

ДОДАТОК А

Цілі та задачі досліджень

Актуальність	Сучасні підходи до розподілу рекламного трафіку в мережі, базуються на використанні експертних провил. База правил поповнюється як адміністратором системи розподілу рекламного трафіку, так і рекламодавцями. Такий підхід забезпечує статичний розподіл трафіку, що не відповідає сучасним вимогам з оперативної зміни ваг рекламної кампанії в залежності від прибутку.
Об'єкт дослідження	Процес розподілу та персоналізації рекламного трафіку для рекламодавця в системі управління інтернет-рекламою.
Предмет дослідження	Методи персоналізації трафіку та формування рекомендацій для рекламодавця.
Мета роботи	Дослідження гібридних методів фільтрації у процесах розподілу та персоналізації рекламного трафіку для рекламодавця системі управління інтернет-рекламою
Задачі дослідження	<ol style="list-style-type: none"> 1. Дослідження особливостей рекомендаційної підсистеми в системі управління інтернет-рекламою 2. Аналіз гібридних методів фільтрації які можна застосувати для розподілу та персоналізації рекламного трафіку для рекламодавця 3. Аналіз традиційних методів представлення знань. 4. Удосконалення методу управління інтернет-рекламою з урахуванням попередньої фільтрації на основі знань 5. Експериментальна перевірка удосконаленого методу для підтримки розподілу та персоналізації рекламного трафіку для рекламодавців в системі показу реклами компаній прокату автомобілів.
Научна новизна	Удосконалений гібридний метод для розподілу рекламного трафіку з попередньою фільтрацією на основі знань для рекламодавців в системі показу реклами компаній прокату автомобілів.
Практичні результати	Підвищення релевантності розподілу рекламного трафіку між рекламодавцями та збільшення середнього прибутку за рахунок цього

Типи моделей електронної комерції

Електронна комерція - 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, а реклама є невід'ємною частиною електронної комерції. Розглянемо типи електронної комерції:

- 1. Бізнес для споживачів (B2C).** Це коли бізнес продає товар або послугу окремому споживачеві (наприклад, ви купуєте пару взуття у інтернет-магазині).
- 2. Бізнес для бізнесу (B2B).** Це коли бізнес продає товар або послугу іншому бізнесу (наприклад, бізнес продає програмне забезпечення як послугу для інших підприємств, які можуть його використовувати).
- 3. Споживач до споживача (C2C).** Це коли споживач продає товар або послугу іншому споживачеві (наприклад, ви продаєте старі меблі на eBay іншому споживачеві).
- 4. Споживач для бізнесу (C2B).** Це коли споживач продає власні товари чи послуги бізнесу чи організації (наприклад, популярний блогер пропонує бізнесу рекламу своїй інтернет-аудиторії в обмін на плату або фотограф ліцензує свої фотографії для використання в бізнесі та продає їх).

Види інтернет-реклами

1. Маркетинг пошукових систем або контекстна реклама – це текстові, або тексто-графічні модулі, які демонструються на майданчиках, що знаходяться в контексті аудиторії об'єкта реклами, або конкретного користувача.
2. **Email маркетинг** – це використання електронної пошти для просування товарів та послуг.
3. Реклама в соціальних мережах - це реклама що відображається в різних соціальних мережах за допомогою їх вбудованого функціоналу.
4. **Банерна реклама**, що розміщується на банерах (графічних носіях) – це одна з перших видів , що з'явилися в рамках веб-простору. Статичні або анімовані рекламні об'єкти орієнтовані на залучення уваги аудиторії.

В даній роботі використовуються банерна реклама та email-маркетинг. Це дозволяє поліпшити результати при комбінуванні цих видів реклами.

Існуючі систем управління інтернет-рекламою

Для кожного типу реклами існують свої системи управління. Системи управління забезпечують доставку або показ реклами кінцевому споживачеві, розподіляють рекламний трафік між рекламодавцями та забезпечують статистикою як рекламодавця так і видавця реклами.

Системи управління інтернет реклами включають в себе:

1. Планування, розподілення реклами;
2. Оптимізація показу реклами;
3. Звітність;

Проблеми дослідження

В системах розподілення трафіку, де використовується фільтрація на основі знань та використовується продукційна модель збереження знань, з масштабуванням починають виникати проблеми з консолідацією знань та редагуванням правил через велику кількість правил та неможливість їх ефективного корегування. Для вирішення цієї проблеми у виді для автоматизації зміни правил та аналізу даних використовують прогнозування.

Проблема дослідження полягає у невідповідності між можливостями існуючих методів статичного розподілу рекламного трафіку в мережі Інтернет та потребами рекламодавців у динамічному перерозподілу реклами на основі комбінування інформації про користувача, про ефективність показаної реклами та про продукти.

Представлення знань в системі

Системи рекомендацій на основі знань - це специфічний тип системи рекомендацій, який базується на явних знаннях про продукти, уподобання користувачів та критерії рекомендацій.

Знання в системі представлені в виді продукційної моделі або або модель заснована на правилах.

Продукційна модель, або модель заснована на правилах - також відомі як "IF-THEN" правила, є однією з найбільш широко використовуваних форм представлення знань.

База правил в продукційній моделі формується набором правил, які належать до особливого типу правил " IF-THEN", де попередній податок представлений поєднанням умов, а наступний являє собою послідовність дій. Механізм виводу у продукційних системах, реалізується за допомогою методу прямого ланцюга. Це починається з наявних у робочій пам'яті фактів і використовує набір активних правил бази знань для отримання більшої кількості фактів, поки мета не буде досягнута.

Вхідні дані методу

Використовуються дані запиту $P = \{p_i\}$ в такому вигляді:

$$p_j = \{l_j, u_j, pd_j, dd_j\}, \quad (1)$$

де l_j - вибрана споживачем локація; u_j - дані споживача; pd_j, dd_j - дата початку та закінчення оренди відповідно.

В свою чергу, кожен споживач $u_j \in U$ в системі має такі характеристики:

$$u_j = \{id_j, d_j, p_j, g_j, a_j\}, \quad (2)$$

де id_j - унікальний ідентифікатор споживача, d_j - тип пристрою користувача, p_j - платформа пристрою, g_j - геолокація користувача, a_j - ідентифікатор рекламодавця.

Шаблон відображення характеризується ідентифікаційним кодом, даними споживача та вагою.

$$t_k = \{it_k, u_j, tw_k\}, \quad (3)$$

де it - ідентифікаційний код, u_j - дані користувача, tw - вага шаблону встановлена експертом.

Рекламна кампанія характеризується кодом, даними споживача, шаблоном відображення та вагою та використовуються дані кампаній $C = \{c_i\}$ у такому вигляді:

$$c_l = \{ic_l, u_j, t_k, cw_l\}, \quad (4)$$

де ic_l - ідентифікаційний код, u_j - дані користувача, t_k - шаблон відображення реклами, cw_l - вага кампанії встановлена експертом чи системою.

Статистика представлена у вигляді щоденного відношення ваги до прибутку кампанії на одну сесію, де дані для всіх кампаній представлені у вигляді:

$$s_m = \{s_id_m, ic_l, r_m, s_cw_m, d_m\}, \quad (5)$$

де s_id_m - ідентифікатор статистичного запису, ic_l - ідентифікатор рекламної кампанії, r_m - середній прибуток на одну сесію, s_cw_m - вага рекламної кампанії у той день, d_m - дата, за яку збираються статистичні дані.

Удосконалений гібридний метод

Етап 1. Відбір шаблону для відображення t за умовами користувача та вагою.

Етап 1.1 попередній відбір підмножини шаблонів T^* .

$$T^* = \{ t_k : \forall u_j, d_j \in D_k, p_j \in P_k, a_j \in A_k \}, \quad (6)$$

де d_j – тип пристрою користувача, D_k – підмножина типів пристроїв що відносяться до шаблону, p_j – платформа пристрою користувача, P_k – підмножина платформ що відносяться до шаблону, a_j – ідентифікатор рекламодавця від якого перейшов користувач, A_k – підмножина дозволених ідентифікаторів рекламодавців для цього шаблону.

Етап 1.2 Вибір шаблону з підмножини T^* з найбільшою вагою tw_k .

Етап 2. Вибір підмножини рекламних кампаній $C^* \subseteq C$ за ознаками користувача та шаблону:

$$C^* = \{ c_l : \forall u_j, t_j = t_l^*, d_j \in D_l, p_j \in P_l, a_j \in A_l \}, \quad (7)$$

де d_j – тип пристрою користувача, D_l – підмножина типів пристроїв що відносяться до кампанії, p_j – платформа пристрою користувача, P_l – підмножина платформ що відносяться до кампанії, a_j – ідентифікатор рекламодавця від якого перейшов користувач, A_l – підмножина дозволених ідентифікаторів рекламодавців для цієї кампанії, t_l^* – ідентифікатор вибраного на етапі 1 шаблону.

Удосконалений гібридний метод

Етап 3. Корегування ваг кампаній з підмножин C^* .

Це новий етап, який корегує ваги кампаній на підставі прогнозів які були виявлені при побудові лінійної регресії по даним статистики.

Етап 3.1. Для кожної рекламної кампанії підмножини C^* виберемо підмножину $S^* \subseteq S$:

$$S^* = \{ s_m : \forall c_j \ i c_m = C^*, d_m \geq d_{now} - \varepsilon \}, \quad (8)$$

де $i c_m$ - це ідентифікатор кампанії для якої призводиться вибірка даних, а ε - це кількість днів за яку буде братися статистика.

Етап 3.2. Для використання прогнозів на основі отриманих даних раз в день будується нова модель лінійної регресії для кожної рекламної кампанії на підставі підмножин S^* . Знаходимо β_0 та β_1 та враховуючи обмеження ваги для кожної кампанії виставляємо ваги використовуючи функцію:

$$\begin{aligned} r &= \beta_0 + \beta_1 cw \\ \min_cw &< cw < \max_cw, \end{aligned} \quad (9)$$

де β_0 та β_1 - знайдені коефіцієнти, cw – це вага у вказаному рекламодавцем діапазоні, r – середній прибуток на одну сесію.

Через те що функція лінійна, ми можемо визначити на якому з кінців відрізка буде максимальний результат та виставити ваги у те положення.

Удосконалений гібридний метод

Етап 4. Вибір рекламної кампанії за вагою.

Тепер вибираємо рекламну кампанію серед підмножини S^* з найбільшою вагою.

Отримана рекомендована рекламна кампанія буде мати оптимальні для прибутку ваги та надалі використана в генерації продуктів та відображені їх на вибраному шаблоні.

Приклад графічного інтерфейсу

+Add Rule Campaigns Rules Listing

Ad Campaign: DefaultFlight - FBT **Rule Type:** All **Status:** active

Show **50** entries Search:

ID	Ad Campaign	Rule Type	Ref id	Ref Val	Flag equal	Status	
15	DefaultFlight - FBT	device_type	0	desktop	==	Active	Edit
16	DefaultFlight - FBT	device_type	2	tablet	==	Active	Edit

Showing 1 to 2 of 2 entries (filtered from 39 total entries) Previous **1** Next

Add Campaign Rule

Ad Campaign: DefaultCar - LBC

Rule Action: Include **Status:** draft

Rule type: Platform **Ref id:** Android

Add **Cancel**

- Android
- BlackBerry
- Chrome OS
- iPad
- iPhone
- iPod

Приклад статистики до впровадження гібридного методу

Головним показником тут є прибуток на одну сесію (Rev/Session). Прийmemo його за середній результат. Потім було прийняте рішення впровадити удосконалений метод розподілення трафіку.

Search:

	Rev/Session	Template
	0.1296	Probe iframed - mega

Show entries Search:

User accounts	Sessions	Total Search Count	Sessions With Search	Sessions With Search %	Sessions With Revenue	Sessions With Revenue %	Rev/Session	Template
459	55562	64189	42161	75.881%	13807	24.850%	0.1296	Probe iframed - mega
		Avg/Search	1.1553					

Приклад статистики під час тестування удосконаленого методу

Перший – третій день тестування:

Search:

is e	Rev/Session	Template
6	0.1151	Probe iframed - mega

Search:

ions th nue ,	Rev/Session	Template
08%	0.1550	Probe iframed - mega

Приклад статистики після тестування та повноцінного впровадження удосконаленого методу

Статистика після 7 днів тестування:

Search:

Sessions With Revenue %	Rev/Session	Template
23.123%	0.1697	Probe iframed - mega

Дослідження результатів тестування

Нижче в таблиці наведені дані отримані під час тестування методу.

Днів з початку тесту	Прибуток за сесію	Різниця з першим тестом в %
0 (перший тест)	0.1296	0%
1	0.1151	-10.7%
3	0.1550	+20.1%
7	0.1697	+31.5%

Висновки – з роботи

В результаті виконання магістерської атестаційної роботи було виконано дослідження процесу розподілу та персоналізації рекламного трафіку для рекламодавця.

Були розглянуті гібридні методи фільтрації у процесах розподілу та персоналізації рекламного трафіку для рекламодавця. Також були розглянуті наступні пункти:

- досліджені особливості рекомендаційної підсистеми в системі управління інтернет-рекламою;

- проаналізовані та порівняні гібридні методи фільтрації, які можна застосувати для розподілу та персоналізації рекламного трафіку для рекламодавця;

- були проаналізовані традиційні методи представлення знань;

- був удосконалений метод розподілу рекламного трафіку в системі управління інтернет-рекламою з урахуванням попередньої фільтрації на основі знань;

- була проведена експериментальна перевірка удосконаленого методу для підтримки розподілу та персоналізації рекламного трафіку для рекламодавців в системі показу реклами компаній прокату автомобілів.

Отриманим результатом роботи є удосконалений метод, який підвищує ефективність розподілу рекламного трафіку між рекламодавцями, який в практичному аспекті показав збільшення середнього прибутку більш ніж на 30%. Вдосконалений метод і далі успішно використовується в системі.