

В.В. Громенко

РОЗРОБЛЕННЯ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ДЛЯ КОНТЕКСТНОЇ РЕКЛАМИ ОГолошень У ПРЕДМЕТНІЙ ОБЛАСТІ НЕРУХОМОСТІ

Реклама є важливим елементом успіху продукту, особливо у сфері нерухомості, де конкуренція велика і характеристики об'єктів складні. В даній статті розглядається реклама оголошень у сфері нерухомості на спеціалізованому сайті-агрегаторі, що здатен надавати додатковий контекст пошуку користувача, потенційно підвищуючи результативність рекламних кампаній. У статті розглядаються існуючі підходи та рішення для контекстної реклами та спонсорованого пошуку в сфері нерухомості, а також особливості розробки подібних рішень. Було проаналізовано основні проблеми, які виникають при створенні алгоритму для аналізу контексту реклами в області нерухомості, та, враховуючи звуження предметної області та області застосування запропоновано альтернативний підхід до реалізації алгоритму контекстної реклами з використанням експертних знань. Даний підхід до розробки алгоритму контекстної реклами може бути більш придатним для організацій, які не мають вільних ресурсів для розробки та впровадження рішень на базі машинного навчання та супутнього керування якістю та об'ємом даних, проте натомість мають експертні знання в предметній області. Щоб розробити подібний алгоритм використовується А/В тестування для перевірки гіпотез, зумовлених особливістю оголошень та поведінки користувачів на сайті, що дозволяє не тільки розробити алгоритм, а й довести його ефективність на реальних користувачах. Водночас зазначаються також недоліки такого підходу, одним з яких є тривалий час проведення експериментів. У статті представлено результат роботи даного підходу у вигляді алгоритму для реклами оголошень нерухомості, який використовує особливості рекламних об'єктів нерухомості. Наприклад, розташування та історію переглядів користувача для ремаркетингу. За допомогою мови UML створено діаграму компонентів та діаграму послідовності прикладу програмного забезпечення для контекстної реклами.

Ключові слова: контекстна реклама, спонсорований пошук, нерухомість, А/В тестування, ремаркетинг.

V. V. Hromenko

SOFTWARE DEVELOPMENT FOR CONTEXTUAL ADVERTISING OF LISTINGS IN THE REAL ESTATE DOMAIN

Advertising plays a crucial role in the success of a product, particularly in the real estate sector, where competition is fierce, and the properties' characteristics are complex. This article examines the advertising of real estate listings on a specialized aggregator website, which can provide additional context for the user's search, potentially enhancing the effectiveness of advertising campaigns. The paper discusses existing approaches and solutions for contextual advertising and sponsored search in real estate and the peculiarities of developing such solutions. It analyzes the main problems encountered in creating an algorithm for analyzing the context of advertising in real estate and proposes an alternative approach to implementing a contextual advertising algorithm, utilizing domain-specific expert knowledge. This approach to developing a contextual advertising algorithm may be more appropriate for organizations that lack the resources for developing and implementing machine learning-based solutions and associated data quality and volume management but possess expert knowledge in the field. To create such an algorithm, A/B testing is used to verify hypotheses related to the specificity of the listings and user behavior on the site, which allows not only to develop the algorithm but also to prove its effectiveness with real users. The article also notes the disadvantages of this approach, one of which is the long duration of the experiments. The paper presents the outcome of this approach in the form of an algorithm for real estate advertisement, which utilizes the characteristics of real estate objects, such as location, and the user's browsing history for remarketing. Using the UML language, component, and sequence diagrams of the example software for contextual advertising have been created.

Keywords: contextual advertising, sponsored search, real estate, A/B testing, remarketing.

Вступ

Реклама є невід'ємною частиною будь-якого бізнесу з метою продажу свого продукту або послуги. Особливо важливо мати ефективну рекламну стратегію в Інтернеті, де потенційні клієнти проводять усе більше часу. Для сфери нерухомості, яка постійно зростає та розвивається, реклама є надзвичайно важливою. Більше того, за рахунок багатьох особливостей, зокрема, великого впливу локації на зацікавленість користувача та більшого часу вибору порівняно з іншими продуктами, дана сфера вимагає особливого підходу до реклами.

Стаття присвячена побудові алгоритму надання контекстної реклами нерухомості на базі гіпотез, які висуваються зі знання предметної області, і перевіряються шляхом А/В тестування [1] на реальних користувачах. Такий метод допомагає створювати рішення, роботу яких також можна легко інтерпретувати. Окрім алгоритму контекстної реклами важливою частиною реклами в інтернеті є також і технічні особливості його реалізації, як от швидкість роботи, можливість впровадження додаткового контексту тощо.

Побудова програмного забезпечення для контекстної реклами також розглядається в статті та є комплексною і містить особливості предметної області, для якої розробляється програмне забезпечення (ПЗ), різні шляхи розробки алгоритму для контекстної реклами та технічні особливості реалізації.

Опис задачі

Задача, описана в статті, стосується спонсорованого пошуку, але з обмеженням на рекламну платформу, оскільки розглядається спеціалізований сайт-агрегатор у сфері нерухомості. Цей сайт може передавати пошуковий запит користувача в структурованому вигляді, а не як короткі текстові запити, і також здатен надавати додатковий контекст, такий як історія перегляду оголошень користувачем. Для реалізації цього рішення використовуються HTTP запити для передачі запиту користувача.

Таким чином, для застосування підходу або рішення, запропонованого в статті, рекламна мережа має розробити специфічний формат комунікації з рекламною платформою. Водночас, завдання реклами було розглянуто як підмножина спонсорованого пошуку, але з обмеженнями в доменній області, які уможливають використання доменних знань для покращення роботи рекламного алгоритму, що буде показано нижче.

Мета дослідження

Загальна проблема контекстної реклами полягає в пошуку найкращих оголошень із великого асортименту реклами для користувача в певному контексті для оптимізації корисних функцій учасників екосистеми за певних бізнес-обмежень (блокування, націлювання тощо) [4].

У процесі розв'язання даної проблеми виникає багато питань, а також можливих рішень. Адже тільки для алгоритму контекстної реклами існує багато підходів, наприклад, використання генетичних алгоритмів [2] або ж стохастичного навчання ранжувannya [3]. Плюсом таких підходів є універсальність, їх можна застосовувати для будь-якої галузі.

Також є можливість брати контекст не тільки із сайту оголошень, а й впроваджувати додатковий контекст.

Метою статті є розглядання кількох аспектів даної проблеми, а саме:

- Створення алгоритму для контекстної реклами, враховуючи особливості локації об'єктів нерухомості;
- Впровадження додаткового контексту за допомогою ремаркетингу [5];
- Швидкість роботи програмної реалізації.

Математична основна проблеми

Задачу алгоритму контекстної реклами нерухомості, в рамках якої розглядаються вищезазначені проблеми, можна описати наступною системою:

$$\begin{cases} A^* = \operatorname{argmax}_{A' \subseteq A, |A'|=k} (\sum_{a \in A'} R(u, a)) \\ \sum_{a \in A^*} C(u, a) \rightarrow \max \end{cases} \quad (1)$$

де, A – множина всіх продуктів у рекламі, A^* – множина продуктів у рекламі, які найкраще відповідають запиту користувача, k – кількість об'єктів, що одночасно показується користувачеві, $a = (a_1, a_2, \dots, a_n)$ – вектор параметрів продукту, a_i – окремий параметр продукту, $u = (u_1, u_2, \dots, u_m)$ – вектор контексту користувача, $R(u, a)$ – функція, яка повертає оцінку релевантності продукту до контексту користувача, $C(u, a)$ – функція, яка повертає вірогідність кліку користувача по продукту (або здійснення іншої цільової дії).

Складність вирішення системи 1 полягає в двох речах. По-перше, функція $R(u, a)$, має максимізувати результат $C(u, a)$, а не певну зміну. По-друге, $C(u, a)$ не може бути обрахована аналітично, а базується на історичних даних кліків та показів реклами. Тобто, розробляючи $R(u, a)$, важко оцінити її вплив на бажаний результат.

Більше того, щоб зробити опис проблеми точнішим, треба додавати в систему з формули 1 ще одну формулу:

$$T(R(u, a)) \rightarrow \min \quad (2)$$

де, T – функція, що повертає час виконання функції в аргументі. Тобто одна із задач нашого програмного забезпечення не тільки показати найбільш прийнятні об'єкти для користувача, а й зробити це за мінімально коротким часом.

Отже, поєднавши формули 1 та 2 в одну систему, отримуємо математичний опис проблем контекстної реклами, розглянутих в статті.

Аналіз існуючих досліджень

Основою сучасного спонсорowanego пошуку є можливість ефективного зіставлення реклами із запитом користувачів. Це передбачає інтерпретацію пошукового запиту користувача не лише за ключовими словами, а й за будь-якими доступними да-

ними, з використанням машинного навчання. Технології обробки природної мови використовуються для кращої репрезентації текстових запитів [6], або ж кращого вивчення семантики пошукових запитів [7], що дозволяє досягти більшого співпадіння між метою пошуку і рекламою, яка відображається. Також дослідники фокусуються на використанні не тільки текстових даних, а й зображень, створюючи відповідні моделі [8].

Окрім аналізу запиту, моделі машинного навчання використовуються для передбачення показника відношення кліків до показів (CTR) реклами. Для вирішення такої задачі дослідники пропонують використовувати навчання з підкріпленням [9], мережу глибокого динамічного сприйняття інтересів [10], моделі глибокого навчання з використанням векторних представлень слів [11].

Рішення на основі машинного навчання ефективно розвиваються і широко використовуються в задачах спонсорowanego пошуку. Проте успішність таких рішень залежить від якості та можливості збору даних для навчання таких моделей [12], що може бути проблематичним для спеціалізованих сайтів-агрегаторів. Крім того, окремі дослідження присвячені ефективному використанню ресурсів у рішеннях машинного навчання [13], оскільки надмірне споживання ресурсів може стати критичним фактором у процесі адаптації компаніями рішень спонсорowanego пошуку.

Тож в статті досліджується альтернативний підхід, орієнтований на експертні знання в області та експериментальні підтвердження на користувачах системи, а не на дані та машинне навчання. Потенційно таке рішення може бути одночасно ефективним в обрахунку і водночас зберігати точність для співставлення оголошень із запитом користувачів, враховуючи обмеження щодо платформи та області. Подібна гіпотеза також підтверджується результатами використання генетичного програмування для контекстної реклами [14], але для рішення більш узагальненої проблеми.

Побудова алгоритму контекстної реклами

В даній статті пропонується підхід до побудови алгоритму контекстної реклами, який можна застосувати на платформі агрегаторі нерухомості, що не вимагає великих обчислювальних ресурсів та складної роботи з даними та одночасно може бути інтерпретований у вигляді блок-схеми.

Покрокова побудова алгоритму згідно даного підходу:

1. Створити базу, тривіальну версію алгоритму;
2. На базі знань із предметної області висувається гіпотеза, яка може покращити роботу алгоритму;
3. Реалізація гіпотези в алгоритмі;
4. Перевірка гіпотези шляхом А/В тестування;
5. Прийняття або відкидання гіпотези;
6. Повторення пунктів 2-5 для покращення алгоритму.

За передумову для виконання всіх кроків має бути працююча платформа з оголошеннями, адже А/В тестування має проводитись на реальних користувачах, а також налаштований сервіс для збору рекламних метрик (таких як перегляди та кліки) для визначення CTR.

За зазначеною схемою було побудовано приклад алгоритму контекстної реклами нерухомості. Базова версія алгоритму чітко враховувала обмеження за ціною та локацією. Відповідно під час пошуку за певним районом або територією в місті користувачу видавався результат усього міста. Після цього було висунуто кілька гіпотез, що мають покращити роботу алгоритму, а саме:

- Додавання одного об'єкта з ремаркетингу (особливість впровадження ремаркетингу розглянуті в наступному розділі);
- Додавання двох об'єктів з ремаркетингу;
- Пошук у площі, яка цікавить користувача, з поступовим розширенням, бо локація впливає на ціну і зацікавленість в нерухомості [15];
- Сортвання рекламних об'єктів за віддаленістю від центру пошуку.

Експеримент з побудови алгоритму за заданим підходом було проведено на реальній платформі з пошуку нерухомості, яка, на момент проведення експерименту могла забезпечити 100 тисяч переглядів реклами на день (вказана тільки частина показів, на яких було можливо проводити експеримент). За перегляд приймалася поява рекламного оголошення на екрані користувача.

Для кожної гіпотези відповідно було проведено А/В тест тривалістю два тижні (для збирання достатньої кількості даних), статична значимість бралась як 95%. Версія А/В тесту, під якою користувач брав участь в експерименті видавалась йому під час обробки його запиту, якщо в ньому вже не було вказано версії. Для подібного маркування користувачів використовувалися cookie-файли, переваги та недоліки яких розглянуті в наступних розділах статті. В результаті проведеного експерименту було отримано табл. 1.

Таблиця 1

Результат перевірки гіпотез

Назва	Результат тесту	Результат CTR
Один об'єкту з ремаркетингу	Значимі зміни	+7.1%
Сортвання об'єктів	Незначимі зміни	0%
Пошук у розширеному полігоні	Значимі зміни	+2%
Додавання 2 об'єктів з ремаркетингу	Незначимі зміни	0%

Як видно з табл 1, частина гіпотез не виправдали себе. Наприклад, ремаркетинг не завжди доцільно застосовувати, а сортвання за віддаленістю від полігону пошуку не дало очікуваних результатів.

В результаті розробленого алгоритму вдалося отримати збільшення показника CTR з 0.47% до 0.55%. За базову версію, з якою було порівняно розроблений алгоритм, було прийнято тривіальну версію алгоритму фільтрації з додавання зваженого сортвання.

Фінальний алгоритм зображено на Рис.1

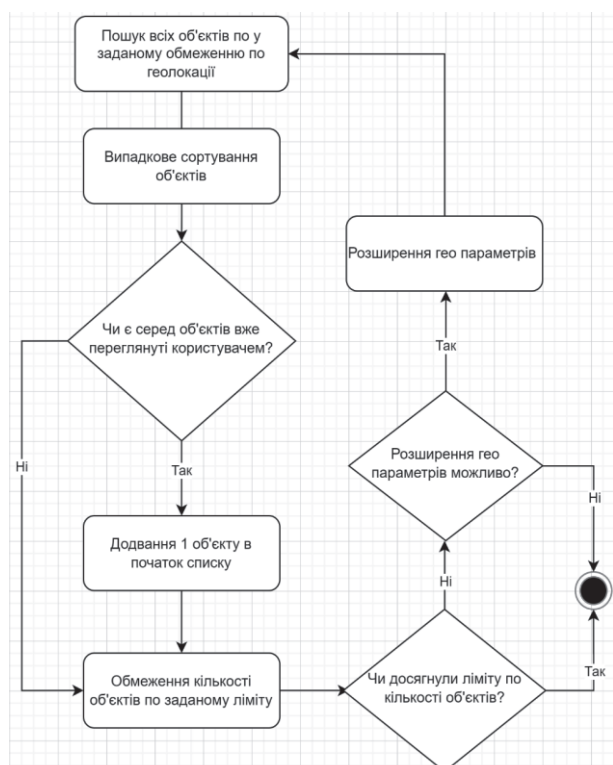


Рис. 1. Алгоритм контекстної реклами

В алгоритмі присутні кроки для розширення географії пошуку, і їхню роботу варто розглянути детальніше. Розширення опуклого полігону не є складною задачею. Треба знайти його центр, знайти вектори від нього до вершин полігону і кожен вектор зсунути за відповідним вектором. Але, якщо географічний полігон не опуклий, то описаний вище метод не працює. Для того, щоб усунути цю проблему, було вирішено для кожного полігону знаходити опуклу оболонку за допомогою алгоритму побудови опуклої оболонки монотонним ланцюжком Ендрю (Andrew's monotone chain convex hull algorithm) [16] і після цього застосовувати розширення.

Цей підхід забезпечує правильність розширення для будь-якого типу полігону, незалежно від його початкової форми. Таким чином, використання алгоритму побудови опуклої оболонки є важливим етапом у процесі розширення географічного пошуку, що забезпечує точність та надійність результатів. Приклади результату знаходження опуклої оболонки та розширення зображено на Рис.2,3 відповідно.

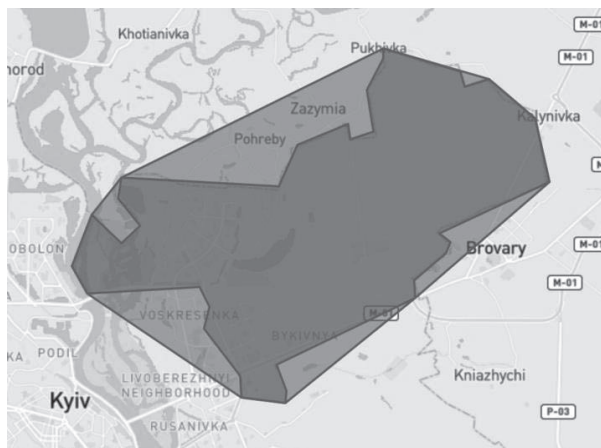


Рис. 2. Приклад знаходження опуклої оболонки полігону

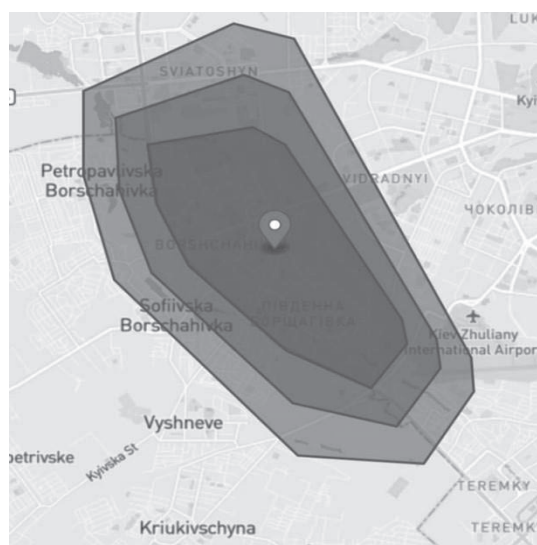


Рис. 3. Приклад розширення опуклого полігону.

Отже, серед плюсів даного підходу можна виділити наступні:

1. Гнучкість у налаштуванні для певної сфери, здатність використовувати специфічні доменні знання.
2. Хороша інтерпретованість, результуючий алгоритм можна представити у вигляді блок-схеми.
3. Не вимагає значних обчислювальних ресурсів та даних для навчання, наприклад, моделі машинного навчання або генетичного алгоритму.

Водночас у даного підходу є й мінуси:

1. Розроблений алгоритм не є універсальним і може бути застосований тільки для конкретної предметної області;

2. Для перевірки кожної гіпотези необхідний тривалий час;
3. Неможливо перевірити кілька гіпотез одночасно.

Впровадження ремаркетингу

Як було продемонстровано в попередньому розділі, ремаркетинг може підвищити показники CTR, тож його варто використовувати.

Очевидним є рішення зберігати рекламні оголошення, показані користувачу через контекстну рекламу, але це рішення не є оптимальним через те, що користувач із більшою вірогідністю натрапить на сайт оголошення не через рекламу, а через інші джерела трафіку.

Одним із варіантів рішення цієї проблеми є встановлення спеціального коду на сторінку оголошення, на кшталт Facebook Pixel [17], який буде робити певні дії для збереження інформації про перегляд користувачем даного оголошення.

Є кілька варіантів розробки подібного ПЗ. У статті під час дослідження був використаний метод, який вимагає невеликої кількості ресурсів: код на сторінці оголошення зберігає дані про перегляд користувачем в cookie-файлах браузера, тобто на боці користувача. Завдяки цьому не треба витрачати ресурси на зберігання подібних даних на серверах, особливо враховуючи, що більшість із цієї інформації не знадобиться, а також на впровадження складних методів відбитка браузера [18]. Більше того, щодо сайту, на якому розміщено рекламу, не треба буде робити жодних додаткових дій, бо cookie-файли будуть автоматично відправлятися на API для отримання реклами разом із HTTP запитом.

Алгоритм дій розглянутого методу ремаркетингу наступний:

1. Користувач заходить на сайт з оголошенням, на якому працює вбудований код;
2. Вбудований код розміщує інформацію в cookie-файли користувача про те, що він відвідав певне оголошення. У cookie-файлі вказується домен сервісу, який відповідає за контекстну рекламу;

3. Коли користувач заходить на сторінку сайт з оголошеннями (не обов'язково сайт з кроку 1), разом з тілом запиту відправляються також потрібні cookie-файли.

У свою чергу оголошення найімовірніше будуть розміщені на веб-сайтах з іншими доменами, що призводить до наступних проблем використаного методу:

1. Політика сучасних веб-браузерів стосовно cookie-файлів, спрямована на захист приватності користувачів [19], в результаті, складніше відстежувати їхні дії;

2. Якщо створювати cookie-файли за замовчуванням, то через виконання cross-site запитів вони не будуть передаватись на сервер [20].

Із першим пунктом з боку розробки важко щось вдіяти, а для рішення другого недоліку у параметрах cookie-файлу було явно вказано значення параметру SameSite у None та Secure, які дозволяють здійснювати потрібні запити з передаванням cookie-файлів.

Отже, ремаркетинг можна впроваджувати різними способами, але, якщо треба використовувати найменше ресурсів, вірним рішенням є збереження інформації на боці користувача. Звісно, політика і оновлення сучасних веб-браузерів роблять подібний підхід менш ефективним для деяких користувачів, зокрема, Safari постійно оновлює свою систему інтелектуального запобігання відстеженню [21].

Швидкість роботи

Окрім головної складової задачі, суть якої максимізувати вірогідність того, що користувач зацікавиться побаченою рекламою, існує також побічна складова, яка впливає на результат: мінімізація часу пошуку потрібних продуктів та часу видачі контенту по даних продуктах на сайт, бо затримка видачі має значний вплив на CTR [22].

На швидкість роботи програмного забезпечення може впливати багато факторів, такі як вибір мови програмування, сама реалізація алгоритму, налаштування бази даних тощо. Попри великий вплив перелічених факторів, кожен із них потребує окремого дос-

лідження і доопрацювання під конкретну реалізацію. В даному дослідженні пропонується універсальний метод, який можна застосувати, не зважаючи на деталі реалізації програмного забезпечення, а саме використання кешування. Кешування є розповсюдженою технікою, здатною покращувати, наприклад, швидкість завантаження в пошукових системах [23], аналогом якої можна назвати алгоритм для контекстної реклами, представлений на Рис.1.

У контексті саме програмного забезпечення для контекстної реклами варто зазначити, що неможливо кешувати відповідь на окремий запит. Для цього за ключ для кешу треба було б використати, наприклад, хеш запиту. Але через cookie-файли користувача, значення яких різні у різних користувачів, таке кешування не принесе бажаного результату, адже запити з подібними параметрами будуть нечастими.

Враховуючи згадані вище фактори, в дослідженні пропонується схема кешування, в якій зберігається не відповідь на запит, а відповідь за конкретним оголошенням нерухомості. Це обумовлено тим, що параметри, за якими працює алгоритм з Рис.1, та параметри для рекламного оголошення, яке побачить користувач, можуть значно відрізнятися. Приклад оголошення зображено на Рис.4.



Рис. 4. Приклад рекламного оголошення

На прикладі оголошення можна виділити різні параметри: зображення, рекламні тексти, назви вулиць, особливості об'єкта, посилання на перехід за оголошенням. Вони не беруть участь у алгоритмі контекстної реклами (Рис.1), але для того, щоб їх завантажити з БД, потрібен час (особливо, якщо БД має непросту схему), тож саме його можна зекономити за рахунок кешування.

Зображення подібного кешування на прикладі простої архітектури програмного забезпечення, яка складається з трьох компонентів, наведено на Рис.5.

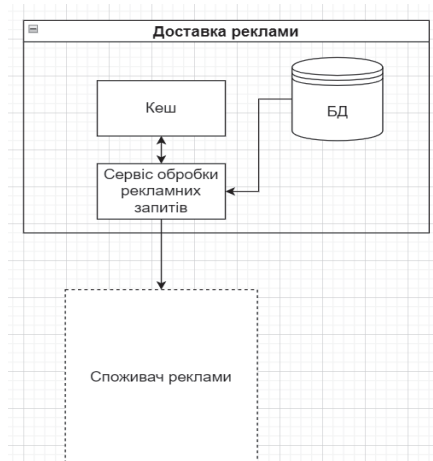


Рис. 5. Архітектура ПЗ.

Схема роботи програмного забезпечення з подібним впровадженням кешування зображена на діаграмі послідовності на Рис.6.

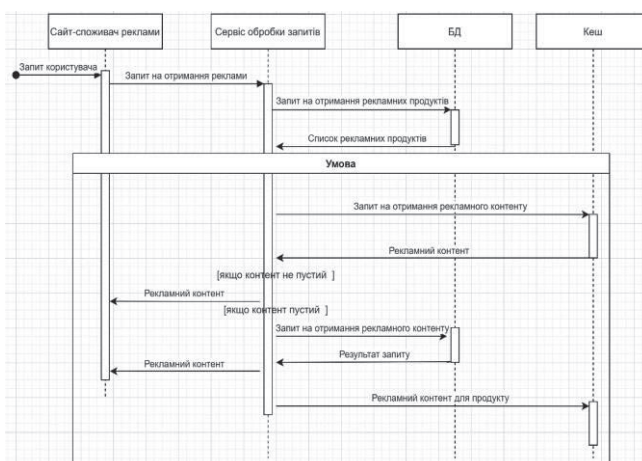


Рис. 6. Діаграма послідовності ПЗ.

Як видно з Рис.6, кешується саме рекламний контент, а запити для роботи алгоритму з Рис.1 робляться окремо, без окремого кешування (кешування на рівні бази даних, звісно, може бути). Також застосовується статичне кешування, тобто після створення кешу він не змінюється до видалення.

Варто зазначити також негативний вплив кешування, а саме затримка між зміною певних параметрів товару, та їхнім ви-

дображенням у рекламному оголошенні. В даній задачі це не є проблемою, адже продукти змінюються рідше, ніж показуються користувачам. Якщо ця проблема буде значимою, вирішенням може бути видалення кешу по ключу конкретного оголошення після його оновлення.

Отже, швидкість роботи програмного забезпечення є важливою складовою для успіху контекстної реклами. Вона залежить від багатьох факторів, але, незважаючи на них, можна пришвидшити систему та зняти навантаження з бази даних або інших сервісів, використовуючи кешування. На Рис.6 продемонстровано, як саме виглядає діаграма послідовності для найпростішого прикладу подібного ПЗ з Рис.3, та описано переваги і причини використання саме такого підходу.

Висновки

Проблема контекстної реклами та, зокрема, спонсорованого пошуку має багато можливостей для напрямків дослідження. В статті було запропоновано один з варіантів розв'язання задачі спонсорованого пошуку, з обмеженням в області застосування і можливій рекламній платформі (агрегатор оголошень). Водночас виділено декілька складових задачі, а саме: побудова алгоритму контекстної реклами, впровадження додаткового контексту за рахунок ремаркетингу та швидкість роботи програмного забезпечення доставлення реклами, що реалізує заданий алгоритм.

Представлений підхід для побудови алгоритму контекстної реклами базується на знанні предметної області (розглянута саме нерухомість) та на наявності платформи агрегатора оголошень із користувачами, завдяки чому можна проводити А/В-тестування. Даний підхід буде доречним для компаній, які не мають ресурсів для впровадження складних моделей машинного навчання й підтримки відповідної якості та об'єму даних. Однак водночас - мають знання предметної області та час на перевірці своїх гіпотез. Окрім цього, легка інтерпретованість алгоритму може бути плюсом у спілкуванні з потенційними клієнтами та

подальшої розробки. Іншим результатом дослідження є доведення впливу ремаркетингу та розширення географії на кінцевий CTR реклами нерухомості, який вдалося збільшити з 0.47% до 0.55%. Експеримент із впровадження алгоритму проводився в умовах реального сайту-агрегатора, який мав 100 тисяч рекламних переглядів на день.

Також в роботі представлено метод впровадження ремаркетингу, який не вимагає істотних ресурсів, зокрема, окремого сховища даних, бо всі дані будуть зберігатися на боці користувачів. А сайти, на яких розміщується реклама, не мають додатково працювати з цією інформацією. В роботі також розглянуті мінуси та обмеження такого підходу до ремаркетингу, наприклад те, що він може не працювати для певних браузерів та з налаштуваннями приватності користувача. Перевагою зазначеного підходу є легкість впровадження, оцінка якої базується на кількості програмного забезпечення, яке необхідно розробити або доробити.

Швидкість роботи ПЗ, є важливою складовою роботи подібних програмних систем, але й залежить від багатьох факторів. У роботі продемонстровано універсальний підхід для пришвидшення, а саме використання кешування, але за ключа для кешу використовувались не запити користувачів, а ідентифікатори рекламних продуктів через велику варіативність запитів користувачів, різний контекст користувачів та вірогідність випадковості в алгоритмі, яка виникає через зважене сортування.

Отже, за трьома визначеними напрямками дослідження в рамках контекстної реклами було окреслено проблеми, які виникають під час розроблення, а також потенційні шляхи їх рішення.

Подяка

Вдячні компанії «ЛУН» за надання платформи та технічної підтримки, що дозволило провести експерименти з розроблення алгоритму контекстної реклами.

References

1. Kohavi, R. and Thomke, S., 2017. The Surprising Power of Online Experiments. Har-

- vard Business Review, September, pp.74-82.
2. Dao, T.H., Jeong, S.R. and Ahn, H., A novel recommendation model of location-based advertising: Context-Aware Collaborative Filtering using GA approach. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.09.070> . Accessed [25 November 2023].
3. Karimzadehgan, M., Li, W., Zhang, R. and Mao, J., A stochastic learning-to-rank algorithm and its application to contextual advertising. Available at: <https://doi.org/10.1145/1963405.1963460>. Accessed [5 December 2023].
4. Mao, J., 2010. Scientific Challenges in Contextual Advertising. In: Rough Set and Knowledge Technology, pp.2-2. Available at: https://doi.org/10.1007/978-3-642-16248-0_2. Accessed [13 December 2023].
5. Isoraite, M., Remarketing Features. Available at: <https://www.ijtsrd.com/papers/ijtsrd28031.pdf>. Accessed [20 December 2023].
6. Bai, X., Ordentlich, E., Zhang, Y., Feng, A., Ratnaparkhi, A., Somvanshi, R. and Tjahjadi, A., 2018. Scalable Query N-Gram Embedding for Improving Matching and Relevance in Sponsored Search. In: Proceedings of the 24th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining. Available at: <https://doi.org/10.1145/3219819.3219897>. Accessed [10 January 2024].
7. Grbovic, M., Djuric, N., Radosavljevic, V., Silvestri, F., Baeza-Yates, R., Feng, A., Ordentlich, E., Yang, L. and Owens, G., 2016. Scalable Semantic Matching of Queries to Ads in Sponsored Search Advertising. In: Proceedings of the 39th International ACM SIGIR conference on Research and Development in Information Retrieval. Available at: <https://doi.org/10.1145/2911451.2911538>. Accessed [11 January 2024].
8. Zhu, Y., Han, C., Zhan, Y., Pang, B., Li, Z., Sun, H., Li, S., Shi, B., Duan, N., Deng, W., Zhang, R., Zhang, L. and Zhang, Q., 2022. AdsCVLR: Commercial Visual-Linguistic Representation Modeling in Sponsored Search. In: Proceedings of the 30th ACM International Conference on Multimedia. Available at: <https://doi.org/10.1145/3503161.3548226>. Accessed [14 January 2024].
9. Lakshmanarao, A., Ushanag, S. and Leela, B., 2021. Ad Prediction using Click Through Rate and Machine Learning with Reinforcement Learning. In: 2021 Fourth International Conference on Electrical, Computer and Communication Technologies (ICECCT), pp.1-5. Available at: <https://doi.org/10.1109/ICECCT52121.2021.9616653>. Accessed [19 January 2024].
10. Zhang, H., Yan, J. and Zhang, Y., 2020. CTR Prediction Models Considering the Dynamics of User Interest. IEEE Access, 8, pp.72847-72858. Available at: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2988115>. Accessed [21 January 2024].
11. Gligorijevic, J., Gligorijevic, D., Stojkovic, I., Bai, X., Goyal, A. and Obradovic, Z., 2018. Deeply Supervised Semantic Model for Click-Through Rate Prediction in Sponsored Search. Available at: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1803.10739> . Accessed [21 January 2024].
12. Gupta, N., Mujumdar, S., Patel, H., Masuda, S., Panwar, N., Bandyopadhyay, S., Mehta, S., Guttula, S., Afzal, S., Mittal, R. and Munigala, V., 2021. Data Quality for Machine Learning Tasks. In: Proceedings of the 27th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery & Data Mining. Available at: <https://doi.org/10.1145/3447548.3470817>. Accessed [22 January 2024].
13. Wang, M., Fu, W., He, X., Hao, S. and Wu, X., 2020. A Survey on Large-Scale Machine Learning. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 34, pp.2574-2594. Available at: <https://doi.org/10.1109/tkde.2020.3015777> . Accessed [25 January 2024].
14. Delfianto, R., Khodra, M. and Roesli, A., 2011. Content-targeted advertising using genetic programming. In: Proceedings of the 2011 International Conference on Electrical Engineering and Informatics, pp.1-5. Available at: <https://doi.org/10.1109/ICEEI.2011.6021592>. Accessed [27 January 2024].
15. Fernández-Durán, L., Llorca, A., Ruiz, N., Valero, S. and Botti, V., The impact of location on housing prices: applying the Artificial Neural Network Model as an analytical tool. Available at: <https://ideas.repec.org/p/wiw/wiwsa/ersal1p1595.html>. Accessed [1 March 2024].

16. Andrew, A.M., 1979. Another Efficient Algorithm for Convex Hulls in Two Dimensions. *Info. Proc. Letters*, 9, pp.216-219. Accessed [2 March 2024].
17. Vicentin, V.L. and Petrucelli, E.E., Utilization of the facebook pixel tool to optimize conversion of campaigns in paid advertising. Available at: <https://doi.org/10.31510/infa.v16i2.648>. Accessed [5 March 2024].
18. Zhang, D., Zhang, J., Bu, Y., Chen, B., Sun, C. and Wang, T., A Survey of Browser Fingerprint Research and Application. Available at: <https://doi.org/10.1155/2022/3363335>. Accessed [9 March 2024].
19. Chromium Blog, Improving privacy and security on the web. Available at: <https://blog.chromium.org/2019/05/improving-privacy-and-security-on-web.html>. Accessed [11 March 2024].
20. Khodayari, S. and Pellegrino, G., 2022. The State of the SameSite: Studying the Usage, Effectiveness, and Adequacy of SameSite Cookies. In: 2022 IEEE Symposium on Security and Privacy (SP), pp.1590-1607. Available at: <https://doi.org/10.1109/sp46214.2022.983367>. Accessed [15 March 2024].
21. Safari Privacy Overview, n.d. Available at: https://www.apple.com/safari/docs/Safari_White_Paper_Nov_2019.pdf. Accessed [15 March 2024].
22. Bai, X. and Cambazoglu, B., 2019. Impact of response latency on sponsored search. *Inf. Process. Manag.*, 56, pp.110-129. Available at: <https://doi.org/10.1016/J.IPM.2018.10.005>. Accessed [17 March 2024].
23. Baeza-Yates, R., Gionis, A., Junqueira, F., Murdock, V., Plachouras, V. and Silvestri, F., n.d. The impact of caching on search engines. Available at: <https://doi.org/10.1145/1277741.1277775>. Accessed [18 March 2024].

Одержано: 10.04.2024

Внутрішня рецензія отримана: 18.04.2024

Зовнішня рецензія отримана: 19.04.2024

Про автора:

¹Громенко Владислав Віталійович,
аспірант.
<https://orcid.org/0009-0001-5285-9912>.

Місце роботи автора:

¹Інститут програмних систем
НАН України,
тел. +38-044-522-62-42
E-mail: ukrprog@isofts.kiev.ua
Сайт: www.iss.nas.gov.ua