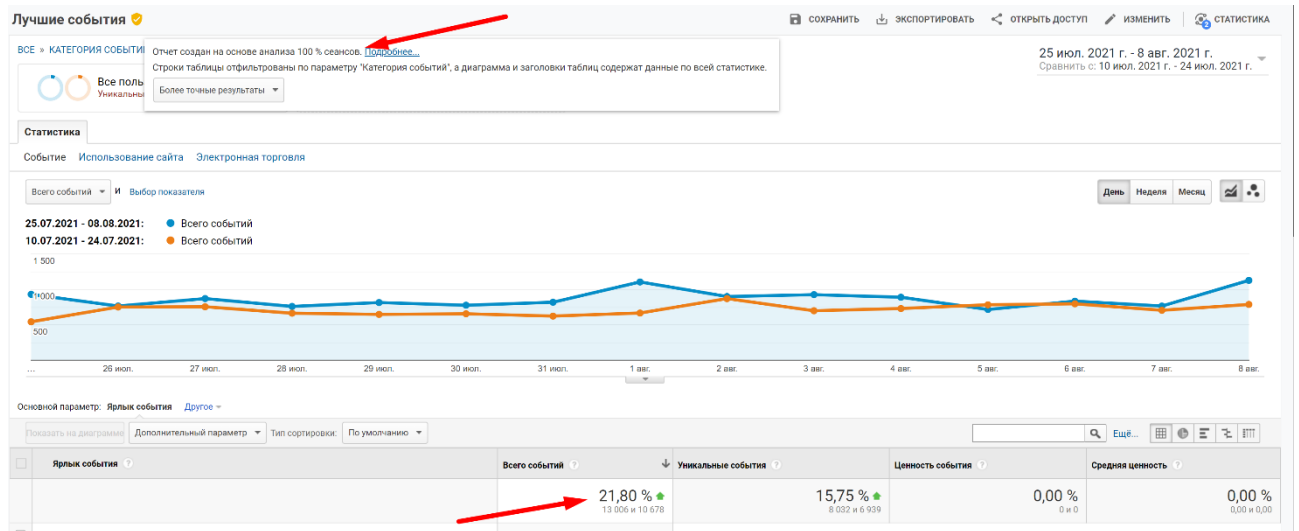


Рисунок 2.30 – Кліки по рекомендаційній системі

## Висновки до розділу 2

У ході дослідження спочатку була реалізована простіша рекомендаційна система, використовуючи коефіцієнт подібності Танімото. Цей метод дозволив сформувані первинні рекомендації на основі аналізу переваг користувачів. Однак, з огляду на потребу в більш точних та якісних рекомендаціях, було вирішено перейти до розробки більш складної та ефективної рекомендаційної системи на основі колаборативної фільтрації.

Процес імплементації колаборативної фільтрації включав розробку алгоритму "item to item", який дозволив значно підвищити якість рекомендацій, спираючись на результати звітів Google Analytics. Цей підхід покращив користувацький досвід.

Аналіз ефективності та оптимізація рекомендаційної системи включали збір статистичних даних, оцінку впливу різних факторів на точність та якість рекомендацій із усуненням можливих недоліків, зокрема помилок на сайті та оптимізації швидкодії програмного забезпечення.

Завершальним етапом цього розділу було вдосконалення системи за допомогою методу подібності Жаккара, що додатково збільшило якість рекомендацій.

У висновку можна стверджувати, що перехід від простішої системи на основі коефіцієнту Танімото до більш складної та ефективної системи колаборативної фільтрації був обґрунтованим етапом у покращенні якості рекомендацій. Комплексний підхід до аналізу та оптимізації системи підтвердили важливість комплексної оцінки якості колаборативної фільтрації для досягнення найвищої якості та задоволення потреб користувачів.



### 3 РОЗРОБКА КВАЛІМЕТРИЧНОГО МЕТОДУ ОЦІНКИ ЯКОСТІ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ НА ОСНОВІ АНАЛІЗУ ВІДГУКІВ «THE VALUE OF OPINION»

#### 3.1 Актуальність використання відгуків для рекомендаційних систем

У сфері "e-commerce" практично всі ІТ-компанії використовують рекомендаційні системи, і першою компанією, яка реалізувала ці алгоритми, є Amazon. Українські маркетплейси, які також використовують рекомендаційні системи, включають Rozetka, Prom, Allo, Bigl і Epicentr. Крім того, на всіх великих інтернет-магазинах є відгуки про товари, а найбільша кількість відгуків припадає на Rozetka, яка є лідером серед маркетплейсів в Україні (рис. 3.1). Проте, наскільки відомо із мережі інтернет, вказані компанії на використовують рекомендаційні системи із врахуванням відгуків про товар. Використовують наявність відгуків як елемент довіри та впливу на прийняття рішень в першу чергу аналітичного психотипу покупця.

Відгуки покупців про Ноутбук ASUS ExpertBook P2451FA-EK2600R 14" (90NX02N1-M35020) Black / Intel Core i5-10210U / RAM 8 ГБ / SSD 256 ГБ 5

Від тих, хто купив цей товар ▾

Ноутбук ASUS ExpertBook P2451FA-EK2600R 14" (90NX02N1-M35020) Black / Intel Core i5-10210U / RAM 8 ГБ / SSD 256 ГБ

28-040-9

26 999 ₴

Купити

Продавець: Rozetka

ROZETKA

Загальний рейтинг

4,8

5 відгуків

5 ★ 3  
4 ★ 1  
3 ★ 0  
2 ★ 0  
1 ★ 0

Фотографії та відео покупців

Залиште свій відгук про цей товар

Написати відгук

Всі відгуки 5

Вікторія В. 11 березня 2022

Продавець: Rozetka

★★★★★

Чудовий ноутбук, швидкий, не нагрівається. Дуже приємно працювати.

Рисунок 3.1 – Приклад відгуків про товар на Rozetka.ua – маркетплейсу із найбільшою кількістю відгуків

Обсяг відгуків у мережі безперервно збільшується, про що свідчать дані міжнародних статистичних досліджень. Для ілюстрації, на рис. 3.2 показано динаміку кількості відгуків, які були створені користувачами на платформі Goodreads (веб-ресурсі для обміну відгуками про книги) протягом періоду з лютого 2012 року по липень 2019 року [30].

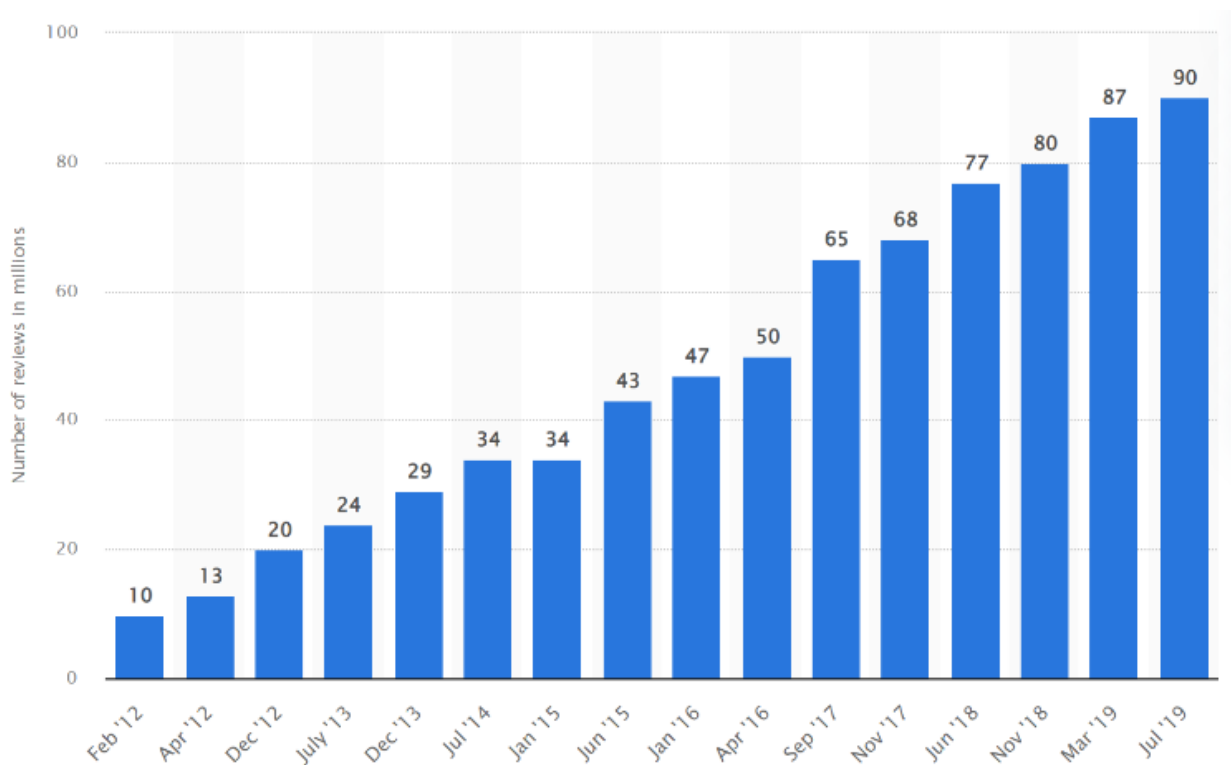


Рисунок 3.2 - Кількість створених користувачами відгуків на Goodreads 2012-2019 (млн)

Виходячи з аналітичних даних від компанії Statista, ми можемо визначити, скільки користувачів активно читають відгуки при аналізі продуктів і товарів в Інтернеті. З цих даних можна зробити висновок, що відгуки мають особливе значення, особливо для молодшої аудиторії (рис. 3.3).

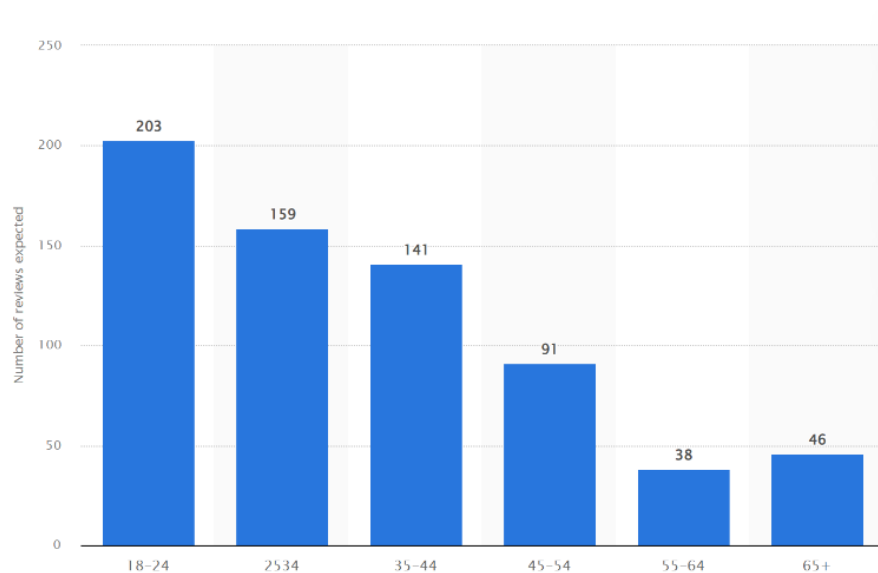


Рисунок 3.3 – Статистика по кількості переглянутих відгуків перед покупкою в інтернеті відносно віку

За інформацією від Statista, на початок січня 2020 року 40,5% покупців в Сполучених Штатах обирають покупки на Amazon завдяки наявності відгуків про товари та рекомендацій (рис. 3.4) [31].

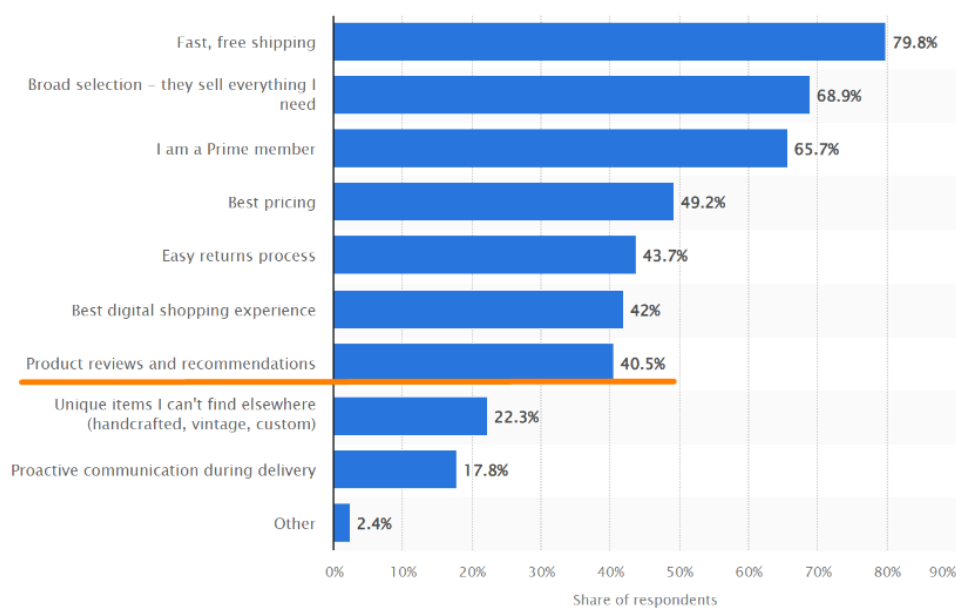


Рисунок 3.4 – Частка покупців Amazon які купують через наявність відгуків та рекомендації складає 40.5%

Важливість даної теми підкреслюється тим, що 11 квітня 2022 року пошукова система Google оновила своє ядро пошукового алгоритму під назвою "Google product reviews update 2022" [32].

Отже, інформація, яку надає покупець, тепер має таку саму важливість, як і інформація від продавця (опис товару). Відгуки про продукти, які враховуються у пошуку, мають конкретні критерії:

- Містять корисну і детальну інформацію, таку як переваги і недоліки товару, особливості його роботи або відмінності від попередніх версій.

- Відгуки повинні бути подані реальними людьми, які фактично використовували продукт, і вони повинні демонструвати, яким є продукт на практиці.

- Відгуки повинні містити унікальну інформацію, яка доповнює інформацію від виробника, наприклад, візуальні зображення, аудіо або посилання на інший контент, який детально описує досвід відгукодавця.

- Відгуки можуть включати порівняння продуктів або пояснення, в чому продукт відрізняється від конкурентів.

Інформація про відгуки також враховується при ранжуванні веб-сайтів у пошуковій системі Google. Наведений приклад взято з дослідження Automoto.ua (рис. 4.5), проте для відображення відгуків на сайті необхідні спеціальні фрагменти програмного коду у форматі JSON - мікророзмітка даних, яка допомагає пошуковим системам розрізняти різні типи контенту, в даному випадку - відгуки (Reviews).

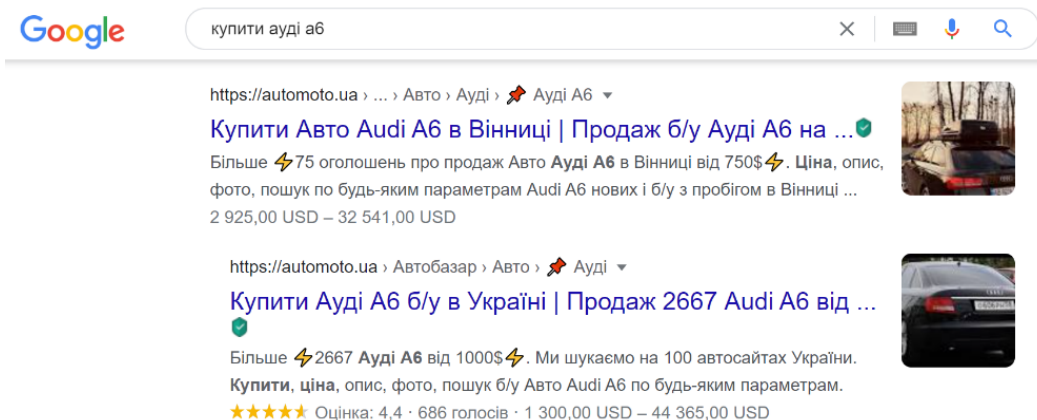


Рисунок 3.5 – відображення інформації про відгуки користувачі про авто

Мета цього дослідження полягає в систематизації параметрів якості відгуків за допомогою кваліметричних методів та інструментів для отримання показників, які можна використовувати для поліпшення рекомендаційних систем. Наукове обґрунтування для цього дослідження випливає з того факту, що немає загальноприйнятих показників якості відгуків, які можна було б використовувати для поліпшення рекомендаційних систем. Для досягнення цієї мети передбачено виконання таких завдань:

- Провести аналіз рекомендаційних систем, які використовують відгуки, а також наукових публікацій, що стосуються цієї мети.
- Сформулювати принципи визначення якості відгуків, які можуть бути використані для покращення рекомендацій.
- Дослідити основні підходи до структурування характеристик для оцінки якості відгуків.
- Запропонувати кваліметричний метод для оцінки якості відгуків, який дозволить оцінювати "думку" користувача, використовуючи "Циклограму якості відгуків "The Value of Opinion"".

### **3.2 Аналіз рекомендаційних систем із використанням відгуків та наукових публікацій**

На рисунку 3.6 зображені дослідження рекомендаційних систем на основі відгуків в світі. Кожна рекомендаційна система заснована на аналізі відгуків має унікальні підходи та недоліки, які будуть описані далі.

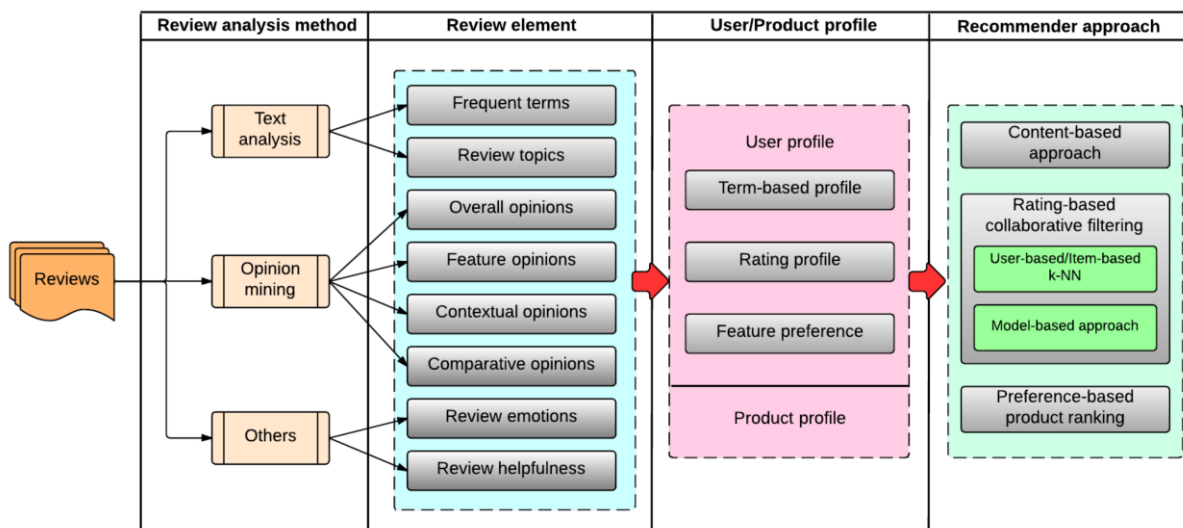


Рисунок 3.6 – дослідження рекомендаційних систем на основі відгуків

Методи аналіз відгуків поділяють на текстовий аналіз, визначення думки та інше. Метод текстового аналізу поділяють на такі елементи:

- Частотність термінів
- Огляд тематик

Метод визначення думки поділяють на такі елементи:

- Загальні думки
- Думки про особливості
- Контекстуальні думки
- Порівняльні думки

Інші методи поділяють на такі елементи:

- Визначення емоцій відгуків
- Аналіз користі відгуків

Кожний набір елементів аналізу відгуків формує профіль користувача (User profile) та профіль продукту (Product profile). Профіль користувача складається із:

- Даних термінів відгуків, які написав користувач
- Даних про рейтинг (оцінку автомобіля від 1 до 5)
- Даних про переваги/недоліки (плюси/мінуси), які вказав користувач

Всі вказані методи, елементи та профільні дані формують різні підходи

рекомендацій:

- Рекомендації на основі вмісту відгука
- Колаборативна фільтрація на основі рейтингу (User/Item-based, або підхід на основі запланованої/готової моделі)
- Рекомендації на основі переваг продукту

Стандартні підходи для рекомендацій: існують три стандартні рекомендаційні підходи: на основі вмісту контенту (content-based), колаборативна фільтрація на основі рейтингів (rating-based collaborative filtering) та рейтинг продуктів на основі переваг (preference-based product ranking), враховуючи, що системи рекомендацій, засновані на оглядах, були в основному спрямовані на усунення обмежень - ці підходи для підвищення точності рекомендацій.

Розглянемо детальніше структуру відгуків на рисунку 3.7

**Відгук Toyota RAV4 2016**

Рейтинг авто по відгукам

15	4.5	Toyota Venza
18	4.5	Toyota Yaris
26	4.5	Toyota Conдор
...		
188	4.3	Toyota RAV4

Дивитись весь рейтинг →

+ Додати відгук

**Б/в Toyota RAV4**  
від **4 948 \$**  
406 пропозицій →

**Нові Toyota RAV4**  
від **32 475 \$**  
7 пропозицій →

**Інші відгуки**

4.8 • Алекс • 02 листопада  
Недавно, май 2021 года, я стал владельцем Toyota RAV4 Long 2007 года выпуска. Что могу написать? При покупке на одомере было 159 тыс., брал её у охотн  
Читати відгук →

5.0 • Андрій • 28 жовтня  
Машина супер! Комплектация XLE , запуск з кнопки, безключевий доступ бомба! 7 подушок безпеки. Підігрів керма, підігрів лобового, автостоп, адаптивний  
Читати відгук →

Читати 634 відгука Toyota RAV4 →

Тест-драйв  
Тест-драйв Toyota RAV4: Доктор прописав

4 тест-драйва Toyota RAV4

Сім'я

Кузов	Позашляховик / Кросовер
Двигун	Газ / Бензин
Привід	Повний
Водійський стаж	3-5 років
Час володіння	6-12 місяців

**Оцінка авто**  
**4.6 Відмінно**

- 5 Керування
- 5 Надійність
- 5 Комфорт
- 3 Ціна
- 5 Дизайн

**Плюси і мінуси**

- + дизайн кузова, динаміка, дорожній просвіт, якість матеріалів, якість збірки, коробка передач, об'єм багажника, простір салону, витрати палива, гальма, керованість, ціна, шумоізоляція
- вартість обслуговування

Він супер, ті хто кладе в мінус дизайн кузова на такі тулі відгуки навіть не дивіться, бо то не є мінус якщо тобі не подобається кузов то нашо ти брав цю машину. Короче вона супер, не слухайте нікого, але беріть машину не пригнану з України, хоч трохи вдарену, але не пригнану.

Влад • вчора

Відгук був корисний?

30 • 17

Поділитися в соцмережах

Читати 634 відгука Toyota RAV4 →

Додати відгук →

Рисунок 3.7 – структура відгуку на сайті AUTO.RIA

Червоний колір – інформація про автомобіль в рамках відгуку, яка дозволить структурувати відгуки по конкретним авто: фото, марка, модель, технічні характеристики.

Зелений колір – оцінка, яку поставив користувач автомобілю

Фіолетовий колір – тіло відгуку, інформація про «думку» власника про автомобіль

Жовтий колір – власник автомобіля та дата відгуку

Розглянемо детальніше методи аналізу вмісту:

1. Частотні терміни: Оскільки відгуки написані природною мовою, це найбільш очевидний спосіб аналізуючи їх, потрібно визначити часто вживані терміни. Вагова міра, така як TF-IDF можна застосувати, щоб визначити, наскільки репрезентативним є кожен термін відгуку. Вилучені терміни потім можуть бути використані для характеристики рецензента за допомогою профілю користувача на основі термінів (Garcia Esparza et al 2010, 2011) [33].

2. Тематика відгуку: Теми — це аспекти відгуку, які автор обговорює в огляді. Для прикладу, згадані теми можуть включати інформація від якості матеріалів салону авто до шумоізоляції та витрат пального. Існує два підходи до ідентифікації теми у відгуках. Перший – це підхід на основі частоти, який спочатку часто витягує іменники на основі набору початкових слів, а потім групує іменники в теми вручну або відповідно до попередньо визначеного словника (Musat et al 2013) [34]. Другий підхід — використання техніко-математичного моделювання, така як латентний розподіл Діріхле (LDA) (Blei et al 2003), щоб автоматично розкривати приховані теми в оглядових документах. Метою LDA є кластер слова, які одночасно зустрічаються в документах для формування тем, так що кожен документ  $d$  може бути представлений як  $K$ -вимірний розподіл теми  $\theta_d$ , і кожній темі  $k$  призначається розподіл слів  $\varphi_k$  щоб вказати ймовірність того, що певне слово має відношення до нього [35]. Виявлені теми огляду потім можна використовувати для підвищення реальних рейтингів у рекомендаційних підходах на основі колаборативної фільтрації McAuley and Leskovec 2013 [36] та Seroussi et al 2011 [37].

3. Загальні думки: орієнтація на настрій користувача (тобто позитивний чи



негативний) до товару дозволяє зробити висновок з відгуку, щоб відобразити його загальну думку. Наприклад, для огляду на конкретний відгук можна зробити висновок, що рецензент має загальну позитивну думку про автомобіль. Простий спосіб оцінити загальну думку – це об'єднати настрої всіх думок слів, які містяться у відгуку (Leung et al 2006) [38] та (Zhang et al 2013) [39].

Як варіант, алгоритм машинного навчання (наприклад, наївний Баєсівський класифікатор, або метод опорних векторів (SVM) можна застосувати, щоб дізнатися думку та класифікувати її у належну категорію настроїв (Pang et al 2002) [40] та (Poirier et al 2010) [41]. Виведені загальні думки потім можуть бути перетворені у віртуальні рейтинги, які можуть виконувати роль реальних рейтингів у колаборативній фільтрації.

4. Особливості думки: на додаток до загальної думки, дрібні думки про конкретні характеристики предмета (авто) також можна отримати з відгуків. Наприклад, оглядове речення «Салон автомобіля просторий та технологічно обладнаний» висловлює позитив автора настрої щодо ознаки «салон». У необробленому огляді ця функція зазвичай виражена як іменник або іменникова фраза, яка може стосуватися окремого об'єкта, наприклад самого предмета (наприклад, «автомобіль»), один із його компонентів (наприклад, «двигун» або «багажник»), його функції (наприклад, «швидкість») або властивість компонента (або функції) (наприклад, «кліренс»). Кілька функцій можна також відобразити на аспект, щоб вказати абстракцію верхнього рівня (Hu and Liu 2004) [42] та Popescu and Etzioni 2005) [43]. Наприклад, у авто є «салон», «витрати палива» і «швидкість» можна спроектувати на аспект «якість автомобіля». Типові підходи до вилучення ознак включає методи, засновані на статистиці, наприклад, той, який часто фіксує іменники/фрази, що зустрічаються як кандидати на ознаки, шляхом аналізу правил асоціацій аналізу думок є метод на основі LDA або SVM для безпосереднього визначення аспектів, або метод машинного навчання (ML), заснований на лексикалізованій моделі Hidden Markov Model (L-HMMs) (Jin et al 2009) [44] або умовні випадкові поля (CRF) (Miao et al 2010) [45], (Qi and Chen 2010) [46].

Думки пов'язані з ознаками (або аспектами), потім ідентифікуються шляхом

пошуку сусідніх прикметників або шляхом аналізу думок (Hu and Liu 2004a) [47] та (Moghaddam and Ester 2010) [48].

5. Контекстуальні думки: речення відгуків типу «Авто куплено в офіційного дилера в Києві» надає контекстну інформацію, пов'язану з цим відгуком. Як інший приклад, «Якість зображення камери заднього виду погана, коли я використовував її для паркування вночі», «вночі» – це контекст, «якість зображення» – характеристика, а «погана» – негативна думка.

Цей вид контекстної думки може відображати контекстне використання (або умови) предмета або конкретну функцію, яку можна виявити з оглядів за допомогою відповідності ключових слів (Chen та Chen 2014) [49], думки на основі правил (Li et al 2010) [50] або класифікатор на основі LDA (Hariri et al. 2011) [51].

У рекомендаційних системах думки можуть поєднуватися з рейтингами зірок – як висновки про корисність вибору елемента для користувача в різних контекстах, або моделювати латентні фактори, пов'язані з контекстом користувача, або виявляти контекстно-залежний аспект уподобання, Levi et al 2012 [52].

6. Порівняльні думки: Інший тип думок, який можна отримати з відгуків - це порівняльна думка (Jindal and Liu 2006) [53], наприклад речення «Витрати пального в цього авто менші на 2 л./100 км., ніж в Тойота Камрі, якою я володів раніше». Порівняльні думки вказують на те, чи є предмет кращим або поступається іншому за якоюсь ознакою. Такі думки можна отримати за допомогою набору спеціальних лінгвістичних правил (Ganapathibhotla and Liu 2008) [54].

7. Емоції відгуку: емоції відображають настрій автовласника (наприклад, смуток, радість, горе, щастя тощо) під час написання огляду. Це важче виявити в реченнях.

Однак існують рішення - класифікатор емоцій, щоб автоматично позначати текст певними емоціями (Shaikh et al 2009) [55]. Вилучені емоції відгуку потім можуть бути використані для визначення ймовірності того, що користувачеві сподобається елемент, як запропоновано в (Moshfeghi et al 2011) [56]. Смайли (наприклад, усміхнені та сумні обличчя) як символічні зображення емоцій, також можна об'єднати зі словами думки, щоб зробити висновок про загальну оцінку рецензента.

8. Корисність огляду: окрім текстів огляду, кількість «корисних» голосів, яку читачі надають за відгук, також може бути корисною. Наприклад, це число можна використовувати для визначення оцінки якості супровідного рейтингу (Raghavan et al 2012) [57]. Оцінки якості можуть потім бути введені у структуру колаборативної фільтрації, щоб зробити кращі прогнози.

Наведений вище перелік включає основні елементи відгуків, які можна розглянути. Багато інформація вбудовано у відгук, або разом з ним.

Основний недолік всіх вказаних методів полягає в тому, що ефективність прогнозів рекомендаційних систем кожної із методів рахується 1, або максимум 2 показниками точності в залежності від бізнес-задач, а не комплексно. Використовують метрики: RMSE (середньоквадратичне відхилення), MAE (середня абсолютна похибка), (діапазон мінімум-максимум) MMR, Precision (точність), Recall (повнота), або «Задоволення користувача», яке виміряти без додаткового опитування, або його оцінок є неможливим. Проте, складні бізнес-задачі не можуть бути виміряні одним показником точності рекомендацій на основі відгуків. Таким чином, можна зробити висновок, що дані показники, або не впливають на бізнес задачі прямо, або не є масштабованими для різних видів бізнесу.

### **3.3 Кваліметричний метод аналізу якості відгуків «The Value of Opinion» та обґрунтування використання**

Кваліметрія (від англійського "qualimetry" і німецького "Qualimetrie", походить від латинського "Quales" - якість та грецького "Μετρέω" - міряю) є наукою, яка займається оцінкою якості об'єктів і розробляє методи та засоби для кількісної оцінки якості продукції. В сучасний час кваліметрія розглядається як частина теорії прийняття рішень. Визначення якості відгуків зазвичай вимірюється за допомогою кваліметричних методів вимірювання.

На основі попереднього дослідження алгоритму рекомендаційної системи було використано метод колаборативної фільтрації на основі користувачів (user to user). Але цей метод має дві основні проблеми:

1. Рідкість даних: У випадку наявності великої кількості елементів кількість елементів, з якими взаємодіяв користувач, зменшується до невеликого відсотка, що робить коефіцієнт кореляції менш надійним.

2. Користувачі швидко змінюються (знаходять потрібне авто та більше не шукають), і всю модель системи потрібно було перерахувати, що є затратно по часу і обчислювально дорогим.

Для вирішення цих проблем було використано метод колаборативної фільтрації item-to-item, що призвело до збільшення клікабельності на 22% в середньому. Проте система має недолік: вона аналізує лише поведінку "потенційних покупців", не враховуючи думку "реальних власників" (не продавців) автомобілів.

Тому пропонується розробити третій новий алгоритм колаборативної фільтрації, який враховуватиме "думку" користувачів щодо автомобілів. Цей підхід передбачає збір відгуків про автомобілі з десятків автомобільних веб-сайтів України та світу та перетворення текстових відгуків у числові значення, які можна назвати "The Value of Opinion".

Алгоритм роботи досліджень в даному розділі:

- 1) Створити найбільшу в Україні вибірку відгуків – більше 300 000 відгуків;
- 2) Провести аналіз всього відгуку, а не тільки блоків «плюси» та «мінуси»;
- 3) Проаналізувати набір із 8 кваліметричних метрик, які комплексно оцінюють якість відгуку та формують комплексне значення «The Value of Opinion»;
- 4) Сформулювати висновок про раціональність внесення показника «The Value of Opinion» в основну формулу ранжування рекомендаційних систем із найбільшою кількістю оголошень в Україні.

Проаналізувавши наукові роботи України та світу, виявлено, що у алгоритмів рекомендацій, які включають аналіз відгуків, є ряд недоліків:

- Відсутній комплексний підхід оцінювання якості відгука;
- Відсутність кореляції впливу дослідження на бізнес;
- Відсутність кореляції впливу дослідження і користі для клієнтів;
- Відсутність комплексного оцінювання якості рекомендації на основі кваліметричних методів вимірювання;

- Відсутність систематизації та принципів визначення якості відгуків, які використовуються для покращення рекомендацій.

Спираючись на вказані недоліки, запроваджено циклограму якості відгуків рис. 3.8, де реалізовано комплексний показник «The Value of Opinion» [58].

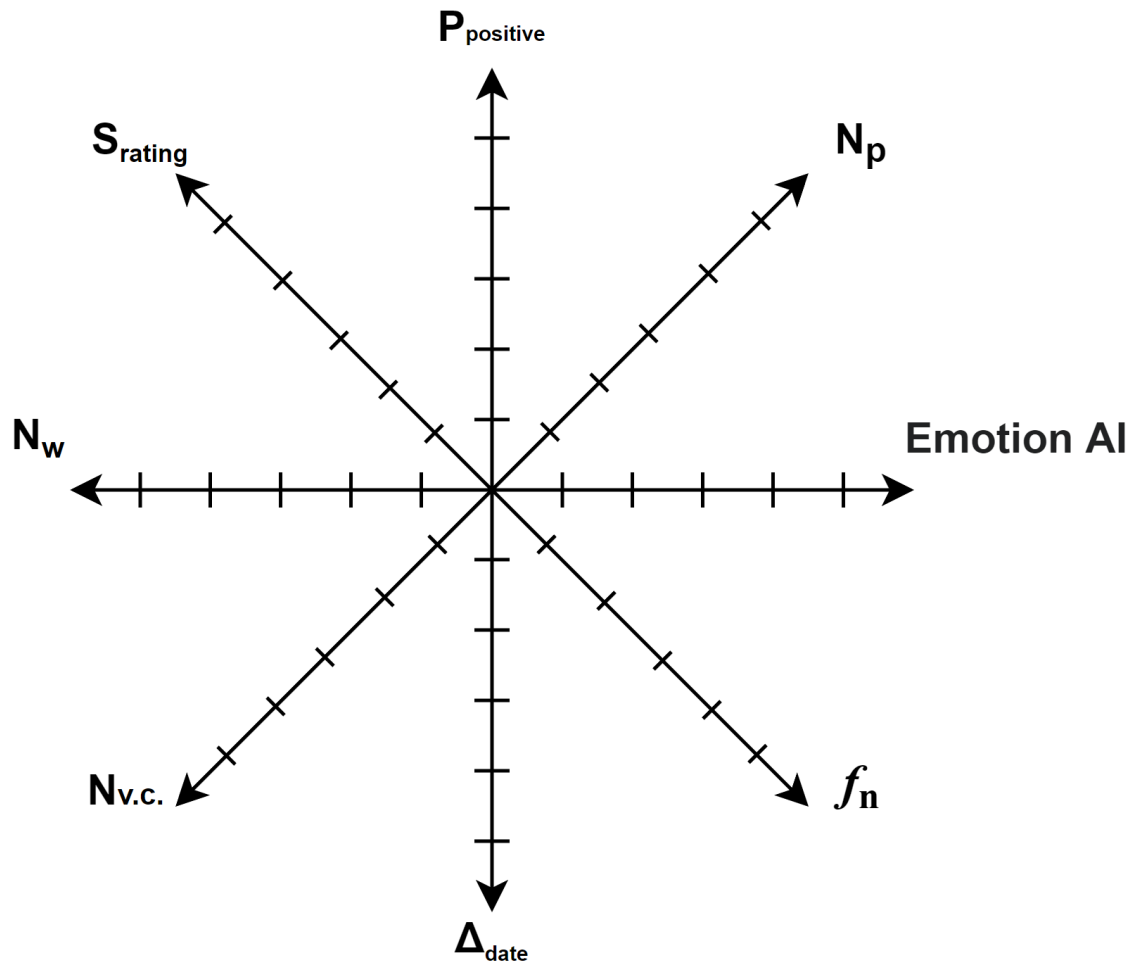


Рисунок 3.8 - Циклограма якості відгуку «The Value of Opinion»

### 3.4 Парсинг відгуків в єдину базу даних на Automoto.ua

Для початку досліджень в рамках оцінки якості відгуків кваліметричним методом для отримання показнику «The Value of Opinion» реалізована задача по налаштуванню парсингу до 10 тематичних сайтів із відгуками про авто в єдину базу даних. Також, в рамках дослідження, розроблено новий цінний продукт, який надасть можливість шукати відгуки просто зі всього світу в одній базі.

Готовий мінімально життєздатний продукт MVP 1.0 (minimum viable product) вже готовий на сайті Automoto.ua (рис. 3.9) під назвою «Більше N відгуків про авто з усього Інтернету», де N – реальна кількість відгуків.

The screenshot shows the Automoto.ua website interface. At the top, there is a search bar with the text 'Розширений пошук' and 'Знайдено оголошень всього: 268 913 За день: 7 841'. Below the search bar, there are navigation links: 'Вживані авто', 'Нові авто', 'Автосалони', 'Каталоги Європи', 'Всі відгуки (312 386)', 'Новини', and 'Ще'. The main content area features a search filter section with dropdown menus for 'Тип транспорту', 'Марка', 'Рік від', 'Рік до', 'Тип кузова', and 'Модель'. A prominent orange button labeled 'Пошук' is visible, with the text 'Знайдено 312 386 відгуків' below it. Below the filter section, there is a 'Сортувати:' dropdown menu set to 'По даті'. Two car reviews are displayed: 'Honda Civic 2008' with a 4.6 rating and 'Skoda Octavia A7 2018' with a 4.8 rating. Each review includes a small image of the car, a rating bar, and a short text snippet of the review.

Рисунок 3.9 – Розділ із відгуками на сайті Automoto.ua

Станом на зараз, навіть даний MVP 1.0 продукт має найбільшу кількість відгуків про авто в Україні.

Дані, які на які налаштовано парсинг:

- Назва сайту (з якого взято відгук);
- Рейтинги/Оцінки (привели все до одного значення від 0 до 5);
- Марка автомобіля;

- Модель автомобіля;
- Рік випуску автомобіля;
- Автор відгуку (якщо є);
- Текст відгука;
- Блок «Плюси/Мінуси», або «Переваги/недоліки» (якщо є);
- Фото до відгуку.

Приклад вибірки 100 текстових даних таких відгуків можна проаналізувати за посиланням, оскільки присутня велика кількість даних:

[https://docs.google.com/spreadsheets/d/1SuAy2Vmp30iDUfFLenNb\\_ZEchRzHfu-QGu4G1mlEscY/edit?usp=sharing](https://docs.google.com/spreadsheets/d/1SuAy2Vmp30iDUfFLenNb_ZEchRzHfu-QGu4G1mlEscY/edit?usp=sharing)

Візуально об'єм даних для 100 відгуків зображено на рис. 3.10.

A screenshot of a Google Spreadsheet interface. The spreadsheet is filled with 100 rows of data, each representing a car review. The columns contain various fields such as car model, year, author, review text, and pros/cons. The text is dense and small, illustrating the volume of data.

Рисунок 3.10 – приклад даних 100 відгуків

Для зручності проведення експериментів та управління контенту, було виведено дані про відгуки в панелі керування сайту в більш зручному форматі. Приклад конкретного відгуку із наявністю всіх структурованих даних показано на рис. 3.11.

Відгуки	
<b>Автор:</b>	Олег Плавуцький
<b>Відгук:</b>	Це моє перше авто і від нього лише позитивні враження. Мазда 3 2014 рік, максимальна комплектація Grand Touring. В авто є усе необхідне для комфортної поїздки. Їздив на довгі відстані по Європі, так і зимові карпати. Авто всюди веде себе передбачувано, як літом так і зимою. Усі хто сідав за кермо моєї мазди були шоковані від того наскільки добре вона керується. Руль гострий, особливо на 18 дисках, водити це авто одне задоволення. Двигун 2.5 Skyactive показав себе доволі надійним. Пробіг майже 230тис км, рівень масла від заміни до заміни на місці. Динаміка і розхід також приємно дивують. Середній розхід на 7000+ км - 8.5. Траса 6.8, місто до 10, взимку 12-13. Мінус - доволі жорстке на 45 профілі. Деякі ями стають фатальними для дисків та шини, ну і відповідно для підвіски. В Європі такий профіль ідеальний. В Україні раджу 17 диски з 50-55 профілем і буде щастя. Також доволі слабе ЛКП та лобове скло. Капот, дзеркала, бампер, скло в сколах. Це мінус більшості японських авто і на жаль цього. Др[...]
<b>Загальна кількість:</b>	65
<b>Візуальний контент 77%:</b>	1
<b>Слов:</b>	197
<b>Символів:</b>	1225
<b>Позитивні слова:</b>	2
<b>Негативні слова:</b>	1
<b>Відсоток позитивних думок:</b>	66.666666666667

Рисунок 3.11 – приклад відгуку із всіма визначеними даними

Початкові підрахунки показника «The Value of Opinion» відбуваються автоматично по кожному відгуку та виводяться показники для подальших досліджень в адмінці (рис. 3.12)



Generic	Author	Mark	Model	Rating design	Слов	Символов	Действия
В целом, автомобиль хороший, но качество[...]	Ангела Беляева	Nissan	X-Trail	5	28	238	<a href="#">Предпросмотр</a>
Реально премиальный класс! Вывод делаю н[...]	Аварийный Комиссар	Mercedes-Benz	300	5	34	243	<a href="#">Предпросмотр</a>
Все началось, когда я увидела ее на доро[...]	Анастасия	Audi	A5	5	481	3010	<a href="#">Предпросмотр</a>
Некоторое время назад мне в руки попал N[...]	Анастасия	Nissan	Qashqai	5	189	1232	<a href="#">Предпросмотр</a>
Этот авто я выбрал из-за наличия двух де[...]	Дмитрий Андреев	KIA	Sorento Prime	5	324	2169	<a href="#">Предпросмотр</a>
Удивили отзывы. Самое главное преимущест[...]	Виталий Гавриленко	Chery	Tiggo 8	5	60	373	<a href="#">Предпросмотр</a>
В детстве я, как и многие, мечтал о крут[...]	Иван Соловьев	BMW	3 серия	5	260	1637	<a href="#">Предпросмотр</a>
Я недооценивала дизельные автомобили - э[...]	Анастасия	Land Rover	Range Rover Evoque	5	153	993	<a href="#">Предпросмотр</a>
Когда новый Мурано появился на российской[...]	Анастасия	Nissan	Murano	5	126	822	<a href="#">Предпросмотр</a>
Поведаю не просто о своем автомобиле, но[...]	Станислав Вилимас	Geely	Coolray	5	955	5948	<a href="#">Предпросмотр</a>
Уровень комфорта и роскоши ни с чем не с[...]	Евгений Цуркин	Land Rover	Range Rover Sport	5	41	246	<a href="#">Предпросмотр</a>
Приобрел а/м в декабре 2021 года (уже по[...]	Старорежимный Патриот	EXEED	TXL	5	164	1129	<a href="#">Предпросмотр</a>
Купил новый Дацин он-до автомат новый в[...]	Artem pro	Datsun	on-DO	5	83	499	<a href="#">Предпросмотр</a>
Доброго времени суток. Сегодня хотел бы[...]	24990052	Renault	Logan	5	491	3160	<a href="#">Предпросмотр</a>

Рисунок 3.12 – приклад набору відгуків в панелі керування

Можемо бачити на рисунку 3.12, що окрім базових даних про відгук, таких як тіло відгуку, автора, марку, модель та рейтингу – автоматично визначаємо при парсингу й інші параметри для досліджень: наприклад кількість слів та відгуків.

Враховуючи, що зараз в базі знаходиться близько 312000 відгуків – вони складаються приблизно з 312000000 символів (312 мільйонів). Це дозволяє зробити висновок, що в загальному дані є репрезентативними для досліджень, спираючись на те, що кількість відгуків росте в базі з кожним днем. Для деяких рідкісних моделей авто – відгуків мало, або вони відсутні.

Для кожного відгуку підключена спеціальні мікророзмітка, яку рекомендує використовувати Google. Приклад за допомогою інструменту перевірки мікророзмітки доступний за посиланням:

<https://search.google.com/test/rich-results/result?id=4sCUXxNRoKrE-uBm9CeALA>

Розмічені дані за стандартом schema.org показані на зображеннях.

type	Vehicle
name	Honda Civic 2008
brand	
type	Brand
name	Honda
url	https://automoto.ua/uk/car/Honda
model	Civic
productionDate	2008
bodyType	Хэтчбек
image	https://img.automoto.ua/thumb/640-480/9/7/1/e/b/e/review-honda-civic-441495.jpg?url=aHR0cHM6Ly9jZG4ucmlhc3RhdGijLmNvbS9waG90b3NuZXdyL2F1dG8vcGhvdG8vaG9uZGEtY2I2aWFnXzQ1MDYwMzlyMy00NjB4MzQ1LmpwZW%3D%3D
review	
type	Review

Рисунок 3.13 – мікророзмітка відгуків в Google. Блок 1

review	
type	Review
reviewBody	Владел авто 2 года, в семье использовалось в качестве 2 автомобиля. За время пользования ничего не ломалось, проходил только ТО. Сам автомобиль внешне очень нравится, качественные материалы салона, хорошая сборка, в потоке машин обращает на себя внимание. Пожалуй это и все плюсы. По минусам: нереально низкий, кроме как по идеальным дорогам на нем ездить негде, проблема была частично решена установкой проставок и пружин, но намного выше она не стала. Багажника в седа не можно сказать нет совсем, его функция перевезти два пакета продуктов из супермаркета домой. Мы ездили в аэропорт, так поместился один чемодан, второй пришлось запикивать в салон. Обзор с водительского сидения очень плохой, много мертвых зон за счет больших стоек. Кузов не очень хороший, метал тонкий, поддается ржавчине. В целом автомобиль не плохой для одинокого молодого человека, чисто как средство передвижения по идеальным дорогам, но для семейного человека с многофункциональными задачами авто однозначно не подойдет.
reviewRating	
type	Rating
ratingValue	4.6
bestRating	5
worstRating	1
datePublished	2022-06-03T00:00:00Z

Рисунок 3.14 – мікророзмітка відгуків в Google. Блок 2

author	
type	Person
name	Роман
publisher	
type	Organization
name	auto.ria.com
aggregateRating	
type	AggregateRating
ratingValue	4.4
bestRating	5
worstRating	1
ratingCount	382
reviewCount	382

Рисунок 3.15 – мікророзмітка відгуків в Google. Блок 3

Дана мікророзмітка даних необхідна для розуміння того, що даний тип контенту є дійсно відгуком, який має обов'язковий набір параметрів, який його характеризує. На рис. 3.16 показано, як пошукова система Google бачить код мікророзмітки відгука та структурує його, для того, щоб Automoto.ua та Google приносили спільну користь разом.

Проверка расширенных результатов

https://automoto.ua/uk/auto-reviews/car/honda/civic/hatchbek/2008/441495.html

Результаты проверки > Продукты

олюдого человека, чисто как средство передвижения по идеальным дорогам, но для семейного человека с мног офункциональными задачами авто однозначно не подо идет.

reviewRating	
type	Rating
ratingValue	4.6
bestRating	5
worstRating	1
datePublished	2022-06-03T00:00:00Z
author	
type	Person
name	Роман
publisher	
type	Organization
name	auto.ria.com
aggregateRating	
type	AggregateRating
ratingValue	4.4
bestRating	5

Проверенная страница

HTML СКРИНШОТ ПОДРОБНЕЕ

описание: в целом автомобиль не плохой для одинокого молодого человека, чисто как средство передвижения по идеальн дорогам, но для семейного человека с мног офункциональными задачами авто однозначно не подойдет.

```

{ "@type": "Rating", "ratingValue": "4.6", "bestRating": "5", "worstR
ating": "1", "datePublished": "2022-06-
03T00:00:00Z", "author": {
"@type": "Person", "name": "Роман", "publisher": {
"@type": "Organization", "name": "auto.ria.com"}}, "aggregateRati
ng": {
"@type": "AggregateRating", "ratingValue": "4.4", "bestRating": "5",
"worstRating": "1", "ratingCount": "382", "reviewCount": "382"}}
</script>
</main>
<footer class="footer pt-1 auto">
<div class="py-3 py-md-6 border-top">
<div class="container-fluid px-md-0 pt-2 pb-4 border-bottom">
<div class="row">
<div class="col-md-4">
<ul class="list-unstyled">
<li class="mb-3 mb-md-2">
<a href="/uk/about" class="d-block
text-center text-md-left">
Про нас
</a>
</li>
<li class="mb-3 mb-md-2">
<a href="/uk/feedback"
class="d-block text-center text-md-left">
Контакты
</a>
</li>
<li class="mb-3 mb-md-2">
<a href="/uk/price-banners" class="d-block text-center text-md-left">
Размещение рекламы
</a>
</li>
<li class="mb-3 mb-md-2">
<a href="/uk/help" class="d-block text-center text-md-left">
Допоможіть центр
</li>
</ul>
</div>
<div class="col-md-4">
<ul class="list-unstyled">
<li class="mb-3 mb-md-2">
<a href="/uk/golink?target=https%3A%2F%2Fwww.instagram.com%2Fautomoto.ua%2F%3Futm_

```

Рисунок 3.16 – валідація коду мікророзмітки відгуку

На рисунку 3.17 показано як контент відгуку бачить Google (зображення ліворуч) та реальна людина з мобільних пристроїв (зображення праворуч)

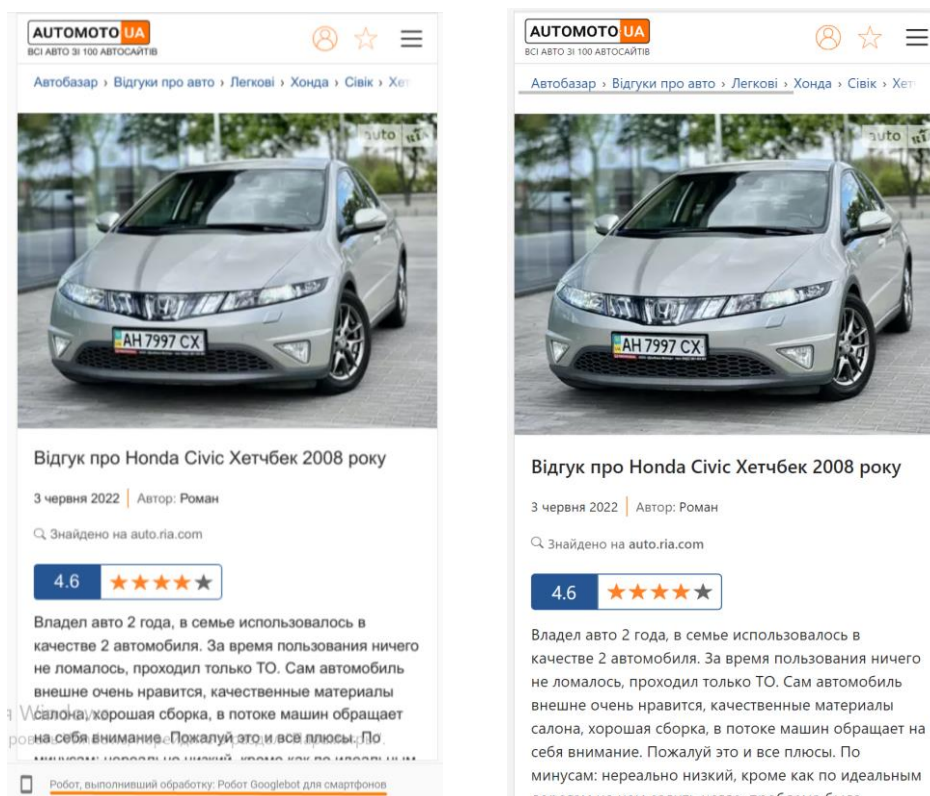


Рисунок 3.17 – відображення контенту відгуку для пошукового робота Google та для реальної людини

Всього за 30 днів після релізу першої MVP-версії даних розділ отримав більше 30000 відвідувань сторінок (рис. 3.18) на основі даних Google Analytics. Користувачі дивились близько 7000 відгуків про автомобілі.

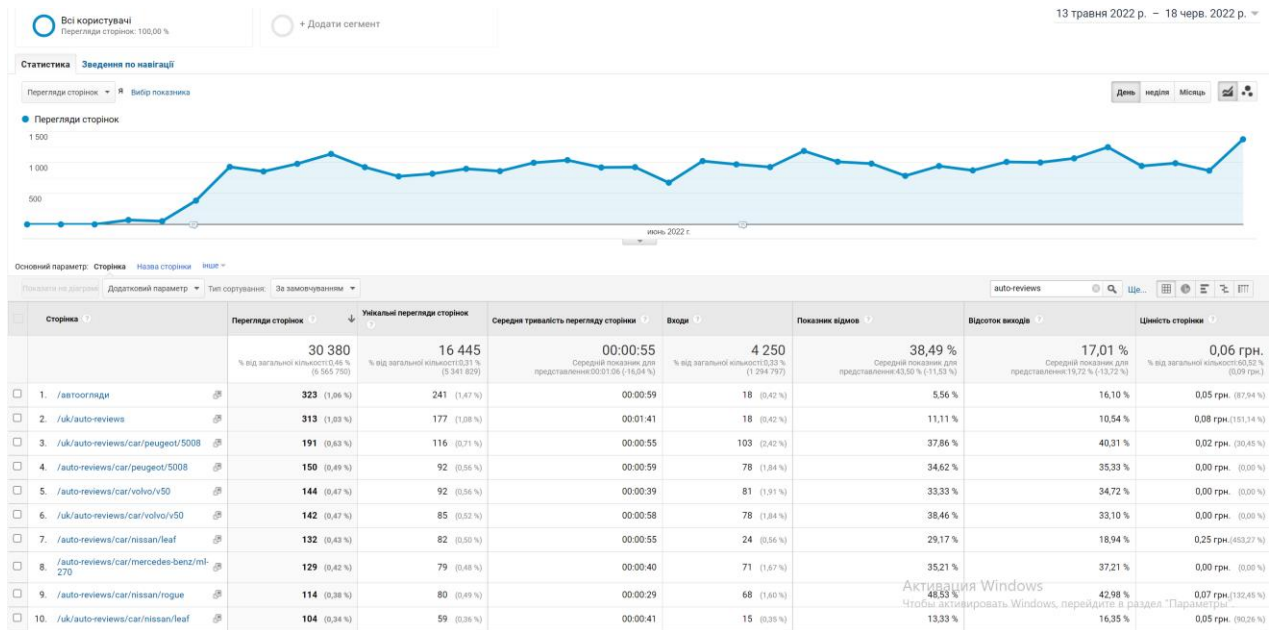


Рисунок 3.18 – статистика по переглядах відгуків за 30 днів по даних Google Analytics

### 3.5 Результати досліджень кваліметричного аналізу відгуків “The Value of Opinion”

Після того, як налаштування парсингу відгуків пройшло успішно, проводимо підрахунки всіх показників в циклограмі:  $N_w$ ,  $S_{rating}$ ,  $P_{positive}$ ,  $N_p$ , Emotion AI,  $f_n$ ,  $\Delta_{Date}$ ,  $N_{v.c.}$ .

$N_{v.c.}$  – (number of visual content) це бінарне значення на рівні відгука, та кількісне на рівні каталогу відгуків, яке відповідає за наявність візуального контенту (фото, відео). Він дає додаткову цінність та якість відгуку для користувача, та є впливним фактором якості Google при аналізі відгуків.

$N_w$  – кількість слів у написаному відгуку від власника. Чим більша кількість слів – тим більш якісний відгук з точки зору повноти опису та характеристик про товар.

$S_{rating}$  – середня оцінювання продукту користувачем виставлена під час написання відгуку. Зазвичай оцінювання ставиться від 1 до 5.

$N_p$  – загальна кількість відгуків про обрану марку/модель/рік випуску автомобіля, які вдалось знайти для рекомендацій. Цей показник необхідний для розуміння впливу кількості відгуків на загальну формулу ранжування. За невеликої кількості відгуків про конкретні моделі автомобілів вплив на рекомендації буде менший, оскільки зменшується репрезентативність даних.

Показники  $N_w$  (кількість слів у відгуці),  $S_{rating}$  (оцінювання, яку поставив автовласник),  $N_p$  (кількість відгуків про марку/модель/рік) підраховуються одразу при парсингу оголошень та відображаються в адмін-панелі сайту в розділі відгуків. Приклад зображено на рисунку 3.19.

<b>Автор:</b>	юра Стенюх
<b>Відгук:</b>	Предісторія:Купив авто у людей які займаються професійним пригоном для продажу. Дане авто вони пригнали для свого родича але воно не підійшло в силу певних обставин. Тому тепер я розумію що означає купити з малим реально нескрусеним пробігом. За три роки "120" тис пробігу поміняв тільки щітки генератора і задній дворнік невраховуючи розхідники. При тому що це був трьох циліндровий мотор 1.2 НТРякого всі бояться як вогню і розказують страшні історії про обрив ланцюга якого я не міняв так і продав її на 270 тис . Масло міняв кожні 15 тис км правда лив оригінальний Mobil 1 5w40 і жодного разу не доливав. Ще паяв проводку водійської дверки яка переломлюється практично у всіх Фабіях після 200 тис глючать склопідйомники тому що концерн Ваг зажав грошей і зробив дубові провода в Румунії. Ще є така болячка з вентиляції салону котра під заднім бампером злітає ущільнювач і збирається вода у відсіці запасного колеса. Правда 1.2 бракує динаміки на трасі після 80 км на випередження та на підйомах.[...]
<b>Загальна кількість:</b>	191
<b>Візуальний контент 76%:</b>	1
<b>Слов:</b>	218
<b>Символів:</b>	1321

Рисунок 3.19 - Показники якості відгуку в адмін-панелі сайту

$P_{positive}$  знаходимо за визначеною формулою. Це базовий показник, який не ускладнює обчислення якості відгуку, але працює як стабілізуючий параметр до *Emotion AI*, де реалізоване більш складне рішення.

$$P_{positive} = \frac{N_{\text{позитивних думок}}}{N_{\text{позитивних думок}} + N_{\text{негативних думок}}} ; \quad (3.1)$$

Для вимірювання  $P_{positive}$  необхідно створити семантичне ядро із порівно поділених позитивних та негативних слів, які будуть зчитуватись при аналізі кожного відгуку. Приклад семантичного ядра зображено в табл. 3.1.

Таблиця 3.1 – приклад семантичного ядра

	Позитивна думка	Негативна думка
1.	Витрати пального <b>низькі</b>	Витрати пального <b>високі</b>
2.	Двигун на 100 тис. км. <b>ремонт не потребує</b>	Двигун на 100 тис. км. <b>потребує ремонту</b>
3.	Коробка передач працює <b>добре</b>	Коробка передач працює <b>погано</b>
$n$	.....	.....
50.	Форсунки <b>замінював 2 рази</b>	Форсунки <b>не замінював</b>

Наприклад, простий відгук на рисунку 3.20

Відгук про Audi A6 Седан 2007 року



23 жовтня 2020 | Автор: Александр

Знайдено на auto.ria.com

5.0 ★★★★★

Надійний, комфортний, автомобіль. Хороший мотор. Кузов не ржавіє. За адекватну ціну!

Рисунок 3.20 – Приклад простого відгуку на Ауді А6

$$P_{positive} = \frac{5_{\text{позитивних думок}}}{5_{\text{позитивних думок}} + 0_{\text{негативних думок}}} = 100\% ; \quad (3.2)$$



Отже, для такого відгуку показник  $P_{positive} = 100\%$ , оскільки всі думки позитивні. Проте таке буває досить рідко. Розглянемо більш популярний приклад відгуку на рисунку 3.21



Доброго дня всім! Володію авто більше року! Хочу поділитися враженнями! Мій авто 2.0 дизель, 8ст.варіатор, передній привод, пробіг - 200 тис реальні! В максимальній комплектації! До цього всі авто японці! В сім'ї друге авто Infiniti G37 XS 12 року! Головне - коли сідаєш в салон - страшу відчуття що машина преміум класу, старенька але преміум! Всі матеріали приємно тактильні, навіть крутилки та кнопки склопідймачів! Все виконано дуже продумано та на своєму місці! Посадка дуже комфортна! В мене на дисках R19 та профіль 35, та при цьому машина досить комфортна! При їзді по наших дорогах нічого не грюкає и не таракить, шумка хороша! Єдине що некомфортно було - це маленькі дзеркала, але привик! Що дивує досі, це коли ввечері відчиняєш машину, світяться всі ручки дверні карти та салон в ногах! Це прикольно! По мотору - 190 к.с. хватає в городі щоб не відставати від інших, але навалити не вдасться! По пальному - зараз по Одесі виходить 8.5-10 літрів із кліматом, по трасі - ХЗ! В салоні при зачинених вікнах не чується дизель, тільки слабка вібрація на кермі! Фари світять дуже добре, для мене це дуже важливо, бо в мене зір як в старого діда! По обслуговуванню - заміна мастил та фільтрів як на всі інші авто, гальмівні колодки теж не дорого! Такі речі як сайлетблоки, важелі, стаб в оригіналі - дешево не стоять навіть на японців, але є багато аналогів! Міняв подушки двигуна оригінал - 10 тис грн з роботою, я запитав про Камрі 50 - такі ж ціни! Машиною в цілому дуже задоволений! Машину купував за 17.5 \$! Не буду писати про такі недоліки як про устарілу форму керма, що «мог би быть електро привод багажника, это ж Ауди, про застарілу мультимедіа! Авто класне, і якщо цінуйте якість то вам треба придивитись до Ауді А6! Моя думка - однозначно класна машина якщо не укатана! Всім миру!

Рисунок 3.21 – Приклад популярного типу відгуку на Ауді А6

$$P_{positive} = \frac{14_{\text{позитивних думок}}}{14_{\text{позитивних думок}} + 5_{\text{негативних думок}}} = 73,6\% ; \quad (3.3)$$

Вимірювання  $P_{positive}$  для останнього прикладу дорівнює 73,6%. Чим більше зібране семантичне ядро, тим більша точність вимірювання. Проте, даний показник в загальному показує чи позитивний, чи негативний відгук, що не повністю характеризує «думку» про авто [59].

Вимірювання  $P_{positive}$  для реального відгуку дорівнює 87,5% як зображено на рис. 3.22. Чим більше об'ємне семантичне ядро, тим більша якість оцінювання.



Загальна кількість:	7
Візуальний контент 76%:	1
Слів:	2000
Символів:	13084
Позитивні слова:	7
Негативні слова:	1
Відсоток позитивних думок:	87.5

Рисунок 3.22 - Результат підрахунку відсотку позитивних думок

Однак цей показник в цілому вказує, чи є відгук позитивним чи негативним, що не зовсім відображає "думку" про автомобіль в повному обсязі.

Тому головною метою показника *Emotion AI* є визначення "думки" власника автомобіля щодо транспортного засобу і перетворення цього в показник за допомогою алгоритмів машинного навчання.

*Emotion AI* - це показник, який пов'язаний з виявленням емоцій за допомогою штучного інтелекту і також відомий як афективні обчислення. Цей показник відноситься до аналізу тональності тексту на основі алгоритмів машинного навчання і представляє собою метод контент-аналізу в області комп'ютерної лінгвістики. Він призначений для автоматизованого виявлення в текстах емоційно забарвленої лексики та емоційного оцінювання авторів об'єктів, які згадуються в тексті.

Основною метою аналізу тональності є виявлення думок у тексті та визначення їх характеристик. При цьому в дослідженні розглядаються два типи думок - безпосередні та порівняльні, в залежності від завдання. У даному випадку, метою аналізу є автомобіль, щодо якого написано відгук, і визначення "думки" власника автомобіля.

Для морфологічно фундаменту була обрана бібліотека на Python із репозиторія GitHub із розпізнаванням емоційності тексту та покращення в рамках поточних задач (рис. 3.23) [60].













 <span>pyup-bot Update pytest from 7.1.3 to 7.2.0 (#188)</span> <span style="float: right;">✓ 0d4b96c 4 days ago</span>	
	.github/workflows Update test-and-lint.yml
	bin Added mypy and isort linting, updated rusentiment corpus reader
	dostoevsky Added mypy and isort linting, updated rusentiment corpus reader
	requirements Update pytest from 7.1.3 to 7.2.0 (#188)
	tests Added mypy and isort linting, updated rusentiment corpus reader
	.gitignore Removed non-fasstext dependencies, added black as formatter, remove...
	CHANGELOG Removed non-fasstext dependencies, added black as formatter, remove...
	LICENSE Removed non-fasstext dependencies, added black as formatter, remove...
	README.md Update README.md
	mypy.ini Added mypy and isort linting, updated rusentiment corpus reader
	setup.py Added mypy and isort linting, updated rusentiment corpus reader

Рисунок 3.23 - Бібліотека на Python із репозиторія GitHub

Також бібліотеки представлена в репозиторії PyPi (каталог програмного забезпечення, написаного мовою програмування Python. У поєднанні із системами управління бібліотечними пакетами аналогічний PEAR для PHP та CPAN для Perl) і завдяки цьому встановити її через пакетний менеджер pip.

```

Shell
1 pip install dostoevsky

Using cached DAWG_Python-0.7.2-py2.py3-none-any.whl (11 kB)
Collecting scipy>=0.17.0
Using cached scipy-1.5.2-cp38-cp38-macosx_10_9_x86_64.whl (28.9 MB)
Collecting joblib>=0.11
Using cached joblib-0.16.0-py3-none-any.whl (300 kB)
Collecting python-crfsuite
Using cached python_crfsuite-0.9.7-cp38-cp38-macosx_10_13_x86_64.whl (186 kB)
Collecting attrs>=17.4.0
Using cached attrs-20.1.0-py2.py3-none-any.whl (49 kB)
Collecting py>=1.5.0
Using cached py-1.9.0-py2.py3-none-any.whl (99 kB)
Collecting pluggy<1.0, >=0.12
Using cached pluggy-0.13.1-py2.py3-none-any.whl (18 kB)
Collecting wcwidth
Using cached wcwidth-0.2.5-py2.py3-none-any.whl (30 kB)
Collecting packaging
Using cached packaging-20.4-py2.py3-none-any.whl (37 kB)
Collecting more-itertools>=4.0.0
Using cached more_itertools-8.4.0-py3-none-any.whl (43 kB)
Collecting pyparsing>=2.0.2
Using cached pyparsing-2.4.7-py2.py3-none-any.whl (67 kB)
Collecting six
Using cached six-1.15.0-py2.py3-none-any.whl (10 kB)
Installing collected packages: numpy, pybind11, fasttext, pymorphy2-dicts, docopt, dawg-python, pymo
rphy2, scipy, joblib, scikit-learn, russian-tagsets, razdel, python-crfsuite, b-labs-models, attrs,
py, pluggy, wcwidth, pyparsing, six, packaging, more-itertools, pytest, dostoevsky

```

Рисунок 3.24 - процес встановлення бібліотеки Dostoevsky за допомогою pip

Для того щоб наша нейронна мережа вміла розпізнавати тональність, її потрібно цьому навчити. Сирих даних у нас немає, та й процес розмітки даних досить трудомісткий і одноманітний, тому використано вже існуючий набір даних.

The image shows two screenshots of a terminal window. The top screenshot shows a shell prompt with the command: `1 python3 -m dostoevsky download fasttext-social-network-model`. The bottom screenshot shows the same command being executed in a terminal window titled `krnlinx:dostoevsky/`, with the output being a single hyphen `-` and a timestamp `[3:25:42]`.

Рисунок 3.25 - Встановлення набору даних в бібліотеку

Протестуємо набір фраз для аналізу нейронної мережі (Додаток В). Візьмемо для прикладу декілька реальних відгуків:

1. 'Високий кліренс, висока посадка. Мотор 1.6 Tdi забезпечує чудову динаміку та витрату і це з урахуванням аеродинаміки. Якість складання чудова. Шумоізоляція залишає бажати кращого.'
2. 'Надійний та невибагливий мот. Але роки вже беруть своє.'
3. 'Ну дуже середній за всіма параметрами автомобіль. Брати в наш час не рекомендую тільки якщо ви зовсім обмежені в засобах і є шанувальником Suzuki і зятятим ентузіастом.'
4. 'Я задоволений цим мотоциклом. Не дивлячись на пробки, могу швидко та з комфортом дістатися до потрібного місця. Звичайно, я сім'єю на ньому не поїдиш. Але можна отримати купу позитивних емоцій у поїздках.'
5. 'Хороша машина для сім'ї, без особливих витрат бюджету.'

Необхідно врахувати, що показник Emotion AI розділений на 3 категорії:

- Негативні емоції
- Нейтральні емоції
- Позитивні емоції

Тому, програма повертає при запуску наступний результат:

```
Надійний та невибагливий мотор. Але роки вже беруть своє. -> {'positive': 0.52343034744263,
'negative': 0.2628518640995}
```

Результати по кожному із відгуків показані на рисунку 3.26. Максимальне значення дорівнює 1, також це є ступінь впевненості нейронної мережі у правильності передбачення. Під час парсингу оголошень, підрахунок вказаних оцінок емоції відбувається в реальному часі. В базі знаходить більше 300 тисяч відгуків із оцінками.

В алгоритмі є маркер мовних фраз «skip». Він означає, що нейронна мережа не змогла розібрати цю фразу і швидше за все там відсутня емоційний контекст. Ще існує маркер «speech», що означає розмовні фрази без емоцій. Наприклад привітання, вітання та подяки.

<b>Автор:</b>	Роман
<b>Відгук:</b>	Високий кліренс, висока посадка. Мотор 1.6 Tdi забезпечує чудову динаміку та витрату і це з урахуванням аеродинаміки. Якість складання чудова. Шумоізоляція залишає бажати кращого.
<b>Негативні емоції:</b>	0
<b>Позитивні емоції:</b>	0.37023538351059
<b>Нейтральні емоції:</b>	0.19194278120995
<hr/>	
<b>Автор:</b>	Користувач
<b>Відгук:</b>	Надійний та невибагливий мот. Але роки вже беруть своє.
<b>Негативні емоції:</b>	0.2628518640995
<b>Позитивні емоції:</b>	0.52343034744263
<b>Нейтральні емоції:</b>	0
<hr/>	
<b>Автор:</b>	Користувач
<b>Відгук:</b>	Ну дуже середній за всіма параметрами автомобіль. Брати в наш час не рекомендую тільки якщо ви зовсім обмежені в засобах і є шанувальником Suzuki і зятятим ентузіастом.

<b>Негативні емоції:</b>	0.17329819500446
<b>Позитивні емоції:</b>	0
<b>Нейтральні емоції:</b>	0.66542059183121
<b>Автор:</b>	Користувач
<b>Відгук:</b>	Я задоволений цим мотоциклом. Не дивлячись на пробки, можу швидко та з комфортом дістатися до потрібного місця. Звичайно, я сім'єю на ньому не поїздиш. Але можна отримати купу позитивних емоцій у поїздках.
<b>Негативні емоції:</b>	0
<b>Позитивні емоції:</b>	0.42251464724541
<b>Нейтральні емоції:</b>	0.32083129882812
<b>Автор:</b>	Користувач
<b>Відгук:</b>	Хороша машина для сім'ї, без особливих витрат бюджету.
<b>Негативні емоції:</b>	0
<b>Позитивні емоції:</b>	0.31406053900719
<b>Нейтральні емоції:</b>	0.59267657995224

Рисунок 3.26 – Результати обрахунку показника Emotion AI в реальному часі

$f_n$  – це показник, який вказує на закономірність, відому як закон Ципфа, або "ранг-частотність". Ця емпірична закономірність виникає при аналізі розподілу частотності вживання слів у природній мові. Якщо впорядкувати всі слова мови (або тексту досить значущої довжини) за спаданням частоти їх вживання, то частотність  $n$ -го слова у такому списку буде приблизно оберненою пропорційною до його порядкового номеру  $n$ , іншими словами, до рангу цього слова. Приклад цієї закономірності можна побачити на рисунку, де відображено типовий відгук. 3.27.

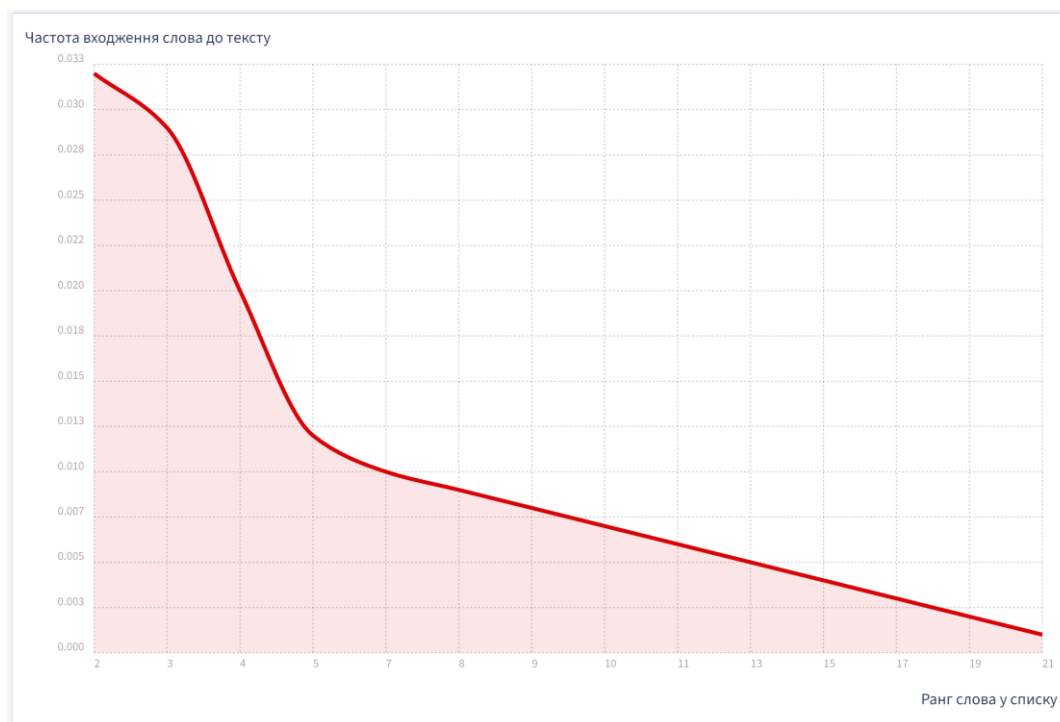


Рисунок 3.27 - Графік для частотності слів із відгуків за Законом Ципфа

Наприклад, друге за використанням слово зустрічається приблизно вдвічі рідше, ніж перше, третє – втричі рідше, ніж перше, і так далі. Формально припустимо:

$N$  – кількість елементів;

$k$  – їхній ранг;

$s$  – значення показника, що характеризує розподіл значень.

Закон Ципфа передбачає, що із сукупності з  $N$ -елементів нормована частота елемента рангу  $k$ ,  $f(k;s,N)$ , є:

$$f(k;s,N) = \frac{1/k^2}{\sum_{n=1}^N (1/n^2)} ; \quad (3.4)$$

Також, при розрахунку показника варто враховувати список стоп-слів. Розрахунок показника наведений на рис. 3.28. Співвідношення кількості слів до частоти на рис. 3.29.



Рисунок 3.28 - Приклад розрахунку показника Ципфа для відгуку

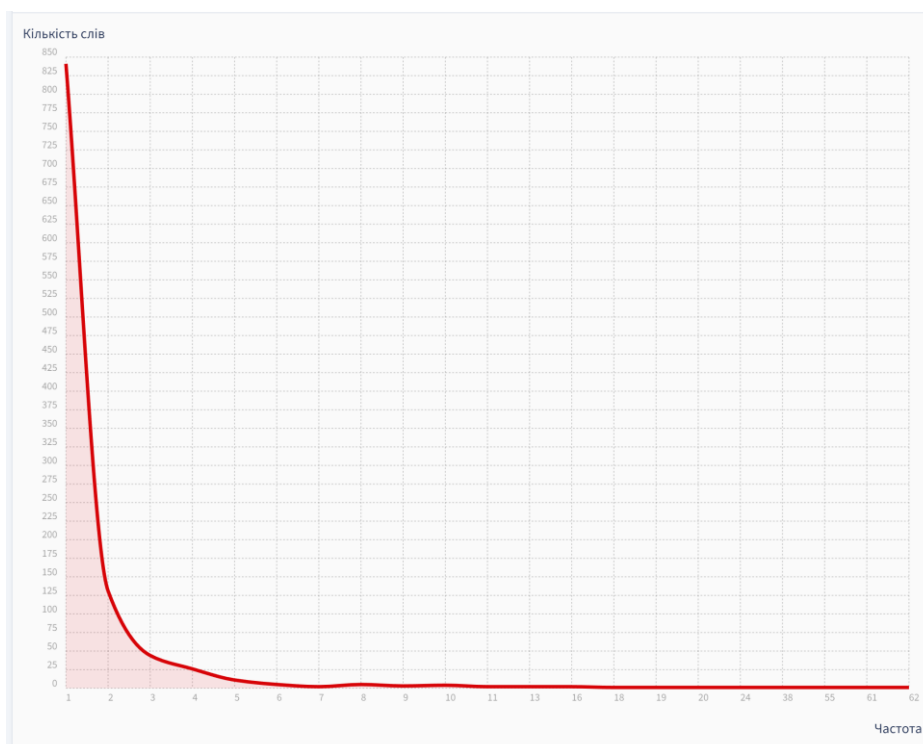


Рисунок 3.29 - Співвідношення кількості слів до частоти

$\Delta_{Date}$  — це показник, який визначає різницю між датою публікації відгуку та поточною датою. Чим більший інтервал між цими двома датами, тим менша цінність має такий відгук. Цей показник вимірюється на шкалі від 0 до 1, де 0 вказує на дуже актуальний відгук, а 1 - на відгук, який втратив актуальність.

Приклад візуалізації циклограми якості двох відгуків "The Value of Opinion" показано на рисунку 3.30. Зелений колір представляє якісний відгук, який є актуальним, а червоний колір позначає менш якісний відгук, який втратив актуальність через велику різницю у датах.

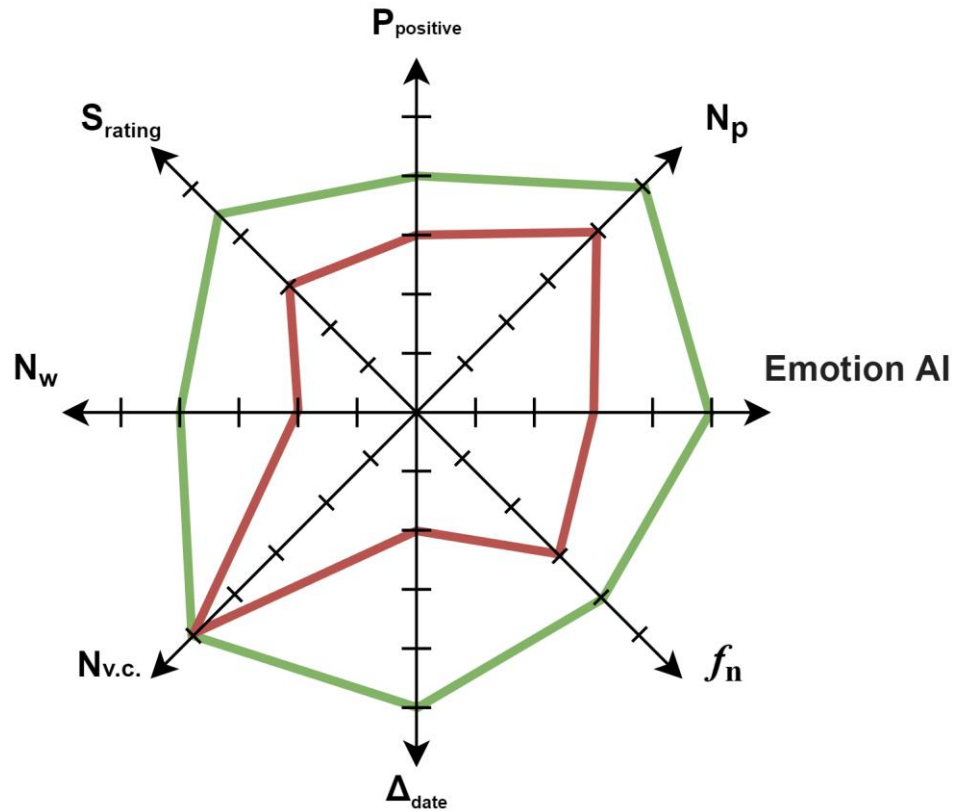


Рисунок 3.30 - Циклограми якості двох відгуків «The Value of Opinion»»

Підсумковий показник якості, або рівень якості, можна кількісно оцінити шляхом розрахунку середнього арифметичного значення всіх метрик з врахуванням показників, які порівнюються із базовими метриками якості відгуку. Ці показники, разом із середньозваженими значеннями, призводять до підсумкового оцінювання якості ( $Y_i$ ), які будуть порівнюватись із базовими метриками якості відгуку (відгук рахується нейтральним, із середньозваженими показниками) [61].

$$Y_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i \quad (3.5)$$



### **3.6 Впровадження кваліметричного методу оцінювання якості рекомендаційних систем на основі аналізу відгуків «The Value of Opinion»**

Обґрунтування впровадження кваліметричного методу оцінювання якості рекомендаційних систем на основі аналізу відгуків "The Value of Opinion":

1. Актуальність використання відгуків для рекомендаційних систем: У сучасному цифровому світі, де кожен має можливість висловити свою думку в Інтернеті, відгуки стають надзвичайно важливими для прийняття рішень про покупку. Використання відгуків у рекомендаційних системах дозволяє створити більш персоналізовані та відповідні рекомендації, підвищуючи задоволеність користувачів і лояльність до платформи.

2. Аналіз рекомендаційних систем із використанням відгуків та наукових публікацій: Дослідження показали, що інтеграція аналізу відгуків може значно підвищити точність рекомендаційних систем. Через аналітичне вивчення відгуків та врахування наукових публікацій можна виявити ключові тенденції та уподобання споживачів.

3. Кваліметричний метод аналізу якості відгуків "The Value of Opinion" та обґрунтування використання: Цей метод дозволяє систематично та комплексно оцінювати відгуки, виділяючи значимі аспекти та фільтруючи нерелевантну інформацію. Використання такого підходу в рекомендаційних системах може підвищити якість рекомендацій та надати користувачам більш вагомі та корисні пропозиції.

4. Парсинг відгуків в єдину базу даних на Automoto.ua: Інтеграція великої кількості даних відгуків з різних джерел в єдину базу даних дозволяє зібрати більш комплексну інформацію про автомобільні уподобання користувачів. Це забезпечує більш широкий контекст для формування рекомендацій.

5. Результати досліджень кваліметричного аналізу відгуків "The Value of Opinion" Результати таких досліджень можуть демонструвати зростання точності та релевантності рекомендацій. Застосування цього методу дозволяє розпізнавати

суб'єктивні оцінки та емоційні вираження користувачів, що є важливим для визначення їхніх індивідуальних уподобань.

У підсумку, впровадження комплексного кваліметричного методу для оцінювання якості рекомендаційних систем на основі аналізу відгуків "The Value of Opinion" є ключовим кроком у напрямку покращення якості. Це не лише дозволить підвищити якість самої рекомендаційної системи, але й сприяє більшій лояльності та задоволеності споживачів.

### 3.7 Огляд методів оцінки якості рекомендаційних систем

Кожна рекомендаційна система спрямована на співробітництво з користувачем, якому надається велика кількість об'єктів, серед яких він повинен зробити свій вибір. Користувач може бути не впевненим у своїх виборах через відсутність знань або досвіду, або ж може бути змушений обирати серед великого розмаїття варіантів, що відповідають його потребам. Користувач може надавати системі інформацію про свої уподобання явно або природньо, через свою активність на платформі.

Отже, рекомендаційна система виступає як програма або система, яка використовує певний алгоритм фільтрації та інформацію про потреби користувача, щоб рекомендувати набір об'єктів, які вона вважає найбільш відповідними і корисними для даного користувача. [62].

На кожному етапі розробки рекомендаційної системи варто визначати якість системи в рамках поставлень наукових та бізнес задач. Якість рекомендацій також відіграє важливу роль у задоволеності користувачів.

Ось декілька основних методів оцінки якості рекомендаційних систем:

1. Засновані на відхиленнях:

- *RMSE (Root Mean Square Error)*: Вимірює середньоквадратичну відхилення між прогнозованими та дійсними рейтингами. Чим менший RMSE, тим краща модель.

- *MAE (Mean Absolute Error)*: Вимірює середню абсолютне відхилення між прогнозованими та дійсними рейтингами.

## 2. Засновані на точності:

- *(точність) Precision*: Відсоток рекомендованих елементів, які є релевантними.
- *(повнота) Recall*: Відсоток релевантних елементів, які були рекомендовані [63].
- *F1-score*: Гармонічне середнє між Precision та Recall.

## 3. Засновані на ранжуванні:

- *NDCG (Normalized Discounted Cumulative Gain)*: Метрика ранжування, яка враховує позиції релевантних елементів в рекомендованому списку.
- *MRR (Mean Reciprocal Rank)* - це статистичний показник, який використовується для оцінки якості ранжування відповідей в задачах, де відбувається пошук лише однієї правильної відповіді.
- *MAP (Mean Average Precision)*: середнє значення точності в різних рівнях ранжування.

## 4. Метрики різноманітності рекомендацій:

- *Coverage*: Відсоток усіх можливих товарів (або контенту), які рекомендаційна система здатна рекомендувати.
- *Diversity*: Міра того, наскільки рекомендації відрізняються одна від одної в рекомендованому списку.

## 5. Новизна та несподіваність:

- *Novelty*: рекомендації, які відрізняються від популярних елементів.
- *Serendipity*: рекомендації, які можуть здивувати користувача, але при цьому бути йому цікавими.

## 6. Інші метрики:

- *Churn*: Відсоток рекомендацій, які змінюються з часом. Занадто високий Churn може збентежити користувачів.

## 7. Контрольовані експерименти:

- *A/B тестування*: Розбивка користувачів на групи для порівняння якості рекомендацій різних версій системи.

- *Онлайн-задачі (задачі офлайн)*: Перевірка якості рекомендацій в реальних умовах з користувачами.

8. Оцінки користувачів:

- Збір відгуків та оцінок від користувачів про рекомендації.
- Анкетування користувачів.

9. Метрика стабільності:

*Intra-list similarity*: середня схожість між рекомендаціями в списку. Занадто велика схожість може свідчити про відсутність різноманітності.

10. Час відгуку:

*Latency*: час, який потрібен системі, щоб сформувавши рекомендації. Для деяких застосувань, особливо у реальному часі, ця метрика може бути критичною.

При виборі методів оцінки якості рекомендаційних систем важливо враховувати специфіку бізнес-задачі та потреби користувачів. Використовуючи ці метрики, можна отримати повне, або часткове уявлення про якість рекомендаційної системи. Вибір конкретних метрик для оцінки залежить від конкретних цілей та контексту застосування системи.

### **3.8 Покращення якості рекомендаційних систем колаборативної фільтрації на основі кваліметричних методів вимірювання**

У одному з досліджень рекомендаційної системи був використаний метод колаборативної фільтрації на основі користувачів (*user-to-user*). Проте цей метод має дві основні проблеми:

1. Рідкість даних: У випадку наявності великої кількості об'єктів (наприклад, товарів) кількість об'єктів, з якими користувач взаємодіяв, стає надто мала відносно загальної кількості об'єктів. Це робить коефіцієнт кореляції менш надійним, оскільки для більшості об'єктів немає достатньої кількості даних для аналізу.

2. Зміна користувачів: Користувачі швидко можуть змінювати свої вподобання та інтереси, знаходячи необхідні об'єкти (наприклад, автомобіль) і більше не

шукаючи. Це вимагає перерахунку всієї моделі рекомендаційної системи, що може бути часом і обчислювально витратним процесом.

Ці дві проблеми роблять метод колаборативної фільтрації на основі користувачів менш ефективним для деяких застосувань і можуть потребувати розв'язання, таке як розробка більш ефективних алгоритмів або використання інших методів рекомендацій [64].

Для вирішення цих проблем ми використали колаборативну фільтрацію *item-to-item*. Колаборативна фільтрація *item-to-item* шукає елементи, схожі на ті, з якими користувач вже взаємодіяв, і рекомендує більшість подібних елементів. У нашому випадку, алгоритм шукає подібні автомобілі до того, який шукав користувач на сайті. Під "подібністю" ми не розуміємо, що два автомобілі однакові за всіма атрибутами. Замість цього, подібність означає, що користувачі співставляють два автомобільні оголошення схожим чином.

Цей метод є досить стійким сам по собі порівняно з колаборативною фільтрацією на основі користувачів (*user-to-user*), оскільки елемент (автомобільне оголошення), з яким відбувалася взаємодія, має набагато більше даних, ніж користувач.

Для обчислення подібності між двома автомобільними оголошеннями ми розглядали набір елементів, що формують характеристики автомобіля і обчислювали, наскільки вони схожі на цільове оголошення. Потім вибирали  $N$  найбільш схожих елементів. Подібність між двома оголошеннями обчислювали за допомогою показників відвідуваності користувачів, які переглядали оголошення, за допомогою функції косинусової подібності.:

$$similarity = \cos(\theta) = \frac{A \cdot B}{\|A\| \cdot \|B\|} = \frac{\sum_{i=1}^n A_i \times B_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (A_i)^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^n (B_i)^2}}; \quad (3.6)$$

Другий етап включав виконання рекомендаційної системи. Він використовує оголошення (вже переглянуті користувачем), які найбільш схожі на відсутній елемент, щоб створити оцінку. Тому згенерували прогнози на основі переглядів подібних оголошень. Обчислили це за формулою, яка обчислює рейтинг для конкретного товару, використовуючи зважену суму рейтингів інших подібних продуктів. (В нашому випадку рейтинг - кількість переглядів оголошень, від  $0$  до  $N$ )

$$rating(U, I_i) = \frac{\sum_j rating(U, I_j) * S_{ij}}{\sum_j S_{ij}}; \quad (3.7)$$

Колаборативну фільтрацію запроваджували для двох рекомендаційних систем – «Вигідніше» та «З цим авто також шукають» (рис. 3.31), роботи яких базується на рекомендації схожих елементів (оголошень).

The image shows two screenshots of the AUTOMOTO UA website. The left screenshot displays a listing for a white Volkswagen Tiguan 2020 p.v. with a price of \$44,500. The right screenshot displays a listing for a blue Volkswagen Tiguan 2019 with a price of \$25,000. Below the listings are sections for 'Додаткові характеристики' (Additional characteristics) and 'Коментар продавця Volkswagen Tiguan' (Seller's comment).

**Додаткові характеристики**

**Безпека:** Антиблокувальна система (ABS) • Система курсової стабільності (ESP) • Імобілайзер • Подушка безпеки (Airbag) • Серворуль • Сигналізація • Центральний замок • Антиблокувальна система коліс (ABS)

**Комфорт:** Бортовий комп'ютер • Датчик освітлення • Клімат-контроль • Круїз-контроль • Мультифункц. рульове колесо • Підігрів дзеркал • Підігрів сидінь • Сенсор дощу • Електросклоподйомники • Затуси/луничка дитяча кнопкою • Парктроніки • Підсилювач керма • Підігрів керма

**Мультимедіа:** CD • DVD • MP3 • Акустика • магнітола

**Інше:** Омивач фар

**Інтер'єр:** Шкіряний салон

**Екстер'єр:** Галогенні фари • Тонування скла

**Стан:** Гарне збереження • Сервісна книжка • Перший власник • Індивідуальна комплектація

**Коментар продавця Volkswagen Tiguan**

Офіційний автомобіль. На гарантії. Все сервісна історія у офіційного дилера. Заводської R-лінії. С першого дня морда затнута в броні пленку. Автомобіль с оригінальним пробегом и заводским окрасом. Два комплекта резины. Комплектація : Трих зонний клімат. Підогрев всіх сидінь. Підогрев руль. Кнопка багажника. Car Play. Кнопка start стоп. Фуніція Массаж сидінь. Кожа алькантара. Парк ассистент. Ударилик в пологас. Адаптивний круїз контроль. Датчик сета и дождя. Выбор режима еды. Камера заднего вида. Парктронки по кругу. Black packet. LED оптика LED щиток приборов. Датчик света и дождя. И многое другое. Состояние отличное. Читати далі

Рисунок 3.31 - Вигляд рекомендаційних систем

Кількість кліків по рекомендованих оголошеннях зросла на 22,80 та на 21,80% за рахунок імплементатії алгоритму item-to-item. Вимірювання проводилось за

допомогою сервісу Google Analytics (рис. 3.32) та (рис. 3.33). Семпсування даних при вимірюванні – відсутнє, оскільки вимірювання проводилось на основі 100% сеансів.

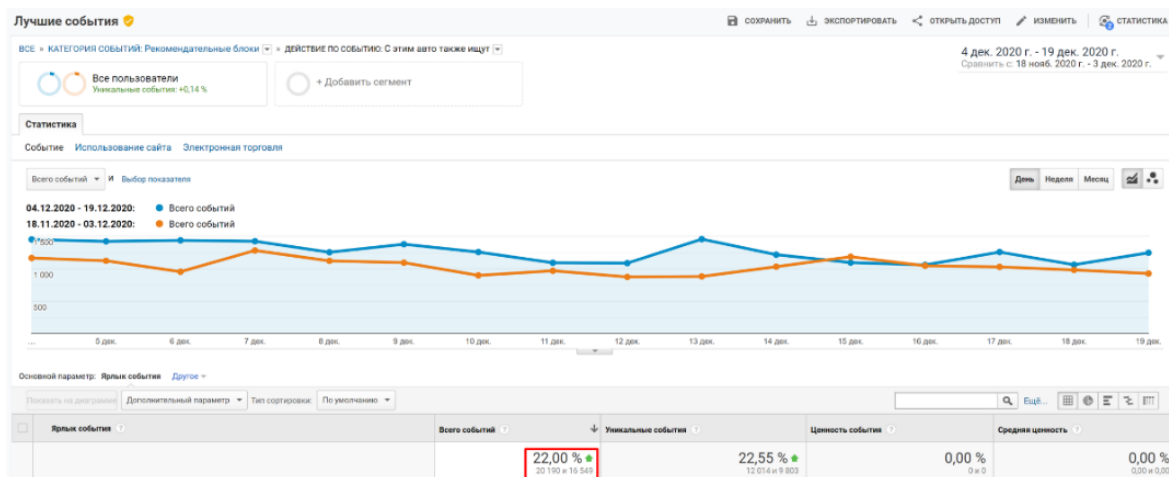


Рисунок 3.32 - Ріст кліків по рекомендаційній системі «З цим авто також шукають»

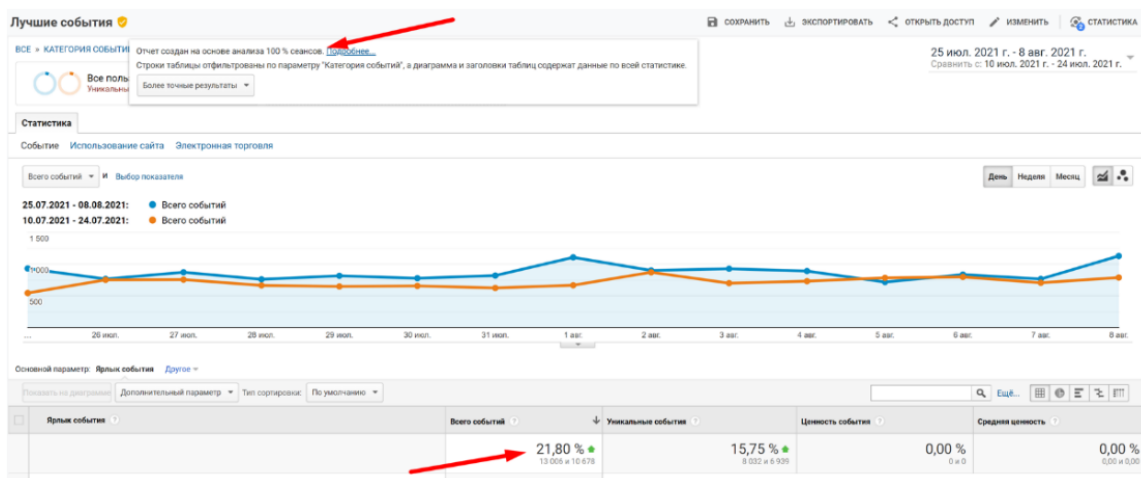


Рисунок 3.33 - Ріст кліків по рекомендаційній системі «Вигідніше»

Далі, пропонується створити третій унікальний алгоритм колаборативної фільтрації, який буде враховувати "думку" користувачів про авто. Мається на увазі зібрати відгуки про авто із десятків автомобільних сайтів України та світу, та конвертувати текст відгуку в числове значення – "The Value of Opinion". Алгоритм

пропонує наступні покращення: найбільша в світі авто вибірку відгуків – до 3 мільйонів відгуків; аналіз всього відгуку, а не тільки блоки "плюси" та "мінуси; набір із 8 кваліметричних метрик, які комплексно оцінюють якість відгуку та формують унікальне значення "The Value of Opinion"; внесення показника "The Value of Opinion" в основну формулу ранжування рекомендаційних систем із найбільшою кількістю оголошень в Україні.

На основі зроблених всіх наукових робіт та досвіду, проаналізувавши наукові роботи України та світу, виявлено, що не існує єдиної системи «якості» рекомендаційної системи. В кожній науковій/бізнес-задачі якість рекомендаційних система вимірюється по-різному. Тому, в рамках кваліметричних методів вимірювань впроваджено – «Циклограму якості рекомендаційних систем» - рис. 3.34, де запроваджено унікальний показник «The Value of Opinion», який описаний в минулому розділі.

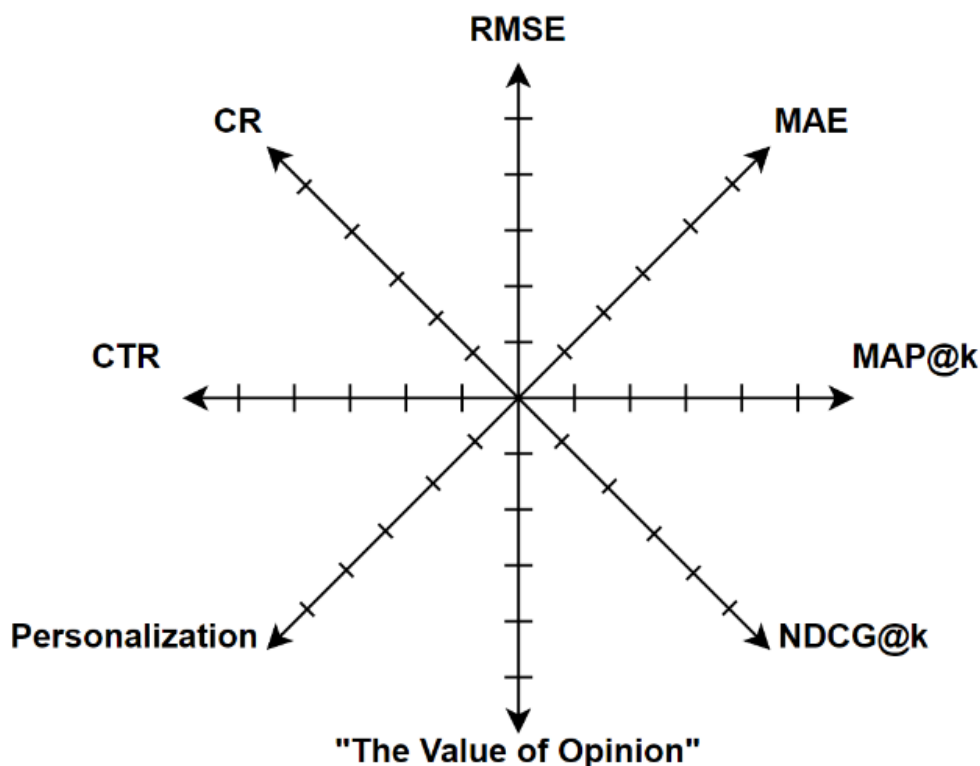


Рисунок 3.34 - «Циклограма якості рекомендаційних систем»



Встановлено, що найкращі практики в світі базуються на комплексному аналізі якості та точності рекомендаційних систем, які спрямовані на ріст бізнесу. В табл. 3.2 поділено 8 основних метрик на 4 групи:

Таблиця 3.2 – основні метрики якості рекомендаційної системи

Група	Бізнес-метрики	Метрики достовірності	Метрики якості ранжування	Метрики якості рекомендацій
Метрика	<i>CTR, CR</i>	<i>RMSE, MAE</i>	<i>MAP@k, NDCG@k</i>	<i>«The Value of Opinion», Personalization</i>

Розглянемо детальніше кожен метрику:

*CTR* - click-through rate, цей показник показує, який відсоток користувачів, що побачили рекомендаційну систему, клацнули по ній. Формула розрахунку *CTR*:

$$CTR = \text{Кількість кліків} / \text{Кількість показів} \times 100\% \quad (3.8)$$

*CR* - це коефіцієнт конверсії (conversion rate). Так називають співвідношення відвідувачів сайту, які досягли мети, до спільної аудиторії. Якщо просто, то це відсоток користувачів, які здійснили потрібну дію - зареєструвалися, підписалися на розсилку, заповнили форму, подали заявку, оформили покупку. В нашому випадку – перейшли на джерело оголошення для здійснення дзвінку.

$$CR = \text{Загальна кількість конверсій} / \text{Загальна кількість відвідувачів} \times 100\% \quad (3.9)$$

*RMSE* – root mean square error, середньоквадратичне відхилення. Є часто використовуваною мірою відмінностей між значеннями (вибірковими або сукупними значеннями), передбаченими моделлю, або оцінювачем, і спостережуваними значеннями. *RMSE* являє собою квадратний корінь з моменту другого зразка відмінностей між прогнозованими значеннями та спостережуваними значеннями або середнє квадратичне цих відмінностей.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y})^2}; \quad (3.10)$$

де:

$N$  – кількість спостережень;

$y_i$  – реальне спостережувальне значення;

$\hat{y}_i$  – прогнозоване значення.

Чим нижче значення  $RMSE$ , тим краща якість моделі. Оскільки  $RMSE$  береться в квадрат, великі помилки матимуть більший вплив на загальний показник, порівняно з  $MAE$  (*Mean Absolute Error*).  $RMSE$  має ті ж самі одиниці вимірювання, що й змінна, яку прогнозуємо (наприклад, якщо прогнозуємо ціни на товари,  $RMSE$  буде у валютних одиницях).

Ця метрика корисна для порівняння різних моделей між собою та для визначення, наскільки добре модель працює в абсолютних термінах.

$MAE$  - mean absolute error, середня абсолютне відхилення. Це міра відхилення між парними спостереженнями, що виражають одне й те саме явище. Використовують для вимірювання точності прогнозу.  $MAE$  дає змогу виміряти середню величину відхилення між прогнозами та дійсними значеннями. Чим менше значення  $MAE$ , тим краща модель прогнозування в плані абсолютної точності.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^m |y_i - \hat{y}_y|; \quad (3.11)$$

де:

$n$  – кількість спостережень (або точок даних);

$y_i$  - дійсне значення для  $i$ -го спостереження;

$\hat{y}_i$  – прогнозоване значення для  $i$ -го спостереження.

$MAP@k$  - Mean average precision at  $K$ , одна з найчастіше використовуваних метрик якості ранжирування.  $p@K$  і  $ap@K$  якість ранжування оцінюється для окремо взятого об'єкта (користувача, пошукового запиту). На практиці об'єктів безліч: маємо

справу із сотнями тисяч користувачів, мільйонами пошукових запитів тощо. Ідея  $map@K$  полягає в тому, щоб порахувати  $ap@K$  для кожного об'єкта та усереднити:

$$Precision @ k = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k Relevance @ i; \quad (3.12)$$

$$AP @ k = \frac{\sum_{i=1}^k (Relevance @ i \cdot Precision @ i)}{\sum_{i=1}^k Relevance @ i}; \quad (3.13)$$

$$MAP @ k = \frac{1}{|Users|} \sum_{u \in Users} AP @ k(u); \quad (3.14)$$

$NDCG@k$  - normalized discounted cumulative gain at  $K$ , метрика якості ранжування. Основна перевага  $NDCG$  полягає в тому, що він враховує оцінені значення релевантності. Якщо вони доступні в наборі даних,  $NDCG$  добре підходить. Порівняно з метрикою  $MAP$ , вона добре оцінює позицію ранжованих елементів. Він працює за межами бінарного релевантного/нерелевантного сценарію.

$$DCG @ k = \sum_{i=1}^k \frac{2^{Relevance @ i} - 1}{\log(i + 1)}; \quad (3.15)$$

$$nDCG @ k = \frac{DCG @ k}{\max(DCG @ k)}; \quad (3.16)$$

$MAP@k$  (*Mean Average Precision at k*) та  $NDCG@k$  (*Normalized Discounted Cumulative Gain at k*) – це дві різні метрики для оцінювання якості рекомендаційних систем, особливо коли мається на увазі ранжування рекомендацій. Обидві вони оцінюють рекомендації, надаючи вагу вищим позиціям у ранжуванні. Проте, існують деякі відмінності:

1.  $MAP@k$  (Mean Average Precision at  $k$ ): вимірює середню точність пошуку в ранжованому списку рекомендацій. Вона обчислює точність кожного запиту і потім усереднює їх. Важливо, що в  $MAP@k$  усі релевантні рекомендації мають однакову вагу, незалежно від їх позиції в ранжуванні.

2.  $NDCG@k$  (Normalized Discounted Cumulative Gain at  $k$ ): оцінює якість ранжування, враховуючи позиції релевантних елементів. Ця метрика заснована на припущенні, що релевантні елементи, розташовані вище у списку, є більш цінними.  $NDCG$  використовує логарифмічне зниження, що означає, що релевантні елементи на більш високих позиціях отримують більшу вагу, а релевантні елементи на нижчих позиціях – меншу.

У контексті рекомендаційних систем:

-  $MAP@k$  використовується, коли важливо просто знати, чи є рекомендований елемент релевантним чи ні. Це може бути корисним у сценаріях, де порядок рекомендацій не настільки важливий.

-  $NDCG@k$  важливіша для ситуацій, де порядок рекомендацій має велике значення. Наприклад, у випадку з онлайн-магазином, де перші декілька рекомендацій мають велику ймовірність перегляду і покупки.

Обидві ці метрики важливі і вибір між ними залежить від конкретного випадку використання та цілей рекомендаційної системи.

«*The Value of Opinion*» - супупне кваліметричне значення якості відгуків  $N$  для вектору товарів  $X$ , про які ці відгуки були написані.

*Personalization* – це відсоток персоналізованої видачі результатів в рекомендаційній системі серед всіх сеансів. Число має бути наближене до 100%, але не може дорівнювати 100%, оскільки існує проблема «холодного старту».

### **3.9 Впровадження оцінки якості рекомендаційної системи колаборативної фільтрації на основі кваліметричних методів вимірювання**

Розглянемо оцінку якості кожної метрики окремо та комплексно:

1. CTR (click-through rate). Порівняємо CTR після першого швидкого покращення якості рекомендаційної системи для прикладу.

ДО покращення рекомендаційної системи:

$$CTR_{\text{до}} = \left( \frac{\text{Кількість кліків до}}{\text{Кількість показів до}} \right) \times 100\%$$

$$CTR_{\text{до}} = \left( \frac{10316}{221524} \right) \times 100\%$$

$$CTR_{\text{до}} \approx 4.66\%$$

ПІСЛЯ покращення рекомендаційної системи:

$$CTR_{\text{після}} = \left( \frac{\text{Кількість кліків після}}{\text{Кількість показів після}} \right) \times 100\%$$

$$CTR_{\text{після}} = \left( \frac{10567}{226280} \right) \times 100\%$$

$$CTR_{\text{після}} \approx 4.67\%$$

Висновок:

- CTR до покращення рекомендаційної системи становить приблизно 4.66%.
- CTR після покращення рекомендаційної системи становить приблизно 4.67%.

Таким чином, після першого покращення рекомендаційної системи CTR показує невелике покращення.

2. CR (conversion rate). Розглянемо, як CR з рекомендаційної системи може впливати на загальний CR сайту "Automoto.ua", де основна мета - здійснення пошуку автомобілів. Основний показник конверсії для нас буде клік по кнопці "Контакти

продавця", оскільки цей клік є індикатором зацікавленості користувача в покупці авто. На рис. 3.35 бачимо, що загальна кількість кліків виросла на 21,81%.

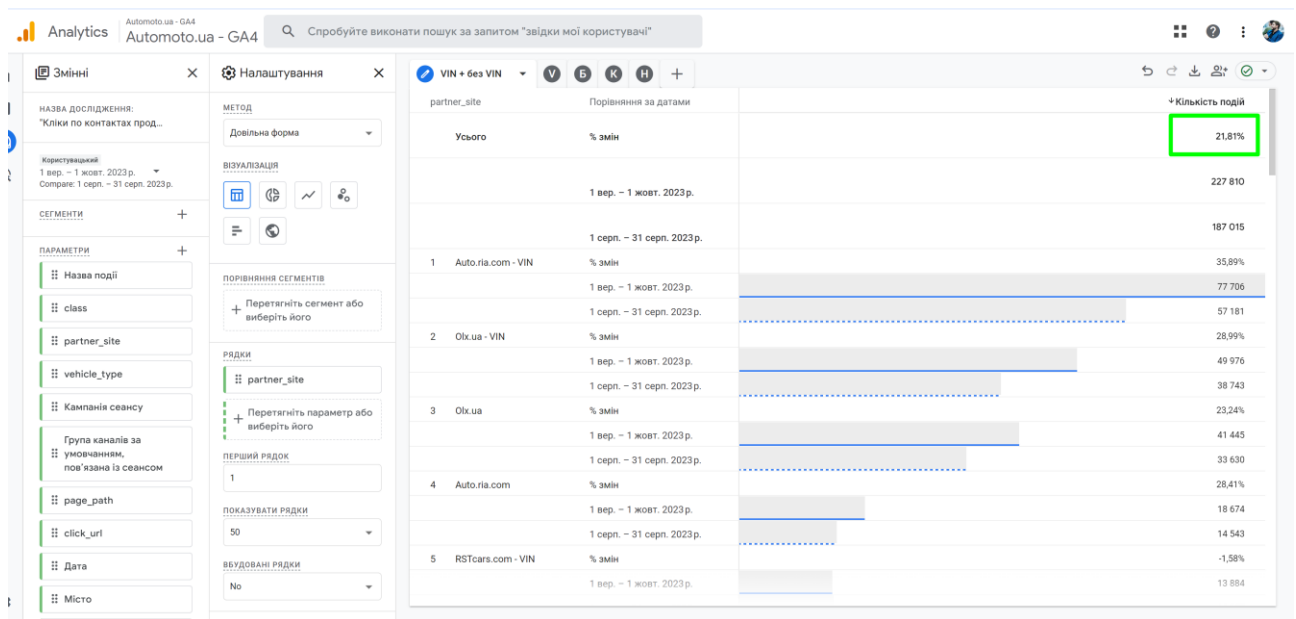


Рисунок 3.35 – ріст кількості кліків за вимірювальний період

Порівнюємо два однакових періода. Період до внесень поправок до покращення якості: користувачів - 549000, конверсій - 187015. Період після реалізації поправок до покращення якості: користувачів - 583000, конверсій - 227810.

Давайте порахуємо CR для обох періодів (ДО та ПІСЛЯ) і порівняємо результати. Період ДО реалізації:

$$CR_{\text{до}} = \left( \frac{\text{Конверсій до}}{\text{Користувачів до}} \right) \times 100\%$$

$$CR_{\text{до}} = \left( \frac{187015}{549000} \right) \times 100\%$$

$$CR_{\text{до}} \approx 34.06\%$$

Отже, перед покращенням рекомендаційної системи  $CR$  становив приблизно 34.06%. Період ПІСЛЯ реалізації:

$$CR_{\text{після}} = \left( \frac{\text{Конверсій після}}{\text{Користувачів після}} \right) \times 100\%$$

$$CR_{\text{після}} = \left( \frac{227810}{583000} \right) \times 100\%$$

$$CR_{\text{після}} \approx 39.06\%$$

Після покращення рекомендаційної системи  $CR$  зріс до приблизно 39.06%.

Висновок:

- Загальний ріст  $CR$ : Після покращення рекомендаційної системи  $CR$  зріс на 5%. Це істотне зростання, яке вказує на значуще покращення якості рекомендацій.
- Абсолютне збільшення користувачів: Хоча кількість користувачів зросла лише на 34 000 (з 549 000 до 583 000), кількість конверсій збільшилася на 40 795 (з 187 015 до 227 810). Це свідчить про те, що покращення рекомендаційної системи привнесло значущу додаткову цінність для сайту, збільшивши ймовірність конверсії для користувачів.
- Цінність покращення: Якісний рекомендаційний алгоритм може збільшити кількість конверсій, навіть якщо загальна кількість користувачів змінюється незначно. Це підтверджує важливість інвестування в розвиток та оптимізацію рекомендаційних систем для сайтів.

3. *RMSE (root mean square error, середньоквадратичне відхилення)*. В даному випадку про ймовірність того, що користувач купить автомобіль на основі рекомендаційної системи. Ця ймовірність вимірюється від 0 до 1.

Маємо декілька оголошень та реальні ймовірності, що вони куплять автомобіль, а також прогнозовані ймовірності до та після вдосконалення рекомендаційної системи в табл. 3.3.

Таблиця 3.3 – результати до та після вдосконалення рекомендацій

Оголошення	Реальна ймовірність	Прогноз ДО	Прогноз ПІСЛЯ
1	0.8	0.7	0.79
2	0.5	0.55	0.52
3	0.9	0.88	0.91
4	0.4	0.45	0.41
5	0.6	0.58	0.61

Для обох варіантів прогнозу (ДО і ПІСЛЯ покращення якості рекомендаційної системи) розрахуємо *RMSE*.

*RMSE* ДО:

Обчислюємо квадратичні помилки для кожного користувача:

- $(0.8 - 0.7)^2 = 0.01$
- $(0.5 - 0.55)^2 = 0.0025$
- $(0.9 - 0.88)^2 = 0.0004$
- $(0.4 - 0.45)^2 = 0.0025$
- $(0.6 - 0.58)^2 = 0.0004$

Обчислюємо середнє значення:

$$\frac{0.01 + 0.0025 + 0.0004 + 0.0025 + 0.0004}{5} = 0.00316$$

Знаходимо квадратний корінь:

$$RMSE_{ДО} = \sqrt{0.00316} \approx 0.0562$$

*RMSE* ПІСЛЯ:



Обчислюємо квадратичні помилки:

- $(0.8 - 0.79)^2 = 0.0001$
- $(0.5 - 0.52)^2 = 0.0004$
- $(0.9 - 0.91)^2 = 0.0001$
- $(0.4 - 0.41)^2 = 0.0001$
- $(0.6 - 0.61)^2 = 0.0001$

Обчислюємо середнє значення:

$$\frac{0.0001 + 0.0004 + 0.0001 + 0.0001 + 0.0001}{5} = 0.00016$$

Знаходимо квадратний корінь:

$$RMSE_{\text{після}} = \sqrt{0.00016} \approx 0.0126$$

Висновок: З порівняння двох показників видно, що після вдосконалення рекомендаційної системи  $RMSE$  зменшилась, що свідчить про покращення якості прогнозу системи.

4. *MAE (Mean Absolute Error)*. У цьому випадку, рекомендації генеруються на основі подібності між різними автомобілями, а не на основі схожості між користувачами.

Дані ДО покращення (item-to-item):

- Дійсні рейтинги автомобілів: [8.0, 7.5, 9.0, 6.5, 8.5]
- Прогнозовані рейтинги: [7.8, 7.2, 8.9, 6.3, 8.1]

Дані ПІСЛЯ покращення рекомендаційної системи:

- Дійсні рейтинги автомобілів: [8.0, 7.5, 9.0, 6.5, 8.5]
- Прогнозовані рейтинги: [7.9, 7.4, 8.9, 6.4, 8.3]

Розрахуємо  $MAE$  для обох випадків.

ДО покращення:

$$MAE_{до} = \frac{|8.0-7.8|+|7.5-7.2|+|9.0-8.9|+|6.5-6.3|+|8.5-8.1|}{5}$$

$$MAE_{до} = \frac{0.2+0.3+0.1+0.2+0.4}{5}$$

$$MAE_{до} = \frac{1.2}{5}$$

$$MAE_{до} = 0.24$$

ПІСЛЯ покращення:

$$MAE_{після} = \frac{|8.0-7.9|+|7.5-7.4|+|9.0-8.9|+|6.5-6.4|+|8.5-8.3|}{5}$$

$$MAE_{після} = \frac{0.1+0.1+0.1+0.1+0.2}{5}$$

$$MAE_{після} = \frac{0.6}{5}$$

$$MAE_{після} = 0.12$$

Висновок:

Після покращення алгоритму item-to-item,  $MAE$  знизився з 0.24 до 0.12. Це підтверджує покращення точності рекомендаційної системи. Зменшення середньої абсолютної помилки свідчить про те, що прогнозовані оцінки стали ближчими до дійсних рейтингів автомобілів, що може сприяти кращому користувацькому досвіду.

5.  $MAP@k$  (Mean Average Precision at K). Розглядаємо топ-5 рекомендацій для,  $k = 5$ . Релевантні автомобілі позначаємо як "1", нерелевантні як "0".

ДО покращення системи рекомендації для автомобіля А: [0, 1, 0, 1, 0]

ПІСЛЯ покращення системи рекомендації для автомобіля А: [1, 1, 0, 1, 1]

Розрахунок  $MAP@k$  ДО покращення:

$$\text{Точність у точці 2: } 1/2 = 0.5$$

$$\text{Точність у точці 4: } 2/4 = 0.5$$

$$MAP@5 = (0.5 + 0.5) / 2 = 0.5$$

Розрахунок  $MAP@k$  ПІСЛЯ покращення:

$$\text{Точність у точці 1: } 1/1 = 1.0$$

$$\text{Точність у точці 2: } 2/2 = 1.0$$

$$\text{Точність у точці 4: } 3/4 = 0.75$$

$$\text{Точність у точці 5: } 4/5 = 0.8$$

$$MAP@5 = (1.0 + 1.0 + 0.75 + 0.8) / 4 = 0.89$$

$MAP@k$  (*Mean Average Precision at K*) був 0.5 для конкретного оголошення. Це вказує на те, що середня точність рекомендацій у верхніх  $k$  позиціях була лише на половину відповідною. Іншими словами, лише половина рекомендацій була релевантною.  $MAP@k$  підвищився до 0.89. Це істотне поліпшення, що свідчить про те, що в середньому більшість (89%) рекомендованих автомобілів були релевантними для користувача. Таке значне зростання вказує на значне покращення точності рекомендацій.

6.  $NDCG@k$  (*Normalized Discounted Cumulative Gain at k*). Розрахуємо цей показник на прикладі оголошення ДО покращення якості рекомендаційної системи:

$$DCG@5 = 1/\log_2(2+1) + 1/\log_2(4+1) = 0.63 + 0.43 = 1.06$$

$$\text{Ідеальний DCG@5 (IDCG@5)} = 1 + 1/\log_2(2+1) = 1 + 0.63 = 1.63$$

$$\text{NDCG@5} = 1.06 / 1.63 = 0.65$$

ПІСЛЯ покращення:

$$\text{DCG@5} = 1 + 1/\log_2(2+1) + 1/\log_2(4+1) + 1/\log_2(5+1) = 1 + 0.63 + 0.43 + 0.39 = 2.45$$

$$\text{IDCG@5} = 1 + 1/\log_2(2+1) + 1/\log_2(3+1) + 1/\log_2(4+1) + 1/\log_2(5+1) = 1 + 0.63 + 0.5 + 0.43 + 0.39 = 2.95$$

$$\text{NDCG@5} = 2.45 / 2.95 = 0.83$$

Висновок:  $\text{NDCG@}k$  (*Normalized Discounted Cumulative Gain at K*) мав значення 0.65 для конкретного оголошення. Цей показник враховує як позиції релевантних елементів, так і їхню кількість. Він показує, що загальна корисність рекомендацій була нижче оптимальної на 35%.  $\text{NDCG@}k$  збільшився до 0.83. Це означає, що загальна корисність і ранжування рекомендацій покращилися, наблизившись до ідеального сценарію на 83%. Підвищення цього показника свідчить про те, що не лише кількість релевантних рекомендацій зросла, але й їхнє розміщення стало більш вдало організованим.

Покращення рекомендаційної системи мало значний позитивний вплив на якість рекомендацій. Значне зростання обох показників,  $\text{MAP@}k$  та  $\text{NDCG@}k$ , вказує на те, що нова система набагато ефективніше виявляє релевантні автомобілі для користувачів, а також краще розташовує їх у рекомендаціях. Такий успіх може сприяти підвищенню задоволення користувачів, збільшенню їх взаємодії з сайтом і, як результат, підвищенню конверсій.

7. «*The Value of Opinion*». В попередньому розділі номер 7 розглянуто запропонований кваліметричний метод оцінки якості відгуків під назвою «*The Value of Opinion*». У статті було висвітлено важливість використання комплексного підходу до оцінювання якості відгуків, особливо в контексті рекомендаційних систем і маркетингових досліджень. Розроблена "Циклограма якості відгуків "*The Value of Opinion*"" включає вісім ключових метрик, які разом формують кваліметричну основу для оцінювання відгуків.

Візуалізація результатів на прикладах більш та менш якісних відгуків про автомобілі підкреслює, як циклограма може бути використана для оцінки якості відгуків. Це стає особливо важливим у контексті груп оголошень, де якість відгуків може істотно впливати на рішення потенційних покупців.

Загалом, циклограма виступає як універсальний інструмент для аналізу відгуків у різних сферах, надаючи можливість покращувати якість рекомендаційних систем і збагачувати маркетингові дослідження цінною інформацією. Візуалізацію на прикладі одного відгуку зображень на рисунку 3.36.

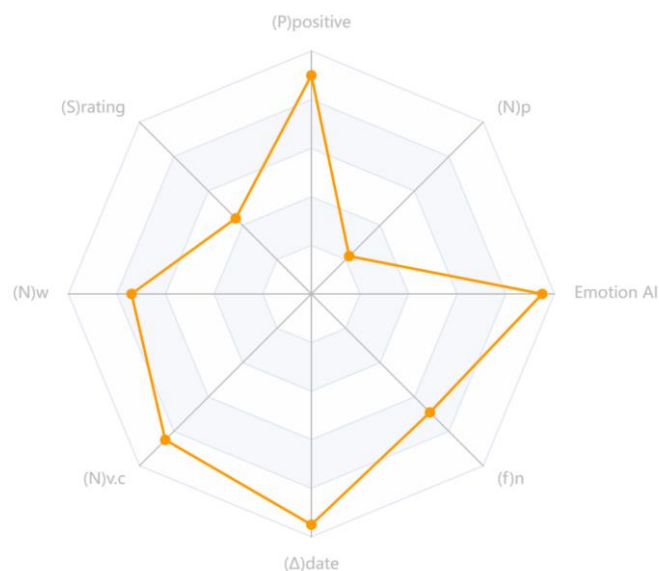


Рисунок 3.36 – Відгук 1. Циклограма якості відгуку «*The Value of Opinion*»  
 Приклад гіршого відгуку зображено на рисунку 3.37.

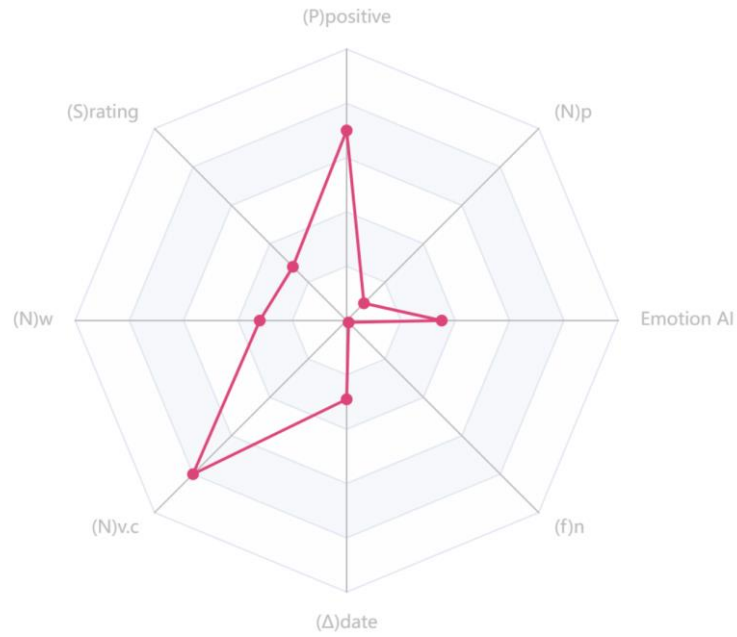


Рисунок 3.37 – Відгук 2. Циклограма якості відгуку «The Value of Opinion»

На рис. 3.38 зображено порівняння оцінки якості двох попередніх відгуків.

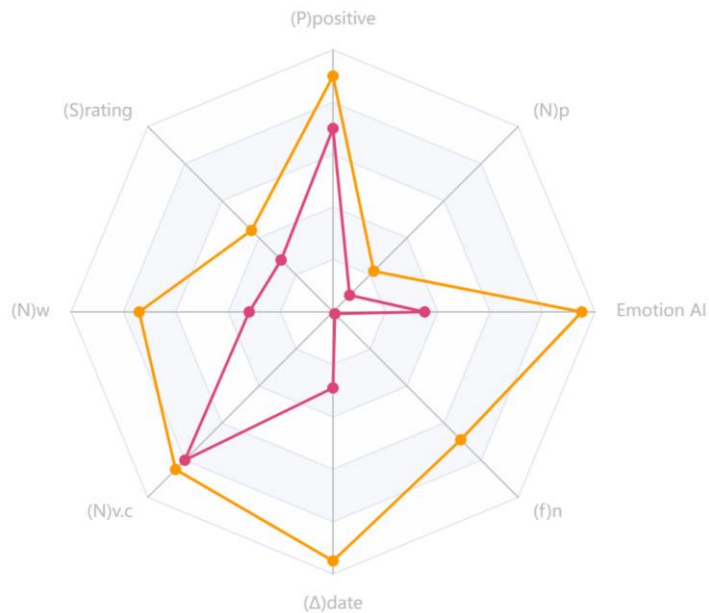


Рисунок 3.38 – Порівняння якості двох відгуків

Принципи кваліметрії дозволяють в даному випадку навіть візуально визначити, що відгук 1 більш якісний, ніж відгук 2. В будь-якому випадку вони

формують цінність і впливають на якість рекомендаційної системи, але відносно комплексного показника якості - вплив різний.

На рисунку 3.39 показано візуалізацію «The Value of Opinion» для десяти відгуків.

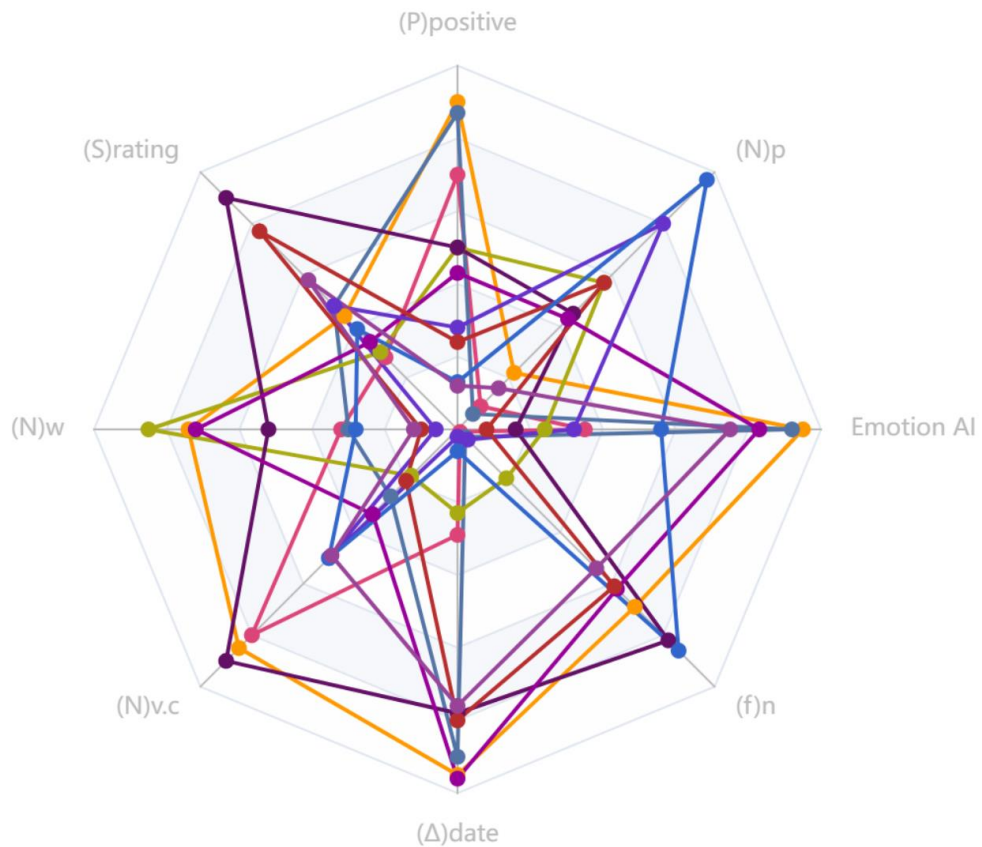


Рисунок 3.39 – Порівняння якості десяти відгуків

8. *Personalization*. Розрахунок долі персоналізацій розраховуються для кожного оголошення окремо в залежності від проведених експериментів, де 0 – персоналізація відсутня в рекомендаційній системі, 1 – рекомендаційна система повністю персоналізована, 0,5 – половина рекомендацій із рекомендаційної системи персоналізовано.

### 3.10 Впровадження циклограми якості рекомендаційної системи колаборативної фільтрації

Спираючись на дослідження світових практик та проведення наукових досліджень пропонується впровадити стандарт якості рекомендаційних систем «Циклограма якості рекомендаційних систем» із врахуванням думки користувача «The Value of Opinion», яка зображена на рисунку 3.40.

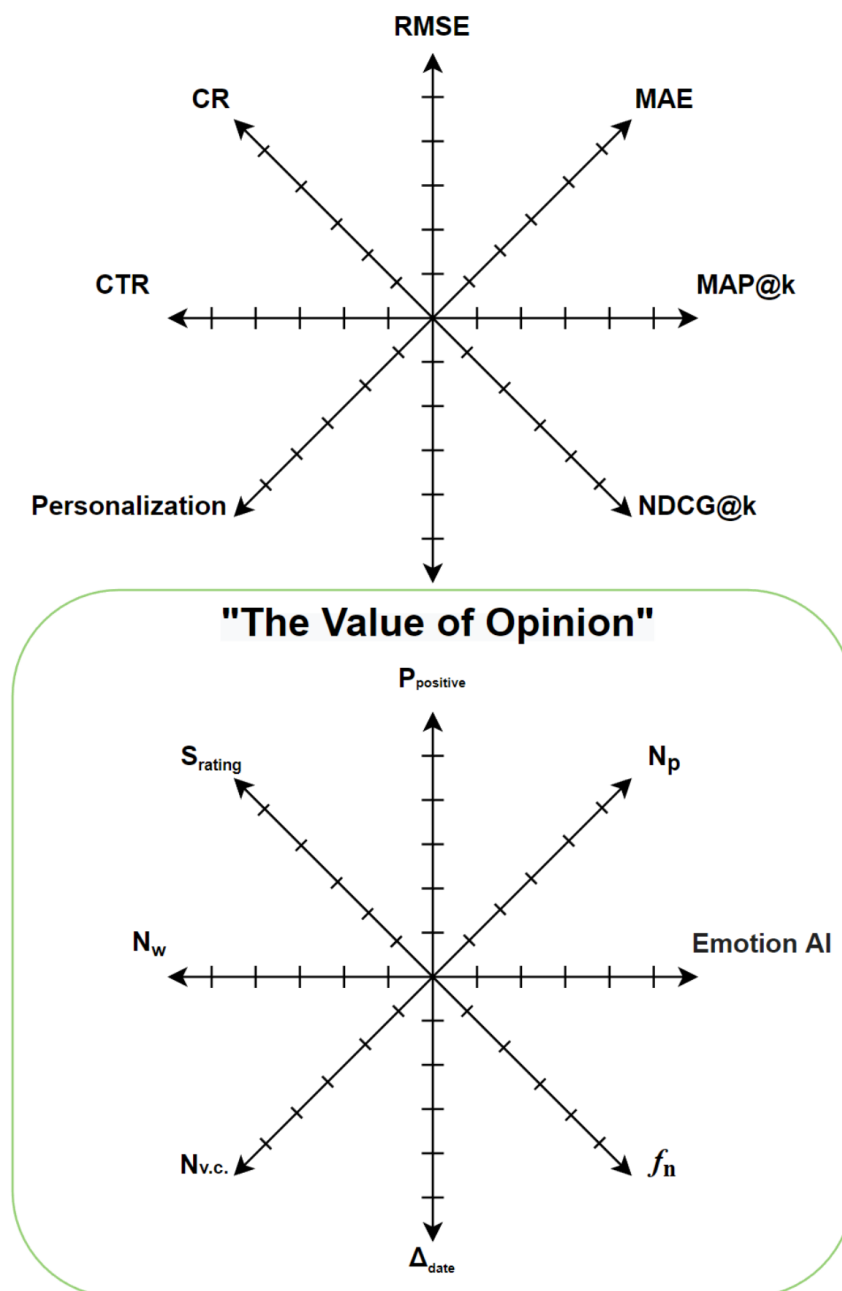


Рисунок 3.40 - «Циклограма якості рекомендаційних систем»



Візуально, «Циклограма якості рекомендаційних систем» зображена на рисунку 3.41 на основі конкретного оголошення.

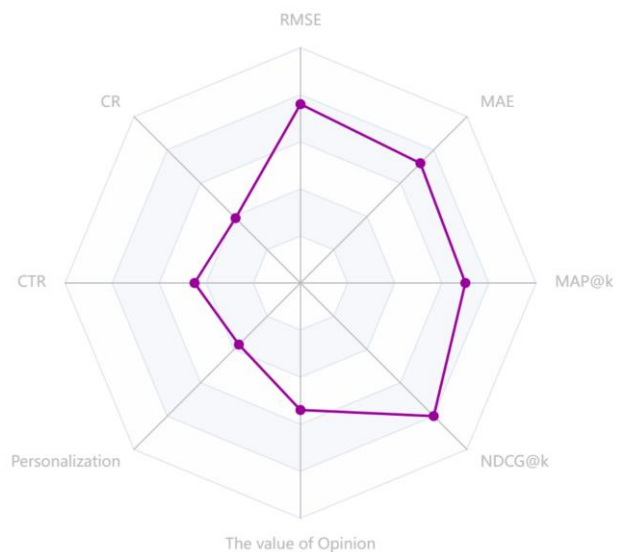


Рисунок 3.41 – Циклограма якості рекомендаційної системи

Циклограма якості рекомендаційних систем для десяти оголошень зображення на рисунку 3.42.

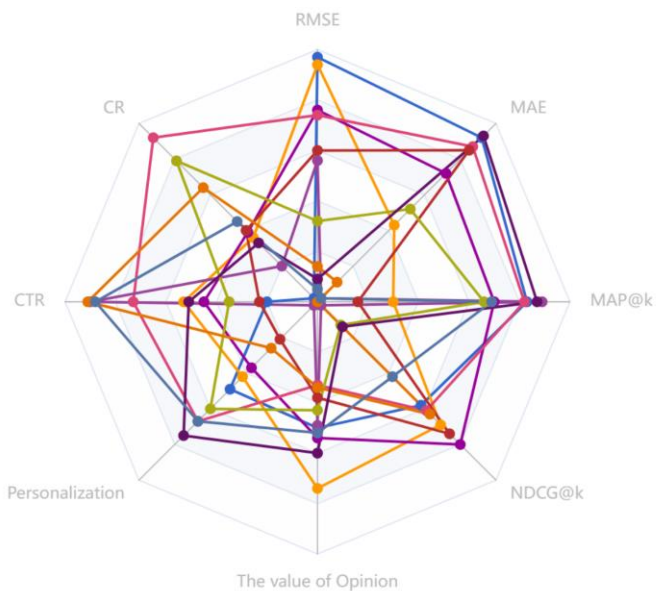


Рисунок 3.42 – Циклограма якості рекомендаційних систем для десяти оголошень

На рисунку 3.43 показано Циклограму якості відгуків, яка включена в Циклограму якості рекомендаційних систем.



Рисунок 3.43 – Циклограми якості відгуків та рекомендаційних систем

### Висновки до розділу 3

Встановлено, що не існує єдиної систематизації та принципів визначення якості відгуків, які можуть бути використані для покращення рекомендацій в рамках оцінок, заснованих на кваліметричних методах.

Також, наявність відгуків на інтернет-ресурсах використовується переважно як інструмент маркетингу та довіри, про що свідчить аналіз відкритих даних про компанії та рекомендаційні системи, які використовують.

Було сформовано принципи визначення якості відгуків, а саме набір метрик, які є кваліметричною основою якості:

$N_w$ ,  $S_{rating}$ ,  $P_{positive}$ ,  $N_p$ ,  $Emotion AI$ ,  $f_n$ ,  $\Delta_{Date}$ ,  $N_{v.c}$ . Всі вказані 8 метрик, формують «Циклограму якості відгуків “The Value of Opinion”». Крім запропонованого кваліметричного підходу вимірювання, циклограма включає в себе показник – «*Emotion AI*», який базується на алгоритмах машинного навчання для аналізу тональності текстів, і дасть змогу проаналізувати емоції власника автомобіля та визначати його «думку» із числовим показником.

Візуалізовано приклад більш якісного, та менш якісного відгуку про автомобіль на основі проведених досліджень. Також наведено приклад циклограми для 10 відгуків в рамках відображення різноманітності кваліметричного підходу.

Циклограма якості відгуків "*The Value of Opinion*" можлива для використання в рамках аналізу будь-яких відгуків про предмети та товари в інтернеті для покращення якості рекомендаційних систем та маркетингових досліджень, а отже - є універсальною для використання.

Також виявлено, що не існує єдиної системи оцінки якості рекомендаційних систем, які би закривали потреби бізнесу в розрізі якості рекомендації та оцінки відхилень результатів одночасно. Також, рекомендаційні системи не враховують думку про рекомендований товар в цілому, про що свідчить аналіз рекомендаційних систем та наукових публікацій щодо поставленої мети.

Тому, сформувавши принципи визначення якості рекомендаційних систем, а саме групи метрик, які є кваліметричною основою якості рекомендаційних систем: бізнес-метрики (*CTR*, *CR*), метрики точності (*RMSE*, *MAE*), метрики якості ранжування (*MAP@k*, *NDCG@k*) та метрики якості («*The Value of Opinion*», *Personalization*). В рамках запропонованих груп створена – «Циклограма якості рекомендаційних систем» яка включає в себе 8 метрик (по 2 метрики на кожен групу). Крім унікального кваліметричного підходу вимірювання, циклограма включає в себе новий показник – «*The Value of Opinion*», який базується на основі аналізу відгуків (думок) про товар (в нашому випадку - автомобіль).

Наведено приклад візуалізації 10 циклограм якості рекомендацій для конкретних автомобілів. Запропонована «Циклограма якості рекомендаційних систем» може використовуватись для любых бізнес-задач в інтернеті, а також будь-яких товарів, а отже є універсальною для використання. Даний кваліметричний метод оцінки якості рекомендаційної системи - «Циклограма якості рекомендаційних систем» впроваджено на підприємстві ТОВ «РІА МЕДІА УКРАЇНА» та приносить користь бізнесу та людям (Додаток Ж).

## 4. ПОКРАЩЕННЯ ОЦІНКИ ЯКОСТІ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ ЗА ДОПОМОГОЮ ТЕОРІЇ ДЕТЕРМІНОВАНОГО ХАОСУ

### 4.1 Теорія детермінованого хаосу в рекомендаційних системах

Важливим науковим відкриттям останніх десятиліть є відкриття детермінованого хаосу в динамічних системах [65]. Суть цього відкриття полягає в тому, що повністю певна (детермінована) динамічна система, при відсутності будь-яких випадкових впливів на неї, починає проявляти непередбачувану (хаотичну) поведінку. Однак у цій непередбачуваності (хаотичності) при більш докладному дослідженні вдається виявити ряд закономірностей в поведінці системи, що відрізняють дане явище від класичних випадкових процесів [66].

Незважаючи на хаотичний характер, коли на практиці передбачити стан системи в заданий момент часу можна тільки статистично, процес в таких системах істотно відрізняється від звичайного статистичного шуму [67]. До фундаментальних властивостей таких систем відноситься досить висока чутливість хаотичного процесу до зміни внутрішніх параметрів джерела детермінованого хаосу (ДДХ) [68].

Теорія детермінованого хаосу описує явища, в яких здавалося б, відносно прості системи з чіткими законами можуть виробляти непередбачувані та, на перший погляд, хаотичні результати. Це часто відбувається через велику чутливість до початкових умов і взаємозв'язок різних елементів системи. Отримати подібні хаотичні прояви з роботи рекомендаційної системи на сайті з пошуку авто можна, спостерігаючи за певними характеристиками та явищами:

1. Чутливість до початкових умов: Рекомендаційні системи часто демонструють чутливість до невеликих змін у вхідних даних. Наприклад, невеликі зміни в поведінці користувача, або у їхніх перевагах можуть призвести до значно інших рекомендацій. Це може створити непередбачуваність, аналогічну тій, що вивчається в теорії детермінованого хаосу.

2. Взаємозв'язки між елементами системи: У рекомендаційних системах спостерігається складна взаємодія між різними елементами, такими як вподобання користувачів, оцінки продуктів та історія переглядів. Ці взаємозв'язки можуть створити складні патерни, які можуть здатися хаотичними на поверхні.

3. Динамічність системи: Рекомендаційні системи є високодинамічними, оскільки вони постійно оновлюються на основі нових даних про користувачів і продуктів. Це може призводити до неочікуваних і швидких змін у рекомендаціях, які нагадують хаотичну динаміку.

4. Непередбачуваність: Навіть при наявності великих обсягів даних і складних алгоритмів, рекомендаційні системи можуть генерувати непередбачувані результати через складність взаємодії між користувачами та продуктами.

5. Вплив користувачів: Унікальні поведінкові шаблони індивідуальних користувачів можуть значно впливати на систему в цілому, що призводить до несподіваних змін у загальній динаміці рекомендацій. Таких користувачів називають «білі ворони», які поведуть себе не так, як основна маса користувачів.

Щоб вивчити ці явища детальніше, пропонується провести аналіз поведінки рекомендаційної системи, відстежуючи, як невеликі зміни вхідних даних або поведінки користувачів можуть призводити до значних змін у рекомендаціях. Крім того, моделювання та візуалізація динаміки системи можуть допомогти краще зрозуміти ці хаотичні аспекти. Візуалізацією детермінованого хаосу називають атрactorами (фазовий портрет) [69].

В рамках попередніх наукових дослідження детерміновано-хаотичних коливань було виявлено, що атрactorи (фазові портрети) бувають різної чутливості та різних масштабів [70]. Основну залежність між генератором детерміновано-хаотичних коливань та параметрами системи створюють невизначеності у вимірюваннях, спостереженнях та візуалізації [71]. Незалежно від того, досліджуємо RL-діодний генератор, чи джерело даних та впливних параметрів рекомендаційної системи - атрactorи є фундаментальною концепцією в динамічних системах і теорії хаосу, яка представляє стани, до яких система з часом збігається [72].

Візуалізація атракторів для рекомендаційних систем є доцільним способом показати динаміку і потенційні "хаотичні" поведінки. В рамках проведених досліджень виявлено ряд інструментів та сервісів, які можна використовувати для цієї мети:

1. MATLAB: Цей науково-технічний обчислювальний софт має потужні інструменти для моделювання динамічних систем і візуалізації, включаючи атрактори.

2. Python з бібліотеками: Python із бібліотеками, такими як Matplotlib, Seaborn, Plotly, або Bokeh, може бути використаний для створення детальних і налаштовуваних візуалізацій.

3. R з пакетом ggplot2: R є ще однією мовою програмування, яка широко використовується для статистичних обчислень і візуалізації даних. Ggplot2 є потужним пакетом для створення комплексних графіків.

4. Wolfram Mathematica: Цей інструмент широко відомий своєю здатністю обробляти складні математичні обчислення та візуалізації.

5. D3.js: Інтеграція візуалізації з веб-інтерфейсом. D3.js є потужним інструментом для створення інтерактивних графіків та візуалізацій в браузері.

6. Tableau: Цей інструмент для візуалізації даних дозволяє створювати складні графіки та візуалізації без необхідності програмування.

7. Plotly Dash: Це інструмент для створення інтерактивних веб-додатків для візуалізації даних, особливо зручний для Python розробників.

Створення візуалізації атракторів для рекомендаційних систем вимагає глибокого розуміння динамічних систем та відповідного пристосування інструментів під конкретні цілі дослідження та бізнесу. Це новий та сучасний підхід не тільки для оптимізації роботи рекомендаційних систем та оцінки якості цих систем, але фундамент для правильних управлінських рішень на основі даних.

## 4.2 Оцінка якості рекомендаційної системи за допомогою теорії детермінованого хаосу

Для оцінки якості рекомендаційної системи, з огляду на теорію детермінованого хаосу, можна розглядати наступні запропоновані кваліметричні показники якості:

1. Чутливість до змін у поведінці користувачів: Міра, яка вказує, наскільки добре система адаптує свої рекомендації відповідно до змін у виборі чи перевагах користувачів.

2. Різноманітність рекомендацій: Показник, що оцінює ступінь різноманітності у рекомендованих продуктах, або контенті, підкреслюючи складність поведінки системи.

3. Точність прогнозування: Оцінка того, наскільки точно система може передбачити переваги користувача у короткостроковому періоді, враховуючи хаотичність користувацької поведінки.

4. Стійкість до шуму: Міра, що показує, наскільки добре система може фільтрувати шумові дані, або випадкові коливання у вхідних даних без втрати якості рекомендацій.

5. Адаптивність до нових даних: Здатність системи швидко враховувати нові дані (наприклад, нові оцінки або продукти) для підвищення релевантності рекомендацій.

6. Непередбачуваність рекомендацій: Показник, який вимірює ступінь непередбачуваності у рекомендаціях, тобто наскільки рекомендації не є очевидними чи тривіальними.

7. Стійкість до маніпуляцій: Здатність системи протистояти спробам маніпулювання рекомендаціями через неправдиві відгуки, або інші форми втручання.

8. Довгострокова ефективність: Оцінка здатності системи зберігати високу якість рекомендацій протягом тривалого часу, враховуючи зміни у користувацьких перевагах і поведінці.

9. Швидкість реакції на зміни: Оцінка того, як швидко система здатна оновлювати рекомендації у відповідь на нові дані, або зміни у поведінці користувачів. Це важливо для підтримки актуальності рекомендацій у динамічному середовищі.

10. Гнучкість системи: Міра того, наскільки легко систему можна налаштувати, або модифікувати для врахування нових типів даних, змін у поведінці користувачів, або нових вимог бізнесу.

11. Здатність до самонавчання: Спроможність системи автоматично вдосконалювати свої алгоритми на основі збору і аналізу поведінкових даних користувачів.

12. Резистентність до кризових ситуацій: Здатність системи ефективно функціонувати в умовах різких змін ринкових умов, або поведінки користувачів, наприклад, під час криз, або сезонних коливань.

13. Індивідуалізація рекомендацій: Ступінь, в якому система здатна надавати персоналізовані рекомендації, враховуючи унікальні переваги та інтереси кожного користувача.

14. Прозорість алгоритмів: Ступінь, в якому користувачі та оператори системи можуть розуміти, як були сформовані рекомендації, що підвищує довіру до системи.

15. Здатність до виявлення та виправлення помилок: Спроможність системи ідентифікувати та виправляти помилки у рекомендаціях, наприклад, нерелевантні або помилкові пропозиції.

16. Етичність рекомендацій: Здатність системи уникати упереджень та надавати рекомендації, які не порушують етичні норми та стандарти.

17. Мінімізація ефекту камери еха (*echo chamber effect*): Оцінка того, наскільки добре система уникає створення "камери еха", де користувачам рекомендуються лише ті елементи, які відповідають їхнім вже існуючим перевагам, обмежуючи їхнє знайомство з новими ідеями або поглядами [73].

18. Масштабованість: Здатність системи ефективно масштабуватися для обслуговування зростаючої кількості користувачів, або об'єктів без втрати якості рекомендацій.



19. Інтеграція з іншими системами: Здатність системи інтегруватися з іншими платформами або джерелами даних, щоб забезпечити більш широкий контекст та поліпшити якість рекомендацій.

20. Баланс між новизною та релевантністю: Спроможність системи підтримувати баланс між пропонуванням нових, незнайомих рекомендацій та збереженням релевантності до інтересів користувача.

21. Стійкість до атак та шахрайства: Здатність системи ідентифікувати та протидіяти спробам маніпулювання через фальсифіковані оцінки, шахрайські дії чи інші види атак.

22. Оцінка впливу на користувачів: Аналіз того, який вплив рекомендації мають на користувачів, включаючи задоволеність, відгуки та зміни у поведінці.

23. Відповідність законодавству та нормам: Забезпечення того, щоб рекомендації та методи збору даних відповідали всім відповідним законодавчим та нормативним вимогам, особливо щодо конфіденційності та захисту даних.

24. Здатність до моніторингу та звітності: Наявність інструментів для моніторингу показників ефективності системи та надання звітності про її роботу.

25. Здатність до міжкультурної адаптації: Оцінка здатності системи адаптувати свої рекомендації для користувачів з різних культурних та географічних середовищ, враховуючи різноманітність культурних переваг та особливостей. (Важливо під час масштабування бізнесу на нові ринки)

26. Стабільність в роботі: Спроможність системи уникати технічних збоїв та надавати послідовні рекомендації, незалежно від зовнішніх факторів, або навантаження на систему.

27. Реакція на критичні зміни у поведінці користувачів: Здатність системи швидко і адекватно реагувати на раптові зміни в поведінці, або інтересах користувачів, що може бути важливим в умовах хаотичних змін.

28. Розширюваність функціоналу: Можливість додавання нових функцій, інструментів, або можливостей до системи без необхідності її повної реконструкції.

29. Спроможність до саморегуляції: Здатність системи самостійно коригувати свої алгоритми, або параметри для підтримки оптимальної якості рекомендацій навіть при зміні вхідних даних або зовнішніх умов.

30. Сумісність з різними пристроями та платформами: Здатність системи працювати ефективно на різноманітних пристроях і платформах, враховуючи мобільні та настільні пристрої, різні операційні системи тощо.

31. Управління конфліктами інтересів: Спроможність системи ідентифікувати та управляти ситуаціями, коли інтереси користувачів можуть конфліктувати з інтересами бізнесу, або іншими користувачами.

32. Доступність та інклюзивність: Забезпечення того, що система доступна та зручна для використання різними групами людей, включаючи осіб з обмеженими можливостями.

33. Безпека даних: Забезпечення надійного захисту персональних даних користувачів та відомостей про їхню поведінку, що є особливо важливим в контексті зростаючих загроз кібербезпеці.

34. Ефективність ресурсів: Оцінка того, наскільки ефективно система використовує обчислювальні, ресурси пам'яті системи та інше, що є важливим для забезпечення її стійкості та масштабованості.

35. Гнучкість у налаштуваннях: Спроможність системи дозволяти користувачам налаштовувати різні аспекти рекомендацій – наприклад, змінювати вагу певних критеріїв або виключати певні категорії товарів або послуг.

36. Відстеження та аналіз трендів: Здатність системи аналізувати та реагувати на загальні тренди серед користувачів, ринкові зміни.

37. Врахування часових факторів: Спроможність системи адаптувати рекомендації з урахуванням часу доби, дня тижня, сезонності та інших часових параметрів.

38. Інтеграція зовнішніх даних: Можливість системи використовувати дані з зовнішніх джерел, таких як соціальні медіа, новинні портали або бази даних третіх сторін, для покращення якості рекомендацій.

39. Автономність системи: Ступінь, до якого система може функціонувати автономно, без необхідності постійного втручання людини для налаштувань або корекцій.

40. Міждисциплінарна інтеграція: Здатність системи інтегрувати підходи та методи з різних областей, наприклад, психології, соціології, маркетингу, для забезпечення більш комплексного підходу до рекомендацій.

41. Підтримка багатомовності: Забезпечення ефективної роботи системи на різних мовах, включаючи здатність розуміти та обробляти рекомендації на багатомовному рівні.

42. Емоційний інтелект: Спроможність системи розуміти та реагувати на емоційний стан користувачів, адаптуючи рекомендації з урахуванням емоційного контексту.

43. Прозорість алгоритмів: Ступінь, до якого користувачі та стейкхолдери можуть зрозуміти принципи роботи системи, алгоритми вибору рекомендацій та основи їхнього формування.

44. Реагування на екстрені події: Здатність системи швидко адаптуватися та реагувати на екстрені події або кризові ситуації, змінюючи рекомендації згідно з поточним контекстом.

Ці показники допоможуть оцінити, наскільки ефективно рекомендаційна система адаптується до складності та непередбачуваності поведінки користувачів, відповідаючи принципам детермінованого хаосу. Використання цих показників дозволяє не тільки оцінити якість рекомендаційної системи, але й зрозуміти, наскільки вона гнучка, адаптивна та стійка до змін, що є ключовими елементами в контексті динамічних та непередбачуваних середовищ, характерних для теорії детермінованого хаосу.

### **4.3 Прогнозування за допомогою аналізу часових рядів та теорії детермінованого хаосу**

Часові ряди у контексті рекомендаційних систем для автомобілів включають

дані про ціни, попит, кількість переглядів або дзвінків, а також сезонність. Розуміння цих показників через аналіз часових рядів дозволяє краще прогнозувати тенденції та вподобання користувачів, що є ключовим для успішної рекомендаційної системи.

Аналіз часових рядів є критично важливим у рекомендаційних системах, особливо тих, що стосуються динамічних ринків, таких як автомобільний. Це дозволяє здійснювати [74]:

1. Виявлення трендів та сезонності: розуміння, як попит на певні марки або моделі авто змінюється з часом.
2. Прогнозування попиту: допомагає в адаптації запасів та рекламних стратегій.
3. Оптимізацію ціноутворення: реагування на зміни ринку та попиту користувачів.
4. Персоналізацію рекомендацій: адаптація рекомендацій під індивідуальні вподобання, які можуть змінюватися з часом.

#### **4.3.1 Первинний аналіз кліків рекомендаційної системи в часовому ряді**

Для аналізу часових рядів використовуємо наступні параметри  $x$ ,  $y$ ,  $z$ , які в подальшому використано для побудови атрактора:

- $x$  - Популярність пропозиції (кліки): Цей параметр відображає кількість кліків на певну пропозицію авто. Він відображає інтерес користувачів до конкретних пропозицій.
- $y$  - Ціновий діапазон (ціна): Цей параметр представляє середню ціну пропозиції, на яку реагують користувачі. Це дозволить зрозуміти, в якому ціновому сегменті найбільш активні користувачі.
- $z$  - Час відклику на пропозицію ( $t$ ): Це час від моменту появи пропозиції до першої реакції користувача (клік). Цей параметр допомагає виявити, як швидко користувачі реагують на нові пропозиції.

Візуалізація кліків по рекомендаційній системі за останніх 3 місяці (по днях) зображена на рис. 4.1.

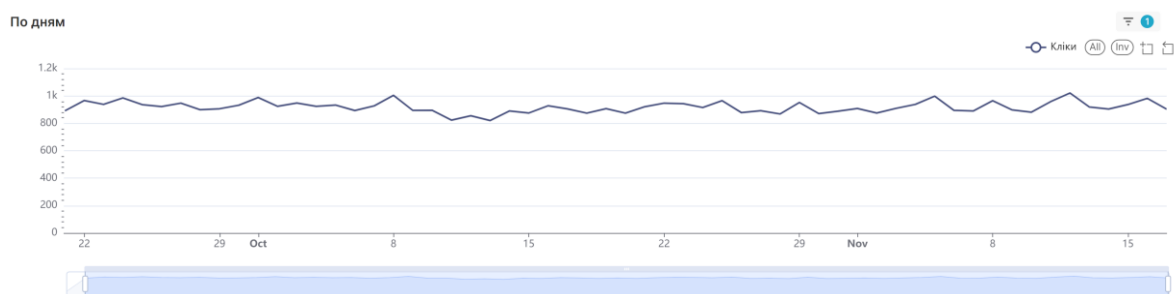


Рисунок 4.1 – кліки по рекомендаційній системі «Вигідніше» по днях

Можна спостерігати на рис. 4.1, що важко спостерігати у форматі «по днях» періодичність. Тому, на рис. 4.2 візуалізовано кліки по рекомендаційній системі по годинно за останніх 3 місяці.

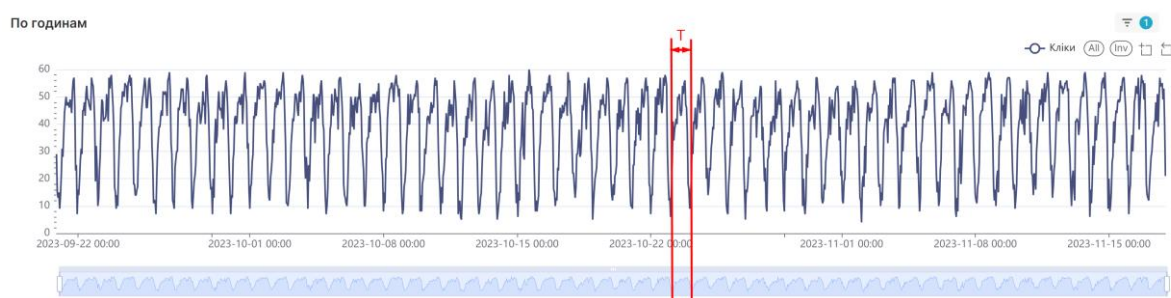


Рисунок 4.2 – кліки по рекомендаційній системі «Вигідніше» по годинах

На рис. 4.2 чітко видно періоди за останніх 3 місяці, що є фундаментом для подальшого дослідження. Фактично період  $T$  – це одна доба кліків із вимірюванням кожну годину. На рис. 4.3 візуалізовано кліки по рекомендаційній системі по годинно за останній місяць, де більш чітко видно як формується період  $T$  період за добу: вночі кліків мало, вдень – помірно, ввечері – пік кліків, що корелює із загальним трафіком відвідуваності на сайті.

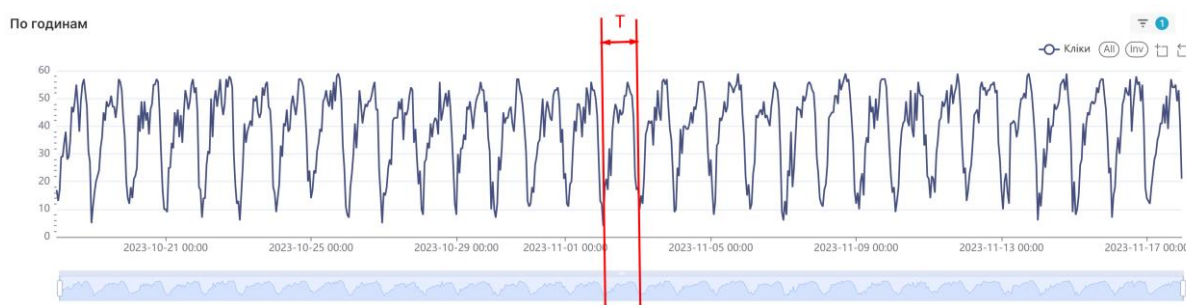


Рисунок 4.3 – кліки по рекомендаційній системі «Вигідніше» по годинах за місяць

Із додаткових цінностей аналізу часових рядів можна підкреслити:

1. Підтвердження гіпотез: наприклад, чи зниження цін перед новим модельним роком спонукає збільшення попиту.
2. Оцінка впливу зовнішніх факторів: наприклад, вплив економічних умов на продажі авто.

Декомпозиція часового ряду:

$$Y_t = T_t + S_t + E_t \quad (4.1)$$

де,  $Y_t$  – спостереження, що в клік на кнопку «Контакти продавця» (дзвінок)

$T_t$  – тренд (наприклад, зростаючий попит на електромобілі)

$S_t$  – сезонність (наприклад, збільшення попиту на кабриолети влітку)

$E_t$  – випадковий шум (наприклад, непередбачувані економічні коливання ринку через новини)

#### 4.3.2 Автокореляція (ACF) та Часткова Автокореляція (PACF)

Автокореляція (ACF) та часткова автокореляція (PACF) є ключовими інструментами для аналізу часових рядів, особливо в контексті моделювання та прогнозування для рекомендаційних систем. Ці показники допомагають визначити, наскільки поточні значення часового ряду залежать від попередніх значень.

Автокореляція (ACF) - це міра взаємозв'язку між значеннями часового ряду з різними затримками (лагами). Вона вказує, наскільки поточні дані залежать від своїх попередніх значень [75].

Застосування в Рекомендаційних Системах для Авто:

- **Виявлення Трендів:** ACF допомагає виявити тренди у попиті на автомобілі. Наприклад, висока автокореляція може вказувати на стабільний попит або сезонність.
- **Оптимізація Прогнозів:** Використовуючи ACF, можна краще налаштувати моделі прогнозування, такі як ARIMA, вибравши відповідні параметри авторегресії та інтеграції.

Автокореляція (ACF) описується формулою:

$$ACF(k) = \frac{\sum_{t=k+1}^N (Y_t - \bar{Y})(Y_{t-k} - \bar{Y})}{\sum_{t=1}^N (Y_t - \bar{Y})^2} \quad (4.2)$$

де:

$Y_t$  – значення часового ряду в часі  $t$ ;

$\bar{Y}$  – середнє значення часового ряду;

$N$  – загальна кількість спостережень;

$k$  – лаг (затримка часу).

ACF вимірює кореляцію між спостереженнями у часовому ряді з різними затримками. Наприклад, у контексті рекомендаційної системи для авто, ACF може показати, наскільки сильно інтерес (кліки) у певний день  $Y_t$  корелюють з кліками на день  $k$  днів тому ( $Y_{t-k}$ ). Автокореляція кліків по днях за останніх 30 днів спостережень зображена на рис. 4.4. (Додаток Д)

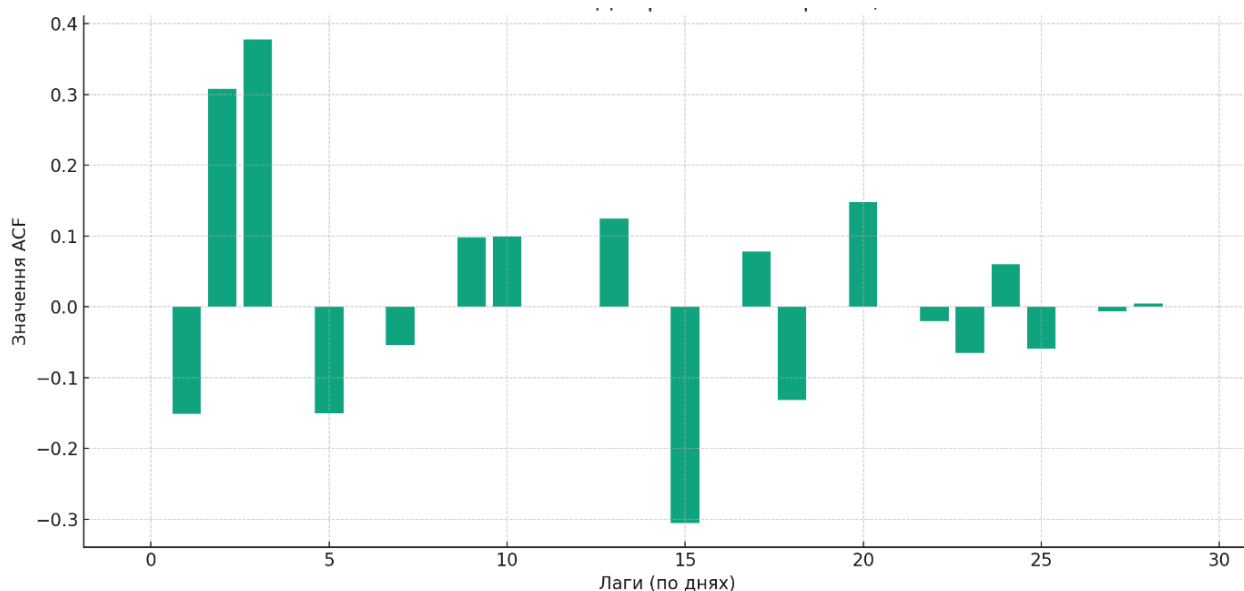


Рисунок 4.4 – Автокореляція кліків по днях

На графіку видно 14 лагів за останні 30 днів. Повна таблиця з результатами автокореляції для всіх лагів за останній місяць зображена в табл. 4.1.

Таблиця 4.1 – Результати автокореляції

Дата	Статус Лагу	Значення АСФ
2023-10-20	-	0.000000
2023-10-21	Лаг	-0.150739
2023-10-22	Лаг	0.308117
2023-10-23	Лаг	0.377315
2023-10-24	Лаг	0.000000
2023-10-25	-	-0.150501
2023-10-26	Лаг	0.000000
2023-10-27	-	-0.053845
2023-10-28	Лаг	0.000000
2023-10-29	-	0.098542
2023-10-30	Лаг	0.098984
2023-10-31	Лаг	0.000000



2023-11-01	-	0.000000
2023-11-02	-	0.124705
2023-11-03	Лаг	0.000000
2023-11-04	-	-0.304916
2023-11-05	Лаг	0.000000
2023-11-06	-	0.078339
2023-11-07	-	-0.131537
2023-11-08	Лаг	0.000000
2023-11-09	Лаг	0.147719
2023-11-10	Лаг	0.000000
2023-11-11	-	-0.019858
2023-11-12	-	0.000000
2023-11-13	-	0.000000
2023-11-14	-	0.000000
2023-11-15	-	0.000000
2023-11-16	-	0.000000
2023-11-17	-	0.000000
2023-11-18	-	0.000000

Аналіз автокореляції (ACF) для 30 днів з 14 лагами відкриває цінну інформацію про поведінку користувачів у рекомендаційній системі. Позитивні значення ACF у вибраних лагах вказують на наявність прямої кореляції між кількістю кліків у певні дні та попередніми днями. Натомість нульові значення ACF по днях без лагів підтверджують відсутність лінійної кореляції для цих дат.

Цей аналіз є особливо корисним для ідентифікації короткострокових трендів та патернів у поведінці користувачів. Він може допомогти визначити, як події чи зміни в системі впливають на поведінку користувачів протягом певного часового періоду. Отримані будуть використані для оптимізації рекомендаційної системи, наприклад, для визначення найкращих часових вікон для введення нових рекомендацій, або маркетингових акцій.

Часткова автокореляція (PACF) – визначає ступінь залежності між спостереженнями з конкретною затримкою, враховуючи проміжні затримки. Для рекомендаційної системи, це означає вимірювання впливу кліків на авто у певний день на кліки на авто через  $k$  днів, не враховуючи впливу кліків, або продажів, у дні між ними.

PACF вимірює кореляцію між  $Y_t$  і  $Y_{t-k}$ , виключаючи вплив усіх інших проміжних часових затримок. Це зазвичай робиться за допомогою регресійного аналізу.

Після аналізу ACF логічно приступити до аналізу часткової автокореляції (PACF). В той час як ACF показує загальну кореляцію між часовими точками за певним лагом, PACF ізолює вплив проміжних часових точок та визначає чисту кореляцію між двома часовими точками за певним лагом. Це дає змогу глибше зрозуміти динаміку поведінки користувачів, виявляючи вплив конкретних затримок без змішування з іншими впливами.

PACF є ключовим інструментом при моделюванні часових рядів, особливо у контексті ARIMA моделей, де важливо визначити відповідне затримання для параметрів авторегресії (AR). В контексті рекомендаційних систем, PACF допоможе зрозуміти, чи є певні дні особливо значущими для поведінки користувачів та чи існують дні, які впливають на поведінку користувачів незалежно від інших факторів. Це буде корисно для подальшого удосконалення алгоритмів рекомендаційної системи, а також для планування стратегій залучення користувачів.

Коректно зробити розрахунок часткової автокореляції (PACF) на тих самих даних, що використовувалися для аналізу автокореляції (ACF). Важливо розуміти, 182 хоча ACF та PACF розглядають кореляції в часових рядах, вони роблять це по-різному:

- Автокореляція (ACF) вимірює загальну кореляцію між двома часовими точками на основі всіх проміжних часових точок.
- Часткова Автокореляція (PACF), з іншого боку, вимірює кореляцію між двома часовими точками, видаляючи вплив проміжних часових точок.

Розрахуємо PACF на тих самих даних, що і ACF (рис. 4.5):

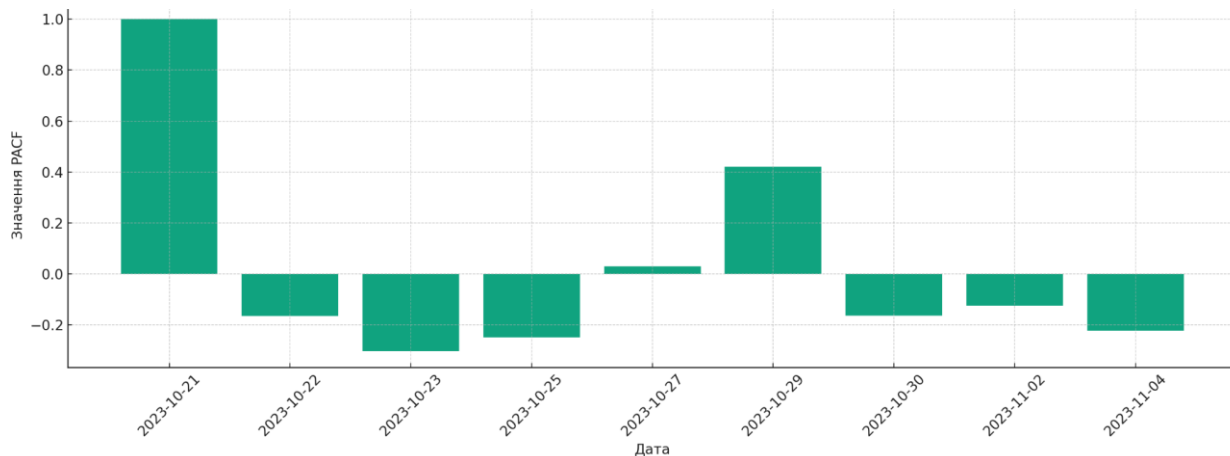


Рисунок 4.5 – Часткова автокореляція PACF

На стовпчастій діаграмі чітко відображені ці значення PACF для днів, які мали лаги в таблиці ACF. Графік демонструє зміни значень PACF, відображаючи силу та напрямок взаємозв'язку між значеннями ACF на вибраних днях. Результати розрахунків PACF в табл. 4.2.

Таблиця 4.2 – часткова автокореляція PACF

Дата	Значення PACF
2023-10-21	1.000000
2023-10-22	-0.166339
2023-10-23	-0.302855
2023-10-25	-0.249010
2023-10-27	0.029061
2023-10-29	0.421115
2023-10-30	-0.164254
2023-11-02	-0.124356
2023-11-04	-0.222742

1. Значення RACF та їх інтерпретація: Високе значення RACF на початкових лагах (наприклад, 1.0 на 2023-10-21) вказує на сильний автокореляційний взаємозв'язок між кліками в ці дні. Це свідчить про те, що поведінка користувачів у ці дні мала великий вплив на поведінку в наступні дні.

2. Негативні значення RACF: Негативні значення RACF, такі як -0.166339 на 2023-10-22 та -0.302855 на 2023-10-23, вказують на зміну тенденцій у поведінці користувачів. Це може бути пов'язано зі зміною пропозицій рекомендаційної системи або зовнішніми факторами, які впливають на інтереси користувачів.

3. Позитивне значення RACF на 2023-10-29: Значення RACF 0.421115 на 2023-10-29 вказує на поновлення інтересу до певних типів автомобілів або специфічних пропозицій, що могло стати результатом змін у рекомендаційній системі, або впливу рекламних кампаній.

4. Відсутність сильної довготривалої автокореляції: В цілому, відсутність високих значень RACF на більших лагах (наприклад, на 2023-11-04 та після) свідчить про те, що поведінка користувачів не була стабільно зв'язана з їх попередньою діяльністю у тривалому періоді. Це вказує на динамічну природу інтересів користувачів, та на високу ефективність системи у відповіді на зміни у перевагах користувачів.

5. Практичне застосування: Результати аналізу RACF будуть використані використані для оптимізації алгоритмів рекомендаційної системи, наприклад, шляхом адаптації до швидкозмінних інтересів користувачів, або виявлення ключових періодів, коли користувачі найбільш реактивні на певні пропозиції.

Таким чином, аналіз RACF надає цінне розуміння динаміки взаємодії користувачів з рекомендаційною системою і сприяє підвищенню ефективності системи у відповідності з потребами користувачів.

Після визначення основних характеристик і кореляцій у часових рядах, можна перейти до побудови атрактора. Це дозволяє візуалізувати динамічну поведінку системи, що є корисним для глибшого розуміння складних взаємозв'язків.

### 4.3.3 Візуалізація атракторів детермінованого хаосу для оцінки якості рекомендаційних систем

Візуалізація атракторів може бути важливою технікою в контексті рекомендаційних систем, оскільки вона дозволяє глибше зрозуміти поведінку та динаміку системи, оціни якість системи. Атрактор Реслера, зокрема, є прикладом динамічної системи, яка виявляє хаотичну поведінку. Ця хаотичність має важливе значення для аналізу оцінки якості рекомендаційних систем на основі кваліметричних методів вимірювання з кількох причин:

Використання Атрактора Реслера в рамках покращення якості колаборативної фільтрації в рекомендаційних системах, особливо для системи пошуку автомобілів, базується на здатності цього атрактора демонструвати складну, але детерміновану поведінку. Така характеристика дозволяє системі адаптуватися до змінних уподобань користувачів, забезпечуючи високий рівень індивідуалізації рекомендацій. Атрактор Реслера вносить елементи непередбачуваності та різноманітності у процес формування рекомендацій, що є ключовим для ефективності колаборативної фільтрації, особливо в динамічному контексті, яким є ринок автомобілів.

Інші атрактори, такі як атрактор Лоренца, або атрактори у складніших динамічних системах, могли б бути занадто хаотичними, або занадто передбачуваними для застосування в контексті колаборативної фільтрації в рекомендаційних системах. Атрактор Реслера вибрано через його оптимальне поєднання передбачуваності та хаотичності, що дозволяє створити баланс між інноваційністю рекомендацій та їх релевантністю до інтересів користувача.

Візуалізація атрактора Реслера у контексті детермінованого хаосу, особливо коли вона застосовується для оцінки якості рекомендаційних систем з пошуку автомобілів на основі кваліметричних методів, може бути важливою з кількох наукових причин:

1. Комплексність даних та поведінки системи: рекомендаційні системи зазвичай опрацьовують велику кількість складних даних, які включають переваги користувачів, історію пошуку, доступність товарів тощо. Атрактор Реслера

демонструє складні, але детерміновані хаотичні траєкторії, які можуть допомогти візуалізувати та зрозуміти непередбачувані аспекти поведінки рекомендаційних систем.

2. Кваліметричний аналіз: кваліметричні методи фокусуються на оцінці якості продуктів, процесів чи систем на основі об'єктивних метрик. Використання атрактору Реслера у цьому контексті може допомогти у виявленні взаємозв'язків та закономірностей у поведінці системи, які не завжди очевидні, але важливі для забезпечення якісних рекомендацій.

3. Виявлення прихованих патернів: хаотичні системи часто містять складні, але приховані патерни. Візуалізація атрактору Реслера може допомогти виявити такі патерни у поведінці рекомендаційних систем, наприклад, у відповідях користувачів на певні рекомендації.

4. Оптимізація рекомендаційних систем: аналіз хаотичної поведінки через атрактор Реслера може допомогти в оптимізації алгоритмів рекомендаційної системи. Наприклад, це може сприяти кращому розумінню впливу різних факторів на вибір користувача і, відповідно, дозволити налаштувати систему для більш точних та персоналізованих рекомендацій.

5. Прогнозування поведінки користувачів: За допомогою візуалізації атрактору Реслера можна отримати інсайти щодо того, як зміни в системі можуть впливати на поведінку користувачів. Це може допомогти прогнозувати реакції користувачів на нові функції або зміни в рекомендаційних алгоритмах.

Отже, використання атрактору Реслера у контексті кваліметричного аналізу може забезпечити глибше розуміння складних взаємодій у рекомендаційних системах і сприяти їхньому покращенню та оптимізації.

Атрактор Реслера є однією з класичних систем в теорії хаотичних динамічних систем. Він описується системою з трьох диференціальних рівнянь, які відображають динаміку трьох змінних у часі. Ось ці рівняння:

$$\begin{aligned}\frac{dx}{dt} &= -y - x; \\ \frac{dy}{dt} &= x + a \cdot y; \\ \frac{dz}{dt} &= b + z \cdot (x - c).\end{aligned}\tag{4.3}$$

де:

$x$ ,  $y$ , і  $z$  — змінні системи, які відображають стани системи у часі:

- $x$  – Популярність пропозиції (кліки)
- $y$  – Ціновий діапазон (ціна)
- $z$  – Час відклику на пропозицію ( $t$ )

$a$ ,  $b$ , і  $c$  — параметри системи, які визначають її поведінку.

Пояснення рівнянь:

- $\frac{dx}{dt} = -y - x$ : У цьому рівнянні  $x$  (популярність пропозиції) зменшується в залежності від  $y$  (цінового діапазону) і  $z$  (часу відклику). Це може означати, що високі ціни та повільний відклик негативно впливають на популярність пропозиції.

- $\frac{dy}{dt} = x + a \cdot y$ : Тут  $y$  (ціновий діапазон) збільшується в залежності від  $x$  (популярності) і самого  $y$ , множеного на параметр  $a$ , який можна інтерпретувати як «чутливість ринку». Чим вища чутливість ринку, тим більший вплив популярності на ціноутворення.

- $\frac{dz}{dt} = b + z \cdot (x - c)$ : В цьому рівнянні  $z$  (час відклику) залежить від різниці між  $x$  (популярністю) і параметром  $c$ , який представляє «стандартний час відклику». Параметр  $b$  – «базова швидкість відклику», що представляє мінімальний час, необхідний для реагування на запит.

В процесі досліджень, було виявлено, що новини про зниження цін на електромобілі з Китаю аномально вплинули на роботу рекомендаційної системи.

У контексті адаптованої моделі атрактору Реслера до рекомендаційної системи з пошуку автомобілів, різке зменшення цін на електромобілі з Китаю має значний

вплив на кожну змінну системи. Розглянемо, як це вплинуло на кожне рівняння системи:

$$1. \quad \frac{dx}{dt} = -y - x; : \text{ У цьому рівнянні, де } x \text{ представляє популярність пропозиції,}$$

різке зменшення цін ( $y$ ) призвело до підвищення популярності електромобілів. Через те, що  $y$  (ціновий діапазон) входить в рівняння зі знаком мінус, зниження  $y$  зменшило від'ємний вплив на  $x$ , потенційно підвищуючи популярність пропозицій.

$$2. \quad \frac{dy}{dt} = x + a \cdot y: \text{ Різке зменшення } y \text{ спричинило посилення попиту, тим самим}$$

підвищуючи  $x$  (популярність). Це, у свою чергу, підвищило ціновий діапазон через збільшення попиту, що модельовано через збільшення величини  $y$ , особливо якщо чутливість ринку  $a$  є високою.

$$3. \quad \frac{dz}{dt} = b + z \cdot (x - c): \text{ У цьому рівнянні, де } z \text{ представляє час відклику,}$$

збільшення популярності ( $x$ ) впливає на час відклику. Якщо популярність зростає, різниця  $x - c$  може збільшитися, що впливає на збільшення, або зменшення  $z$ , залежно від значення  $x$  та базового часу відклику  $c$ .

Щоб виконати розрахунок для атрактору Реслера в контексті рекомендаційної системи з пошуку автомобілів, ми використаємо наступні параметри по вертикалі електромобілів:

1.  $x$  (Популярність пропозиції): Це 9,9 % від загальної кількості кліків.

2.  $y$  (Ціновий діапазон): Припустимо, що середня ціна електромобілів в Україні становить приблизно 21,000 USD. Використано цю величину як постійне значення для  $y$ .

3.  $z$  (Час відклику на пропозицію): Середній час відклику системи на запити користувачів. Для спрощення використаємо постійне значення, наприклад, 2 сек.

Оскільки це диференціальні рівняння, для їх розрахунку необхідно використовувати чисельні методи, такі як метод Ейлера чи метод Рунге-Кутта. Проте, для простоти, використано базовий метод Ейлера для кількох кроків, щоб продемонструвати зміни у динаміці системи [76].



Візуалізація атракторів Реслера до і після зниження цін на електромобілі ілюструє зміну у хаотичності системи. Зміни параметрів моделі відображають збільшення хаотичності в рекомендаційній системі після зниження цін.

ДО зниження цін: атрактор з параметрами  $a=0.1$ ,  $b=0.1$ , і  $c=4.5$  показує менш хаотичну поведінку. Це може відображати стабільніший ринок, де зміни цін і інтереси користувачів розвиваються більш плавно і передбачувано.

ПІСЛЯ зниження цін: зі зміненими параметрами  $a=0.2$ ,  $b=0.2$ , і  $c=5.7$ , атрактор показує більш хаотичну поведінку. Це може відображати реакцію ринку на раптове зниження цін, що призводить до різких і непередбачуваних змін у поведінці користувачів і ціноутворенні (рис. 4.6).

Ознаки хаотичності системи включають чутливість до початкових умов, динамічність та непередбачуваність системи. Це дозволяє рекомендаційній системі бути більш гнучкою та ефективно реагувати на зміни уподобань користувачів.

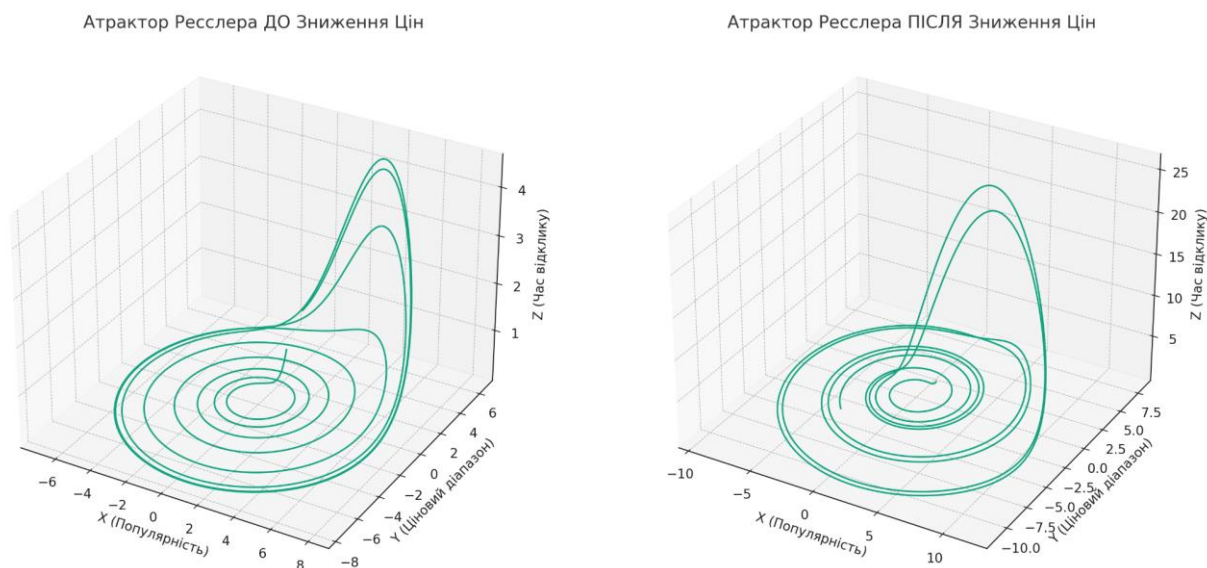


Рисунок 4.6 – До та Після зниження цін на електромобілі

До зниження цін: параметри ( $a = 0.1$ ), ( $b = 0.1$ ), ( $c = 4.5$ ) ведуть до менш хаотичної траєкторії. Це відображає більш стабільний ринок, де варіативність у виборі користувачів менша, і система рекомендацій працює в більш передбачуваних умовах.

Після зниження цін: збільшені параметри ( $a = 0.2$ ), ( $b = 0.2$ ), ( $c = 5.7$ ) призводять до більшої хаотичності в траєкторії атрактора. Це може відобразити збільшення інтересу та активності на ринку автомобілів після зниження цін, збільшуючи складність та непередбачуваність у виборі користувачів, що потребує більш динамічної та адаптивної системи рекомендацій.

Коефіцієнти хаотичності в системі, подібній до Атрактора Реслера, визначають динаміку та характер поведінки системи. У контексті рекомендаційної системи, ці інтерпретовані наступним чином:

1. Коефіцієнт (a): цей коефіцієнт відображає взаємодію між різними елементами системи, між користувачами та автомобілями. У контексті рекомендаційної системи, збільшення (a) вказує на більшу залежність рекомендацій від поведінки інших користувачів, що веде до більшої різноманітності та адаптивності рекомендацій.

2. Коефіцієнт (b): цей коефіцієнт представляє внутрішню динаміку системи, тобто, як швидко система реагує на зміни уподобань користувачів. Вищі значення (b) можуть свідчити про швидшу адаптацію до змін, що призводить до більш динамічної поведінки системи.

3. Коефіцієнт (c): цей параметр контролює загальний рівень «хаосу» в системі. У контексті рекомендаційної системи, вищий (c) означає більшу складність та непередбачуваність у формуванні рекомендацій, що дозволяє системі краще адаптуватися до різноманітних та змінних уподобань користувачів.

Загалом, ці коефіцієнти разом визначають, наскільки «живою» і гнучкою є система, та її здатність до адаптації у відповідь на зовнішні зміни, як-от зниження цін. Вони дозволяють рекомендаційній системі бути достатньо чутливою для врахування різноманітності поведінки користувачів, не стаючи при цьому занадто хаотичною чи непередбачуваною.

Різне зниження цін на електромобілі з Китаю може призвести до значного збільшення непередбачуваності і хаотичності в рекомендаційній системі з пошуку автомобілів. Це вимагає адаптації алгоритмів рекомендаційних систем для більш гнучкої відповіді на швидкі зміни на ринку та поведінку користувачів.

Якщо порівняти аналіз впливу змін цін на електромобілів, та нормальну роботу рекомендаційної системи, під якої сталась повітряна тривога, бачимо такі атрактори (рис. 4.7).

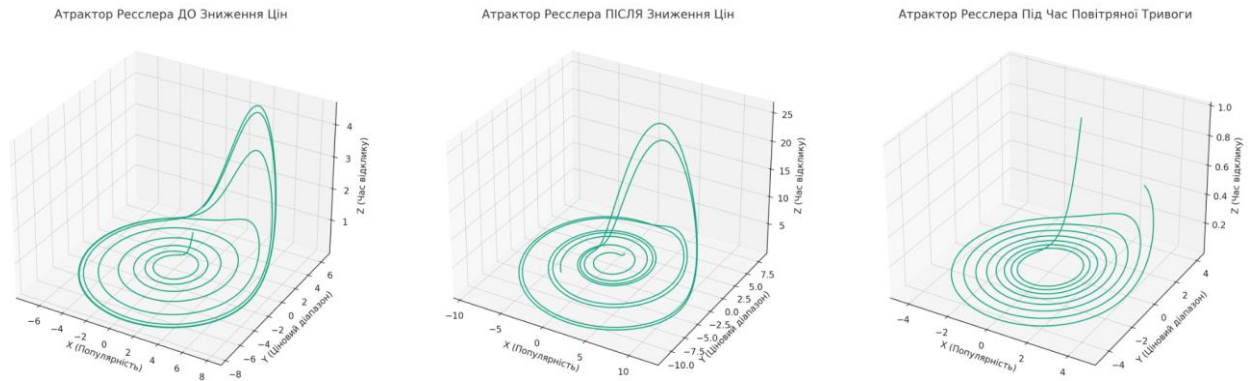


Рисунок 4.7 – Аналізу впливу електромобілів та повітряної тривоги на хаотичність

Три атрактори Ресслера відображають різні сценарії поведінки рекомендаційної системи:

1. ДО зниження цін на електромобілі: Менш хаотична поведінка, відображає стабільніший ринок із плавними змінами в поведінці користувачів та ціноутворенні.
2. ПІСЛЯ зниження цін на електромобілі: Збільшення хаотичності, демонструє реакцію ринку на раптові зміни, що веде до різких коливань в інтересах користувачів та цінах.
3. Під час повітряної тривоги: Екстремальна низька хаотичність, символізує різке зменшення активності користувачів і трафіку через зовнішні обставини, такі як повітряна тривога.

Ці візуалізації ілюструють, як зовнішні події та ринкові зміни можуть суттєво впливати на поведінку рекомендаційної системи. Раптове зниження цін спричиняє збільшення хаотичності, тоді як екстремальні події, як-от повітряна тривога, можуть майже повністю призупинити активність системи. Це підкреслює необхідність гнучкості та адаптивності рекомендаційних систем до швидкозмінних умов.

Візуалізація атрактору Реслера з сильною хаотичністю на рис. 4.8 відображає динаміку рекомендаційної системи в умовах різких змін на ринку. Збільшені параметри  $a=0.3$ ,  $b=0.2$ , і  $c=8.5$  моделюють ситуацію, коли на ринок виходять нові марки та моделі автомобілів, запускається активна реклама, і спостерігається різке збільшення трафіку на сайті.

Ця ситуація створює умови для збільшення непередбачуваності та хаотичності в поведінці користувачів та в ціноутворенні. Рекомендаційна система в цьому випадку може зіткнутися з викликами у точності та актуальності своїх рекомендацій через швидкі зміни у вподобаннях користувачів та динаміці ринку.

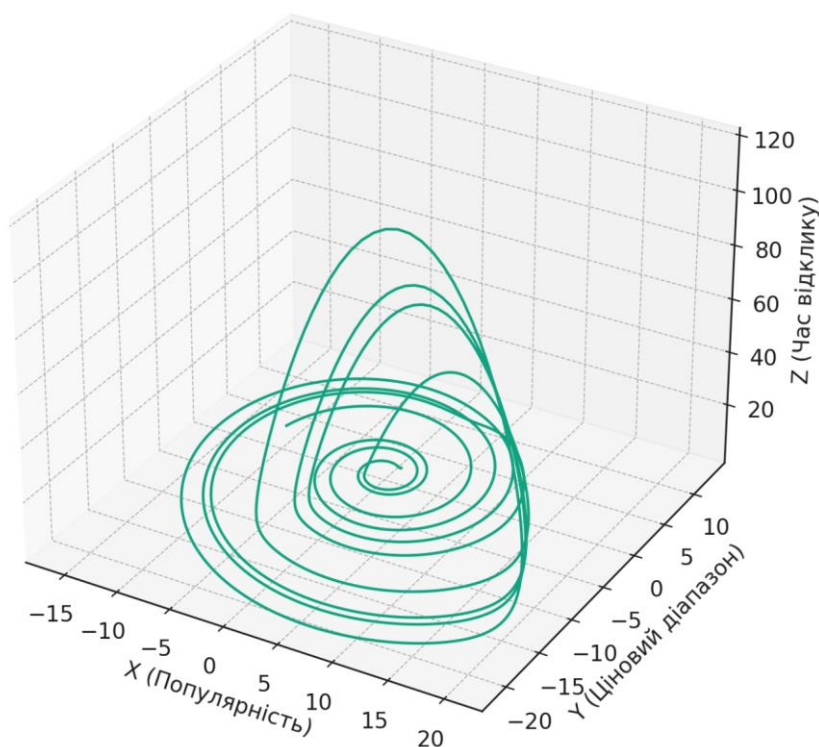


Рисунок 4.8 – Атрактор Реслера із сильною хаотичністю, враховуючи появу нових марок моделей, запусненої реклами та різкого збільшення трафіку на сайті

#### 4.3.4 Вибір Методу Прогнозування: ARIMA чи LSTM

Для вибору прогнозування кліків в рекомендаційній системі з пошуку авто проаналізуємо два найпопулярніші методи прогнозування: ARIMA та LSTM.

ARIMA — це статистичний метод для аналізу часових рядів, який використовує авторегресію для моделювання лінійного зв'язку між спостереженням і кількістю спостережень із запізненням. Він також включає різницю для видалення сезонності та стаціонарного тренду з даних, а також ковзне середнє (MA) для моделювання похибки відхилення між прогнозованими та фактичними значеннями. Модель ARIMA позначається параметрами  $(p,d,q)$ , де  $p$  представляє кількість членів авторегресії,  $d$  — ступінь різниці, а  $q$  представляє кількість членів ковзного середнього.

ARIMA широко використовується в різних сферах, таких як фінанси, економіка та інженерія, для прогнозування майбутніх значень на основі минулих спостережень. Точність моделі ARIMA залежить від якості даних і відповідного вибору параметрів.

ARIMA є потужним інструментом для аналізу часових рядів, але він має деякі обмеження. Він передбачає, що дані стаціонарні, тобто статистичні властивості даних не змінюються з часом. Якщо дані є нестаціонарними, їх потрібно трансформувати перед застосуванням моделі ARIMA. Крім того, ARIMA не підходить для аналізу даних зі складними шаблонами або нерегулярними інтервалами.

#### Переваги ARIMA:

1. Простота моделі: ARIMA використовує лінійні залежності між точками даних. Це робить модель більш зрозумілою та інтерпретованою.
2. Ефективність для короткострокових прогнозів: Для даних, які мають сильну темпоральну залежність та менш складні шаблони, ARIMA може бути дуже точною.
3. Легкість в реалізації: Багато статистичних пакетів мають вбудовані функції для ARIMA, що полегшує її застосування.

#### Недоліки ARIMA:

1. Потреба в стаціонарності даних: ARIMA вимагає, щоб дані були стаціонарними, що може потребувати додаткової переробки.
2. Обмежена здатність уловлювати складні залежності: Для даних зі складними або нелінійними відносинами ARIMA може не бути ефективною.

Візьмемо для обрахунку ті ж дані, що і для Автокореляції (ACF) та Часткової автокореляції (PACF) в табл. 4.3.

Таблиця 4.3 – набір даних із показниками ACF та PACF

Дата	Кількість кліків	Значення ACF	Значення PACF
2023-10-20	2023	0.000000	0.000000
2023-10-21	1930	-0.150739	1.000000
2023-10-22	2452	0.308117	-0.166339
2023-10-23	2031	0.377315	-0.302855
2023-10-24	2131	0.000000	0.000000
2023-10-25	2346	-0.150501	-0.249010
2023-10-26	2097	0.000000	0.000000
2023-10-27	1829	-0.053845	0.029061
2023-10-28	1813	0.000000	0.000000
2023-10-29	2200	0.098542	0.421115
2023-10-30	1851	0.098984	-0.164254
2023-10-31	1818	0.000000	0.000000
2023-11-01	2005	0.000000	0.000000
2023-11-02	2014	0.124705	-0.124356
2023-11-03	1924	0.000000	0.000000
2023-11-04	2200	-0.304916	-0.222742
2023-11-05	2443	0.000000	0.000000
2023-11-06	1991	0.078339	0.000000
2023-11-07	1899	-0.131537	0.000000
2023-11-08	2450	0.000000	0.000000
2023-11-09	2142	0.147719	0.000000
2023-11-10	1919	0.000000	0.000000
2023-11-11	2222	-0.019858	0.000000
2023-11-12	2677	-0.065192	0.000000

2023-11-13	2175	0.060112	0.000000
2023-11-14	2267	-0.059018	0.000000
2023-11-15	2167	0.000000	0.000000
2023-11-16	2447	-0.006348	0.000000
2023-11-17	2084	0.004626	0.000000
2023-11-18	2073	0.000000	0.000000

Алгоритм прогнозу кліків за допомогою ARIMA наступний:

#### 1. Імпорт бібліотек:

- *pandas*: використано для обробки та аналізу даних. У цьому випадку, *pandas* використовується для створення *DataFrame* з даних і обробки дат.

- *statsmodels.tsa.arima.model*: з цієї бібліотеки імпортовано клас ARIMA, який використовується для створення та навчання моделі ARIMA.

- *matplotlib.pyplot*: використано для візуалізації даних, у даному випадку для побудови графіку історичних даних та прогнозу.

#### 2. Підготовка Даних:

- Спочатку створено словник *data*, який містить дані.

- Потім ці дані конвертовано у *DataFrame* *df* за допомогою *pd.DataFrame(data)*.

- Колонка *Дата* перетворено на формат *datetime* з допомогою *pd.to\_datetime*, і встановлено як індекс *DataFrame* за допомогою *set\_index*.

#### 3. Створення та навчання моделі ARIMA:

- Модель ARIMA створено з використанням колонки «Кількість кліків» з *DataFrame*.

- Параметри моделі встановлено як (5,1,0), де 5 – порядок авторегресії, 1 – ступінь диференціювання, а 0 – порядок ковзного середнього.

- Модель навчається на даних за допомогою *model.fit()*.

#### 4. Прогнозування:

- Виконано прогноз на наступні 30 днів використовуючи *model\_fit.forecast(steps=30)*.

## 5. Візуалізація:

- Використовуючи *matplotlib.pyplot*, створено графік, на якому представлені як історичні дані, так і прогноз.
- Додано мітки, легенду, а також відформатовано вісь дат для кращої читабельності.
- Побудовано графік за допомогою *plt.show()*, який зображено на рис. 4.9.

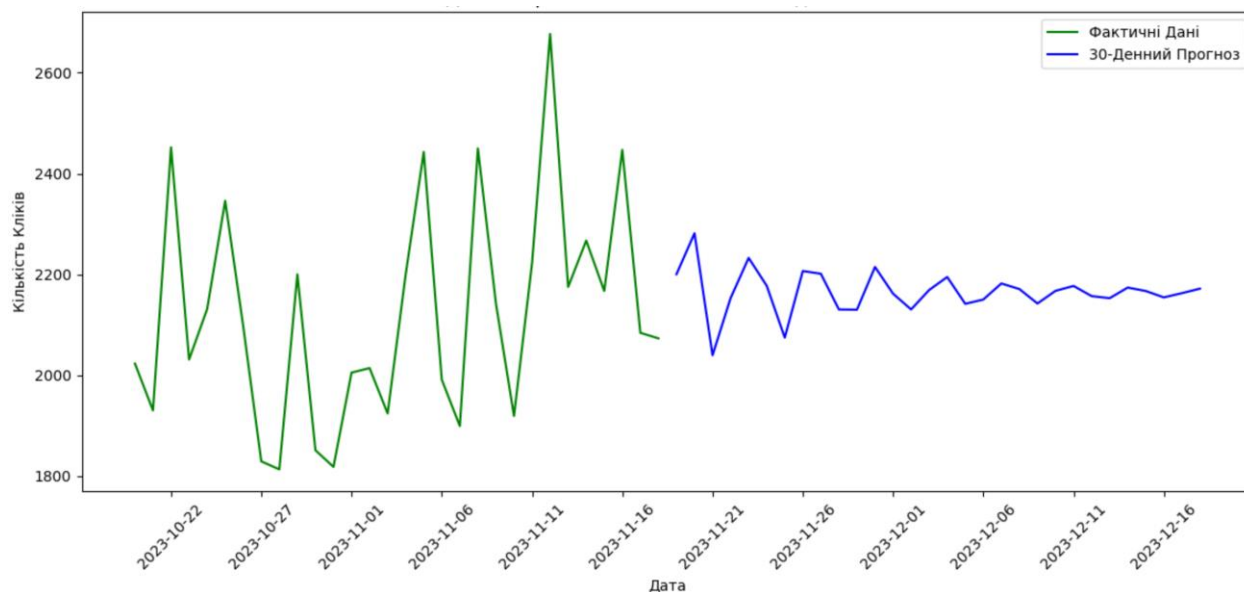


Рисунок 4.9 – 30-денний прогноз кількості кліків по моделі ARIMA

На графіку вище відображений 30-денний прогноз кількості кліків за допомогою моделі ARIMA, виходячи із статистичних даних часового ряду за останні 30 днів. Зелена лінія показує прогнозовані значення на наступний місяць. Цей прогноз буде корисним для планування маркетингових стратегій, управління ресурсами, а також для адаптації та оптимізації рекомендаційної системи.

Плоский або стабілізований тренд прогнозу в кінці періоду прогнозування моделі ARIMA часто спостерігається через кілька ключових причин:

1. Лінійна природа ARIMA: моделі ARIMA, як правило, мають лінійну структуру. Вони ефективно враховують автокореляцію в часових рядах, але часто не можуть повністю відтворити більш складні, нелінійні шаблони або коливання, особливо на довгострокові прогнози.



2. Згладжування коливань: при прогнозуванні на далекі періоди, модель ARIMA схильна «згладжувати» прогноз, що призводить до менших коливань і більш стабілізованого тренду. Це пов'язано з тим, що вплив конкретних попередніх спостережень зменшується з часом.

3. Обмеження інформації: Модель ARIMA використовує лише історичну інформацію, що є в даних. Вона не враховує зовнішні фактори або можливі майбутні зміни в поведінці трендів (наприклад ріст продажів нових автомобілів в автосалонах, спираючись на знижки в кінці року). Тому, прогнози на далекі періоди стають менш чутливими до історичних коливань.

4. Накопичення невизначеності: з плином часу невизначеність у прогнозах зростає, що може призвести до того, що модель «обережно» прогнозує менші коливання.

Ці фактори впливають на те, що прогнози ARIMA часто виглядають відносно гладкими і менш волатильними, особливо на більш тривалі періоди. Це враховано при інтерпретації результатів та використанні цих прогнозів для планування чи прийняття рішень.

Зробимо прогноз на основі 15 днів на наступні 15 днів та порівняємо із фактичними даними (рис. 4.10).

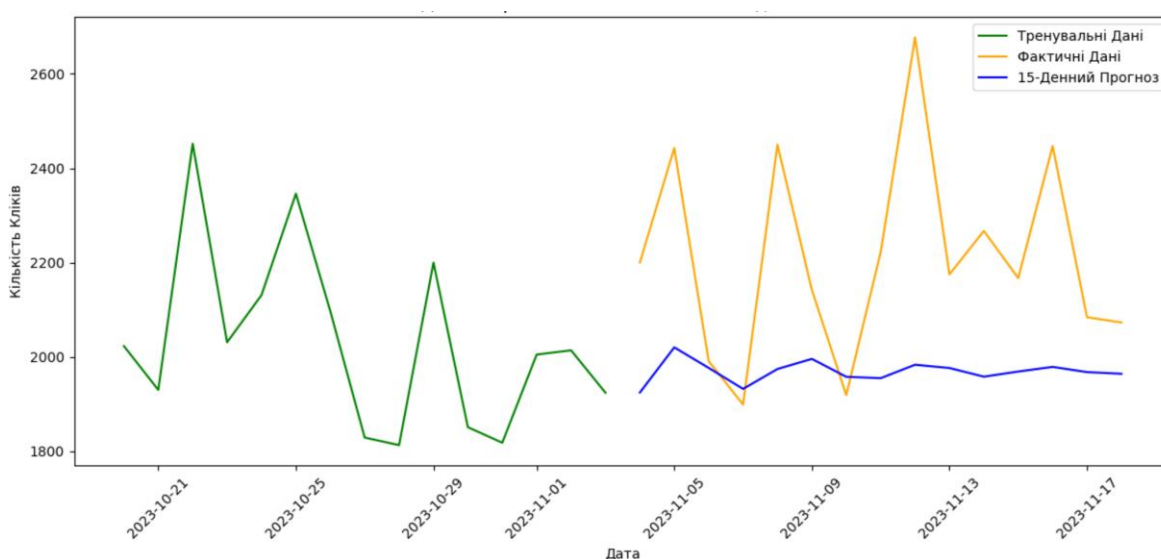


Рисунок 4.10 – 15-Денний прогноз кількості кліків по Моделі ARIMA

Отриманий за допомогою моделі ARIMA, значно відрізняється від фактичних даних, це може бути викликано декількома причинами:

1. Неправильний вибір параметрів ARIMA:

- Модель ARIMA вимагає вказання параметрів  $(p, d, q)$ , які визначають порядок авторегресії (AR), ступінь інтеграції (I), та порядок ковзного середнього (MA). Неправильний вибір цих параметрів може призвести до низької точності прогнозу.

- Використання методів, таких як «grid search» або автоматичного визначення параметрів, може допомогти знайти оптимальні параметри.

2. Характеристики даних:

- Якщо дані мають складні або непередбачувані шаблони, які важко вловити за допомогою лінійних моделей, таких як ARIMA, прогноз може виявитися неточним.

- Наявність сезонності, циклічних трендів або нестационарності може вимагати додаткової обробки даних або використання більш складних моделей.

3. Перенавчання або недонавчання моделі:

- Якщо модель «перенавчена» на тренувальних даних, вона може втратити здатність загального прогнозування.

- Недостатнє навчання може призвести до низької точності прогнозу через недостатнє «вивчення» шаблонів даних.

4. Обмеження моделі ARIMA:

- ARIMA є лінійною моделлю і може бути неефективною при роботі з даними, які мають складні нелінійні залежності.

- У деяких випадках можуть бути більш підходящі моделі, такі LSTM.

Після менш точного результату прогнозування, було перетреновано модель ARIMA на більших даних з інтелектуальним підбором параметрів (рис. 4.11).

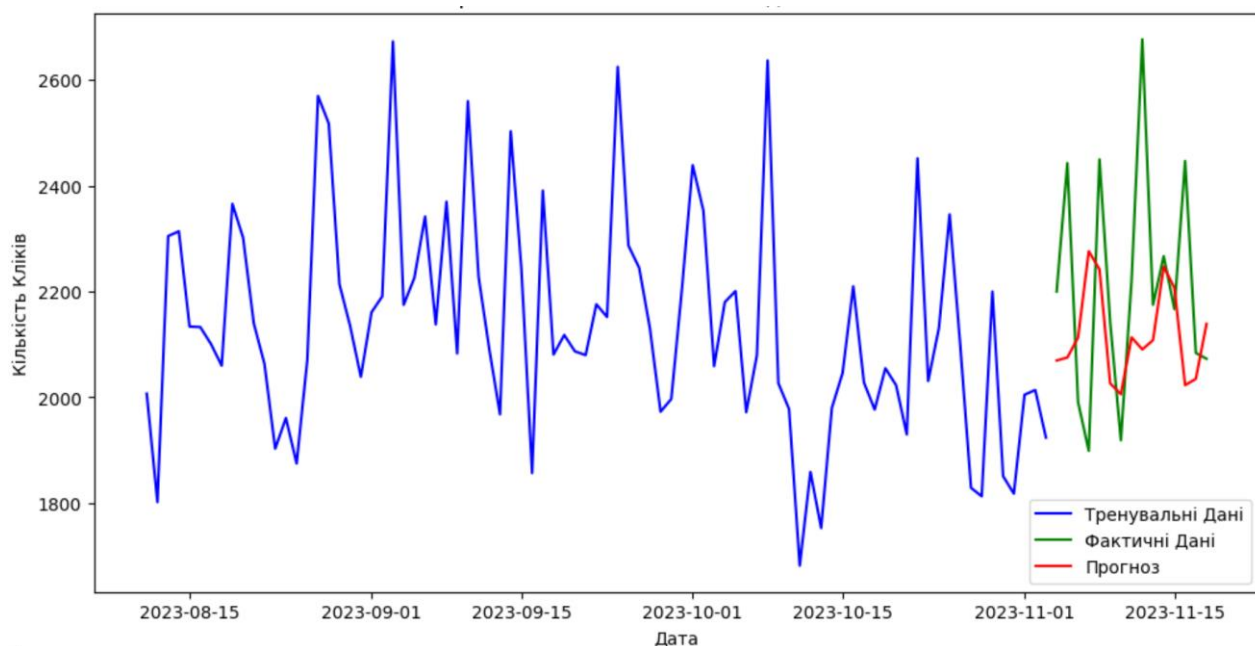


Рисунок 4.11 – Покращений прогноз по моделі ARIMA

На основі цього графіка, можна зробити наступні наукові висновки:

1. Відповідність прогнозу даним: прогнозовані значення вказують на ефективність моделі ARIMA у застосуванні до цього конкретного набору даних. Модель змогла вловити основні тенденції і коливання кількості кліків, що є важливим для оптимізації рекомендаційної системи.

2. Точність прогнозування: наближення прогнозу до фактичних значень показує, що модель ARIMA може точно передбачати кількість кліків на короткостроковому горизонті. Це дозволяє зробити висновок про те, що кваліметричні методи, які використовуються для оцінки рекомендаційної системи, є адекватними.

3. Аналіз часових рядів: результати підтверджують, що аналіз часових рядів є важливим інструментом у кваліметрії, дозволяючи вимірювати і прогнозувати різні аспекти роботи систем. У цьому випадку, ARIMA забезпечує цінні вхідні дані для вдосконалення алгоритмів рекомендацій і покращення користувацького досвіду.

4. Оптимізація рекомендаційної системи: точний прогноз кількості кліків може сприяти більш ефективному розподілу ресурсів та кращому плануванню

маркетингових та рекламних кампаній, що в свою чергу може збільшити загальну ефективність рекомендаційної системи.

5. Статистична значущість: графік показує хорошу візуальну кореляцію між прогнозом і фактичними даними, для підтвердження точності моделі розраховано подальший статистичний аналіз на основі розрахунку середньоквадратичної помилки (RMSE) на основі фактичних даних та даних прогнозу ARIMA в табл. 4.4.

Таблиця 4.4 – прогноз ARIMA

Дата	Фактичні дані	Прогноз ARIMA
04.11.2023	2200	2069
05.11.2023	2443	2075
06.11.2023	1991	2113
07.11.2023	1899	2276
08.11.2023	2450	2242
09.11.2023	2142	2026
10.11.2023	1919	2006
11.11.2023	2222	2113
12.11.2023	2677	2090
13.11.2023	2175	2108
14.11.2023	2267	2247
15.11.2023	2167	2207
16.11.2023	2447	2023
17.11.2023	2084	2035
18.11.2023	2073	2138

На основі даних за допомогою Python розраховано RMSE (середньоквадратичне відхилення), яке становить 248.08976869942325.

Для оцінки RMSE в 248 у контексті середньої кількості кліків на день, яка становить 2210, зроблені наступні висновки:

1. Відхилення: RMSE становить близько 11.2% від середнього значення кліків ( $248/2210*100\%$ ). Це означає, що середньоквадратичне відхилення прогнозу становить приблизно 11.2% від середньої кількості кліків на день.

2. Контекст застосування: Якщо враховувати специфіку аналізу, ця похибка не критична. Наприклад, у маркетингу та рекламі відхилення на 11.2% має не значний вплив на бюджетування, або планування кампаній.

3. Порівняння з іншими моделями: Необхідно порівняти результати із моделлю LSTM.

Висновок: RMSE в 248 при середньому денному числі кліків 2210 є значущим, але не критичним відхиленням. Однак, в залежності від задачі прогнозування кліків, які є фундаментом оцінки якості рекомендаційної системи, потрібне подальше вдосконалення моделі для зниження рівня відхилень.

Звертаючись до теорії детермінованого хаосу, результати свідчать про те, що поведінка користувачів, хоча й може здаватися хаотичною, має в собі певні закономірності, які можуть бути виявлені та використані для прогнозування.

Це становить основу для подальших досліджень та розвитку в області інформаційних систем і великих даних, де кваліметричні підходи можуть бути використані для удосконалення роботи рекомендаційної системи та оцінки її якості.

Після результатів прогнозування по моделі ARIMA, розглянемо модель LSTM.

LSTM — це модель на основі нейронної мережі, яка спрямована на усунення недоліків традиційних нейронних мереж прямого зв'язку, яким важко обробляти послідовні дані через фіксований розмір входу та виходу. Модель LSTM використовує вентиля для вибіркового додавання, або видалення інформації з довготривалої пам'яті та більш ефективної обробки послідовних даних. Здатність зберігати довгострокову пам'ять особливо корисна для прогнозування часових рядів, оскільки вона може ідентифікувати складні закономірності та зв'язки в даних протягом більш тривалих періодів [77].

Однією з ключових переваг LSTM є його здатність обробляти зникаючі та зростаючі градієнти, які можуть виникнути під час навчання глибоких нейронних мереж. Використання воріт в архітектурі LSTM дозволяє краще контролювати потік інформації та градієнти, запобігаючи тому, щоб вони ставали занадто малими, або занадто великими. Це дає змогу навчати глибші та складніші моделі, що може призвести до кращої продуктивності в широкому діапазоні завдань.

### Переваги LSTM:

1. Здатність уловлювати довгострокові залежності: LSTM ефективно обробляє довгострокові залежності в даних, що є ключовим для прогнозування часових рядів.
2. Гнучкість у моделюванні нелінійних залежностей: LSTM може уловлювати більш складні відносини в даних, що робить її потужнішою для багатьох застосувань.
3. Краща продуктивність на складних даних: Часто LSTM показує кращі результати на складних або нестационарних часових рядах.

### Недоліки LSTM:

1. Складність реалізації та тюнінгу: LSTM може бути складною для реалізації та потребує більш глибокого розуміння мережевих параметрів.
2. Більші вимоги до обчислювальних ресурсів: LSTM вимагає значно більше часу та обчислювальної потужності для навчання порівняно з ARIMA.
3. Ризик перенавчання: Особливо на менших наборах даних, LSTM може перенавчатися та показувати гірші результати на тестових даних.

Вибір між ARIMA та LSTM для рекомендаційної системи залежить від специфіки даних та вимог до прогнозування. У випадку коли дані є відносно простими і шукаємо короткострокове прогнозування, ARIMA буде кращим вибором. Проте, маємо зі складними, нестационарними даними, які потребують довгострокового прогнозування, то LSTM, хоча і є більш складною та ресурсовитратною, має забезпечити кращі результати.

Враховуючи специфіку рекомендаційної системи, проведемо дослідження моделі ARIMA, а потім LSTM та узагальнимо результати. Це досить коректний та часто використовуваний підхід у сфері аналізу даних та машинного навчання. Проведення дослідження з використанням обох моделей, ARIMA та LSTM, та узагальнення результатів може надати цінну інформацію з кількох причин:

- Порівняльний аналіз: використання двох різних підходів дозволяє оцінити, яка модель краще працює з конкретним набором даних. Це особливо корисно, для оцінки, який підхід буде найбільш ефективним.

- Розуміння даних: дослідження різних моделей може допомогти зрозуміти характеристики та складність даних. Наприклад, якщо LSTM значно перевершує ARIMA, це може вказувати на наявність сильних нелінійних залежностей у даних.
- Виявлення сильних та слабких сторін моделей: кожна модель має свої сильні та слабкі сторони. Проведення порівняльних досліджень допомагає виявити ці аспекти в контексті конкретної задачі.
- Робастність підходу: Використання декількох моделей може допомогти забезпечити більш робастне рішення, оскільки ви не покладаетесь на одну єдину техніку.
- Обґрунтування вибору: проведення дослідження з обома моделями і представлення результатів дозволяє більш обґрунтовано вибрати кращу модель для конкретного застосування.

Після проведення експериментів з обома моделями, результати можна узагальнити, порівняти їх продуктивність, аналізувати їх сильні та слабкі сторони, та вибрати найбільш підходящий підхід для конкретної задачі. Важливо також враховувати, що результати можуть залежати не тільки від моделей, але і від якості та характеру даних, а також від специфіки задачі.

В алгоритмі обрахунку по моделі LSTM використано такі бібліотеки:

1. Numpy: для обробки та маніпуляції з масивами.
2. Pandas: для обробки та аналізу даних, особливо для роботи з DataFrame.
3. Matplotlib: для візуалізації даних.
4. Sklearn (Scikit-learn): для нормалізації даних та розрахунку RMSE (Root Mean Square Error).
5. TensorFlow та Keras: для побудови та навчання LSTM моделі.

Ініціативи для покращення точності:

1. Нормалізація даних: використання MinMaxScaler для масштабування значень кількості кліків у діапазон від 0 до 1.
2. Збільшення look\_back: Встановлено значення 50, що означає, що кожен прогноз буде використовувати дані за останні 50 часових інтервалів.
3. Архітектура LSTM мережі:

- Три шари LSTM з 150 одиницями кожний.
- Шари Dropout з параметром 0.4 для запобігання перенавчанню.
- Останній повнозв'язний шар з однією одиницею для прогнозування

виходу.

4. Зменшення `learning_rate` оптимізатора Adam: встановлено на 0.00005 для більш плавного та точного оновлення ваг моделі.

5. Калбеки:

- `EarlyStopping` для припинення навчання, якщо модель не покращується.
- `ModelCheckpoint` для збереження найкращої моделі.
- `ReduceLROnPlateau` для зниження швидкості навчання, якщо модель

перестає покращуватися.

6. Розрахунок RMSE: для оцінки точності прогнозу.

Візуалізація включає порівняння тренувальних даних, фактичних тестових даних та прогнозованих даних за допомогою графіку.

Цей код демонструє досить складний та технологічний підхід до прогнозування часових рядів, використовуючи глибоке навчання та LSTM мережі (Додаток Г).

Модель LSTM була успішно навчена та використана для прогнозування кількості кліків на наступні 15 днів на рис 4.12. Кількість даних для навчання така сама як для ARIMA. Візуалізація показує, як модель впоралася з цим завданням, демонструючи можливий тренд у даних. Важливо відзначити, що точність прогнозу залежить від багатьох факторів, включаючи кількість та якість вхідних даних, а також налаштування параметрів моделі.



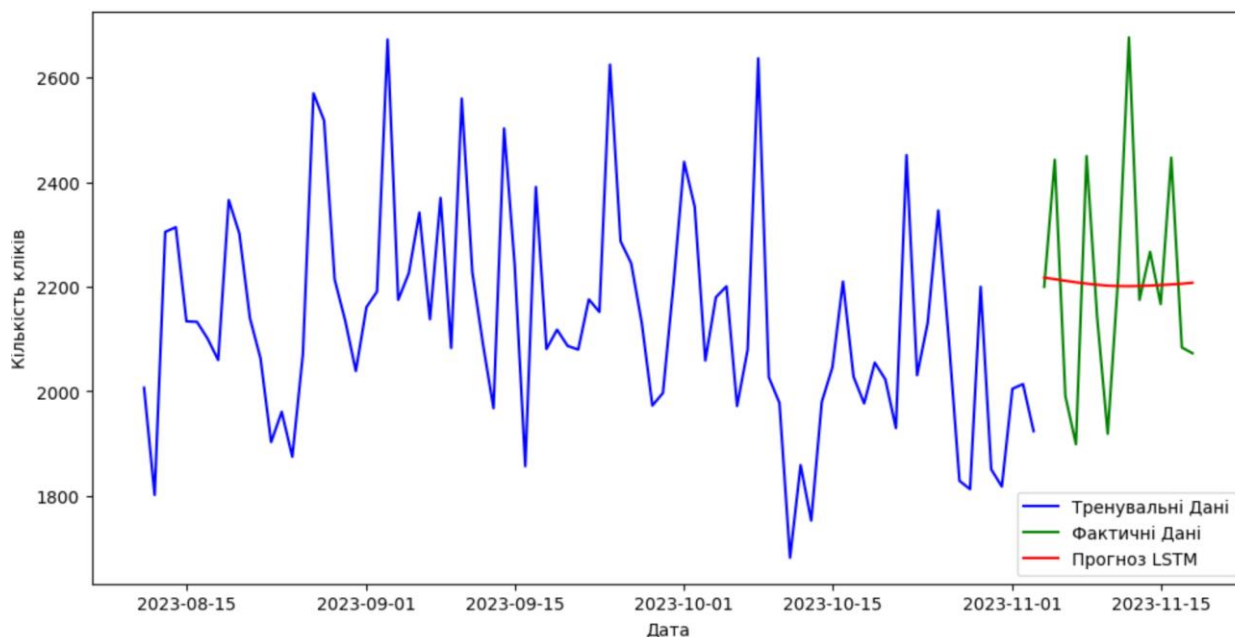


Рисунок 4.12 – Покращений прогноз по моделі LSTM

RMSE для прогнозу LSTM = 210.59. Для порівняння ефективності прогнозів LSTM та ARIMA, використано RMSE як показник точності. Значення RMSE показує, наскільки відрізняються прогнозовані значення від фактичних. Менше значення RMSE означає кращу точність прогнозу.

В цьому випадку:

- RMSE для моделі LSTM: 210.59
- RMSE для моделі ARIMA: 248.08
- Середня кількість кліків на день: 2210

Висновок про результати прогнозу: LSTM має менший RMSE (210.59) порівняно з ARIMA (248.08), що означає кращу точність прогнозування для LSTM.

Обчислення відсоткового співвідношення RMSE до середньої кількості кліків:

- Відсоток RMSE для LSTM:  $\frac{210,59}{2210} \times 100\% = 9,53\%$
- Відсоток RMSE для ARIMA:  $\frac{248,08}{2210} \times 100\% = 11,23\%$

Це означає, що відхилення прогнозу LSTM становить 9.53% від середньої кількості кліків на день, тоді як відхилення ARIMA складає 11.23%. Таким чином, LSTM демонструє кращу точність прогнозування порівняно з ARIMA на 1.7%, незважаючи на більш лінійний прогноз.

#### **Висновки до розділу 4**

Досліджено основні принципи та механізми детермінованого хаосу та їх потенційне застосування в рекомендаційних системах.

1. Теорія детермінованого хаосу в рекомендаційних системах: Було встановлено, що детермінований хаос може використовуватися як інструмент для аналізу динаміки рекомендаційних систем. Чутливість до початкових умов та непередбачувана поведінка системи може допомогти зрозуміти внутрішні процеси рекомендаційних систем.

2. Оцінка якості рекомендаційної системи за допомогою теорії детермінованого хаосу: Запропоновано 44 кваліметричних показника для оцінки якості рекомендаційних систем в теорії детермінованого хаосу. Ці показники допоможуть оцінити ефективність адаптації рекомендаційної системи до поведінки користувачів за принципами детермінованого хаосу. Вони також вказують на гнучкість, адаптивність та стійкість системи в динамічних середовищах.

3. Прогнозування за допомогою аналізу часових рядів та теорії детермінованого хаосу: Вивчення способів використання часових рядів та теорії хаосу для більш точного прогнозування поведінки користувачів.

4. Первинний аналіз кліків та використання ACF та PACF: Аналіз кліків в рекомендаційних системах та застосування автокореляції та часткової автокореляції для виявлення закономірностей у поведінці користувачів.

5. Візуалізація атракторів Реслера: Використання атракторів Реслера для візуалізації та аналізу хаотичних взаємодій у системі рекомендацій, особливо у контексті зміни ринкових умов.

6. Аналіз впливу зовнішніх факторів: Дослідження впливу таких факторів, як електромобілі та повітряна тривога, на характеристики рекомендаційних систем.

7. Вибір методу прогнозування: Порівняльний аналіз між ARIMA та LSTM показав, що LSTM має на 1.7% вищу точність у контексті прогнозування.

У підсумку, дослідження показало, що теорія детермінованого хаосу може служити важливим інструментом для аналізу та оптимізації рекомендаційних систем. Використання атракторів для візуалізації динаміки системи дозволяє отримати глибше розуміння процесів, що відбуваються всередині, та виявити потенційні області для покращення.

Ця дисертація засвідчує, що впровадження теорії детермінованого хаосу та сучасних статистичних методів може істотно покращити точність та ефективність оцінки рекомендаційних систем. Такий підхід не тільки сприяє більш точному прогнозуванню поведінки користувачів, але й відкриває нові горизонти для досліджень у цій галузі.

## ВИСНОВКИ

Дисертаційна робота присвячена вирішенню актуальної науково-технічної задачі, що полягає у підвищенні якості рекомендаційних систем колаборативної фільтрації завдяки кваліметричним методам вимірювання та теорії детермінованого хаосу.

У відповідності з поставленими завданнями та науковою новизною одержаних результатів дослідження сформовано наступні висновки:

1. Досліджено та проаналізовано ключові аспекти рекомендаційних систем, з акцентом на колаборативну фільтрацію, що є фундаментальним аспектом сучасних систем рекомендацій. Здійснено аналітичний огляд основних видів рекомендаційних систем: систем, заснованих на контенті, знаннях, гібридних систем та колаборативної фільтрації.

Встановлено, що колаборативна фільтрація найкраще підходить в рамках поставлених завдань дослідження. Досліджено різні підходи до колаборативної фільтрації, включаючи User-to-User та Item-to-Item алгоритми, з аналізом їх застосування через конкретні приклади.

Розглянуто основні принципи та сфери застосування рекомендаційних систем, а також розвінчано поширені міфи, що сприяло глибшому розумінню теми. Особлива увага була приділена існуючим методам оцінки якості рекомендацій, що є важливим для об'єктивного аналізу ефективності систем рекомендацій.

Виявлено та проаналізовано основні проблеми, що стоять перед колаборативною фільтрацією, і вказано на потенційні напрямки для подальших досліджень. Створено фундамент для розуміння комплексності та викликів, пов'язаних з рекомендаційними системами та колаборативною фільтрацією, спираючись на розробки інноваційних підходів до підвищення якості цих систем. Проведений аналіз є основою для глибокого розуміння рекомендаційних систем, з особливим акцентом на оцінку якості колаборативної фільтрації.

2. Визначено, що кваліметричні методи вимірювання є ключовими в системному підході до оцінювання та управління якістю в області рекомендаційних систем,

особливо тих, що базуються на колаборативній фільтрації. Значна увага була приділена аналізу різних кваліметричних методів і шкал, які дозволяють оцінювати якість цих систем за різними параметрами.

Особливо важливим став поглиблений аналіз переважних чисел і їх застосування в кваліметричній оцінці, що сприяє більш глибокому розумінню потенційних варіацій у якості рекомендацій та ідентифікації зон для оптимізації.

Було запропоновано основні і додаткові метрики та методи оцінки якості рекомендаційних систем, зокрема в рамках пошуку автомобілів. Практичне втілення цих підходів значно підвищило ефективність оцінки якості колаборативної фільтрації, що відповідає основній меті дослідження.

3. У ході дослідження було реалізовано кілька ключових етапів для створення та оптимізації рекомендаційної системи. Спочатку розроблена більш проста рекомендаційна система на основі коефіцієнту подібності Танімото, яка дозволила сформулювати первинні рекомендації.

З огляду на потребу у більш високоякісних рекомендаціях, здійснено перехід до розробки більш складної та ефективної системи на основі колаборативної фільтрації. Імплементовано алгоритм «item to item» для підвищення якості рекомендацій, використовуючи результати звітів Google Analytics, що сприяло покращенню користувацького досвіду.

Процес аналізу ефективності та оптимізації рекомендаційної системи включав збір статистичних даних, оцінку впливу різних факторів на точність та якість рекомендацій їх усуненням можливих недоліків, включаючи помилки на сайті та оптимізацію швидкодії програмного забезпечення. Додатковим кроком стало вдосконалення системи за допомогою методу подібності Жаккара, що також покращило якість рекомендацій.

Перехід від простішої системи до більш складної та ефективної системи колаборативної фільтрації був логічним та виправданим кроком для підвищення якості рекомендацій, що відповідало поставленим науковим задачам в рамках оцінки якості. Здійснений комплексний підхід до аналізу та оптимізації системи підтвердив

важливість комплексної оцінки якості рекомендаційної системи колаборативної фільтрації.

4. Встановлено, що не існує єдиної систематизації та принципів визначення якості відгуків, які можуть бути використані для покращення рекомендацій в рамках оцінок, заснованих на кваліметричних методах.

Також, наявність відгуків на інтернет-ресурсах використовується переважно як інструмент маркетингу та довіри, про що свідчить аналіз відкритих даних про компанії та рекомендаційні системи, які використовують.

Було сформовано принципи визначення якості відгуків, а саме набір метрик, які є кваліметричною основою якості відгуків:  $N_w$ ,  $S_{rating}$ ,  $P_{positive}$ ,  $N_p$ ,  $Emotion AI$ ,  $f_n$ ,  $\Delta_{Date}$ ,  $N_{v.c}$ . Всі вказані 8 метрик, формують «Циклограму якості відгуків “The Value of Opinion”». Запропонована «Циклограма якості відгуків “The Value of Opinion”» можлива для використання в рамках аналізу будь-яких відгуків про предмети та товари в інтернеті для покращення якості рекомендаційних систем та маркетингових досліджень, а отже – є універсальною для використання.

5. Виявлено, що не існує єдиної системи оцінки якості рекомендаційних систем, які би закривали потреби бізнесу в розрізі якості рекомендації та оцінки відхилень результатів одночасно. Також, рекомендаційні системи не враховують думку про рекомендований товар в цілому, про що свідчить аналіз рекомендаційних систем та наукових публікацій щодо поставленої мети.

Сформовано принципи визначення якості рекомендаційних систем, а саме групи метрик, які є кваліметричною основою якості рекомендаційних систем: бізнес-метрики (CTR, CR), метрики точності (RMSE, MAE), метрики якості ранжування (MAP@k, NDCG@k) та метрики якості («The Value of Opinion», Personalization). В рамках запропонованих груп створена – «Циклограма якості рекомендаційних систем» яка включає в себе 8 метрик (по 2 метрики на кожену групу). Крім унікального кваліметричного підходу вимірювання, циклограма включає в себе новий показник – «The Value of Opinion», який базується на основі аналізу відгуків (думок) про товар (в нашому випадку – автомобіль).

Наведено приклад візуалізацій циклограм якості рекомендацій для конкретних автомобілів. Запропонована «Циклограма якості рекомендаційних систем» може використовуватись для любых бізнес-задач в інтернеті, а також будь-яких товарів, а отже є універсальною для використання.

б. Досліджено основні принципи та механізми детермінованого хаосу та їх потенційне застосування в рекомендаційних системах.

Встановлено, що детермінований хаос може використовуватися як інструмент для аналізу динаміки рекомендаційних систем. Чутливість до початкових умов та непередбачувана поведінка системи може допомогти зрозуміти внутрішні процеси рекомендаційних систем.

Запропоновано 44 кваліметричних показника для оцінки якості рекомендаційних систем в теорії детермінованого хаосу. Ці показники допоможуть оцінити ефективність адаптації рекомендаційної системи до поведінки користувачів за принципами детермінованого хаосу. Вони також вказують на гнучкість, адаптивність та стійкість системи в динамічних середовищах.

Детальний аналіз часових рядів та використання атракторів Реслера дозволило виявити, що різні стани хаотичності корелюють з різними характеристиками рекомендаційних систем. Так, ступінь хаотичності може служити показником стабільності, чутливості до змін та загальної якості рекомендацій. З допомогою візуалізацій атракторів можливо відслідкувати динаміку рекомендаційної системи та її відгук на різні вхідні параметри, особливо у контексті зміни ринкових умов, або аналіз впливу зовнішніх факторів: тренди по електромобілях та вплив повітряних тривога, на характеристики рекомендаційних систем.

На основі проведених досліджень, доведено що модель LSTM на 1.7% точніше, а ніж модель ARIMA.

У підсумку, дослідження показало, що теорія детермінованого хаосу може служити важливим інструментом для аналізу та оптимізації рекомендаційних систем.

Досліджено, що теорія детермінованого хаосу може служити важливим інструментом для аналізу та оптимізації рекомендаційних систем. Використання

атракторів для візуалізації динаміки системи дозволяє отримати глибше розуміння процесів, що відбуваються всередині, та виявити потенційні області для покращення.

7. Створено комплексний проект стандарту для оцінки якості рекомендаційних систем колаборативної фільтрації. Стандарт базується на кваліметричних методах вимірювання, що дозволяє точно та об'єктивно оцінювати ефективність систем.

Проект стандарту доповнений кваліметричними показниками якості, що базуються на теорії детермінованого хаосу. Це дозволяє краще розуміти та прогнозувати складні поведінкові шаблони користувачів та взаємодії між ними, покращуючи якість рекомендацій.

Проект стандарту розроблено таким чином, щоб він міг бути застосований до широкого спектру рекомендаційних систем, незалежно від їхньої специфіки або галузі застосування. Це робить стандарт універсальним інструментом для покращення якості рекомендаційних систем у різних сферах.

Розроблено докладні рекомендації та керівництва щодо використання стандарту на підприємстві, які полегшують його інтеграцію та впровадження у вже існуючі системи. Проект стандарту становить значний крок у стандартизації та покращенні якості рекомендаційних систем, пропонуючи універсальний та інноваційний підхід до їх оцінки та оптимізації.

8. Результати дисертації та проекту оцінки якості рекомендаційних систем колаборативної фільтрації впроваджено на підприємстві ТОВ «PIA МЕДІА УКРАЇНА», про що свідчить Акт впровадження та довідка.

9. Рекомендаційною системою за період досліджень скористались більше 2 000 000 людей, що підтверджено даними сервісу Google Analytics.



## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

- [1] Рекомендаційна система [Електронний ресурс] // uk.wikipedia.org. – 2016. – Режим доступу до ресурсу: [https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%A0%D0%B5%D0%BA%D0%BE%D0%BC%D0%B5%D0%BD%D0%B4%D0%B0%D1%86%D1%96%D0%B9%D0%BD%D0%B0\\_%D1%81%D0%B8%D1%81%D1%82%D0%B5%D0%BC%D0%B0](https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%A0%D0%B5%D0%BA%D0%BE%D0%BC%D0%B5%D0%BD%D0%B4%D0%B0%D1%86%D1%96%D0%B9%D0%BD%D0%B0_%D1%81%D0%B8%D1%81%D1%82%D0%B5%D0%BC%D0%B0).
- [2] Колаборативна фільтрація [Електронний ресурс] // uk.wikipedia.org. 2022. – Режим доступу до ресурсу: [https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%9A%D0%BE%D0%BB%D0%B0%D0%B1%D0%BE%D1%80%D0%B0%D1%82%D0%B8%D0%B2%D0%BD%D0%B0\\_%D1%84%D1%96%D0%BB%D1%8C%D1%82%D1%80%D0%B0%D1%86%D1%96%D1%8F](https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%9A%D0%BE%D0%BB%D0%B0%D0%B1%D0%BE%D1%80%D0%B0%D1%82%D0%B8%D0%B2%D0%BD%D0%B0_%D1%84%D1%96%D0%BB%D1%8C%D1%82%D1%80%D0%B0%D1%86%D1%96%D1%8F).
- [3] Slope One [Електронний ресурс] // en.wikipedia.org. – 2015. – Режим доступу до ресурсу: [https://en.wikipedia.org/wiki/Slope\\_One](https://en.wikipedia.org/wiki/Slope_One).
- [4] Xiaoyuan Su and Taghi M. Khoshgoftaar «A Survey of Collaborative Filtering Techniques A Survey of Collaborative Filtering Techniques» // Hindawi Publishing Corporation, Advances in Artificial Intelligence archive, USA : 2009. — С. 1-19.
- [5] Mustansar Ali Ghazanfar —Building Switching Hybrid Recommender System Using Machine Learning Classifiers and Collaborative Filtering [Електронний ресурс] // International Journal of Computer Science. Режим доступу до ресурсу: [http://www.iaeng.org/IJCS/issues\\_v37/issue\\_3/IJCS\\_37\\_3\\_09.pdf](http://www.iaeng.org/IJCS/issues_v37/issue_3/IJCS_37_3_09.pdf)
- [6] [Devi Z](#), [Setiawan N](#), [Adji T](#) and [Widiyaningtyas T](#). Hybrid Filtering Algorithm in Event Manager Partner Recommendation System. Proceedings of the 7<sup>th</sup> International Conference on Sustainable Information Engineering and Technology. (182-187).  
<https://doi.org/10.1145/3568231.3568248>
- [7] Recommendation systems: Principles, methods and evaluation [Електронний ресурс] // <https://www.sciencedirect.com/> – 2015. – Режим доступу до ресурсу: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1110866515000341>
- [8] TikTok [Електронний ресурс] // uk.wikipedia.org – 2022. – Режим доступу до ресурсу: <https://uk.wikipedia.org/wiki/TikTok>

[9] Sarwar B. M. Item-based collaborative filtering recommendation algorithms / B. M. Sarwar, G. Karypis, J. A. Konstan // Proceedings of ACM WWW '01, pp. 285–295, ACM, 2001. 13. Karypis G. Evaluation of item-based top-N recommendation algorithms / G. Karypis // Proceedings of ACM CIKM '01, pp. 247–254, ACM, 2001.

[10] CiteSeer [Електронний ресурс] // uk.wikipedia.org. – 2022. – Режим доступу до ресурсу: <https://uk.wikipedia.org/wiki/CiteSeer>

[11] Recommendation-System-1- Collaborative Filtering and Content-based Filtering [Електронний ресурс] // <https://wenkangwei.github.io/>. – 2020. – Режим доступу до ресурсу: <https://wenkangwei.github.io/2020/12/16/Recommendation-System-1/>

[12] Collaborative filtering [Електронний ресурс] // uk.wikipedia.org. – 2020. – Режим доступу до ресурсу: [https://en.wikipedia.org/wiki/Collaborative\\_filtering](https://en.wikipedia.org/wiki/Collaborative_filtering)

[13] IV-а міжнародна наукова конференція «Вимірювання, контроль та діагностика в технічних системах» у м. Вінниця (31 жовтня – 2 листопада 2017 р. Покращення алгоритму item to item методу колаборативної фільтрації для розробки рекомендаційних систем шляхом оцінки релевантності / Глушко М. В. Науковий керівник – д.т.н., проф. Кучерук В. Ю. Митковський О.// <http://mpa.vntu.edu.ua/images/conference/conf2017/VCDTS%202017.pdf> с. 215

[14] Philippopoulos, Kostas & Deligiorgi, Despina & Kouroupetroglou, Georgios. (2014). Performance Comparison of Self-Organizing Maps and k-means Clustering Techniques for Atmospheric Circulation Classification. International Journal of Energy and Environment. 8. 171-180.

[15] Науково-технічні конференції підрозділів Вінницького національного технічного університету (НТКП ВНТУ) Інститут соціально-гуманітарних наук. Як Big Data (великі дані) впливають на буття людини / В.Ю.Кучерук, д.т.н., проф; І. О Головащенко, к.ф.н. доцент; М.В. Глушко, студент <https://ir.lib.vntu.edu.ua/bitstream/handle/123456789/17811/2555.pdf?sequence=3>

[16] Linden G. Amazon.com recommendations: Item-to-item collaborative filtering / G. Linden, B. Smith, J. York // IEEE Internet Computing, vol. 7, no. 1, pp. 76–80, 2003. 15. Hu Y., Koren Y., Volinsky C.: Collaborative filtering for implicit feedback datasets. In ICDM- 08, 8th IEEE Int. Conf. On Data Mining, pages 263–272, Pisa, Italy, 2008.

[17] Як допомогти користувачеві знайти те, що йому потрібно? [Електронний ресурс] // [venturebeat.com](https://venturebeat.com) 2018. – Режим доступу до ресурсу: <https://venturebeat.com/ai/apples-core-ml-2-vs-googles-ml-kit-whats-the-difference/>

[18] Root-mean-square deviation [Електронний ресурс] // <https://en.wikipedia.org/> 2023. – Режим доступу до ресурсу: [https://en.wikipedia.org/wiki/Root-mean-square\\_deviation](https://en.wikipedia.org/wiki/Root-mean-square_deviation)

[19] Mean absolute error [Електронний ресурс] // <https://en.wikipedia.org/> 2023. – Режим доступу до ресурсу: [https://en.wikipedia.org/wiki/Mean\\_absolute\\_error](https://en.wikipedia.org/wiki/Mean_absolute_error)

[20] Кваліметрія продукції [Електронний ресурс] // <https://uk.wikipedia.org/> 2023. – Режим доступу до ресурсу: [https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%9A%D0%B2%D0%B0%D0%BB%D1%96%D0%BС%D0%B5%D1%82%D1%80%D1%96%D1%8F\\_%D0%BF%D1%80%D0%BE%D0%B4%D1%83%D0%BA%D1%86%D1%96%D1%97](https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%9A%D0%B2%D0%B0%D0%BB%D1%96%D0%BС%D0%B5%D1%82%D1%80%D1%96%D1%8F_%D0%BF%D1%80%D0%BE%D0%B4%D1%83%D0%BA%D1%86%D1%96%D1%97)

[21] IV-а міжнародна наукова конференція «Вимірювання, контроль та діагностика в технічних системах» у м. Вінниця (31 жовтня – 2 листопада 2017 р. Покращення алгоритму item to item методу колаборативної фільтрації для розробки рекомендаційних систем шляхом оцінки релевантності / Глушко М. В. Науковий керівник – д.т.н., проф. Кучерук В. Ю. Митковський О.// <http://mpa.vntu.edu.ua/images/conference/conf2017/VCDTS%202017.pdf> с. 215

[22] В. Кучерук, М. Глушко, «Покращення алгоритму «item to item» методу колаборативної фільтрації для розробки рекомендаційних систем на основі косинусної міри шляхом оцінки релевантності», *ScienceRise*, № 1, с. 20-24. 2018. <https://doi.org/10.15587/2313-8416.2018.120886>

[23] В.Ю. Кучерук, М.В. Глушко. Виявлення 4XX та 5XX помилок на сайті як впливний фактор на результат точності рекомендаційних систем // CONFERENCE <https://conferences.vntu.edu.ua> – 2019. – <https://conferences.vntu.edu.ua/index.php/all-fksa/all-fksa-2019>

[24] В.Ю. Кучерук, М.В. Глушко. Діагностування швидкості програмного забезпечення, як фактор впливу на результат точності рекомендаційних систем. VI (XXX) Міжнародна міжвузівська школа семінар «Методи і засоби діагностики в техніці та соціумі (МіЗД ТС-2018)», 17-18 грудня 2018 року: Збірник матеріалів. – Івано-Франківськ: Видавництво «Факел» ІФНТУНГ, 2018. – 10 с.  
<http://itts.nung.edu.ua/wp-content/uploads/2019/03/mizdts-2018.pdf>

[25] V. Kucheruk, M. Hlushko. «Improving Accuracy of Recommender systems based on Collaborative Filtering Algorithm Item-To-Item» in Technical research and development: collective monograph, – Boston, 2021. Pp. 119-125  
<https://doi.org/10.46299/ISG.2021.MONO.TECH.I>

[26] В.Ю. Кучерук, М.В. Глушко. «Вплив розміщення рекомендаційних систем на мобільних та десктопних пристроях на сайті як впливний фактор на результат точності рекомендаційних систем». «Вимірювання, контроль та діагностика в технічних системах (вкдтс-2019)» п'ята міжнародна наукова конференція 29 – 31 жовтня 2019 р.

<https://ir.lib.vntu.edu.ua/bitstream/handle/123456789/26635/tezy%202019-1.pdf?sequence=1&isAllowed=y>

[27] В.Ю. Кучерук, М.В. Глушко «ПОКРАЩЕННЯ ЯКОСТІ РЕКОМЕНДАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ ЗА МЕТОДОМ ПОДІБНОСТІ ЖАККАРА» // Modern directions of scientific research development. Proceedings of the 3rd International scientific and practical conference. BoScience Publisher. Chicago, USA. 2021. Pp. 137-141.  
 URL: <https://sci-conf.com.ua/iii-mezhdunarodnaya-nauchno-prakticheskaya-konferentsiya-modern-directions-of-scientific-research-development-1-3-sentyabrya-2021-goda-chikago-ssha-arhiv/>

[28] В.Ю. Кучерук, М.В. Глушко «МЕТОД ПОДІБНОСТІ ЖАККАРА ДЛЯ ПОКРАЩЕННЯ ЯКОСТІ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ». V Міжнародної науково-практичної конференції «Управління якістю в освіті та промисловості: досвід, проблеми та перспективи» Львів, 20-21 травня 2021 р. ст. 143  
<http://science.lpnu.ua/sites/default/files/attachments/2021/23330/importantdoc/tezyquality2021.pdf>

[29] В.Ю. Кучерук, М.В. Глушко. Покращення точності рекомендаційної системи «с этим авто также ищут» на основі алгоритму колаборативної фільтрації item-to-item. II Международная научно-практическая конференция «ACTUAL TRENDS OF MODERN SCIENTIFIC RESEARCH» 16-18 серпня 2020 года Мюнхен, Германия. <https://sci-conf.com.ua/ii-mezhdunarodnaya-nauchno-prakticheskaya-konferentsiya-actual-trends-of-modern-scientific-research-16-18-avgusta-2020-goda-myunhen-germaniya-arhiv/>

[30] Number of registered members on Goodreads from May 2011 to July 2019 [Електронний ресурс] // <https://www.statista.com/> – 2022. – Режим доступу до ресурсу: <https://www.statista.com/statistics/252986/number-of-registered-members-on-goodreadscom/>

[31] Share of Amazon shoppers in the United States who trust product reviews on Amazon as of February 2020 [Електронний ресурс] // <https://www.statista.com/> – 2020. – Режим доступу до ресурсу: <https://www.statista.com/statistics/623659/amazon-customer-review-usage-usa/>

[32] Google Releases April 2023 Reviews Update Focusing Heavily on Experience: What You Need To Know [Електронний ресурс] // <https://thriveagency.com/> – 2022. – Режим доступу до ресурсу: <https://thriveagency.com/news/google-releases-april-2023-reviews-update-focusing-heavily-on-experience/>

[33] Garcia Esparza S, O'Mahony MP, Smyth B (2010) Effective product recommendation using the real-time web. In: Bramer M, Petridis M, Hopgood A (eds) Proceedings of the 30th SGAI International Conference on Innovative Techniques and Applications of Artificial Intelligence, Cambridge, UK, Springer, pp 5–18

[34] Musat CC, Liang Y, Faltings B (2013) Recommendation using textual opinions. In: Proceedings of the 23rd International Joint Conference on Artificial Intelligence, Beijing, China, AAAI Press, IJCAI'13, pp 2684– 2690

[35] Blei DM, Ng AY, Jordan MI (2003) Latent dirichlet allocation. Journal of Machine Learning Research 3:993–1022

[36] McAuley J, Leskovec J (2013) Hidden factors and hidden topics: Understanding rating dimensions with review text. In: Proceedings of the 7th ACM International Conference on Recommender Systems, Hong Kong, China, ACM, RecSys'13, pp 165–172

[37] Seroussi Y, Bohnert F, Zukerman I (2011) Personalised rating prediction for new users using latent factor models. In: Proceedings of the 22nd ACM Conference on Hypertext and Hypermedia, Eindhoven, The Netherlands, ACM, HT'11, pp 47–56)

[38] Leung CWK, Chan SCF, Chung F (2006) Integrating collaborative filtering and sentiment analysis: A rating inference approach. In: Proceedings of the ECAI 2006 Workshop on Recommender Systems, Riva del Garda, Italy, pp 62–66

[39] Zhang W, Ding G, Chen L, Li C, Zhang C (2013) Generating virtual ratings from chinese reviews to augment online recommendations. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST)* 4(1):9

[40] Pang B, Lee L, Vaithyanathan S (2002) Thumbs up?: Sentiment classification using machine learning techniques. In: Proceedings of the ACL-02 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing – Volume 10, Philadelphia, Pennsylvania, USA, Association for Computational Linguistics, EMNLP'02, pp 79–86

[41] Poirier D, Tellier I, Fessant F, Schluth J (2010b) Towards text-based recommendations. In: Proceeding of the 9th International Conference on Adaptivity, Personalization and Fusion of Heterogeneous Information, Paris, France, RIAO'10, pp 136–137

[42] Hu M, Liu B (2004b) Mining opinion features in customer reviews. In: Proceedings of the 19th National Conference on Artificial Intelligence, San Jose, California, USA, AAAI Press, AAAI'04, pp 755–760

[43] Popescu AM, Etzioni O (2005) Extracting product features and opinions from reviews. In: Proceedings of the Conference on Human Language Technology and Empirical Methods in Natural Language Processing, Vancouver, Canada, Association for Computational Linguistics, HLT'05, pp 339–346

[44] Jin W, Ho HH, Srihari RK (2009) Opinionminer: A novel machine learning system for web opinion mining and extraction. In: Proceedings of the 15th ACM SIGKDD

International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, Paris, France, ACM, KDD'09, pp 1195–1204

[45] Miao Q, Li Q, Zeng D (2010) Mining fine grained opinions by using probabilistic models and domain knowledge. In: Proceedings of the 2010 IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology – Volume 01, Toronto, Canada, IEEE Computer Society, WI-IAT'10, pp 358–365

[46] Qi L, Chen L (2010) A linear-chain CRF-based learning approach for web opinion mining. In: Chen L, Triantafillou P, Suel T (eds) Proceedings of the 11th International Conference on Web Information Systems Engineering, Hong Kong, China, Springer-Verlag, WISE'10, pp 128–141

[47] Hu M, Liu B (2004a) Mining and summarizing customer reviews. In: Proceedings of the 10th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, Seattle, WA, USA, ACM, KDD'04, pp 168–177

[48] Moghaddam S, Ester M (2010) Opinion digger: An unsupervised opinion miner from unstructured product reviews. In: Proceedings of the 19th ACM International Conference on Information and Knowledge Management, Toronto, Canada, ACM, CIKM'10, pp 1825–1828

[49] Chen G, Chen L (2014) Recommendation based on contextual opinions. In: Dimitrova V, Kuflik T, Chin D, Ricci F, Dolog P, Houben GJ (eds) Proceedings of the 22nd Conference on User Modeling, Adaptation, and Personalization, Alborg, Denmark, Springer, UMAP'14, pp 61–73

[50] Li Y, Nie J, Zhang Y, Wang B, Yan B, Weng F (2010) Contextual recommendation based on text mining. In: Proceedings of the 23rd International Conference on Computational Linguistics: Posters, Beijing, China, Association for Computational Linguistics, COLING'10, pp 692–700

[51] Hariri N, Mobasher B, Burke R, Zheng Y (2011) Context-aware recommendation based on review mining. In: Proceedings of the 9th Workshop on Intelligent Techniques for Web Personalization and Recommender Systems in IJCAI'11, Barcelona, Spain, pp 30–36

[52] Levi A, Mokryn O, Diot C, Taft N (2012) Finding a needle in a haystack of reviews: Cold start context-based hotel recommender system. In: Proceedings of the 6th



ACM International Conference on Recommender Systems, Dublin, Ireland, ACM, RecSys'12, pp 115–122

[53] Jindal N, Liu B (2006) Mining comparative sentences and relations. In: Proceedings of the 21st National Conference on Artificial Intelligence – Volume 2, Boston, Massachusetts, USA, AAAI Press, AAAI'06, pp 1331–1336

[54] Ganapathibhotla M, Liu B (2008) Mining opinions in comparative sentences. In: Proceedings of the 22nd International Conference on Computational Linguistics – Volume 1, Manchester, UK, Association for Computational Linguistics, COLING'08, pp 241–248

[55] Shaikh M, Prendinger H, Ishizuka M (2009) A linguistic interpretation of the OCC emotion model for affect sensing from text. In: Tao J, Tan T (eds) Affective Information Processing, Springer London, pp 45–73

[56] Moshfeghi Y, Piwowarski B, Jose JM (2011) Handling data sparsity in collaborative filtering using emotion and semantic based features. In: Proceedings of the 34th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, Beijing, China, ACM, SIGIR'11, pp 625–634

[57] Raghavan S, Gunasekar S, Ghosh J (2012) Review quality aware collaborative filtering. In: Proceedings of the 6th ACM Conference on Recommender systems, Dublin, Ireland, ACM, RecSys'12, pp 123–130

[58] В. Ю. Кучерук і М. В. Глушко, «КВАЛІМЕТРИЧНИЙ МЕТОД АНАЛІЗУ ЯКОСТІ ВІДГУКІВ 'THE VALUE OF OPINION' ЯК ФУНДАМЕНТ СУЧАСНИХ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ», *НаукПраці ВНТУ*, вип. 3, Вер 2021. DOI: <https://doi.org/10.31649/2307-5376-2021-3-14-22>

[59] В.Ю. Кучерук, М.В. Глушко «АНАЛІЗ ВІДГУКІВ ЯК НЕВІД'ЄМНИЙ ФАКТОР ЯКОСТІ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ». Науково-технічна конференція факультету інформаційних електронних систем (2022), КОНФЕРЕНЦІЇ ВНТУ електронні наукові видання <https://conferences.vntu.edu.ua/index.php/all-frtzp/all-frtzp-2022/paper/view/14865>

[60] Bureaucratic-labs/dostoevsky [Електронний ресурс] // <https://github.com> / – 2022. – Режим доступу до ресурсу: <https://github.com/bureaucratic-labs/dostoevsky>



[61] В. Ю. Кучерук і М. В. Глушко, «ОЦІНЮВАННЯ ЯКОСТІ ВІДГУКІВ НА ОСНОВІ КВАЛІМЕТРИЧНОГО МЕТОДУ «THE VALUE OF OPINION»», *НаукПраці ВНТУ*, вип. 3, Вер 2022. DOI: <https://doi.org/10.31649/2307-5376-2022-2-22-34>

[62] Jannach D., Zanker M., Felfernig A. Friedrich G. Recommender Systems. An Introduction. New York: Cambridge University Press 32 Avenue of the Americas, 2011. 352 P.

[63] В.Ю. Кучерук, М.В. Глушко. «МЕТОДИ ОЦІНКИ ЯКОСТІ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ». «КОНФЕРЕНЦІЇ ВНТУ електронні наукові видання, L Науково-технічна конференція факультету комп'ютерних систем і автоматики (2021)» 03 березня 2021 р. <https://conferences.vntu.edu.ua/index.php/all-fksa/all-fksa-2021/paper/view/12509>

[64] В. Кучерук і М. Глушко, «ПОКРАЩЕННЯ ЯКОСТІ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ НА ОСНОВІ КВАЛІМЕТРИЧНИХ МЕТОДІВ ВИМІРЮВАННЯ», *ВОТТЛ*, вип. 2, с. 65–72, Чер 2022.

DOI: <https://doi.org/10.31891/2219-9365-2022-70-2-9>

[65] III-а міжнародна наукова конференція «Вимірювання, контроль та діагностика в технічних системах» у м. Вінниця (27—29 жовтня 2015 р.) Обробка вібраційної інформації з використанням теорії детермінованого хаоса / Глушко М. В. Науковий керівник – д.т.н., проф. Кучерук В. Ю.// [http://mpa.vntu.edu.ua/images/conference/conf2015/Abstacts\\_2015.pdf](http://mpa.vntu.edu.ua/images/conference/conf2015/Abstacts_2015.pdf) с. 33

[66] V науково-практична конференція студентів і молодих учених «Методи та засоби неруйнівного контролю промислового обладнання» у м. Івано-Франківськ (24 – 25 листопада 2015 р.) Детерминированный хаос в RL-диодных цепях высокочастотного синусоидального тока и его применение в метрологии / Глушко М. В. Науковий керівник – д.т.н., проф. Кучерук В. Ю.// с.116

[67] XLV Науково-технічна конференція факультету комп'ютерних систем та автоматики (2016) Детермінований хаос у RL – діодних колах високочастотного синусоїдального струму і його застосування в метрології / Глушко М. В. Науковий

керівник – д.т.н., проф. Кучерук В. Ю. // <http://conferences.vntu.edu.ua/index.php/all-fksa/all-fksa-016/paper/viewPaper/1361>

[68] Міжнародна науково-практична інтернет-конференція «Інноваційні технології в процесі підготовки фахівців» у м. Вінниця (03—04 квітня 2016 р.) Заходи безпеки під час експлуатації резистивного перетворювача фізичних величин на основі генератора детерміновано-хаотичного сигналу / Глушко М.В. Науковий керівник – д.т.н., проф. Кучерук В. Ю.//

<http://conferences.vntu.edu.ua/index.php/itpf/2016/paper/viewPaper/1443>

[69] Всеукраїнська науково-технічна конференція молодих вчених у царині метрології «Technical Using of Measurement – 2016» у м. Славськ (1—5 лютого 2016 р.) Резистивний перетворювач фізичних величин на основі генератора детерміновано-хаотичного сигналу / Глушко М. В. Науковий керівник – д.т.н., проф. Кучерук В. Ю.// [http://amu.in.ua/simg/Tum/Tesi\\_TUM\\_2016.pdf](http://amu.in.ua/simg/Tum/Tesi_TUM_2016.pdf) с. 37

[70] Deterministic chaos in RL-diode circuits and its application in metrology / Kucheruk V., Katsyv S., Glushko M., Wójcik W.; Zyska T., Taissariyeva K., Mussabekov K. // Proc. SPIE 10031, Photonics Applications in Astronomy, Communications, Industry, and High-Energy Physics Experiments 2016, 100312A (September 28, 2016); <http://dx.doi.org/10.1117/12.2249253> (Входить до наукометричної бази даних Scopus)

[71] Преобразователь емкости в напряжение на основе RL- диодного генератора детерминировано-хаотических колебаний. Заключение о выдаче патента полезной модели РК на изобретение: от 11 июля 2016 года, № 2016/0070.2. Казахстан. Винахідники: Кучерук В.Ю., Карабекова Д.Ж., Нусупбеков Б.Р., Севастьянов В.Н., Хасенов А.К., Глушко М.В.

[72] Преобразователь сопротивления в напряжение на основе RL-диодного генератора хаотических колебаний. Заключение о выдаче патента полезной модели РК на изобретение от 2 июня 2016 года, № 2016/0060.2. Казахстан. Винахідники: Кучерук В.Ю., Карабекова Д.Ж., Нусупбеков Б.Р., Севастьянов В.Н., Хасенов А.К., Глушко М.В.

[73] Эффект эхокамеры [Электронный ресурс] // [uk.wikipedia.org](http://uk.wikipedia.org). – 2023. – Режим доступа до ресурсу:

[https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%95%D1%84%D0%B5%D0%BA%D1%82\\_%D0%B5%D1%85%D0%BE%D0%BA%D0%B0%D0%BC%D0%B5%D1%80%D0%B8\\_\(%D0%BC%D0%B5%D0%B4%D1%96%D0%B0\)](https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%95%D1%84%D0%B5%D0%BA%D1%82_%D0%B5%D1%85%D0%BE%D0%BA%D0%B0%D0%BC%D0%B5%D1%80%D0%B8_(%D0%BC%D0%B5%D0%B4%D1%96%D0%B0))

[74] Аналіз часових рядів [Електронний ресурс] // uk.wikipedia.org. – 2022. – Режим доступу до ресурсу:

[https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%95%D1%84%D0%B5%D0%BA%D1%82\\_%D0%B5%D1%85%D0%BE%D0%BA%D0%B0%D0%BC%D0%B5%D1%80%D0%B8\\_\(%D0%BC%D0%B5%D0%B4%D1%96%D0%B0\)](https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%95%D1%84%D0%B5%D0%BA%D1%82_%D0%B5%D1%85%D0%BE%D0%BA%D0%B0%D0%BC%D0%B5%D1%80%D0%B8_(%D0%BC%D0%B5%D0%B4%D1%96%D0%B0))

[75] Лук'яненко І. Г., Жук В. М. Аналіз часових рядів. Частина перша : Побудова ARIMA, ARCH/GARCH моделей з використанням пакета E.Views 6.0. Практичний посібник для роботи в комп'ютерному класі / І. Г. Лук'яненко, В. М. Жук. – К. : НаУКМА ; Аграр Медіа Груп, 2013. – 22 с.

[76] Метод Ейлера [Електронний ресурс] // uk.wikipedia.org. – 2021. – Режим доступу до ресурсу:

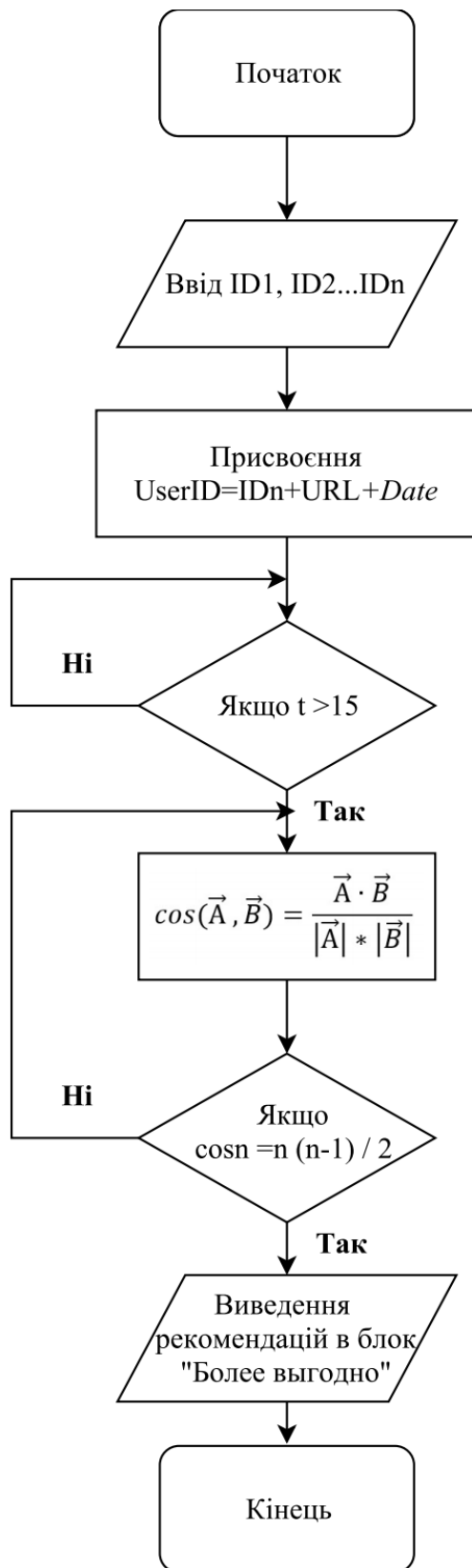
[https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%9C%D0%B5%D1%82%D0%BE%D0%B4\\_%D0%95%D0%B9%D0%BB%D0%B5%D1%80%D0%B0](https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%9C%D0%B5%D1%82%D0%BE%D0%B4_%D0%95%D0%B9%D0%BB%D0%B5%D1%80%D0%B0)

[77] Arima Vs Lstm [Електронний ресурс] // playerzero.ai – 2023. – Режим доступу до ресурсу: <https://www.playerzero.ai/advanced/product-builder-facts/arima-vs-lstm>

## ДОДАТКИ

## Додаток А

Алгоритм роботи колаборативної фільтрації на основі методу «item to item»



## Додаток Б

### Лістинг програми

```
import sqlite3
conn = sqlite3.connect('ivi_views.db')
cursor = conn.cursor()

# будуємо індекс user_id -> col_id, где col_id - ідентифікатор стовбця в матриці
# беремо користувачів, переглянувши не менше 2 оголошень
users_sql = """
    SELECT user_id
    FROM views
    WHERE view IS NOT NULL
    GROUP BY user_id HAVING count(obj_id) >= 2
"""

cursor.execute(users_sql)
user_to_col = {}
for col_id, (user_id,) in enumerate(cursor):
    user_to_col[user_id] = col_id

# будуємо індекс obj_id -> row_id, где row_id - ідентифікатор стовбця в матриці
# беремо тільки оголошення, які переглянули 10 користувачів
objs_sql = """
    SELECT obj_id
    FROM views
    WHERE view IS NOT NULL AND user_id IN (
        SELECT user_id
        FROM views
```

```

WHERE view IS NOT NULL
GROUP BY user_id HAVING count(obj_id) >= 2
)
GROUP BY obj_id HAVING count(user_id) >= 10
"""
cursor.execute(objs_sql)
obj_to_row = {}
for row_id, (obj_id,) in enumerate(cursor):
    obj_to_row[obj_id] = row_id

print u"Кількість користувачів:", len(user_to_col)
print u"Кількість оголошень:", len(obj_to_row)
from scipy.sparse import lil_matrix

sql = """
SELECT obj_id, user_id, view
FROM views
WHERE view IS NOT NULL
"""
cursor.execute(sql)

matrix = lil_matrix((len(obj_to_row), len(user_to_col))) # створюємо матрицю
потрібних розмірів
# заповнюємо матрицю
for obj_id, user_id, view in cursor:
    row_id = obj_to_row.get(obj_id)
    col_id = user_to_col.get(user_id)
    if row_id is not None and col_id is not None:
        matrix[row_id, col_id] = min(view, 10)

```

```

percent = float(matrix.nnz) / len(obj_to_row) / len(user_to_col) * 100
print u"Відсоток наповненості матриці: %.2f%%" % percent
from sklearn.preprocessing import normalize
from scipy.sparse import spdiags

# Косинусна міра обчислюється як відношення скалярного добутку векторів
(чисельник)
# До твору довжини векторів (знаменник)

# Нормалізуємо вихідну матрицю
# (Дана дія відповідає приведенню знаменника у формулі косинусній мірі до 1)
normalized_matrix = normalize(matrix.tocsr()).tocsr()
# Обчислюємо скалярне значення
cosine_sim_matrix = normalized_matrix.dot(normalized_matrix.T)

# Обнуляємо діагональ, щоб виключити її з рекомендацій
# Швидке обнуління діагонали
diag = spdiags(-cosine_sim_matrix.diagonal(), [0], *cosine_sim_matrix.shape,
format='csr')
cosine_sim_matrix = cosine_sim_matrix + diag

percent = float(cosine_sim_matrix.nnz) / cosine_sim_matrix.shape[0] /
cosine_sim_matrix.shape[1] * 100
print u"Відсоток наповненості матриці: %.2f%%" % percent
print u"Размер в МБ:", cosine_sim_matrix.data.nbytes / 1024 / 1024
from scipy.sparse import vstack
import numpy as np

cosine_sim_matrix = cosine_sim_matrix.tocsr()
m = 30

```



```

# побудуємо top-m матрицю в один потік
rows = []
for row_id in np.unique(cosine_sim_matrix.nonzero()[0]):
    row = cosine_sim_matrix[row_id] # вихідна строка матриці
    if row.nnz > m:
        work_row = row.tolil()
        # Замінюємо всі top-m елементів на 0, результат віднімаємо від row
        # При великій кількості стовпців дана операція працює швидше,
        # Ніж просте занулення всіх елементів крім top-m
        work_row[0, row.nonzero()[1][np.argsort(row.data)[-m:]]] = 0
        row = row - work_row.tocsr()
    rows.append(row)
topk_matrix = vstack(rows)
# нормалізуємо матрицю-результат
topk_matrix = normalize(topk_matrix)

percent = float(topk_matrix.nnz) / topk_matrix.shape[0] / topk_matrix.shape[1] * 100
print u"Відсоток наповненості матриці: %.2f%%" % percent
print u"Розмір в МБ:", topk_matrix.data.nbytes / 1024 / 1024
# индекс для перетворення row_id -> obj_id, где row_id - идентифікатор строки в
матриці
row_to_obj = {row_id: obj_id for obj_id, row_id in obj_to_row.iteritems()}

# зазделегідь збираємо индекс obj_id -> title
title_sql = """
    SELECT obj_id, obj_title
    FROM views
    GROUP BY obj_id, obj_title
    """

```

```

cursor.execute(title_sql)
obj_to_title = {}
for obj_id, title in cursor:
    obj_to_title[obj_id] = title
#підготовлюємо вектор результат користувача:
user_vector = lil_matrix((len(obj_to_row), 1))
user_vector[7780, 0] = 7 # Мерседес С-класса»
user_vector[7755, 0] = 10 # Ауди А3»
user_vector[7746, 0] = 8 # Ауди А4
user_vector[7657, 0] = 8 # Ауди А5
user_vector[6683, 0] = 7 # Ауди А6
user_vector[7656, 0] = 9 # Ауди А8
user_vector[7356, 0] = 9 БМВ Х5
user_vector[7296, 0] = 8 # БМВ 5 Series
user_vector[6839, 0] = 7 # БМВ 520
user_vector[4190, 0] = 7 # БМВ 3 Series
user_vector[7507, 0] = 9 # БМВ 525
user_vector[6938, 0] = 9 # БМВ 320
user_vector[4230, 0] = 10 # БМВ 530
user_vector[3127, 0] = 8 # БМВ Х6
user_vector = user_vector.tocsr()
# 1. перемножити матрицю item-item и вектор рейтингів користувача А
x = topk_matrix.dot(user_vector).tolil()
# 2. занулити ячейки, відповідно до оголошень, які користувач А уже переглянув
for i, j in zip(*user_vector.nonzero()):
    x[i, j] = 0

# перетворюємо стовбець в результат вектор
x = x.T.tocsr()

```

```

# 3. впорядкувати оголошення в порядку убування значень і отримати top-k
рекомендацій (quorum = 10)quorum = 10
data_ids = np.argsort(x.data)[-quorum:][::-1]

result = []
for arg_id in data_ids:
    row_id, p = x.indices[arg_id], x.data[arg_id]
    result.append({"obj_id": row_to_obj[row_id], "weight": p})

result
# оголошення, які рекомендуємо, і їх зв'язок з оголошеннями, які переглянув
користувач
result = []
for arg_id in data_ids:
    row_id, p = x.indices[arg_id], x.data[arg_id]
    obj_id = row_to_obj[row_id]

# Визначаємо, як вплинув на рекомендований фільм кожен з оцінених користувачем
фільмів.
# Topk_matrix [row_id] - вектор сусідів рекомендованого оголошення obj_id
# .multiply (user_vector.T) - зануляють всі оголошення, які користувач не дивився
# Impact_vector - вага переглянутих користувачем оголошень при підрахунку
метрики рекомендації obj_id
impact_vector = topk_matrix[row_id].multiply(user_vector.T)

# Найбільш значимий фільм - осередок з найбільшим значенням в impact_vector
impacted_arg_id = np.argsort(impact_vector.data)[-1]
impacted_row_id = impact_vector.indices[impacted_arg_id]
impact_value = user_vector[impacted_row_id, 0]
impacted_obj_id = row_to_obj[impacted_row_id] # найбільш значиме оголошення

```

```
rec_item = {
    "title": obj_to_title[obj_id],
    "weight": p,
    "impact": obj_to_title[impacted_obj_id],
    "impact_value": impact_value
}
result.append(rec_item)
print u"Более выгодно"%(title)s", так як оголошення подобається користувачам,
переглянувши це оголошення "%(impact)s". Вы переглянути "%(impact)s" на
%(impact_value)s." % rec_item
```

## Додаток В

Лістинг програми для обчислення параметрів Emotion AI

```
from dostoevsky.tokenization import RegexTokenizer
from dostoevsky.models import FastTextSocialNetworkModel

tokenizer = RegexTokenizer()
model = FastTextSocialNetworkModel(tokenizer=tokenizer)

messages = [
    'Високий кліренс, висока посадка. Мотор 1.6 Tdi забезпечує чудову динаміку та витрату і це з урахуванням аеродинаміки. Якість складання чудова. Шумоізоляція залишає бажати кращого.',
    'Надійний та невибагливий мот. Але роки вже беруть своє.',
    'Ну дуже середній за всіма параметрами автомобіль. Брати в наш час не рекомендую тільки якщо ви зовсім обмежені в засобах і є шанувальником Suzuki і зятим ентузіастом.',
    'Я задоволений цим мотоциклом. Не дивлячись на пробки, могу швидко та з комфортом дістатися до потрібного місця. Звичайно, я сім'єю на ньому не поїдиш. Але можна отримати купу позитивних емоцій у поїздках.',
    'Хороша машина для сім'ї, без особливих витрат бюджету.',
]

results = model.predict(messages, k=2)
for message, sentiment in zip(messages, results):
    print(message, '->', sentiment)
```

## Додаток Г

Вінницький національний технічний університет

### **ПРОЕКТ СТАДАРТУ ОЦІНКИ ЯКОСТІ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ**

офіційне видання на основі ДСТУ ISO 9001:2015  
(ISO 9001:2015, IDT - Системи управління якістю)

Проект розробили:

Доктор технічних наук, професор Кухарчук Василь Васильович

Аспірант Глушко Михайло Васильович

Вінниця 2023

Цей проект стандарту підприємства є адаптація з перекладу ISO 9001.2015 Quality management systems — Requirements (Системи управління якістю. Вимоги).

Вимоги, зазначені в проекті стандарту, відповідають чинному законодавству України.

## **ВСТУП до Проекту стандарту оцінки якості рекомендаційних систем**

### **0.1 Загальні положення**

Розробка проекту стандарту оцінки якості для рекомендаційних систем є стратегічним кроком, який може значно покращити їхню загальну ефективність та закласти міцну основу для подальших інновацій та розвитку.

Потенційні вигоди для організацій від впровадження цього проекту стандарту включають:

- a) Забезпечення здатності систематично надавати релевантні та корисні рекомендації, які задовольняють очікування користувачів;
- b) Створення можливостей для збільшення задоволеності користувачів та лояльності до бренду;
- c) Врахування ризиків та можливостей, пов'язаних з технологічними та ринковими змінами;
- d) Демонстрація відповідності встановленим вимогам якості рекомендаційних систем.

Цей проект стандарту може застосовуватися як внутрішніми, так і зовнішніми сторонами, задіяними в процесі створення та використання рекомендаційних систем.

Запровадження цього стандарту не передбачає необхідності:

- Однаковості структури різних рекомендаційних систем;
- Стандартизації документації згідно зі структурою цього стандарту;
- Використання специфічної термінології цього стандарту в рамках організації.

Вимоги, встановлені в цьому стандарті, доповнюють технічні вимоги до рекомендаційних систем. У стандарті застосовано кваліметричний метод оцінки якості рекомендаційних систем, що дозволяє комплексно оцінити якість рекомендаційних систем із поглибленим аналізом відгуків про товар.

Регулярне вдосконалення рекомендаційних систем на основі цих принципів може призвести до значних інновацій та реорганізацій у сфері рекомендаційних систем.

## **0.2 Принципи управління якістю для оцінки рекомендаційних систем**

Цей підхід до оцінки якості рекомендаційних систем колаборативної фільтрації базується на принципах управління якістю, описаних у ISO 9000. Описи цих принципів адаптовані для відображення специфіки рекомендаційних систем та включають виклад кожного принципу, обґрунтування його важливості для систем рекомендацій, приклади вигод, що випливають із кожного принципу, а також приклади дій, які можуть бути вжиті для покращення дієвості рекомендаційної системи при застосуванні цих принципів.

Принципи управління якістю для рекомендаційних систем включають:

1. Орієнтація на замовника: розуміння та врахування потреб та уподобань користувачів, щоб забезпечити високу релевантність та цінність рекомендацій.
2. Лідерство: розробка чіткої стратегії та напрямків для розвитку рекомендаційних систем, що веде до інновацій та ефективності.
3. Задіяність персоналу: залучення команди аналітиків, розробників та інших фахівців для вдосконалення та оптимізації системи рекомендацій.
4. Процесний підхід: розгляд системи рекомендацій як послідовності взаємопов'язаних процесів, що дозволяє ефективно управляти та оптимізувати її діяльність.
5. Поліпшення: постійне вдосконалення системи рекомендацій шляхом впровадження нових методик, технологій та ідей.



6. Прийняття рішень на підставі фактичних даних: використання даних та аналітичних методів для обґрунтування рішень у сфері рекомендацій.

7. Керування взаємовідносинами: розробка та підтримка стосунків з ключовими зацікавленими сторонами, включаючи користувачів, розробників та партнерів.

Ці принципи допомагають визначити основні аспекти для оцінки та покращення якості рекомендаційних систем, забезпечуючи їх високу ефективність та релевантність у відповідності до потреб користувачів.

Адаптований текст з фокусом на тематику "Покращення оцінки якості рекомендаційних систем колаборативної фільтрації на основі кваліметричних методів вимірювання":

### **0.3 Підхід у контексті оцінки якості рекомендаційних систем**

#### **0.3.1 Загальні положення**

Цей підхід сприяє застосуванню процесного підходу під час розроблення, запровадження та вдосконалення результативності оцінки якості для рекомендаційних систем, зокрема тих, що використовують колаборативну фільтрацію. Головна мета - підвищення задоволеності користувачів через високу точність та релевантність рекомендацій. Метод оцінки якості рекомендаційних систем на основі циклограми зображено на рис. 1.

Розуміння та управління взаємопов'язаними параметрами, як системою, сприяє зростанню ефективності рекомендаційних систем у досягненні їхніх цілей. Такий підхід дозволяє організаціям контролювати взаємозв'язки та залежності між різними процесами, оптимізуючи загальну дієвість системи.

Підхід у контексті оцінки якості рекомендаційних систем включає систематичне визначення параметрів, їх взаємодій та управління ними для досягнення бажаних результатів.

Застосування підходу оцінки якості в рекомендаційних систем дозволяє:

- a) Розуміти та постійно задовольняти вимоги користувачів;
- b) Розглядати процеси з точки зору створення додаткової цінності;
- c) Збільшувати доходи бізнесу;
- d) Поліпшувати процеси на основі аналізу даних та інформації.

### **0.3.3 Ризик-орієнтоване мислення у контексті оцінки якості рекомендаційних систем**

Ризик-орієнтоване мислення є критично важливим для розвитку ефективних систем оцінки якості рекомендаційних систем. У попередніх дослідженнях ця концепція була вже присутня, охоплюючи дії щодо запобігання потенційним несподіванкам та аналізу виникаючих проблем з метою їх недопущення у майбутньому. Це особливо важливо у контексті динамічно мінливих взаємодій користувачів із рекомендаційними системами.

Для відповідності вимогам стандарту у сфері оцінки якості рекомендаційних систем, організації мають планувати та реалізовувати дії, які враховують ризики та можливості. Це дозволяє не тільки покращити ефективність систем управління якістю, але й досягати кращих результатів та запобігати негативним впливам.

Можливості для рекомендаційних систем можуть виникати у сприятливих ситуаціях, таких як розвиток нових продуктів або послуг, оптимізація ресурсів, або покращення продуктивності. Водночас, кожен ризик несе у собі потенціал як позитивних, так і негативних наслідків, і позитивні аспекти ризику можуть створювати нові можливості.

## **0.4 Зв'язок з іншими стандартами на системи управління**

Проект стандарту оцінки якості рекомендаційних систем розроблений на базі структурної основи ISO, щоб забезпечити узгодженість із іншими стандартами систем управління.

Цей стандарт має тісний зв'язок з ISO 9000 та ISO 9004, де ISO 9000 становить основу для розуміння та впровадження проекту стандарту, а ISO 9004 надає настанови для організацій, що прагнуть досягти більшого успіху, ніж вимагає стандарт.

## ПРОЕКТ СТАНДАРТУ ПІДПРИЄМСТВА

---

### ОЦІНКА ЯКОСТІ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ ВИМОГИ

### QUALITY ASSESSMENT OF RECOMMENDATION SYSTEMS REQUIREMENTS

## 1. ОСНОВНІ ПОКАЗНИКИ ЯКОСТІ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ

На рис. 1 зображена циклограма якості рекомендаційних систем, яка включає в себе основні показники якості.

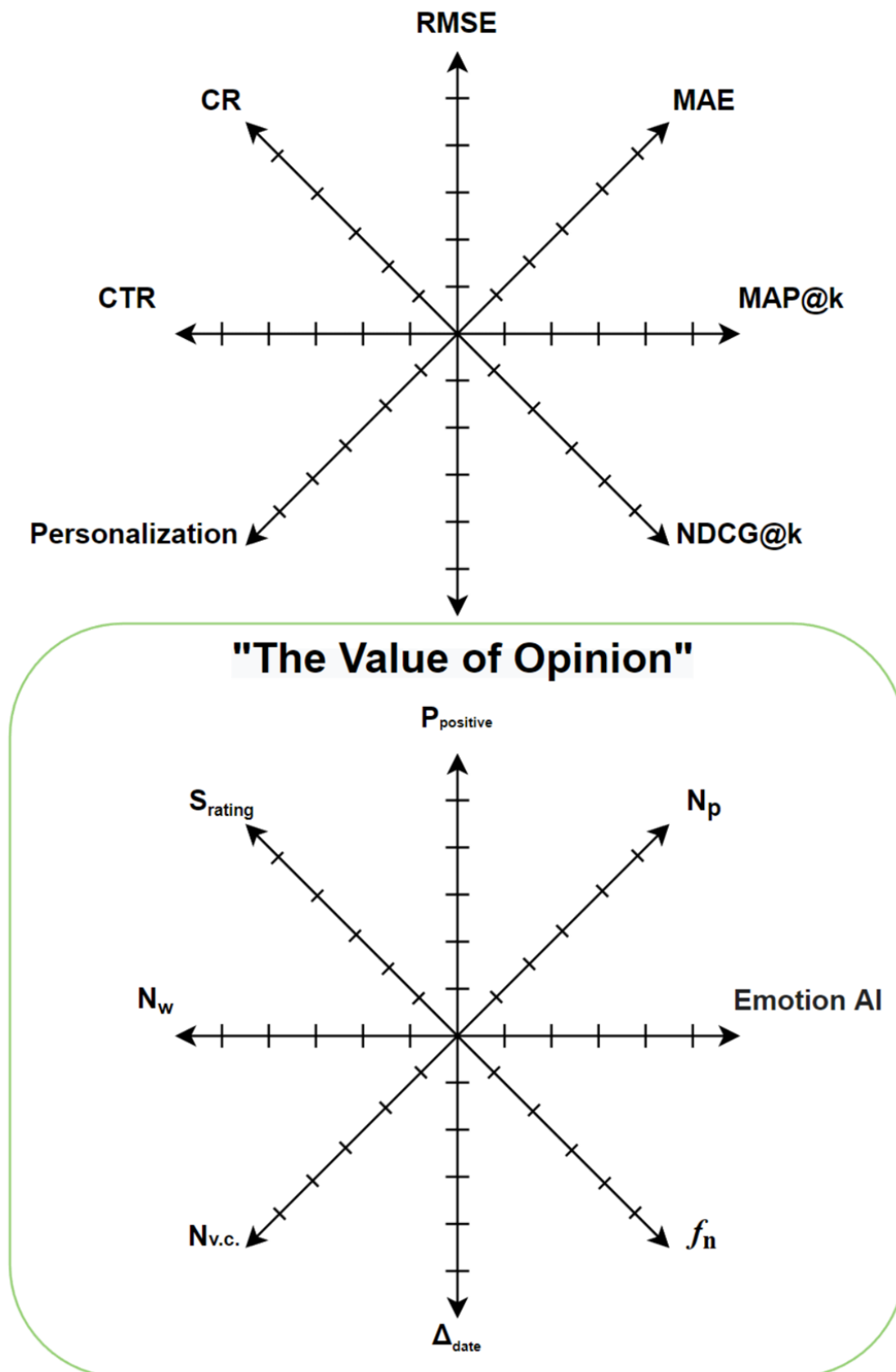


Рисунок 1 – «Циклограма якості рекомендаційних систем»

Проект стандарту якості рекомендаційних систем базується на комплексному аналізі якості та точності рекомендаційних систем, які спрямовані на ріст бізнесу. В табл. 1 поділено 8 основних метрик на 4 групи:

Таблиця 1 – основні показники якості рекомендаційних систем

Група	Бізнес-метрики	Метрики достовірності	Метрики якості ранжування	Метрики якості рекомендацій
Метрика	<i>CTR, CR</i>	<i>RMSE, MAE</i>	<i>MAP@k, NDCG@k</i>	<i>«The Value of Opinion», Personalization</i>

Розглянемо детальніше кожну метрику:

**CTR** - click-through rate, цей показник показує, який відсоток користувачів, що побачили рекомендаційну систему, клацнули по ній. Формула розрахунку CTR:

$$CTR = \text{Кількість кліків} / \text{Кількість показів} \times 100\%$$

**CR** - це коефіцієнт конверсії (conversion rate). Так називають співвідношення відвідувачів сайту, які досягли мети, до спільної аудиторії. Якщо просто, то це відсоток користувачів, які здійснили потрібну дію - зареєструвалися, підписалися на розсилку, заповнили форму, подали заявку, оформили покупку. В нашому випадку – перейшли на джерело оголошення для здійснення дзвінку.

$$CR = \text{Загальна кількість конверсій} / \text{Загальна кількість відвідувачів} \times 100\%$$

**RMSE** – root mean square error, середньоквадратичне відхилення. Є часто використовуваною мірою відмінностей між значеннями (вибірковими або сукупними значеннями), передбаченими моделлю, або оцінювачем, і спостережуваними значеннями. RMSE являє собою квадратний корінь з моменту другого зразка відмінностей між прогнозованими значеннями та спостережуваними значеннями або середнє квадратичне цих відмінностей.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y})^2};$$

де:

$N$  – кількість спостережень;

$y_i$  – реальне спостережувальне значення;

$\hat{y}_i$  – прогнозоване значення.

Чим нижче значення RMSE, тим краща якість моделі. Оскільки RMSE береться в квадрат, великі помилки матимуть більший вплив на загальний показник, порівняно з MAE (*Mean Absolute Error*). RMSE має ті ж самі одиниці вимірювання, що й змінна, яку прогнозуємо (наприклад, якщо прогнозуємо ціни на товари, RMSE буде у валютних одиницях).

Ця метрика корисна для порівняння різних моделей між собою та для визначення, наскільки добре модель працює в абсолютних термінах.

**MAE** - mean absolute error, середня абсолютне відхилення. Це міра відхилення між парними спостереженнями, що виражають одне й те саме явище. Використовують для вимірювання точності прогнозу. MAE дає змогу виміряти середню величину відхилення між прогнозами та дійсними значеннями. Чим менше значення MAE, тим краща модель прогнозування в плані абсолютної точності.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^m |y_i - \hat{y}_y|;$$

де:

$n$  – кількість спостережень (або точок даних);

$y_i$  - дійсне значення для  $i$ -го спостереження;

$\hat{y}_i$  – прогнозоване значення для  $i$ -го спостереження.

**MAP@k** - Mean average precision at K, одна з найчастіше використовуваних метрик якості ранжирування.  $p@K$  і  $ap@K$  якість ранжування оцінюється для окремо взятого об'єкта (користувача, пошукового запиту). На практиці об'єктів безліч: маємо

справу із сотнями тисяч користувачів, мільйонами пошукових запитів тощо. Ідея  $map@K$  полягає в тому, щоб порахувати  $ap@K$  для кожного об'єкта та усереднити:

$$Precision @ k = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k Relevance @ i ;$$

$$AP @ k = \frac{\sum_{i=1}^k (Relevance @ i \cdot Precision @ i)}{\sum_{i=1}^k Relevance @ i} ;$$

$$MAP @ k = \frac{1}{|Users|} \sum_{u \in Users} AP @ k(u) ;$$

***NDCG@k*** - normalized discounted cumulative gain at K, метрика якості ранжування. Основна перевага *NDCG* полягає в тому, що він враховує оцінені значення релевантності. Якщо вони доступні в наборі даних, *NDCG* добре підходить. Порівняно з метрикою *MAP*, вона добре оцінює позицію ранжированих елементів. Він працює за межами бінарного релевантного/нерелевантного сценарію.

$$DCG @ k = \sum_{i=1}^k \frac{2^{Relevance @ i} - 1}{\log(i + 1)} ;$$

$$nDCG @ k = \frac{DCG @ k}{\max(DCG @ k)} ;$$

*MAP@k* (*Mean Average Precision at k*) та *NDCG@k* (*Normalized Discounted Cumulative Gain at k*) – це дві різні метрики для оцінювання якості рекомендаційних систем, особливо коли мається на увазі ранжування рекомендацій. Обидві вони оцінюють рекомендації, надаючи вагу вищим позиціям у ранжуванні. Проте, існують деякі відмінності:

1. *MAP@k* (*Mean Average Precision at k*): вимірює середню точність пошуку в ранжованому списку рекомендацій. Вона обчислює точність кожного запиту і потім

усереднює їх. Важливо, що в  $MAP@k$  усі релевантні рекомендації мають однакову вагу, незалежно від їх позиції в ранжуванні.

2.  $NDCG@k$  (Normalized Discounted Cumulative Gain at k): оцінює якість ранжування, враховуючи позиції релевантних елементів. Ця метрика заснована на припущенні, що релевантні елементи, розташовані вище у списку, є більш цінними.  $NDCG$  використовує логарифмічне зниження, що означає, що релевантні елементи на більш високих позиціях отримують більшу вагу, а релевантні елементи на нижчих позиціях – меншу.

У контексті рекомендаційних систем:

-  $MAP@k$  використовується, коли важливо просто знати, чи є рекомендований елемент релевантним чи ні. Це може бути корисним у сценаріях, де порядок рекомендацій не настільки важливий.

-  $NDCG@k$  важливіша для ситуацій, де порядок рекомендацій має велике значення. Наприклад, у випадку з онлайн-магазином, де перші декілька рекомендацій мають велику ймовірність перегляду і покупки.

Обидві ці метрики важливі і вибір між ними залежить від конкретного випадку використання та цілей рекомендаційної системи.

**Personalization** – це відсоток персоналізованої видачі результатів в рекомендаційній системі серед всіх сеансів. Число має бути наближене до 100%, але не може дорівнювати 100%, оскільки існує проблема «холодного старту».

«*The Value of Opinion*» - супупне кваліметричне значення якості відгуків  $N$  для вектору товарів  $X$ , про які ці відгуки були написані.

### 1.1. Оцінки якості відгуків відгуків «THE VALUE OF OPINION»

$N_{v.c.}$  – (number of visual content) це бінарне значення на рівні відгука, та кількісне на рівні каталогу відгуків, яке відповідає за наявність візуального контенту (фото, відео). Він дає додаткову цінність та якість відгуку для користувача, та є впливним фактором якості Google при аналізі відгуків.



$N_w$  – кількість слів у написаному відгуку від власника. Чим більша кількість слів – тим більш якісніший відгук з точки зору повноти опису та характеристик про товар.

$S_{rating}$  – середня оцінювання продукту користувачем виставлена під час написання відгуку. Зазвичай оцінювання ставиться від 1 до 5.

$N_p$  – загальна кількість відгуків про обрану марку/модель/рік випуску автомобіля, які вдалось знайти для рекомендацій. Цей показник необхідний для розуміння впливу кількості відгуків на загальну формулу ранжування. За невеликої кількості відгуків про конкретні моделі автомобілів вплив на рекомендації буде менший, оскільки зменшується репрезентативність даних.

$P_{positive}$  знаходимо за визначеною формулою. Це базовий показник, який не ускладнює обчислення якості відгуку, але працює як стабілізуючий параметр до *Emotion AI*, де реалізоване більш складне рішення.

$$P_{positive} = \frac{N_{\text{позитивних думок}}}{N_{\text{позитивних думок}} + N_{\text{негативних думок}}};$$

*Emotion AI* – показник, пов'язаний з виявленням емоцій за допомогою штучного інтелекту, також відомий як афективні обчислення. Обчислення відносять до аналізу тональності тексту на основі алгоритмів машинного навчання, і є класом методів контент-аналізу в комп'ютерній лінгвістиці, призначені для автоматизованого виявлення в текстах емоційно забарвленої лексики та емоційного оцінювання авторів об'єктів, про які йдеться в тексті.

$f_n$  – показник закону Ципфа («ранг-частотність»). Це емпірична закономірність розподілу частотності слів природної мови, якщо всі слова мови (або просто досить довгого тексту) впорядкувати за зменшенням частотності їх використання, то частотність  $n$ -го слова в такому списку виявиться приблизно обернено пропорційною його порядковому номеру  $n$ , тобто рангу цього слова.

Наприклад, друге за використанням слово зустрічається приблизно вдвічі рідше, ніж перше, третє – втричі рідше, ніж перше, і так далі. Формально припустимо:

$N$  – кількість елементів;

$k$  – їхній ранг;

$s$  – значення показника, що характеризує розподіл значень.

Закон Ципфа передбачає, що із сукупності з  $N$ -елементів нормована частота елемента рангу  $k$ ,  $f(k;s,N)$ , є:

$$f(k;s,N) = \frac{1/k^s}{\sum_{n=1}^N (1/n^s)} ;$$

Також, при розрахунку показника варто враховувати список стоп-слів.

$\Delta_{Date}$  — показник, який дорівнює дельті між датою публікації відгуку та поточною датою. Чим більша відстань між датами, тим менша цінність такого відгуку. Вимірюється від 0 до 1.

Приклад візуалізації циклограми якості двох відгуків “The Value of Opinion”» зображено на рисунку 2, де зелений колір – приклад якісного відгуку, а червоний колір – приклад менш якісного відгуку.

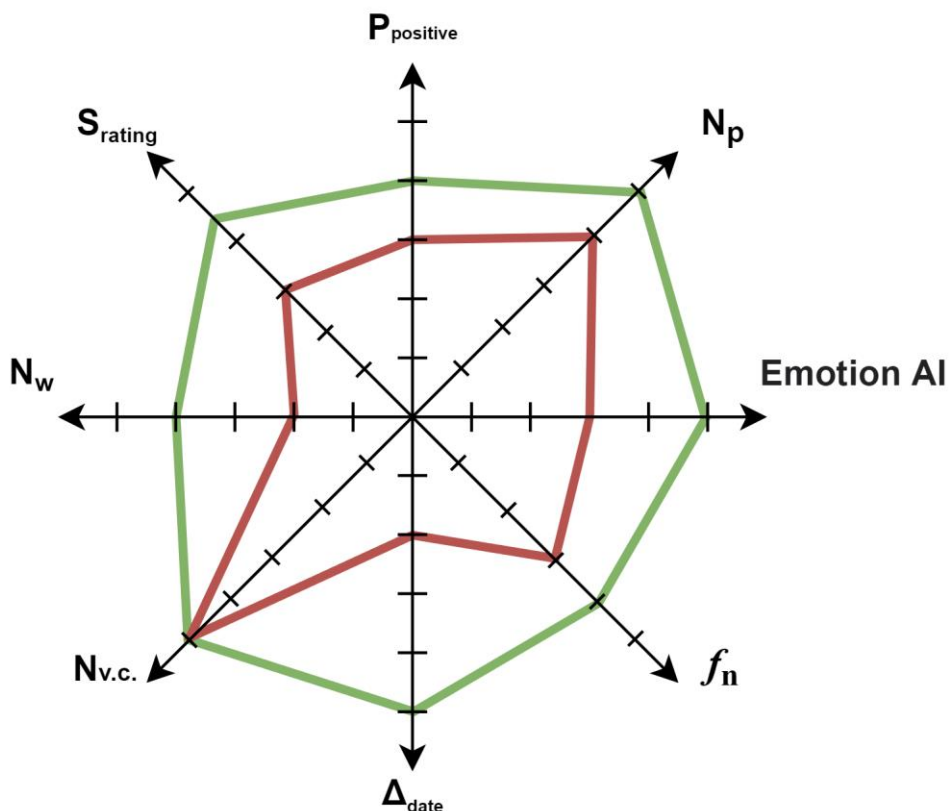


Рисунок 2 - Циклограми якості двох відгуків «The Value of Opinion»»

Кількісно величину підсумкового показника якості, тобто рівня якості  $Y_k$ , можна розрахувати як визначення середнього арифметичного значення всіх метрик із врахованими показниками ( $Y_i$ ), які будуть порівнюватись із базовими метриками якості відгуку (відгук рахується нейтральним, із середньозваженими показниками).

$$Y_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Y_i$$

### 1.3 ДОДАТКОВІ ПОКАЗНИКИ ЯКОСТІ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ

Нижче представлені додаткові показники оцінки якості рекомендаційних систем, які також бути застосовані на підприємстві в рамках проекту стандарту:

1. (точність) *Precision*: Відсоток рекомендованих елементів, які є релевантними.

2. *(повнота) Recall*: Відсоток релевантних елементів, які були рекомендовані.

3. *F1-score*: Гармонічне середнє між Precision та Recall.

4. *MRR (Mean Reciprocal Rank)* - це статистичний показник, який використовується для оцінки якості ранжування відповідей в задачах, де відбувається пошук лише однієї правильної відповіді.

5. *Coverage*: Відсоток усіх можливих товарів (або контенту), які рекомендаційна система здатна рекомендувати.

6. *Diversity*: Міра того, наскільки рекомендації відрізняються одна від одної в рекомендованому списку.

7. *Novelty*: рекомендації, які відрізняються від популярних елементів.

8. *Serendipity*: рекомендації, які можуть здивувати користувача, але при цьому бути йому цікавими.

9. *Unexpectedness*: Міра того, наскільки рекомендації несподівані, але при цьому є релевантними для користувача.

10. *Churn*: Відсоток рекомендацій, які змінюються з часом. Занадто високий Churn може збентежити користувачів.

11. *A/B тестування*: Розбивка користувачів на групи для порівняння якості рекомендацій різних версій системи.

12. *Онлайн-задачі (задачі офлайн)*: Перевірка якості рекомендацій в реальних умовах з користувачами.

13. *Анкетування користувачів*: збір інформації про якість рекомендаційної систем в рамках задоволення користувачів.

14. *Intra-list similarity*: середня схожість між рекомендаціями в списку. Занадто велика схожість може свідчити про відсутність різноманітності.

15. *Latency*: час, який потрібен системі, щоб сформувати рекомендації. Для деяких застосувань, особливо у реальному часі, ця метрика може бути критичною.

Для оцінки якості рекомендаційної системи, з огляду на теорію детермінованого хаосу, можна розглядати наступні запропоновані кваліметричні показники якості:

16. *Чутливість до змін у поведінці користувачів*: Міра, яка вказує, наскільки добре система адаптує свої рекомендації відповідно до змін у виборі чи перевагах користувачів.

17. *Різноманітність рекомендацій*: Показник, що оцінює ступінь різноманітності у рекомендованих продуктах, або контенті, підкреслюючи складність поведінки системи.

18. *Точність прогнозування*: Оцінка того, наскільки точно система може передбачити переваги користувача у короткостроковому періоді, враховуючи хаотичність користувацької поведінки.

19. *Стійкість до шуму*: Міра, що показує, наскільки добре система може фільтрувати шумові дані, або випадкові коливання у вхідних даних без втрати якості рекомендацій.

20. *Адаптивність до нових даних*: Здатність системи швидко враховувати нові дані (наприклад, нові оцінки або продукти) для підвищення релевантності рекомендацій.

21. *Непередбачуваність рекомендацій*: Показник, який вимірює ступінь непередбачуваності у рекомендаціях, тобто наскільки рекомендації не є очевидними чи тривіальними.

22. *Стійкість до маніпуляцій*: Здатність системи протистояти спробам маніпулювання рекомендаціями через неправдиві відгуки, або інші форми втручання.

23. *Довгострокова ефективність*: Оцінка здатності системи зберігати високу якість рекомендацій протягом тривалого часу, враховуючи зміни у користувацьких перевагах і поведінці.

24. *Швидкість реакції на зміни*: Оцінка того, як швидко система здатна оновлювати рекомендації у відповідь на нові дані, або зміни у поведінці користувачів. Це важливо для підтримки актуальності рекомендацій у динамічному середовищі.

25. *Гнучкість системи*: Міра того, наскільки легко систему можна налаштувати, або модифікувати для врахування нових типів даних, змін у поведінці користувачів, або нових вимог бізнесу.

26. *Здатність до самонавчання*: Спроможність системи автоматично вдосконалювати свої алгоритми на основі збору і аналізу поведінкових даних користувачів.

27. *Резистентність до кризових ситуацій*: Здатність системи ефективно функціонувати в умовах різких змін ринкових умов, або поведінки користувачів, наприклад, під час криз, або сезонних коливань.

28. *Індивідуалізація рекомендацій*: Ступінь, в якому система здатна надавати персоналізовані рекомендації, враховуючи унікальні переваги та інтереси кожного користувача.

29. *Прозорість алгоритмів*: Ступінь, в якому користувачі та оператори системи можуть розуміти, як були сформовані рекомендації, що підвищує довіру до системи.

30. *Здатність до виявлення та виправлення помилок*: Спроможність системи ідентифікувати та виправляти помилки у рекомендаціях, наприклад, нерелевантні або помилкові пропозиції.

31. *Етичність рекомендацій*: Здатність системи уникати упереджень та надавати рекомендації, які не порушують етичні норми та стандарти.

32. *Мінімізація ефекту камери еха (echo chamber effect)*: Оцінка того, наскільки добре система уникає створення "камери еха", де користувачам рекомендуються лише ті елементи, які відповідають їхнім вже існуючим перевагам, обмежуючи їхнє знайомство з новими ідеями або поглядами.

33. *Масштабованість*: Здатність системи ефективно масштабуватися для обслуговування зростаючої кількості користувачів, або об'єктів без втрати якості рекомендацій.

34. *Інтеграція з іншими системами*: Здатність системи інтегруватися з іншими платформами або джерелами даних, щоб забезпечити більш широкий контекст та поліпшити якість рекомендацій.

35. *Баланс між новизною та релевантністю*: Спроможність системи підтримувати баланс між пропонуванням нових, незнайомих рекомендацій та збереженням релевантності до інтересів користувача.

36. *Стійкість до атак та шахрайства*: Здатність системи ідентифікувати та протидіяти спробам маніпулювання через фальсифіковані оцінки, шахрайські дії чи інші види атак.

37. *Оцінка впливу на користувачів*: Аналіз того, який вплив рекомендації мають на користувачів, включаючи задоволеність, відгуки та зміни у поведінці.

38. *Відповідність законодавству та нормам*: Забезпечення того, щоб рекомендації та методи збору даних відповідали всім відповідним законодавчим та нормативним вимогам, особливо щодо конфіденційності та захисту даних.

39. *Здатність до моніторингу та звітності*: Наявність інструментів для моніторингу показників ефективності системи та надання звітності про її роботу.

40. *Здатність до міжкультурної адаптації*: Оцінка здатності системи адаптувати свої рекомендації для користувачів з різних культурних та географічних середовищ, враховуючи різноманітність культурних переваг та особливостей. (Важливо під час масштабування бізнесу на нові ринки)

41. *Стабільність в роботі*: Спроможність системи уникати технічних збоїв та надавати послідовні рекомендації, незалежно від зовнішніх факторів, або навантаження на систему.

42. *Реакція на критичні зміни у поведінці користувачів*: Здатність системи швидко і адекватно реагувати на раптові зміни в поведінці, або інтересах користувачів, що може бути важливим в умовах хаотичних змін.

43. *Розширюваність функціоналу*: Можливість додавання нових функцій, інструментів, або можливостей до системи без необхідності її повної реконструкції.

44. *Спроможність до саморегуляції*: Здатність системи самостійно коригувати свої алгоритми, або параметри для підтримки оптимальної якості рекомендацій навіть при зміні вхідних даних або зовнішніх умов.

45. *Сумісність з різними пристроями та платформами*: Здатність системи працювати ефективно на різноманітних пристроях і платформах, враховуючи мобільні та настільні пристрої, різні операційні системи тощо.

46. *Управління конфліктами інтересів:* Спроможність системи ідентифікувати та управляти ситуаціями, коли інтереси користувачів можуть конфліктувати з інтересами бізнесу, або іншими користувачами.

47. *Доступність та інклюзивність:* Забезпечення того, що система доступна та зручна для використання різними групами людей, включаючи осіб з обмеженими можливостями.

48. *Безпека даних:* Забезпечення надійного захисту персональних даних користувачів та відомостей про їхню поведінку, що є особливо важливим в контексті зростаючих загроз кібербезпеці.

49. *Ефективність ресурсів:* Оцінка того, наскільки ефективно система використовує обчислювальні, ресурси пам'яті системи та інше, що є важливим для забезпечення її стійкості та масштабованості.

50. *Гнучкість у налаштуваннях:* Спроможність системи дозволяти користувачам налаштовувати різні аспекти рекомендацій – наприклад, змінювати вагу певних критеріїв або виключати певні категорії товарів або послуг.

51. *Відстеження та аналіз трендів:* Здатність системи аналізувати та реагувати на загальні тренди серед користувачів, ринкові зміни.

52. *Врахування часових факторів:* Спроможність системи адаптувати рекомендації з урахуванням часу доби, дня тижня, сезонності та інших часових параметрів.

53. *Інтеграція зовнішніх даних:* Можливість системи використовувати дані з зовнішніх джерел, таких як соціальні медіа, новинні портали або бази даних третіх сторін, для покращення якості рекомендацій.

54. *Автономність системи:* Ступінь, до якого система може функціонувати автономно, без необхідності постійного втручання людини для налаштувань або корекцій.

55. *Міждисциплінарна інтеграція:* Здатність системи інтегрувати підходи та методи з різних областей, наприклад, психології, соціології, маркетингу, для забезпечення більш комплексного підходу до рекомендацій.



56. *Підтримка багатомовності*: Забезпечення ефективної роботи системи на різних мовах, включаючи здатність розуміти та обробляти рекомендації на багатомовному рівні.

57. *Емоційний інтелект*: Спроможність системи розуміти та реагувати на емоційний стан користувачів, адаптуючи рекомендації з урахуванням емоційного контексту.

58. *Прозорість алгоритмів*: Ступінь, до якого користувачі та стейкхолдери можуть зрозуміти принципи роботи системи, алгоритми вибору рекомендацій та основи їхнього формування.

59. *Реагування на екстрені події*: Здатність системи швидко адаптуватися та реагувати на екстрені події або кризові ситуації, змінюючи рекомендації згідно з поточним контекстом.

## **2. СФЕРА ЗАСТОСУВАННЯ ПРОЕКТУ СТАНДАРТУ ЯКОСТІ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ**

Цей проект стандарт встановлює вимоги до системи оцінки якості для рекомендаційних систем, якщо організація:

а) повинна демонструвати здатність систематично надавати рекомендації, які відповідають потребам користувачів та відповідають застосовним законодавчим і регламентувальним вимогам;

б) прагне підвищити задоволеність користувачів через ефективне застосування системи оцінки якості, включаючи процеси поліпшення системи та забезпечення відповідності вимогам користувачів та відповідних законодавчих і регламентувальних вимог.

Усі вимоги цього стандарту є загальними і призначені для застосування будь-якою організацією, незалежно від її типу чи розміру, а також незалежно від специфіки рекомендаційної системи, яку вона розробляє або використовує.

Примітка 1. У цьому стандарті терміни «рекомендації» чи «система рекомендацій» застосовуються лише до продуктів або послуг, які орієнтовані на задоволення потреб користувачів.

Примітка 2. Законодавчі та регламентувальні вимоги можуть бути представлені у вигляді правових вимог, особливо в контексті конфіденційності даних та захисту інформації користувачів.

### **3. НОРМАТИВНІ ПОСИЛАННЯ ДЛЯ ПРОЕКТУ СТАНДАРТУ ОЦІНКИ ЯКОСТІ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ**

Наведені нижче документи є необхідними для повного або часткового застосування цього стандарту оцінки якості рекомендаційних систем. У разі датованих посилань, застосовується лише зазначене видання. У разі недатованих посилань, використовується останнє видання нормативного документа з усіма змінами.

ISO 9000:2015 Quality management systems — Fundamentals and vocabulary.

НАЦІОНАЛЬНЕ ПОЯСНЕННЯ

ISO 9000:2015 Системи управління якістю. Основні положення та словник термінів.

### **4. ТЕРМІНИ ТА ВИЗНАЧЕННЯ ПОНЯТЬ**

У цьому документі використано терміни та визначення понять, подані в ISO 9000:2015, адаптовані для контексту оцінки якості рекомендаційних систем.

### **5. СЕРЕДОВИЩЕ ОРГАНІЗАЦІЇ**

## **5.1 Розуміння організації та її середовища**

Організація, яка розробляє або застосовує рекомендаційні системи, повинна визначити зовнішні та внутрішні чинники, які впливають на її призначення та стратегічний напрямок, та які впливають на її здатність досягати результатів, запланованих її системою оцінки якості.

Організація повинна моніторити та аналізувати інформацію про ці зовнішні та внутрішні чинники.

## **5.2 Розуміння потреб і очікувань зацікавлених сторін**

Організація, що працює з рекомендаційними системами, повинна визначити:

а) зацікавлені сторони, які важливі для системи оцінки якості рекомендаційних систем;

б) вимоги цих зацікавлених сторін, які важливі для системи оцінки якості.

Організація повинна моніторити та аналізувати інформацію про ці зацікавлені сторони та їхні вимоги.

## **5.3 Визначення сфери застосування оцінки якості рекомендаційних систем**

Організація, що займається рекомендаційними системами, повинна визначити межі та застосовність своєї системи оцінки якості, щоб установити її сферу застосування. При визначенні цієї сфери організація повинна враховувати:

а) зовнішні та внутрішні чинники, описані у 5.1;

б) вимоги відповідних зацікавлених сторін, описані у 5.2;

с) характеристики та особливості рекомендаційних систем, що розробляються або використовуються організацією.

Організація повинна застосовувати всі вимоги цього стандарту у межах

визначеної сфери застосування системи оцінки якості рекомендаційних систем.

Інформація про сферу застосування системи оцінки якістю має бути доступною і підтримувана у належному стані як задокументована інформація. У сфері застосування повинно бути чітко викладено охоплені види рекомендацій та послуг, а також надано обґрунтування щодо будь-яких вимог цього стандарту, які організація визначає як недоречні для її системи оцінки якості.

Заява про відповідність цьому стандарту можлива тільки в разі, якщо вимоги, визначені як незастосовні, не впливають на здатність організації забезпечувати відповідність своїх рекомендацій та послуг та підвищувати задоволеність користувачів.

## **5.4 Система оцінки якості рекомендаційних систем та її процеси**

**5.4.1** Організація повинна розробити, запровадити, підтримувати та постійно поліпшувати систему оцінки якості рекомендаційних систем, охоплюючи необхідні процеси та їхні взаємодії, відповідно до вимог цього стандарту.

Організація повинна визначити процеси, необхідні для оцінки якості рекомендаційних систем, та їх застосування в межах організації, а також повинна:

- a) визначити необхідні входи цих процесів і очікувані результати;
- b) визначити послідовність і взаємодію цих процесів;
- c) визначити та застосовувати критерії та методи для забезпечення ефективності функціонування та контролю цих процесів;
- d) забезпечити наявність необхідних ресурсів для цих процесів;
- e) встановити відповідальність та повноваження за ці процеси;
- f) враховувати ризики та можливості, визначені відповідно до 6.1;
- g) оцінювати ці процеси та вносити необхідні зміни для досягнення бажаних результатів;
- h) поліпшувати процеси та систему оцінки якості.

**5.4.2** Організація повинна, за необхідності, підтримувати актуальну задокументовану інформацію, необхідну для функціонування процесів, та зберігати

задокументовану інформацію, щоб забезпечити виконання процесів згідно з планом.

## **6 ЛІДЕРСТВО У КОНТЕКСТІ ОЦІНКИ ЯКОСТІ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ**

### **6.1 Лідерство та зобов'язання**

#### **6.1.1 Загальні положення**

Керівництво, що відповідає за оцінку якості рекомендаційних систем, повинне демонструвати своє лідерство та зобов'язання щодо системи оцінки якості, зокрема:

a) відповідаючи за ефективність системи оцінки якості рекомендаційних систем;

b) розробляючи політику у сфері якості та цілі в сфері якості, які узгоджені зі стратегічним напрямком та середовищем організації;

c) інтегруючи вимоги системи оцінки якості в бізнес-процеси організації;

d) сприяючи застосуванню процесного підходу та ризик-орієнтованого мислення;

e) забезпечуючи наявність ресурсів, необхідних для системи оцінки якості;

f) інформуючи та освітньо впливаючи на персонал про важливість ефективного управління якістю та відповідності вимогам системи оцінки якості;

g) забезпечуючи, щоб система оцінки якості досягала своїх планованих результатів;

h) задіюючи, керуючи та заохочуючи персонал до активного внеску в ефективність системи оцінки якості;

i) сприяючи неперервному поліпшенню;

j) підтримуючи інших керівників для лідерства в їхніх сферах відповідальності.

Примітка. Термін «бізнес» у цьому контексті може бути інтерпретований як ключові діяльності організації, пов'язані з розробкою та застосуванням

рекомендаційних систем, незалежно від її комерційного чи некомерційного статусу.

### **6.1.2 Орієнтація на замовника**

Керівництво повинне демонструвати своє лідерство та зобов'язання щодо орієнтації на замовника, забезпечуючи, що:

- a) вимоги замовника, а також застосовні законодавчі й регламентувальні вимоги є визначеними, зрозумілими та що їх постійно задовольняють;
- b) ризики та можливості, які можуть впливати на відповідність рекомендацій та послуг, а також на здатність підвищувати задоволеність замовника, є визначеними та врахованими;
- c) завжди підтримувати фокус на підвищенні задоволеності користувачів замовника.

## **6.2 Політика оцінки якості рекомендаційних систем**

### **6.2.1 Формування політики у сфері якості рекомендаційних систем**

Керівництво, відповідальне за рекомендаційні системи, повинне сформувати, запровадити та актуалізувати політику у сфері якості рекомендаційних систем:

- a) Яка відповідає призначеності та середовищу рекомендаційних систем, підтримує стратегічний напрямок організації;
- b) Яка надає основу для встановлення цілей у сфері якості рекомендацій;
- c) У якій є зобов'язання задовольняти відповідні вимоги користувачів та регуляторних стандартів;
- d) У якій є зобов'язання щодо постійного поліпшення системи оцінки якості рекомендацій.

### **6.2.2 Інформування про політику у сфері якості рекомендаційних систем**

Політика у сфері якості рекомендаційних систем повинна бути:

- a) Доступною та актуалізованою у формі задокументованої інформації;
- b) Доведеною до відома, зрозумілою та застосованою всередині організації;
- c) Доступною для відповідних зацікавлених сторін, як це належить.

### **6.3 Функції, обов'язки та повноваження у межах організації**

Керівництво відповідальне за рекомендаційні системи повинне забезпечити, що обов'язки та повноваження для відповідних посад є встановленими, доведеними до відома та зрозуміло визначеними всередині організації.

Керівництво повинне встановити обов'язки та повноваження для:

- a) Забезпечення, щоб система оцінки якості рекомендаційних систем відповідала вимогам цього стандарту;
- b) Забезпечення отримання запланованих результатів процесів оцінки якості;
- c) Звітування про ефективність системи оцінки якості та можливості для поліпшення, зокрема перед вищим керівництвом;
- d) Забезпечення сприяння орієнтації на користувача на всіх рівнях організації;
- e) Забезпечення, щоб при плануванні та впровадженні змін до системи оцінки якості не було порушено цілісності системи.

## **7 ПЛАНУВАННЯ В КОНТЕКСТІ ОЦІНКИ ЯКОСТІ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ**

### **7.1 Дії стосовно ризиків і можливостей**

**7.1.1** Під час планування в системі оцінки якості рекомендаційних систем організація повинна врахувати чинники, зазначені в 4.1, і вимоги, описані в 4.2, а також визначити ризики та можливості, які необхідно врахувати, щоб:

- a) забезпечити впевненість у тому, що система оцінки якості може досягти запланованих результатів;

- b) збільшити кількість бажаних ефектів;
- c) запобігти небажаним ефектам або зменшити їх вплив;
- d) досягти поліпшення.

### **7.1.2 Організація повинна планувати:**

- a) дії стосовно цих ризиків і можливостей;
- b) способи інтеграції та реалізації дій в процесі її системи оцінки якості (див. 4.4);
- c) оцінювати ефективність цих дій.

**Примітка 1.** Варіанти реагування на ризики можуть включати уникнення ризику, прийняття ризику для використання можливості, усунення джерела ризику тощо.

**Примітка 2.** Можливості можуть включати впровадження нових технологій, розширення ринкових можливостей, партнерські стосунки тощо.

## **7.2 Цілі у сфері якості рекомендаційних систем та планування дій для їх досягнення**

**7.2.1** Організація повинна встановлювати цілі у сфері якості рекомендаційних систем для відповідних підрозділів, рівнів і процесів.

Цілі у сфері якості повинні:

- a) бути узгоджені з політикою у сфері якості рекомендаційних систем;
- b) бути вимірними;
- c) враховувати застосовні вимоги;
- d) бути доречними для відповідності рекомендацій та послуг та підвищення задоволеності користувачів;
- e) бути охоплені моніторингом;
- f) бути доведеними до відома;
- g) бути актуалізованими, як належить.



**7.2.2 Плануючи, як досягти своїх цілей у сфері якості рекомендаційних систем, організація повинна визначити:**

- a) що потрібно зробити;
- b) які ресурси будуть потрібні;
- c) хто буде відповідальним;
- d) коли це буде завершено;
- e) як оцінюватимуться результати.

### **7.3 Планування змін**

При визначенні потреби в змінах до системи оцінки якості рекомендаційних систем, зміни повинні бути реалізовані у запланований спосіб (див. 4.4). Організація повинна врахувати:

- a) призначеність змін та їх можливі наслідки;
- b) цілісність системи оцінки якості;
- c) наявність ресурсів;
- d) розподіл або перерозподіл обов'язків і повноважень.

## **8 ПІДТРИМАННЯ СИСТЕМИ ОЦІНКИ ЯКОСТІ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ**

### **8.1 Ресурси**

#### **8.1.1 Загальні положення**

Організація повинна визначити ресурси, необхідні для розробки, впровадження, підтримки та постійного вдосконалення системи оцінки якості рекомендаційних систем, та забезпечити їх наявність.

Організація повинна враховувати:

- a) Спроможності та обмеження внутрішніх ресурсів;
- b) Потреби у зовнішніх ресурсах і послугах.

### **8.1.2 Людські ресурси**

Організація повинна визначити персонал, необхідний для результативного запровадження, управління та контролю процесів системи оцінки якості рекомендаційних систем, та забезпечити їх наявність.

### **8.1.3 Інфраструктура**

Організація повинна визначити, забезпечити та підтримувати інфраструктуру, необхідну для функціонування процесів оцінки якості рекомендаційних систем. Інфраструктура може включати:

- a) Будівлі та інженерні мережі;
- b) Технічне та програмне забезпечення;
- c) Транспортні засоби;
- d) Інформаційні та комунікаційні технології.

### **8.1.4 Середовище для функціонування процесів**

Організація повинна визначити та підтримувати середовище, необхідне для ефективного функціонування процесів оцінки якості. Середовище може включати соціальні, психологічні та фізичні фактори, що впливають на процеси та якість рекомендацій.

### **8.1.5 Ресурси для моніторингу та вимірювання**

#### **8.1.5.1 Загальні положення**

Організація повинна визначити ресурси, необхідні для забезпечення надійних результатів моніторингу та вимірювання у процесах оцінки якості рекомендаційних систем, та забезпечити їх наявність. Ресурси повинні:

- a) Бути придатними для виконуваних робіт з моніторингу та вимірювання;
- b) Перебувати в належному стані для постійної придатності до використання.

Організація повинна зберігати відповідну задокументовану інформацію, що підтверджує придатність ресурсів для моніторингу та вимірювання.

#### **8.1.5.2 Простежуваність вимірювання в контексті оцінки якості рекомендаційних систем**

Якщо простежуваність вимірювань є вимогою або вважається суттєвою для забезпечення вірогідності результатів аналізу в контексті рекомендаційних систем, вимірювальне обладнання повинно:

- a) Бути каліброваним або перевіреним з установленою періодичністю або перед використанням, згідно зі стандартами, простежуваними до міжнародних або національних еталонів; у разі відсутності таких еталонів, інформацію про основу для калібрування чи перевірки потрібно зберігати як задокументовану інформацію;
- b) Мати ідентифікацію, що визначає його статус калібрування;
- c) Бути захищеним від регулювань, пошкоджень або погіршення, які можуть вплинути на вірогідність результатів вимірювань.

Організація повинна визначити, чи вплинуло на вірогідність попередньо отриманих результатів вимірювань невідповідне використання вимірювального обладнання, та за необхідності вжити відповідних дій.

#### **8.1.6 Знання організації в контексті рекомендаційних систем**

Організація повинна визначити знання, необхідні для ефективного функціонування її процесів оцінки якості рекомендаційних систем та досягнення

відповідності послуг.

Ці знання повинні бути актуалізовані та доступні. Для адаптації до змін у потребах та тенденціях, організація повинна враховувати свої поточні знання та визначати способи отримання або оновлення необхідних додаткових знань.

Примітка 1. Знання організації можуть включати внутрішні та зовнішні ресурси, такі як стандарти, наукові дослідження, досвід користувачів, та інші релевантні джерела інформації.

## **8.2 Компетентність**

Організація повинна:

- a) Визначити необхідну компетентність працівників, які виконують роботу, впливаючу на якість і ефективність системи оцінки якості рекомендаційних систем;
- b) Забезпечити, що така компетентність ґрунтується на освіті, підготовці або досвіді;
- c) Застосовувати заходи для розвитку необхідної компетентності та оцінювати ефективність цих заходів;
- d) Зберігати задокументовану інформацію як доказ компетентності.

## **8.3 Обізнаність**

Організація повинна забезпечувати обізнаність персоналу, який виконує роботу під її контролем, щодо:

- a) Політики у сфері якості рекомендаційних систем;
- b) Відповідних цілей у сфері якості;
- c) Їхнього внеску у ефективність системи оцінки якості;
- d) Наслідків невиконання вимог системи оцінки якості.

## **8.4 Інформування**

Організація повинна визначити потреби в інформуванні всередині та зовні в контексті системи оцінки якості рекомендаційних систем, включаючи:

- a) Контент інформації;
- b) Час інформування;
- c) Аудиторію;
- d) Способи інформування;
- e) Відповідальних за інформування.

## **8.5 Задокументована інформація**

### **8.5.1 Загальні положення**

Система оцінки якості рекомендаційних систем повинна включати:

- a) Задокументовану інформацію, необхідну за цим стандартом;
- b) Задокументовану інформацію, яку організація вважає необхідною для ефективності системи.

Примітка: Обсяг задокументованої інформації може варіюватися залежно від розміру організації, її діяльності, процесів та продукції чи послуг.

### **8.5.2 Створення та оновлення**

Під час створення та оновлення задокументованої інформації організація повинна забезпечувати:

- a) Належну ідентифікацію та опис;
- b) Відповідний формат і носії;
- c) Належне аналізування та схвалення з точки зору придатності та адекватності.

### **8.5.3 Контроль задокументованої інформації**

### **8.5.3 Контроль задокументованої інформації в системі оцінки якості рекомендаційних систем**

**8.5.3.1** Задокументована інформація, необхідна для оцінки якості рекомендаційних систем, має бути контрольована для забезпечення:

- a) Її доступності та придатності для використання у відповідних ситуаціях;
- b) Адекватного захисту інформації (наприклад, від втрати конфіденційності, неправомірного використання або втрати цілісності).

**8.5.3.2** Для контролю задокументованої інформації організація повинна здійснювати:

- a) Розподіл, доступ, пошук та використання інформації;
- b) Збереження інформації, зокрема збереження її читабельності;
- c) Контроль змін, таких як версіонування документів;
- d) Архівування та вилучення документації.

Задокументовану інформацію зовнішнього походження, яку організація вважає необхідною для планування та функціонування системи оцінки якості, слід ідентифікувати та контролювати належним чином.

Задокументована інформація, що використовується як доказ відповідності, має бути захищена від ненавмисного змінення.

Примітка. Доступ до задокументованої інформації може обмежуватися правом лише на ознайомлення, або може включати повноваження щодо внесення змін.

## **9 ВИРОБНИЦТВО В КОНТЕКСТІ ОЦІНКИ ЯКОСТІ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ**

### **9.1 Оперативне планування та контроль**

Організація повинна планувати, впроваджувати та контролювати процеси, необхідні для задоволення вимог до надання рекомендаційних систем та послуг, а також для виконання дій, визначених у розділі 6, з використанням:

- a) Визначення вимог до рекомендаційних систем та послуг;
- b) Установлення критеріїв щодо цих процесів та приймання рекомендаційних систем та послуг;
- c) Визначення ресурсів, необхідних для досягнення відповідності вимогам до рекомендаційних систем та послуг;
- d) Впровадження контролю процесів відповідно до критеріїв;
- e) Визначення, підтримання та зберігання необхідної задокументованої інформації для забезпечення впевненості, що процеси виконуються так, як заплановано, та для демонстрування відповідності рекомендаційних систем та послуг вимогам.

Планування має бути адаптоване для провадження організації рекомендаційних систем. Організація повинна контролювати заплановані зміни та аналізувати наслідки непередбачених змін, приймаючи заходи для послаблення будь-яких негативних впливів.

Організація повинна забезпечити контроль процесів, переданих стороннім виконавцям.

## **9.2 Вимоги щодо рекомендаційних систем та послуг**

### **9.2.1 Інформаційний зв'язок із замовниками**

Організація повинна забезпечити інформаційний зв'язок із замовниками, який охоплює:

- a) Надання інформації про рекомендаційні системи та послуги;
- b) Опрацювання запитів, контрактів або замовлень, включаючи зміни до них;
- c) Отримання зворотного зв'язку від замовників щодо рекомендаційних систем та послуг, включаючи скарги замовників;
- d) Поводження із власністю замовників або її контролювання;
- e) Встановлення конкретних вимог до дій у непередбачених ситуаціях, коли це доречно.

## **9.2 ВИРОБНИЦТВО В КОНТЕКСТІ ОЦІНКИ ЯКОСТІ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ**

### **9.2.2 Визначення вимог до рекомендаційних систем та послуг**

При визначенні вимог до рекомендаційних систем та послуг, які пропонуються замовникам, організація повинна забезпечити:

- a) Чітке визначення вимог до рекомендаційних систем та послуг, включаючи застосовні законодавчі та регламентувальні вимоги;
- b) Можливість задоволення вимог замовників щодо рекомендаційних систем та послуг.

### **9.2.3 Аналізування вимог до рекомендаційних систем та послуг**

**9.2.3.1** Організація повинна забезпечити, що вона може виконати вимоги до рекомендаційних систем та послуг. Перед прийняттям зобов'язань щодо надання рекомендаційних систем та послуг, організація повинна проаналізувати:

- a) Вимоги замовника, включаючи вимоги до постачання та дій після постачання;
- b) Вимоги, які не визначені замовником, але які є необхідними для визначеного або передбаченого використання;
- c) Вимоги, встановлені самою організацією;
- d) Законодавчі та регламентувальні вимоги, застосовні до рекомендаційних систем та послуг;
- e) Розбіжності між вимогами контрактів або замовлень та раніше сформульованими вимогами.

**9.2.3.2** Організація повинна зберігати задокументовану інформацію про



результати аналізу та будь-які нові вимоги до рекомендаційних систем та послуг.

**9.2.4** Зміни до вимог щодо рекомендаційних систем та послуг. Якщо вимоги до рекомендаційних систем та послуг змінюються, організація повинна внести відповідні зміни до задокументованої інформації та повідомити про це персонал.

## **9.3 ПРОЕКТУВАННЯ ТА РОЗРОБЛЕННЯ В КОНТЕКСТІ ОЦІНКИ ЯКОСТІ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ**

### **9.3.1 Загальні положення**

Організація повинна розробити та підтримувати процес проектування та розроблення, спеціалізований для рекомендаційних систем, для забезпечення ефективного виготовлення продукції та надання послуг.

### **9.3.2 Планування проектування та розроблення**

При плануванні проектування та розроблення рекомендаційних систем організація повинна враховувати:

- a) Характер, тривалість та складність робіт;
- b) Необхідні етапи процесу, включаючи аналіз та перевірку;
- c) Роботи з перевірки та затвердження;
- d) Обов'язки та повноваження у процесі;
- e) Потреби у внутрішніх та зовнішніх ресурсах;
- f) Необхідність контролювати взаємодії між учасниками процесу;
- g) Залучення замовників та користувачів;
- h) Вимоги до подальшого виготовлення та надання послуг;
- i) Рівень контролю з боку замовників та інших сторін;
- j) Задокументовану інформацію для демонстрації відповідності вимогам.

### **9.3.3 Вхідні дані проектування та розроблення**

Організація повинна визначити вимоги, що є ключовими для конкретних рекомендаційних систем, які проектуються та розробляються:

- a) Функціональні та експлуатаційні вимоги;
- b) Інформацію з попередніх подібних проектів;
- c) Законодавчі та регламентувальні вимоги;
- d) Стандарти та кодекси практики;
- e) Можливі наслідки відмови, пов'язані з характером продукції та послуг.

Вхідні дані повинні бути повними, недвозначними та відповідати цілям проекту. Конфліктуючі вхідні дані необхідно усунути. Організація повинна зберігати задокументовану інформацію щодо вхідних даних.

#### **9.3.4 Засоби контролю проектування та розробки**

Організація повинна застосовувати контрольні засоби до процесу проектування та розробки рекомендаційних систем, щоб:

- a) Визначити очікувані результати;
- b) Аналізувати здатність результатів відповідати вимогам;
- c) Проводити перевірки для забезпечення відповідності вихідних даних вхідним вимогам;
- d) Затверджувати продукти та послуги згідно з вимогами до застосування або використання;
- e) Вживати дій щодо проблем, виявлених під час аналізу, перевірки та затвердження;
- f) Зберігати задокументовану інформацію про ці процеси.

Аналіз, перевірка та затвердження мають різні цілі і можуть виконуватися окремо або в комбінації, в залежності від потреб рекомендаційних систем та послуг організації.

### **9.3 ПРОЕКТУВАННЯ ТА РОЗРОБКА В КОНТЕКСТІ ОЦІНКИ ЯКОСТІ**

## **РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ**

### **9.3.1 Вихідні дані проектування та розробки**

Організація повинна забезпечити, що вихідні дані проектування та розробки рекомендаційних систем:

- a) Відповідають вхідним вимогам;
- b) Придатні для подальших процесів, пов'язаних з розробкою та наданням рекомендаційних систем;
- c) Включають вимоги щодо моніторингу та вимірювання, а також критерії приймання;
- d) Встановлюють ключові характеристики рекомендаційних систем, що важливі для їхньої призначеності, а також для їх належного та безпечного виготовлення та надання.

Організація повинна зберігати задокументовану інформацію про вихідні дані проектування та розробку.

### **9.3.4 Зміни в проекті та розробці**

Організація повинна ідентифікувати, аналізувати та контролювати зміни, внесені під час проектування та розроблення рекомендаційних систем, щоб уникнути негативного впливу на відповідність вимогам. Організація повинна зберігати задокументовану інформацію про:

- a) Зміни в проекті та розробці;
- b) Результати аналізу;
- c) Санкціонування змін;
- d) Дії, спрямовані на запобігання негативним впливам.

## **9.4 Контроль надавання ззовні процесів, продукції та послуг**

#### **9.4.1 Загальні положення**

Організація повинна забезпечити, що надавані ззовні процеси, продукція та послуги відповідають вимогам до рекомендаційних систем. Організація повинна визначити засоби контролю, що застосовуватимуть до надаваних ззовні процесів, продукції та послуг, якщо:

- a) Продукція та послуги від зовнішніх постачальників є частиною власних продукцій та послуг;
- b) Зовнішні постачальники надають продукцію та послуги безпосередньо замовникам від імені організації;
- c) Зовнішній постачальник виконує процес чи його частину за рішенням організації.

Організація повинна визначити та застосовувати критерії для оцінювання та моніторингу зовнішніх постачальників, враховуючи їхню здатність постачати продукцію та послуги відповідно до вимог. Задokumentовану інформацію про ці роботи та дії потрібно зберігати.

#### **9.4.2 Вид та обсяг контролю**

Організація повинна забезпечити, що надавані ззовні процеси, продукти та послуги не погіршують її здатність постійно постачати відповідні продукти та послуги своїм замовникам. Організація повинна:

- a) Контролювати здійснювані ззовні процеси в рамках своєї системи управління якістю;
- b) Визначити засоби контролю, які будуть застосовувати до зовнішнього постачальника та виходу, пов'язаного з ним;
- c) Враховувати вплив надаваних ззовні процесів, продуктів та послуг на здатність організації постійно задовольняти вимоги;
- d) Визначити перевірки та інші необхідні дії для забезпечення відповідності надаваних ззовні процесів, продукції та послуг вимогам.

## **9.5 РОЗРОБКА ТА ВПРОВАДЖЕННЯ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ**

### **9.5.1 Контроль розробки та впровадження рекомендаційних систем**

Організація повинна запроваджувати процеси розробки рекомендаційних систем за контрольованих умов, що включають:

- a) Наявність задокументованої інформації, яка визначає характеристики рекомендаційної системи та очікувані результати;
- b) Використання належних ресурсів для моніторингу та вимірювання системи;
- c) Запровадження моніторингу та вимірювання для перевірки відповідності процесів розробки та виходів системи;
- d) Використання відповідної інфраструктури та середовища для розробки;
- e) Призначення компетентного персоналу, охоплюючи будь-яку необхідну кваліфікацію;
- f) Затвердження процесів розробки та впровадження;
- g) Запровадження дій щодо запобігання помилкам, зумовленим людським чинником;
- h) Впровадження робіт з випуску та впровадження рекомендаційних систем.

### **9.5.2 Ідентифікація та простежуваність**

Організація повинна використовувати засоби для ідентифікації виходів рекомендаційних систем, коли це необхідно для забезпечення відповідності. Це включає ідентифікацію статусу виходів щодо моніторингу та вимірювання на всіх стадіях розробки та впровадження. Важливо контролювати ідентифікацію виходів та

зберігати необхідну задокументовану інформацію для простежуваності.

### **9.5.3 Власність замовників або зовнішніх постачальників**

Організація повинна оберігати власність замовників або зовнішніх постачальників, яка використовується або долучається до рекомендаційних систем. Це включає ідентифікацію, перевірку, захист та збереження цієї власності. У разі втрати, пошкодження або непридатності використання, організація має повідомити власника та зберегти відповідну задокументовану інформацію.

### **9.5.4 Збереження**

Організація повинна забезпечувати збереження рекомендаційних систем під час розробки та впровадження для забезпечення відповідності вимогам.

## **10 ОЦІНЮВАННЯ ДІЄВОСТІ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ**

### **10.1 Моніторинг, вимірювання, аналізування та оцінювання**

#### **10.1.1 Загальні положення**

Організація повинна визначити:

- a) Які аспекти рекомендаційних систем потребують моніторингу та вимірювання;
- b) Методи моніторингу, вимірювання, аналізування та оцінювання для забезпечення достовірних результатів;
- c) Часові рамки для проведення моніторингу та вимірювань;
- d) Коли необхідно аналізувати та оцінювати результати моніторингу та вимірювань.

Організація має оцінювати ефективність і результативність своєї системи

рекомендацій, зберігаючи відповідну задокументовану інформацію як доказ отриманих результатів.

### **10.1.2 Задоволеність користувачів**

Організація повинна моніторити, як користувачі сприймають ступінь задоволення своїх потреб і очікувань від рекомендаційних систем. Організація повинна визначати методи отримання, моніторингу та аналізування цієї інформації.

### **10.1.3 Аналізування та оцінювання**

Організація має аналізувати та оцінювати відповідні дані та інформацію, отримані від моніторингу та вимірювань. Результати аналізу використовуються для оцінювання:

- a) Відповідності рекомендаційних систем;
- b) Ступеня задоволення користувачів;
- c) Ефективності та результативності системи рекомендацій;
- d) Результативності планування;
- e) Ефективності дій, спрямованих на ризики та можливості;
- f) Ефективності роботи з зовнішніми постачальниками;
- g) Потреби у вдосконаленні системи рекомендацій.

Примітка: Методи аналізу даних можуть включати статистичні методи.

## **11 ОЦІНЮВАННЯ ДІЄВОСТІ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ**

### **11.2 Внутрішній аудит**

**11.2.1** Організація повинна впровадити внутрішні аудити рекомендаційних

систем в заплановані проміжки часу, щоб отримувати інформацію про те, чи система управління рекомендаційними системами:

- a) Відповідає вимогам організації та встановленим стандартам;
- b) Ефективно впроваджена та підтримується.

### **11.2.2 Організація повинна:**

- a) Планувати та розробляти програми аудиту, враховуючи важливість процесів та зміни, що впливають на організацію;
- b) Визначати критерії та обсяг кожного аудиту;
- c) Забезпечувати об'єктивність аудиту;
- d) Звітувати про результати аудитів;
- e) Виконувати коригування та коригувальні дії;
- f) Зберігати документацію про програми аудиту та результати.

## **11.3 Аналізування системи управління**

### **11.3.1 Загальні положення**

Найвище керівництво повинне регулярно аналізувати систему управління рекомендаційними системами, щоб забезпечити її актуальність і ефективність, відповідність стратегічним цілям організації.

### **11.3.2 Вхідні дані аналізування системи управління**

Під час аналізу системи управління рекомендаційними системами слід враховувати:

- a) Попередні аналізи системи управління;
- b) Зовнішні та внутрішні зміни, які впливають на систему;
- c) Ефективність та результативність системи, включаючи задоволеність користувачів, досягнення цілей якості, ефективність процесів, результати моніторингу та вимірювань, аудитів, ефективність зовнішніх постачальників;
- d) Достатність ресурсів;



- e) Ефективність дій, спрямованих на ризики та можливості;
- f) Можливості для поліпшення.

### **11.3.3 Вихідні дані аналізування системи управління**

Вихідні дані аналізу системи управління рекомендаційними системами повинні включати:

- a) Рішення та дії щодо поліпшення;
- b) Потреби у змінах системи управління;
- c) Потреби у ресурсах.

Організація повинна зберігати документацію як підтвердження результатів аналізів системи управління.

## **12 ПОЛІПШУВАННЯ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ**

### **12.1 Загальні положення**

Організація, що займається розвитком рекомендаційних систем, повинна визначати та обирати можливості для їхнього поліпшення, враховуючи:

- a) Покращення алгоритмів та підходів для вдосконалення точності та корисності рекомендацій;
- b) Виявлення та зменшення негативних ефектів, наприклад, упередженості в даних чи неправильного інтерпретування користувацьких відгуків;
- c) Підвищення ефективності та результативності систем управління рекомендаційними системами.

### **12.2 Невідповідність і коригувальні дії**

**12.2.1 У разі виявлення невідповідностей у роботі рекомендаційних систем, організація повинна:**

- a) Відповідно реагувати на невідповідність, контролюючи та коригуючи її;
- b) Оцінювати потребу в діях для усунення причин невідповідності,

аналізувати проблему, визначати причини та вживати необхідних дій;

с) Перевіряти ефективність вжитих коригувальних дій;

d) Оновлювати оцінки ризиків та можливостей при необхідності;

е) За потреби вносити зміни до системи управління рекомендаційними системами.

**12.2.2 Зберігати документацію як підтвердження невідповідностей та вжитих дій.**

### **12.3 Постійне поліпшення**

Організація повинна систематично працювати над поліпшенням ефективності рекомендаційних систем, використовуючи результати аналізу та оцінювання, а також аналіз системи управління. Це включає ідентифікацію потреб та можливостей для покращень у рамках постійного розвитку системи.

## Додаток Д

### Автокореляція (ACF) та часткова автокореляція (PACF)

```
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
from statsmodels.tsa.stattools import acf, pacf

# Створення DataFrame з вашими даними
data = {
    "Дата": pd.to_datetime(["2023-10-20", "2023-10-21", "2023-10-22", "2023-10-23",
                            "2023-10-24", "2023-10-25", "2023-10-26", "2023-10-27",
                            "2023-10-28", "2023-10-29", "2023-10-30", "2023-10-31",
                            "2023-11-01", "2023-11-02", "2023-11-03", "2023-11-04",
                            "2023-11-05", "2023-11-06", "2023-11-07", "2023-11-08",
                            "2023-11-09", "2023-11-10", "2023-11-11", "2023-11-12",
                            "2023-11-13", "2023-11-14", "2023-11-15", "2023-11-16",
                            "2023-11-17", "2023-11-18"]),
    "Значення ACF": [0.0, -0.150739, 0.308117, 0.377315, 0.0, -0.150501, 0.0, -
0.053845,
                    0.0, 0.098542, 0.098984, 0.0, 0.0, 0.124705, 0.0, -0.304916, 0.0,
0.078339, -0.131537, 0.0, 0.147719, 0.0, -0.019858, -0.065192,
0.060112, -0.059018, 0.0, -0.006348, 0.004626, 0.0]
}
df = pd.DataFrame(data)

# Фільтрація днів з лагами
df_with_lags = df[df['Значення ACF'] != 0]
```

```

# Розрахунок ACF та PACF
acf_values = acf(df_with_lags['Значення ACF'], nlags=len(df_with_lags))
pacf_values = pacf(df_with_lags['Значення ACF'], nlags=len(df_with_lags))

# Побудова графіків
fig, ax = plt.subplots(2, 1, figsize=(12, 8))

# Графік ACF
ax[0].bar(df_with_lags['Дата'], acf_values)
ax[0].set_title('Графік Автокореляції (ACF)')
ax[0].set_xlabel('Дата')
ax[0].set_ylabel('Значення ACF')
ax[0].tick_params(axis='x', rotation=45)

# Графік PACF
ax[1].bar(df_with_lags['Дата'], pacf_values)
ax[1].set_title('Графік Часткової Автокореляції (PACF)')
ax[1].set_xlabel('Дата')
ax[1].set_ylabel('Значення PACF')
ax[1].tick_params(axis='x', rotation=45)

plt.tight_layout()
plt.show()

```

### **Атрактори детермінованого хаосу в рекомендаційних системах**

```

# Оновлення параметрів для відображення хаотичності до і після зниження цін
# ДО зниження цін:
a_before, b_before, c_before = 0.1, 0.1, 4.5

```

```
# ПІСЛЯ зниження цін:
a_after, b_after, c_after = 0.2, 0.2, 5.7

# Ініціалізація початкових значень
x, y, z = 1.0, 1.0, 1.0 # Початкові значення для обох випадків

# Крок часу для методу Ейлера
dt = 0.01

# Кількість кроків для інтеграції
steps = 5000

# Ініціалізація масивів для зберігання результатів
x_values_before, y_values_before, z_values_before = [x], [y], [z]
x_values_after, y_values_after, z_values_after = [x], [y], [z]

# Розрахунок для ДО зниження цін
for _ in range(steps):
    dx = -y - z
    dy = x + a_before * y
    dz = b_before + z * (x - c_before)

    x = x + dx * dt
    y = y + dy * dt
    z = z + dz * dt

    x_values_before.append(x)
    y_values_before.append(y)
    z_values_before.append(z)
```

```
# Ресет початкових значень
x, y, z = 1.0, 1.0, 1.0

# Розрахунок для ПІСЛЯ зниження цін
for _ in range(steps):
    dx = -y - z
    dy = x + a_after * y
    dz = b_after + z * (x - c_after)

    x = x + dx * dt
    y = y + dy * dt
    z = z + dz * dt

    x_values_after.append(x)
    y_values_after.append(y)
    z_values_after.append(z)

# Візуалізація атракторів ДО і ПІСЛЯ зниження цін
fig, (ax1, ax2) = plt.subplots(1, 2, figsize=(20, 10), subplot_kw={'projection': '3d'})

# Атрактор ДО зниження цін
ax1.plot(x_values_before, y_values_before, z_values_before)
ax1.set_title("Атрактор Ресслера ДО Зниження Цін")
ax1.set_xlabel("X (Популярність)")
ax1.set_ylabel("Y (Ціновий діапазон)")
ax1.set_zlabel("Z (Час відклику)")

# Атрактор ПІСЛЯ зниження цін
ax2.plot(x_values_after, y_values_after, z_values_after)
ax2.set_title("Атрактор Ресслера ПІСЛЯ Зниження Цін")
```

```
ax2.set_xlabel("X (Популярність)")
ax2.set_ylabel("Y (Ціновий діапазон)")
ax2.set_zlabel("Z (Час відклику)")

plt.show()
```

## Прогнозування ARIMA

```
from statsmodels.tsa.arima.model import ARIMA
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np

# Завантаження та обробка даних
df_train = pd.read_excel('/content/Таблиця3.xlsx')
df_train['Дата'] = pd.to_datetime(df_train['Дата'])
df_train.set_index('Дата', inplace=True)

df_test = pd.read_excel('/content/Таблиця4.xlsx')
df_test['Дата'] = pd.to_datetime(df_test['Дата'])
df_test.set_index('Дата', inplace=True)

# Визначення оптимальних параметрів ARIMA
best_aic = np.inf
best_order = None
best_md1 = None

# Перебір різних комбінацій параметрів
for p in range(6):
```

```
for d in range(2):
    for q in range(6):
        try:
            tmp_mdl = ARIMA(df_train['Кількість кліків'], order=(p, d, q)).fit()
            tmp_aic = tmp_mdl.aic
            if tmp_aic < best_aic:
                best_aic = tmp_aic
                best_order = (p, d, q)
                best_mdl = tmp_mdl
        except: continue

# Виведення найкращого порядку та AIC
print(f'Best ARIMA order: {best_order} with AIC: {best_aic}')

# Прогнозування на 15 днів вперед
forecast = best_mdl.forecast(steps=len(df_test))

# Візуалізація результатів
plt.figure(figsize=(12, 6))
plt.plot(df_train.index, df_train['Кількість кліків'], label='Тренувальні Дані',
color='blue')
plt.plot(df_test.index, df_test['Кількість кліків'], label='Фактичні Дані',
color='green')
plt.plot(df_test.index, forecast, label='Прогноз', color='red')
plt.title('Прогноз кількості кліків по моделі ARIMA')
plt.xlabel('Дата')
plt.ylabel('Кількість Кліків')
plt.legend()
plt.show()
```



## Вигрузка результатів

```
import pandas as pd
from statsmodels.tsa.arima.model import ARIMA

# Завантаження та обробка даних
df_train = pd.read_excel('/content/Таблиця3.xlsx')
df_train['Дата'] = pd.to_datetime(df_train['Дата'])
df_train.set_index('Дата', inplace=True)

df_test = pd.read_excel('/content/Таблиця4.xlsx')
df_test['Дата'] = pd.to_datetime(df_test['Дата'])
df_test.set_index('Дата', inplace=True)

# Визначення оптимальних параметрів ARIMA
best_aic = np.inf
best_order = None
best_md1 = None

for p in range(6):
    for d in range(2):
        for q in range(6):
            try:
                tmp_md1 = ARIMA(df_train['Кількість кліків'], order=(p, d, q)).fit()
                tmp_aic = tmp_md1.aic
                if tmp_aic < best_aic:
                    best_aic = tmp_aic
                    best_order = (p, d, q)
                    best_md1 = tmp_md1
            except: continue
```

```

# Прогнозування на 15 днів вперед
forecast = best_mdl.forecast(steps=15)

# Створення DataFrame з результатами
forecast_df = pd.DataFrame({
    'Дата': df_test.index[:15],
    'Прогнозовані кліки': forecast
})

forecast_df.reset_index(drop=True, inplace=True)
forecast_df

```

## Прогнозування LSTM

```

import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import LSTM, Dense, Dropout
from tensorflow.keras.regularizers import l1_l2
from tensorflow.keras.callbacks import EarlyStopping, ModelCheckpoint,
ReduceLROnPlateau
from sklearn.metrics import mean_squared_error
from math import sqrt
from tensorflow.keras.optimizers import Adam

# Функція для створення датасету

```

```

def create_dataset(data, look_back=1):
    X, Y = [], []
    for i in range(len(data) - look_back):
        a = data[i:(i + look_back), 0]
        X.append(a)
        Y.append(data[i + look_back, 0])
    return np.array(X), np.array(Y)

# Завантаження та підготовка даних
df_train = pd.read_excel('/content/Таблиця3.xlsx')
df_test = pd.read_excel('/content/Таблиця4.xlsx')

df_train['Дата'] = pd.to_datetime(df_train['Дата'])
df_train.set_index('Дата', inplace=True)
df_test['Дата'] = pd.to_datetime(df_test['Дата'])
df_test.set_index('Дата', inplace=True)

# Нормалізація даних
scaler = MinMaxScaler(feature_range=(0, 1))
scaled_train = scaler.fit_transform(df_train[['Кількість кліків']])
scaled_test = scaler.transform(df_test[['Кількість кліків']])

look_back = 50 # Збільшення look_back
X_train, Y_train = create_dataset(scaled_train, look_back)
X_train = X_train.reshape(X_train.shape[0], look_back, 1)

# Оновлена архітектура мережі
model = Sequential()
model.add(LSTM(150, return_sequences=True, input_shape=(look_back, 1)))
model.add(Dropout(0.4))

```

```

model.add(LSTM(150, return_sequences=True))
model.add(Dropout(0.4))
model.add(LSTM(150))
model.add(Dropout(0.4))
model.add(Dense(1))

optimizer = Adam(learning_rate=0.00005) # Зменшення learning rate
model.compile(loss='mean_squared_error', optimizer=optimizer)

# Калбеки
es = EarlyStopping(monitor='val_loss', mode='min', patience=30)
mc = ModelCheckpoint('best_model.h5', monitor='val_loss', mode='min',
save_best_only=True)
lr_reduce = ReduceLROnPlateau(monitor='val_loss', factor=0.1, patience=10,
min_lr=0.00001, mode='min')

# Навчання моделі
model.fit(X_train, Y_train, epochs=400, batch_size=32, verbose=1,
validation_split=0.3, callbacks=[es, mc, lr_reduce])

# Прогнозування
input_seq = scaled_train[-look_back:].reshape((1, look_back, 1))
predictions = []
for i in range(len(df_test)):
    pred = model.predict(input_seq, verbose=0)[0, 0]
    predictions.append(pred)
    input_seq = np.append(input_seq[:, 1:, :], [[[pred]]], axis=1)

predictions = scaler.inverse_transform(np.array(predictions).reshape(-1, 1))

```

```

# Розрахунок RMSE
rmse = sqrt(mean_squared_error(df_test['Кількість кліків'],
predictions[:len(df_test)]))
print("Корінь з середньоквадратичної помилки (RMSE):", rmse)

# Створення DataFrame з результатами
forecast_df = pd.DataFrame({
    'Дата': df_test.index,
    'Прогнозовані кліки': np.squeeze(predictions[:len(df_test)])
})

# Вивід результатів прогнозу
print("Прогноз для фактичних дат:")
print(forecast_df)

# Візуалізація
plt.figure(figsize=(12, 6))
plt.plot(df_train.index, df_train['Кількість кліків'], label='Тренувальні Дані',
color='blue')
plt.plot(df_test.index, df_test['Кількість кліків'], label='Фактичні Дані',
color='green')
plt.plot(forecast_df['Дата'], forecast_df['Прогнозовані кліки'], label='Прогноз
LSTM', color='red')
plt.title('Прогноз кількості кліків по моделі LSTM')
plt.xlabel('Дата')
plt.ylabel('Кількість кліків')
plt.legend()
plt.show()

```

## Додаток Ж

### Впровадження результатів дисертаційної роботи



ТОВАРИСТВО З ОБМЕЖЕНОЮ ВІДПОВІДАЛЬНІСТЮ  
«РІА МЕДІА УКРАЇНА»

код ЄДРПОУ: 44137932, ІПП: 441379302503, п/р: UA343005280000026003000002706

адреса: Україна, 22100, Вінницька обл., м. Козятин, вул. Героїв Майдану, буд. 33, кв. 2

Вих. №26

15 червня 2023р

#### Довідка

Про впровадження результатів дисертаційної роботи

Глушко Михайло Васильовича на тему:

#### «ПІДВИЩЕННЯ ЯКОСТІ КОЛАБОРАТИВНОЇ ФІЛЬТРАЦІЇ В РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМАХ»

Науково-практичні результати та рекомендації дисертаційної роботи Глушко М.В. щодо розробки рекомендаційних систем колаборативної фільтрації та оцінки якості цих систем враховують практичні аспекти проблем оцінки якості та впровадження цих систем на підприємстві.

Автором розроблену нову модель рекомендаційної системи колаборативної фільтрації, що декілька разів за останні 7 років отримувала вдосконалення, та покращувала ріст бізнес – показників та ріст задоволення користувачів. За даними сервісу Google Analytics рекомендаційною системою скористались більше 2 000 000 людей.

Впроваджено та вдосконалено кваліметричний метод оцінки якості рекомендаційних систем на підприємстві із врахуванням думок продавців «The Value Of Opinion». Цією довідкою підтверджую впровадження результатів наукового дослідження, поданого на здобуття наукового ступеня доктора філософії з Спеціальності 152 – «Метрологія та інформаційно-вимірвальна техніка» та Галузі знань - 15 «Автоматизація та приладобудування», яку розглянуто і схвалено керівництвом ТОВ «РІА МЕДІА УКРАЇНА».

Результати дослідження автора дають можливість окреслити основні напрями підвищення бізнес-показників з продажів автомобілів за допомогою рекомендаційної системи, а розроблені рекомендації на основі проекту стандарту оцінки якості рекомендаційних систем на підприємстві – позитивно вплинули на ефективність менеджменту для покращення результатів діяльності компанії.

Директор

ТОВ "РІА МЕДІА УКРАЇНА"



Боярчуков С.А.



ТОВАРИСТВО З ОБМЕЖЕНОЮ ВІДПОВІДАЛЬНІСТЮ  
«РІА МЕДІА УКРАЇНА»

код ЄДРПОУ: 44137932, ІПП: 441379302503, п/р: UA343005280000026003000002706

адреса: Україна, 22100, Вінницька обл., м. Козятин, вул. Героїв Майдану, буд. 33, кв. 2

Вих. №25

15 червня 2023р

### АКТ

про впровадження проекту стандарту якості рекомендаційних систем підприємства

Глушко Михайло Васильовича на тему:

#### «ПІДВИЩЕННЯ ЯКОСТІ КОЛАБОРАТИВНОЇ ФІЛЬТРАЦІЇ В РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМАХ»

Цим Актом засвідчую, що результати наукового дослідження Глушко Михайла Васильовича на тему «Підвищення якості колаборативної фільтрації в рекомендаційних системах», а саме проект стандарту якості рекомендаційних систем впроваджено на підприємстві ТОВ «РІА МЕДІА УКРАЇНА» в повному обсязі згідно рекомендацій.

Проект стандарту якості використовується в двох напрямках: оцінка якості рекомендаційної системи при розробці, та чіткі інструкції для менеджменту і персоналу організації в рамках розробки та оптимізації цих рекомендаційних систем.

Впровадження проекту стандарту оцінки якості рекомендаційних систем Глушко Михайла Васильовича дозволило в 3 рази пришвидшити управлінські рішення в рамках оптимізації та оцінки якості рекомендаційних систем.

Директор

ТОВ "РІА МЕДІА УКРАЇНА"



Боярчуков С.А.

## Додаток 3

## СПИСОК ОПУБЛІКОВАНИХ ПРАЦЬ ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

**Наукові праці, в яких опубліковані основні наукові результати дисертації:**

**– матеріали дисертаційної роботи, викладені у виданнях, що внесені до переліку фахових для захисту дисертацій з технічних наук:**

[1] Volodymyr Kucheruk, Samuil Katsyv, Mykhailo Glushko, Waldemar Wójcik, Tomasz Zyska, Kyrmyzy Taissariyeva, and Kanat Mussabekov "Deterministic chaos in RL-diode circuits and its application in metrology", *Proceedings of SPIE 10031, Photonics Applications in Astronomy, Communications, Industry, and High-Energy Physics Experiments 2016*, 100312A (28 September 2016); <https://doi.org/10.1117/12.2249253> (Входить до наукометричної бази даних Scopus)

[2] В. Ю. Кучерук і М. В. Глушко, «КВАЛІМЕТРИЧНИЙ МЕТОД АНАЛІЗУ ЯКОСТІ ВІДГУКІВ ‘THE VALUE OF OPINION’ ЯК ФУНДАМЕНТ СУЧАСНИХ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ», *Наукові праці Вінницького національного технічного університету*, вип. 3, Вер 2021. DOI: <https://doi.org/10.31649/2307-5376-2021-3-14-22>

[3] В. Ю. Кучерук і М. В. Глушко, «ПОКРАЩЕННЯ ЯКОСТІ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ НА ОСНОВІ КВАЛІМЕТРИЧНИХ МЕТОДІВ ВИМІРЮВАННЯ», *Міжнародний науково-технічний журнал «MEASURING AND COMPUTING DEVICES IN TECHNOLOGICAL PROCESSES»*, вип. 2, с. 65–72, Чер 2022. DOI: <https://doi.org/10.31891/2219-9365-2022-70-2-9>

[4] В. Ю. Кучерук і М. В. Глушко, «ОЦІНЮВАННЯ ЯКОСТІ ВІДГУКІВ НА ОСНОВІ КВАЛІМЕТРИЧНОГО МЕТОДУ «THE VALUE OF OPINION»», *Наукові праці Вінницького національного технічного університету*, вип. 3, Вер 2022. DOI: <https://doi.org/10.31649/2307-5376-2022-2-22-34>



**Документи інтелектуальної власності, що отримані за результатами дисертації:**

**– патенти на корисну модель:**

[5] Кучерук В.Ю., Карабекова Д.Ж., Нусупбеков Б.Р., Севастьянов В.Н., Хасенов А.К., Глушко М.В. Преобразователь емкости в напряжение на основе RL- диодного генератора детерминировано-хаотических колебаний. *Заключение о выдаче патента полезной модели РК на изобретение: от 11 июля 2016 года, № 2016/0070.2. Казахстан.*

[6] Кучерук В.Ю., Карабекова Д.Ж., Нусупбеков Б.Р., Севастьянов В.Н., Хасенов А.К., Глушко М.В. Преобразователь сопротивления в напряжение на основе RL-диодного генератора хаотических колебаний. *Заключение о выдаче патента полезной модели РК на изобретение от 2 июня 2016 года, № 2016/0060.2. Казахстан.*

**Наукові праці, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації:**

[7] В.Ю. Кучерук, М.В. Глушко, О. Митковський. *IV-а міжнародна наукова конференція «Вимірювання, контроль та діагностика в технічних системах» у м. Вінниця (31 жовтня – 2 листопада 2017 р.* Покращення алгоритму item to item методу колаборативної фільтрації для розробки рекомендаційних систем шляхом оцінки релевантності. с. 215. Режим доступу: <http://mpa.vntu.edu.ua/images/conference/conf2017/VCDTS%202017.pdf>

[8] В.Ю.Кучерук, І. О Головащенко, М.В. Глушко. *Науково-технічні конференції підрозділів Вінницького національного технічного університету (НТКП ВНТУ) Інститут соціально-гуманітарних наук. Як Big Data (великі дані) впливають на буття людини.* Режим доступу: [https://conferences.vntu.edu.ua/public/files/1/hum\\_2017\\_netpub.pdf](https://conferences.vntu.edu.ua/public/files/1/hum_2017_netpub.pdf)

[9] В. Ю. Кучерук і М. В. Глушко. *III-а міжнародна наукова конференція «Вимірювання, контроль та діагностика в технічних системах» у м. Вінниця (27—29 жовтня 2015 р.)*

Обробка вібраційної інформації з використанням теорії детермінованого хаоса. с. 33. Режим доступу:

[http://mpa.vntu.edu.ua/images/conference/conf2015/Abstacts\\_2015.pdf](http://mpa.vntu.edu.ua/images/conference/conf2015/Abstacts_2015.pdf)

[10] В. Ю. Кучерук і М. В. Глушко. *V науково-практична конференція студентів і молодих учених «Методи та засоби неруйнівного контролю промислового обладнання» у м. Івано-Франківськ (24 - 25 листопада 2015 р.)* Детерминированный хаос в RL-диодных цепях высокочастотного синусоидального тока и его применение в метрологии с.116

[11] В. Ю. Кучерук і М. В. Глушко. *XLV Науково-технічна конференція факультету комп'ютерних систем та автоматики (2016)* Детермінований хаос у RL – діодних колах високочастотного синусоїдального струму і його застосування в метрології. Режим доступу:

<http://conferences.vntu.edu.ua/index.php/all-fksa/all-fksa-016/paper/viewPaper/1361>

[12] В. Ю. Кучерук і М. В. Глушко. *Міжнародна науково-практична інтернет-конференція «Інноваційні технології в процесі підготовки фахівців» у м. Вінниця (03—04 квітня 2016 р.)* Заходи безпеки під час експлуатації резистивного перетворювача фізичних величин на основі генератора детерміновано-хаотичного сигналу. Режим доступу:

<http://conferences.vntu.edu.ua/index.php/itpf/2016/paper/viewPaper/1443>

[13] В. Ю. Кучерук і М. В. Глушко. *Всеукраїнська науково-технічна конференція молодих вчених у царині метрології «Technical Using of Measurement – 2016» у м. Славськ (1—5 лютого 2016 р.)* Резистивний перетворювач фізичних величин на основі генератора детерміновано-хаотичного сигналу с. 37. Режим доступу: [http://amu.in.ua/simg/Tum/Tesi\\_TUM\\_2016.pdf](http://amu.in.ua/simg/Tum/Tesi_TUM_2016.pdf)

[14] В. Ю. Кучерук і М. В. Глушко. *Виявлення 4XX та 5XX помилок на сайті як впливний фактор на результат точності рекомендаційних систем // CONFERENCE* <https://conferences.vntu.edu.ua> – 2019. Режим доступу:

<https://conferences.vntu.edu.ua/index.php/all-fksa/all-fksa-2019>

[15] В. Ю. Кучерук і М. В. Глушко, «Покращення алгоритму "item to item" методу колаборативної фільтрації для розробки рекомендаційних систем на

основі косинусної міри шляхом оцінки релевантності», *ScienceRise*, № 1, с. 20-24. 2018. Режим доступу: <https://doi.org/10.15587/2313-8416.2018.120886>

[16] В. Ю. Кучерук і М. В. Глушко. Покращення точності рекомендаційної системи «с этим авто также ищут» на основі алгоритму колаборативної фільтрації item-to-item. *II Міжнародна науково-практична конференція «ACTUAL TRENDS OF MODERN SCIENTIFIC RESEARCH» 16-18 серпня 2020 года Мюнхен, Німеччина*. Режим доступу: <https://sci-conf.com.ua/ii-mezhdunarodnaya-nauchno-prakticheskaya-konferentsiya-actual-trends-of-modern-scientific-research-16-18-avgusta-2020-goda-myunhen-germaniya-arhiv/>

[17] В. Ю. Кучерук і М. В. Глушко. Діагностування швидкості програмного забезпечення, як фактор впливу на результат точності рекомендаційних систем. *VI (XXX) Міжнародна міжвузівська школа семінар «Методи і засоби діагностики в техніці та соціумі (МіЗД ТС-2018)», 17-18 грудня 2018 року: Збірник матеріалів. – Івано-Франківськ: Видавництво «Факел» ІФНТУНГ, 2018. – 10 с.* Режим доступу: <http://itts.nung.edu.ua/wp-content/uploads/2019/03/mizdts-2018.pdf>

[18] В. Ю. Кучерук і М. В. Глушко. "Вплив розміщення рекомендаційних систем на мобільних та десктопних пристроях на сайті як впливний фактор на результат точності рекомендаційних систем". «*Вимірювання, контроль та діагностика в технічних системах (вкдтс-2019)» п'ята міжнародна наукова конференція 29 – 31 жовтня 2019 р.* Режим доступу:

<https://ir.lib.vntu.edu.ua/bitstream/handle/123456789/26635/tezy%202019-1.pdf?sequence=1&isAllowed=y>

[19] V. Kucheruk, M. Hlushko. «Improving Accuracy of Recommender systems based on Collaborative Filtering Algorithm Item-To-Item» in *Technical research and development: collective monograph, – Boston, 2021. pp. 119-125*. Режим доступу: <https://doi.org/10.46299/ISG.2021.MONO.TECH.I>

[20] В. Ю. Кучерук і М. В. Глушко. "МЕТОДИ ОЦІНКИ ЯКОСТІ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ". «*КОНФЕРЕНЦІЇ ВНТУ електронні наукові видання, L Науково-технічна конференція факультету комп'ютерних систем і*

автоматики (2021)» 03 березня 2021 р. Режим доступу:  
<https://conferences.vntu.edu.ua/index.php/all-fksa/all-fksa-2021/paper/view/12509>

[21] В. Ю. Кучерук і М. В. Глушко. «МЕТОД ПОДІБНОСТІ ЖАККАРА ДЛЯ ПОКРАЩЕННЯ ЯКОСТІ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ». *V Міжнародної науково-практичної конференції «Управління якістю в освіті та промисловості: досвід, проблеми та перспективи» Львів, 20-21 травня 2021 р. ст. 143.* Режим доступу:  
<http://science.lpnu.ua/sites/default/files/attachments/2021/23330/importantdoc/tezyquality2021.pdf>

[22] В. Ю. Кучерук і М. В. Глушко. «ПОКРАЩЕННЯ ЯКОСТІ РЕКОМЕНДАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ ЗА МЕТОДОМ ПОДІБНОСТІ ЖАККАРА» // *Modern directions of scientific research development. Proceedings of the 3rd International scientific and practical conference. VoScience Publisher. Chicago, USA. 2021. Pp. 137-141.* Режим доступу:: <https://sci-conf.com.ua/iii-mezhdunarodnaya-nauchno-prakticheskaya-konferentsiya-modern-directions-of-scientific-research-development-1-3-sentyabrya-2021-goda-chikago-ssha-arhiv/>

[23] В. Ю. Кучерук і М. В. Глушко. «АНАЛІЗ ВІДГУКІВ ЯК НЕВІД'ЄМНИЙ ФАКТОР ЯКОСТІ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ». *Науково-технічна конференція факультету інформаційних електронних систем (2022), КОНФЕРЕНЦІЇ ВНТУ електронні наукові видання.* Режим доступу:  
<https://conferences.vntu.edu.ua/index.php/all-frtzp/all-frtzp-2022/paper/view/14865>