https://doi.org/10.31891/2219-9365-2022-70-2-9
УДК 004.78, 004.048

Володимир КУЧЕРУК
Вінницький національний технічний університет
https://orcid.org/0000-0002-6422-7779
Михайло ГЛУШКО
Вінницький національний технічний університет
https://orcid.org/0000-0001-6665-9754

ПОКРАЩЕННЯ ЯКОСТІ РЕКОМЕНДАЦІЙНИХ СИСТЕМ НА ОСНОВІ КВАЛІМЕТРИЧНИХ МЕТОДІВ ВИМІРЮВАННЯ

В даній статті розглянуто актуальність теми рекомендаційних систем в 2022 році спільно із рос-том e-commerce сфери, в яких найчастіше використовуються рекомендаційні системи. Проаналізова-но основі типи рекомендаційних систем та детально розглянуті недоліки кожної з них: коллаборатив-на фільтрація (collaborative filtering); засновані на контенті (content-based); засновані на знаннях (knowledge-based); гібридні (hybrid).

Сформована мета дослідження, яка полягає в покращенні якості та систематизація параметрів якості рекомендаційних систем на підставі кваліметричних методів та засобів отримання показників рекомендаційних систем на основі аналітичних інструментів. Присутнє наукове обгрунтування вне-сення додаткових параметрів до алгоритму рекомендацій на основі "думки" користувача та запрова-женняк кваліметричного методу «Циклограма якості рекомендаційної системи». Сформована наукова задача, яка включає: систематизацію показників якості рекомендаційних сис-тем на підставі кваліметричних методів; розробку нових показників якості рекомендаційних систем на підставі кваліметричних методів; розробку нової рекомендаційної системи колаборативної фільтрації, яка включає оцінку "думки" користувача; покращення якості рекомендаційної системи за допомогою внесення до алгоритму рекомендацій додаткових кваліметричних показників якості. Охарактеризовано доцільність використання кваліметричних методів оцінювання якості рекомен-даційних систем. Описана важливість аналізу відгуків про авто. Розглянуті параметри кваліметрії та задачі, які ми вирішуємо за допомогою цих параметрів в циклограмі якості.

В даній науковій роботі розглянуто новий кваліметричний підхід до вимірювання якості рекоменда-ційних систем. Запропонована система оцінку якості відгуку та рекомендаційної системи у форматі «Циклограми якості», яка включає параметр оцінки думки користувача про товар – «Value of Mids». Набір всіх восьми показників якості рекомендаційних систем поділено на чотири ключові категорії. Описано важливість дослідження для бізнес-задач. Сформовані висновки та фінальні заключення по науковій роботі.

Keywords: рекомендаційна система, алгоритм, колаборативна фільтрація, якість, кваліметрія.

Volodymyr Kucheruk, Mykhailo Hlushko
Vinnytsia National Technical University

IMPROVING THE QUALITY OF RECOMMENDATION SYSTEMS BASED ON QUALIMETRIC MEASUREMENT METHODS

In the work on the basis of the conducted analysis of methods of carrying out scientific researches it is defined that the method of multifactor experiment most thoroughly allows to investigate influence of simultaneously various external factors on information system. This method is comprehensive and allows to obtain statistics for different testing scenarios, to determine the allowable limits of the impact of various external factors on the information system and their various aggregates, as well as to develop a set of recommendations for operation and maintenance of the information system. This article examines the relevance of the topic of referral systems in 2022, along with the growth of e-commerce, in which referral systems are most often used. The types of recommendation systems are analyzed on the basis and the shortcomings of each of them are considered in detail: collaborative filtering; content-based; knowledge-based; hybrid (hybrid).

The purpose of the research is formed, which is to improve the quality and systematization of quality parameters of recommendation systems on the basis of qualimetric methods and means of obtaining indicators of recommendation systems based on analytical tools. There is a scientific substantiation of the introduction of additional parameters to the algorithm of recommendations based on the "opinion" of the user and the introduction of the qualimetric method "Cyclogram of the quality of the recommendation system".

A scientific task has been formed, which includes: systematization of quality indicators of recommendation systems on the basis of qualimetric methods; development of new quality indicators of recommendation systems based on qualimetric methods; development of a new recommendation system of collaborative filtering, which includes assessment of the "opinion" of the user; improving the quality of the recommendation system by adding additional qualitative quality indicators to the algorithm of recommendations.

The expediency of using qualimetric methods for assessing the quality of recommendation systems is described. The importance of analyzing car reviews is described. The parameters of qualimetry and the problems we solve with the help of these parameters in the cyclogram of quality are considered.

In this scientific work a new qualimetric approach to measuring the quality of recommendation systems is considered. A system for assessing the quality of feedback and a recommendation system in the format of "Quality Cyclograms" is proposed, which includes the parameter of assessing the user's opinion about the product - "Value of Mids". The set of all eight indicators of the quality of recommendation systems is divided into key categories. The importance of research for business tasks is described. Conclusions and final conclusions on scientific work are formed.

Keywords: recommendation system, algorithm, collaborative filtering, quality, qualimetry.

Постановка проблеми у загальному вигляді
та її зв'язок із важливими науковими чи практичними завданнями

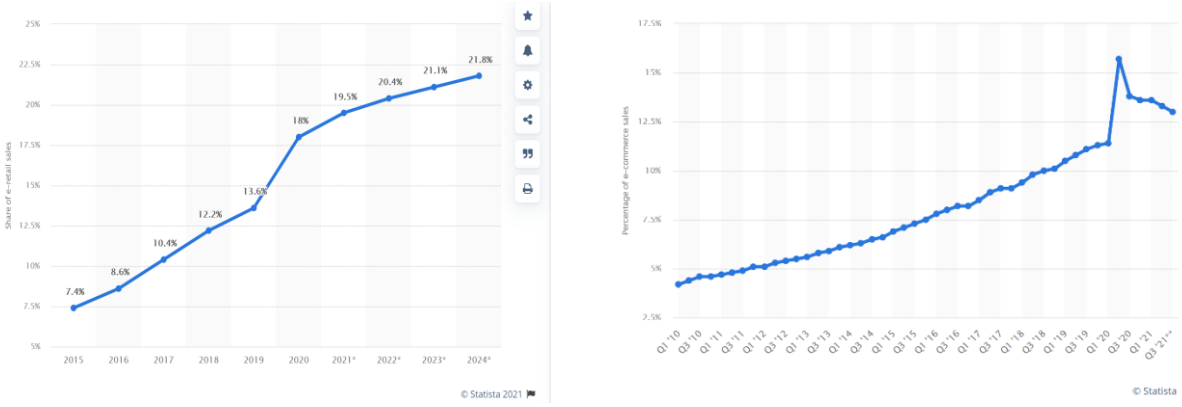
Рекомендаційна система - це підклас системи фільтрації інформації, яка зазвичай прагне передбачити "рейтинг" або "уподобання", які користувач надав би предмету. Вони в основному використовуються в комерційних програмах. Якість рекомендаційних систем можна визначити, оцінивши якість роботи алгоритмів, якість рекомендацій.

Актуальність теми. Враховуючи, що рекомендаційна система - це програма, яка на основі даних про користувача (User) і предмета (Item) дає рекомендації, така система включає в себе весь процес - від отримання інформації до її подання користувачеві. Важливий кожен етап: від інформації яку збирають, залежить, які алгоритми можуть застосовуватись. Хороші алгоритми дають якісні, корисні рекомендації. Критерії оцінки результату дозволяють вибрати найбільш підходящі алгоритми. Рекомендаційні системи використовують переважно в e-commerce компаніях.

Електро́нна коме́рція (e-commerce) — це сфера цифрової економіки, що включає всі фінансові та торгові транзакції, які проводяться за допомогою комп'ютерних мереж, та бізнес-процеси, пов'язані з проведенням цих транзакцій.

Основними складовими електронної комерції є мобільна комерція, електронний переказ коштів, управління ланцюгами поставок, інтернет-маркетинг, обробка онлайн-транзакцій, електронний обмін даними, системи управління запасами та автоматизовані системи збору даних.

Активний розвиток цього напрямку зумовлений технологічними досягненнями електронної промисловості [1]. А даному випадку ми розглядаємо тип e-commerce – «Бізнес-до-споживача» (B2C). Типовим прикладом B2C є інтернет магазини та маркетплейси із роздрібної торгівлі. Електронна комерція, безсумнівно, є найбільшою тенденцією в індустрії роздрібної торгівлі, і вона зростає швидше, ніж будь-коли. Наприклад, у 2020 році електронні роздрібні продажі становили 18% усіх роздрібних продажів у всьому світі. Очікується, що у 2024 році цей показник досягне 21,8% (Рис. 1.). Це пов'язано зі зміною торгових звичок покупців, і світ все ще перебуває під впливом пандемії [2].



а) **б)**

Рис. 1. а) Частка електронної комерції у загальному обсязі глобальних роздрібних продажів з 2015 по 2024 рік;
б) Частка електронної комерції в загальних роздрібних продажах США з 1 кварталу 2010 року по 3 квартал 2021 року

У третьому кварталі 2021 року частка електронної комерції в загальному обсязі роздрібних продажів у США становила 13 відсотків у порівнянні з 13,8 відсотками в тому ж кварталі попереднього року. Тим не менш, з квітня по червень 2021 року роздрібні продажі електронної комерції в Сполучених Штатах перевищили 220 мільярдів доларів США, що є найвищим квартальним доходом в історії [3].

Soul Partners, Baker Tilly Україна, Aequo представили аналітичний огляд ринку e-commerce в Україні за 2020 рік Згідно з результатами дослідження, з початку пандемії COVID-19 обсяг ринку e-commerce в Україні зріс на 41% (рис. 2.).

Як показало дослідження, ринок e-commerce у 2020 році виявився одним із найдинамічніших в Україні. Він сягнув $4 млрд, що становить 8,8% від загального обсягу роздрібної торгівлі. При цьому, за останні 5 років ринок зріс майже втричі. Протягом наступних п'яти років прогнозується зростання у 2 рази.

Переважно всі IT-компанії в сфері «e-commerce» використовують рекомендаційні системи, перша компанія яка реалізувала такі алгоритми – Amazon. Найбільші маркетплейси в Україні, які використовують рекомендаційні системи: Rozetka, Prom, Allo, Bigl та Epicentr. Проте зараз часто доводиться стикатися з проблемою рекомендації товарів або послуг користувачам будь-якої інформаційної системи.

Рис. 2. Динаміка ринку електронної комерції (e-commerce) та її частки у роздрібній торгівлі

Формулювання цілей статті

Мета та наукові задачі. Метою дослідження є покращення якості та систематизація параметрів якості рекомендаційних систем на підставі кваліметричних методів та засобів отримання показників рекомендаційних систем на основі аналітичних інструментів. Наукове обґрунтування полягає у відсутності єдиних прийнятих показників якості рекомендаційних систем. Також пропонується внесення додаткових параметрів до алгоритму рекомендацій на основі “думки” користувача.

Для реалізації окресленої мети зараз, необхідно виконати такі завдання:

- провести аналіз рекомендаційних систем та наукових публікацій щодо поставленої мети;
- сформувати принципи визначення якості рекомендаційних систем;
- дослідити основні підходи до структурування характеристик оцінювання якості рекомендаційних систем;
- реалізувати просту рекомендаційну систему та виміряти результати;
- реалізувати рекомендаційну систему на основі алгоритмів колаборативної фільтрації;
- запропонувати кваліметричний метод оцінки якості рекомендаційних систем на основі запропонованої «циклограми якості рекомендаційної системи».

В подальших наукових роботах заплановано:

- реалізувати рекомендаційну систему на основі алгоритмів колаборативної фільтрації та покращити її кваліметричними параметрами якості, які враховують “думку” користувача;
- покращити якість рекомендаційної системи колаборативної фільтрації на основі нових кваліметричних показників якості в рамках запропонованого в даній статті методу.

Кваліметрія (англ. qualimetry, нім. Qualimetrie f) (лат. Quales - якість + грец. Μετρέω - міряю) — наука про оцінку якості об'єктів, вивчає та реалізує методи і засоби кількісної оцінки якості продукції. Сьогодні кваліметрію розглядають як частину теорії прийняття рішень. Сьогодні за допомогою апарату кваліметрії почали оцінювати якість праці, якість працівника, якість освіти тощо. Можна вважати, що кваліметрія перетворюється в загальну науку про вимірювання, оцінку об'єктів різної природи - матеріального й нематеріального продукту, явища, процесу.

Кваліметрія передбачає структурування об'єкта вивчення, поділ його на складові частини, які у свою чергу поділяються на частини і т. д. При цьому виходить ієрархічна система, що зазвичай відображається схемою чи таблицею. Далі виконується оцінка експертами або іншим шляхом («вимірювання») кожної складової та встановлення її вагомості (важливості) й, нарешті, поєднання цих оцінок за певними правилами в загальну оцінку об'єкта. Якість рекомендаційної системи ми визначаємо саме за рахунок кваліметричних методів вимірювання.

Об’єктом дослідження є сайт-агрегатор пошуку автомобілів в – Automoto.ua. Це пошукова система, спеціалізацією якої є пошук 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 250 000 тисяч оголошень, 9-16 тисяч з яких є свіжими надходженнями за поточний день.

Предметом дослідження є алгоритм «item to item» колаборативної фільтрації.

Ми вже визначили, що рекомендаційна система - комплекс алгоритмів, програм та сервісів, завдання якого передбачити, що може зацікавити того чи іншого користувача. В основі роботи лежить інформація про профіль людини та інші дані. Із всіх існуючх рекомендаційних систем, зараз в світі використовують переважно 4 типа:

- Колаборативна фільтрація *(collaborative filtering)*.

Рекомендації засновані на історії оцінок як користувача, так і інших. У другому випадку системи розглядають споживачів, оцінки чи інтереси яких схожі на ваші. Колаборативну фільтрацію поділяють на три основних алгорит -ма: User-to-User, Item-to-Item, Гібридна (User+Item). Недолік: показувати хороші рекомендації новим користувачам не вийде, адже про них немає ніякої інформації. Через це буде великий відсоток відмов.

- Засновані на контенті *(content-based)*.

Цей тип 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. Неділок: спочатку системи діють неточно і потрібно більше часу на реалізацію.

- Засновані на знаннях *(knowledge-based)*.

Цей тип працює на основі знань про якусь предметну область: про користувачів, товари та інші, які можуть допомогти в ранжируванні. Як і у випадку з "content-based", оцінки інших користувачів системи не враховують. Є кілька різновидів: case-based, demographic-based, utility-based, critique-based, whatever-you-want-based і т.д. Неділок: для розробки цієї системи потрібно багато часу і ресурсів. Але результат виправдовує засоби.

- Гібридні *(hybrid)*.

Комбінування кількох алгоритмів в межах однієї платформи. Неділок: складність розробки і невизначеність в результах.

Виклад основного матеріалу

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 [2].

Для вирішення цих проблем ми використали колаборативну фільтрацію item-to-item. Колаборативна фільтрація item-to-item шукає елементи, схожі на ті, з якими користувач уже взаємодіяв, і рекомендують більшість подібних елементів. В нашому випадку, алгоритм шукає подібні авто до того, яке шукав користувач сайту. Коли ми говоримо про подібність авто, ми не маємо на увазі, що два авто однакові за різними атрибутами. Натомість, подібність означає, що користувачі ставляться до двох автомобільних оголошень однаково.

Цей метод є досить стійкий сам по собі порівняно із колаборативною фільтрацією на основі користувачів (user to user), оскільки елемент (автомобільне оголошення), з яким була взаємодія, має набагато більше даних, ніж користувач [4].

Для обчислення подібності між двома автомобільними оголошеннями ми розглянули набір елементів, які формують характеристики автомобіля і обчислюють, наскільки вони схожі на цільове оголошення, а потім вибирають N-більшість подібних елементів. Подібність між двома оголошеннями обчислили за допомогою показників відвідуваності користувачів, які переглядали оголошення, надалі використовуючи згадану нижче функцію косинусової подібності [5]:

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

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. Обчислилио 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*)

$$rating(U,I_i)=\frac{\sum_j rating(U,I_i)*S_{ij}}{\sum_j S_{ij}};\qquad(2)$$

Колаборативну фільтрацію запроваджували для двох рекомендаційних систем – «Вигідніше» та «З цим авто також шукать» (рис. 3), роботи яких базується на рекомендації схожих елементів (оголошень) - https://automoto.ua/uk/Volkswagen-Tiguan-2020-Krivoyrog-48654959.html.

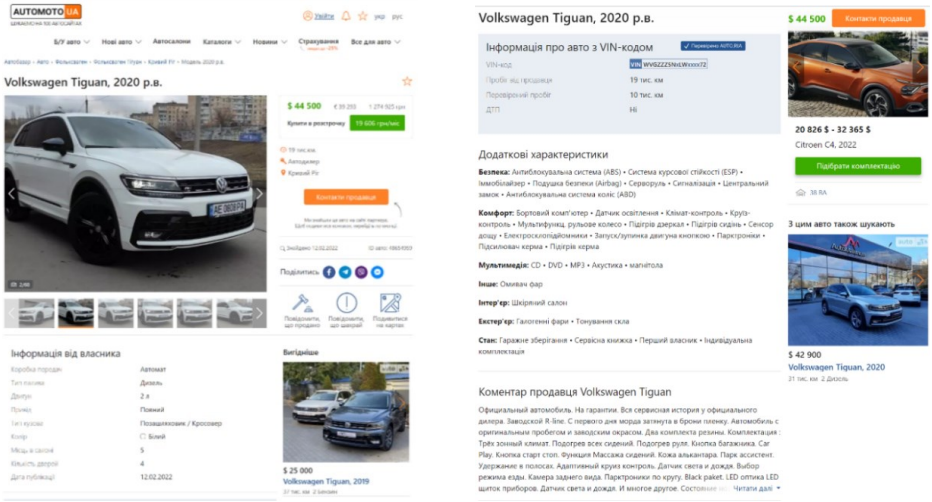


Рис. 3. Вигляд рекомендаційних систем «Вигідніше» та «З цим авто також шукають»

Кількість кліків по рекомендаваних оголошеннях зросла на 22,80 та на 21,80% за рахунок імплементації алгоритму item-to-item. Вимірювання проводилось за допомогою сервісу Google Analytics (рис. 4) та (рис. 5). Семплування даних при вимірюванні – відсутнє, оскільки вимірювання проводимлось на основі 100% сеансів.

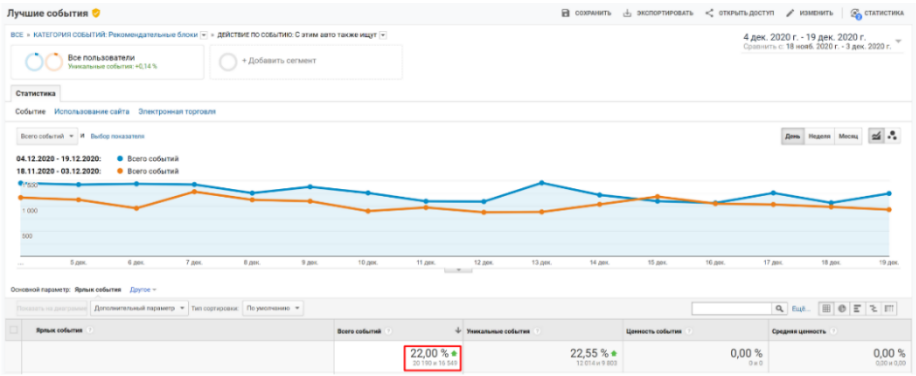


Рис. 4. Ріст кліків по рекомендаційній системі «З цим авто також шукають»

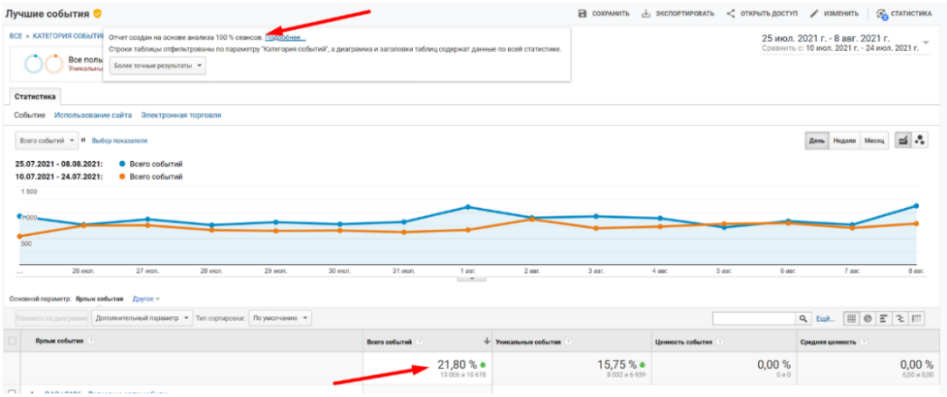


Рис. 5. Ріст кліків по рекомендаційній системі «Вигідніше»

Кількість кліків по рекомендаваних оголошеннях зросла на 21,80% за рахунок імплементації додаткової інформації в систему рекомендацій. Вимірювання проводилось за допомогою сервісу Google Analytics (рис.4). Семплування даних при вимірюванні – відсутнє, оскільки вимірювання проводимлось на основі 100% сеансів [6].

Далі, пропонується створити третій унікальний алгоритм колаборативної фільтрації, який буде враховувати «думку» користувачів про авто. Мається наувазі 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: найбільна 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 наших всіх наукових робіт та досвіду, проаналізувавши наукові роботи України та світу, ми виявили, що не існує єдиної системи «якості» рекомендаційної системи. В кожній науковій/бізнес-задачі якість рекомендаційних система вимірюється по-різному. Тому, в рамках кваліметричних методів вимірюваннь ми запроваджуємо – «Циклограму якості рекомендаційних систем» - рис. 6, де запроваженно унікальний показник «The Value of Opinion».

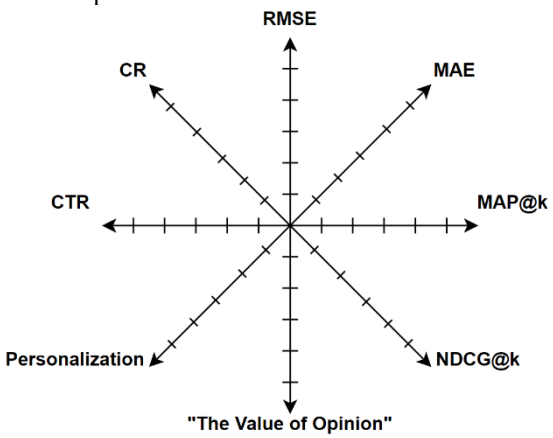


Рис. 6. «Циклограма якості рекомендаційних систем»

Встановлено, що найкращі практики в світі базуються на комплексному аналізі якості та точності рекомендаційних систем, які спрямовані на ріст бізнесу. В таблиці 1 поділено 8 основних метрик на 4 групи:

Таблиця 1

Група	Бізнес-метрики	Метрики точності	Метрики якості ранжування	Метрики якості
Метрика	*CTR, CR*	*RMSE, MAE*	*MAP@k, NDCG@k*	*«The Value of Opinion», Personalization*

Розглянемо детільніше кожну метрику:

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

$$CTR = Кількість\ кліків / Кількість\ показів \times 100\% \quad (3)$$

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.

$$CR = Загальна\ кількість\ конверсій / Загальна\ кількість\ відвідувачів \times 100\% \quad (4)$$

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

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{|D|}\sum (u,i) \in D(\hat{r}_{ui} - r_{ui})^2}; \quad (5)$$

MAE - mean absolute error, середня абсолютне відхилення. Це міра помилок між парними спостереженнями, що виражають одне й те саме явище. Використовують для вимірювання точності прогнозу.

$$MAE = \frac{1}{n}\sum\nolimits_{u,i} | \, p_{u,i} - r_{u,i} \, | \; ; \quad (6)$$

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: ми 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:

$$Precision@k = \frac{1}{k}\sum_{i=1}^{k} Relevance@i; \quad (7)$$

$$AP@k = \frac{\sum_{i=1}^{k}(Relevance@i \cdot Precision@i)}{\sum_{i=1}^{k} Relevance@i}; \quad (8)$$

$$MAP@k = \frac{1}{|Users|}\sum\nolimits_{u \in Users} AP@k(u); \quad (9)$$

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 [7].

$$DCG@k = \sum_{i=1}^{k} \frac{2^{Relevance@i} - 1}{\log(i+1)}; \quad (10)$$

$$nDCG@k = \frac{DCG@k}{\max(DCG@k)}; \quad (11)$$

«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».

Висновки з даного дослідження і перспективи подальших розвідок у даному напрямі

Встановлено, 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, сформували 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 кожну 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).

Запропонована «Циклограма якості рекомендаційних систем» може використовуватись для любих бізнес-задач в інтернеті, а також будь-яких товарів, а отже є універсальною для використання.

Література

1. 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

2. O2O Commerce: The New Key to Growth of the Retail Industry., 2021. [Online]. Avalible: https://www.simicart.com/blog/what-is-o2o-commerce. Accessed on: February 19, 2022.

3. E-commerce as share of total U.S. retail sales from 1st quarter 2010 to 3rd quarter 2021., 2021. [Online]. Avalible: https://www.statista.com/statistics/187439/share-of-e-commerce-sales-in-total-us-retail-sales-in-2010/. Accessed on: February 20, 2022.

4. В. Кучерук, М. Глушко, «Покращення точності рекомендаційної системи «с этим авто также ищут» на основі алгоритму колаборативної фільтрації item-to-item» на *2nd International scientific and practical conference. MDPC Publishing,* Мюнхен, Німеччина, 2015. с. 83-88

5. 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

6. Кучерук, М. Глушко, «Метод подібності жаккара для покращення якості рекомендаційних систем» на *V Міжнародній науково-практичній конференції «Управління якістю в освіті та промисловості: досвід, проблеми та перспективи»* Львів, 20-21 травня 2021, с. 143

7. Рекомендательные системы: идеи, подходы, задачи, 2019. [Електронний ресурс]. Режим доступу: https://habr.com/ru/company/jetinfosystems/blog/453792/ Дата звернення: Лютий 19, 2022.

References

1. V. Kucheruk, M. Hlushko, «Pokrashchennia alhorytmu "item to item" metodu kolaboratyvnoi filtratsii dlia rozrobky rekomendatsiinykh system na osnovi kosynusnoi miry shliakhom otsinky relevantnosti», ScienceRise, № 1, s. 20-24. 2018. https://doi.org/10.15587/2313-8416.2018.120886

2. O2O Commerce: The New Key to Growth of the Retail Industry., 2021. [Online]. Avalible: https://www.simicart.com/blog/what-is-o2o-commerce. Accessed on: February 19, 2022.

3. E-commerce as share of total U.S. retail sales from 1st quarter 2010 to 3rd quarter 2021., 2021. [Online]. Avalible: https://www.statista.com/statistics/187439/share-of-e-commerce-sales-in-total-us-retail-sales-in-2010/. Accessed on: February 20, 2022.

4. V. Kucheruk, M. Hlushko, «Pokrashchennia tochnosti rekomendatsiinoi systemy «s эtym avto takzhe yshchut» na osnovi alhorytmu kolaboratyvnoi filtratsii item-to-item» na 2nd International scientific and practical conference. MDPC Publishing, Miunkhen, Nimechchyna, 2015. s. 83-88

5. 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

6. Kucheruk, M. Hlushko, «Metod podibnosti zhakkara dlia pokrashchennia yakosti rekomendatsiinykh system» na V Mizhnarodnii naukovo-praktychnii konferentsii «Upravlinnia yakistiu v osviti ta promyslovosti: dosvid, problemy ta perspektyvy» Lviv, 20-21 travnia 2021, s. 143

7. Rekomendatelnыe systemы: ydey, podkhodы, zadachy, 2019. [Elektronnyi resurs]. Rezhym dostupu: https://habr.com/ru/company/jetinfosystems/blog/453792/ Data zvernennia: Liutyi 19, 2022.