

УДК 004.58

Д.С. МІРОНЕНКО

ДВНЗ «Призовський державний технічний університет»

## АЛГОРИТМИ ФОРМУВАННЯ РЕКОМЕНДАЦІЙ ВИБОРУ УСПІШНИХ ПАРТНЕРСЬКИХ ПРОГРАМ

*Розглянуті алгоритми формування рекомендацій для вибору ефективної партнерської програми на Інтернет ресурсах партнерських мереж. Розроблена модель формування рекомендацій для вибору партнерської програми на підставі графа інтересів.*

*Ключові слова: автоматизована рекомендаційна система, рекомендації, алгоритм, партнерська програма, рекламна кампанія, маркетолог, граф інтересів*

Д.С. МИРОНЕНКО

ГВУЗ «Призовский государственный технический университет»

## АЛГОРИТМЫ ФОРМИРОВАНИЯ РЕКОМЕНДАЦИЙ ВЫБОРА УСПЕШНЫХ ПАРТНЕРСКИХ ПРОГРАММ

*Рассмотрены алгоритмы формирования рекомендаций для выбора эффективной партнерской программы на Интернет ресурсах партнерских сетей. Разработана модель формирования рекомендаций для выбора партнерской программы на основании графа интересов.*

*Ключевые слова: автоматизированная рекомендательная система, рекомендации, алгоритм, партнерская программа, рекламная кампания, маркетолог, граф интересов*

D.S.MIRONENKO

Pryazovskyi State Technical University

## ALGORITHMS FOR FORMATION RECOMMENDATIONS OF SELECTING SUCCESSFUL PARTNER PROGRAMS

*The algorithms of the formation of recommendations for choosing an effective affiliate program on Internet resources of partner networks are considered. The model of the formation of recommendations for the choice of the affiliate program, based on the graph of interests, is developed.*

*Keywords: automated recommendation system, recommendations, algorithm, affiliate program, advertising campaign, marketer, interest graph*

### Постановка проблеми

Основною складовою електронної комерції є інтернет-маркетинг, який включає такі частини, як: медійна реклама; контекстна реклама; пошуковий маркетинг в цілому і SEO зокрема; просування в соціальних мережах: SMO і SMM; прямий маркетинг з використанням email, RSS і т.п.; вірусний маркетинг; партизанський маркетинг; інтернет-брендинг; email-маркетинг, партнерський маркетинг [1].

Партнерський маркетинг перетинається з іншими методами інтернет-маркетингу, і включає дії учасників (рекламодавців, маркетологів, веб-майстрів, які виступають повноправними партнерами у цьому виді бізнесу), які наведені нижче [2-4].

Рекламодавець розміщує партнерську програму на інтернет ресурсі партнерської мережі, в наведених формах якої він заповнює відомості про партнерську програму: опис, мету програми, тариф (комісія рекламодавця за успішно досягнуту дію мети), тривалість обробки результатів виконаних дій, типи трафіку (дозволені види залучення користувачів), рекламні матеріали (лендінги, заготовлені банери, фото, медіа, тощо), таргетинг (виділення цільової аудиторії). Після розміщення партнерська програма проходить перевірку коректності менеджером (модератором інтернет ресурсу).

Маркетолог передбачає вибір з каталогу партнерських програм однієї поточної програми для запуску рекламної кампанії. Дана програма повинна відповідати потребам ринку на поточний момент часу, показники прогнозованої прибутковості повинні бути високими. Після цього він запускає рекламну кампанію, основна мета якої привести якомога якісніший цільовий трафік потенційних клієнтів та інших партнерів на сайт рекламодавця продукту або послуги. Всі зусилля маркетолога укладено у формуванні постійного потоку цільового трафіку через рекламні майданчики вебмайстрів партнерів на сайт партнерського продукту або послуги. Чим більше цільового трафіку і чим більше він якісний, тим більше продажів і тим більше заробіток в партнерській програмі.

Але як вибрати прибуткову програму, яка програма є найбільш потрібною для цієї пори року, для цього регіону, для цієї цільової аудиторії. Маркетолог проводить вибір програм на основі свого власного

багато досвіду, а чи не можливо використати цей попередній досвід і приймати рішення за допомогою автоматизованої рекомендаційної системи. Саме тому розробка веб-орієнтованих автоматизованих рекомендаційних систем є актуальною задачею на теперішній час.

#### Аналіз останніх досліджень і публікацій

Найбільш поширені підходи побудови рекомендаційних систем – загальна фільтрація (Collaborative Filtering), часткова фільтрація (Content-based recommending) та гібридні підходи (Hybrid Approaches) [5].

Загальна фільтрація полягає у формуванні списку рекомендованих об'єктів на підставі думок (оцінок) користувачів, які мають такі ж вподобання як і вихідний. Існують два основні підходи до загальної фільтрації: засновані на схожості користувачів (user-based) і схожості об'єктів (item-based). Схожість розраховується як коефіцієнт кореляції між багатовимірними векторами, векторами-рейтингами об'єктів для user-based і векторами рейтингів об'єкту у різних користувачів для item-based методів. Для цього може використовуватись коефіцієнт кореляції Пірсона [6].

Методи, засновані на частковій обробці, дають рекомендації після порівняння інформації про предмет рекомендації з уявленнями про те, що цікаво користувачеві. Тобто користувачу рекомендуються ті об'єкти, які схожі на попередні, які він вже обирав [7].

Методи, засновані на об'єднанні попередніх алгоритмів отримали назву гібридні методи. Виділення схожих об'єктів в групі на основі матриці оцінки [8].

Аналіз публікацій показує, що залишається ряд принципових проблем побудови рекомендаційних систем, які вимагають розробки нових алгоритмів, специфічних для цього класу систем обробки даних. До основних проблем можна віднести: розрідженість даних, холодний старт, масштабованість, синонімія і шахрайство.

#### Мета дослідження

В ході дослідження необхідно розробити алгоритм формування рекомендацій вибору партнерських програм на основі графа інтересів, який враховує попередній досвід запуску рекламних кампаній і формує рекомендацію «запускати» чи «не запускати» поточну партнерську програму.

#### Викладення основного матеріалу дослідження

Перебрати усі програми представлені на майданчику партнерської мережі просто неможливо, саме тому маркетолог обирає категорію партнерських програм і опцію сортувати програми, які рекомендовані, в результаті на екрані представлено перелік програм позначених як «запускати». Це суттєво звужує можливості вибору рекламних кампаній (партнерських програм).

Автоматизована рекомендаційна система для кожної програми знаходить подібну їй, яка була запущена раніше, і оцінює її ефективність, після чого формує своє рішення.

Для оцінки ефективності рекламної кампанії проводиться обчислення таких критеріїв: конверсія, дохід від рекламної кампанії, окупність інвестицій.

Конверсія  $Cr$  – це відношення числа відвідувачів сайту, що виконали на ньому які-небудь цільові дії (приховані або прямі вказівки рекламодавців, продавців, творців контенту – покупку, реєстрацію, підписку, відвідування певної сторінки сайту, перехід по рекламному посиланню), до загального числа відвідувачів сайту, виражене у відсотках.

$$Cr = \frac{S_1}{S_2} \cdot 100\%, \quad (1)$$

де  $S_1$  – кількість результативних відвідувачів (відвідувач стає результативним після виконання поставленої мети, певної дії);  $S_2$  – кількість відвідувачів цільового інтернет ресурсу.

Дохід від рекламної кампанії розраховується з урахуванням конверсії:

$$S_4 = (\sum D) \cdot Cr, \quad (2)$$

де  $\sum D$  – сумарна комісія за виконані дії;  $Cr$  – конверсія.

Окупність інвестицій ROI (від англ. Return on investment) – фінансовий коефіцієнт, який ілюструє рівень прибутковості або збитковості бізнесу, враховуючи суму зроблених в цей бізнес інвестицій. ROI виражається у відсотках.

$$ROI = \frac{S_4 - S_5}{S_3} \cdot 100\%, \quad (3)$$

де  $S_4$  – дохід від рекламної кампанії;  $S_5$  – витрати на виготовлення реклами;  $S_3$  – загальна сума вкладених коштів у рекламну кампанію.

Якщо  $ROI > 100\%$  – значить, рекламна кампанія приносить прибуток.

Якщо  $ROI = 100\%$  – рекламна кампанія працює в собівартість.

Якщо  $ROI < 100\%$  – вкладення в рекламу не окупаються.

Протягом рекламної кампанії грає роль час доби, вихідні це чи ні. Припустимо, якщо взяти період часу за тиждень, то може бути кампанія успішна і ефективна, але якщо взяти за період кожен окремий день, то можна виявити, що рекламна кампанія не ефективна цілодобово. Конверсія може бути більше ввечері або

більше у вихідний. Відповідно не вигідно платити за рекламу більше, коли вона не ефективна і навпаки, вигідно більше вкладати, коли конверсія за рекламу має високе значення.

Для пошуку подібної рекламної кампанії використовується алгоритм обходу графа інтересів. Вершини графа розподілені по шарам (рис.1). на шарі  $L_1$  представлені рекламні кампанії. На шарі  $L_2$  представлені параметри рекламних кампаній. Ребра графа бувають трьох видів:

–  $E^P$  – «параметр – параметр» – показують відношення зв'язку між параметрами. Наприклад, параметр «країна виробник» пов'язана з параметром «регіон розповсюдження»;

–  $E^{AC}$  – «рекламна кампанія – рекламна кампанія» – показує, що дані дві рекламні кампанії є схожими між собою. Наприклад, рекламна кампанія продажу мобільного телефону і рекламна кампанія продажу його нової моделі.

–  $E^{ACP}$  – «рекламна кампанія – параметр» – показує, що даний параметр використовувався при проведенні рекламної кампанії продукту або послуги відповідно.

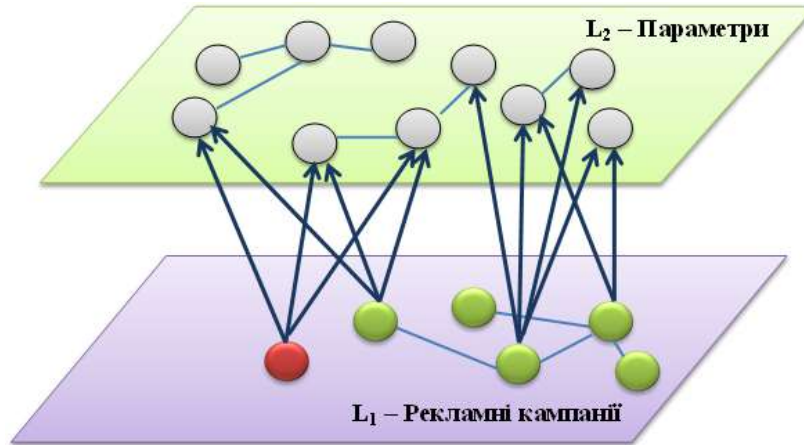


Рис. 1. Граф інтересів

Граф інтересів може бути представлений у вигляді зваженого графа, в цьому випадку вага ребра означає силу взаємозв'язку між вершинами. Граф інтересів заданий у вигляді інформаційної структури (4):

$$G = (V_{L_1}^{AC}, E_{L_1}^{AC}, V_{L_2}^P, E_{L_2}^P, E^{ACP}), \quad (4)$$

де  $V_{L_1}^{AC}$  – множина вершин (рекламних кампаній) на рівні  $L_1$ ;  $E_{L_1}^{AC}$  – множина ребер на рівні  $L_1$ ;  $V_{L_2}^P$  – множина вершин (параметрів рекламних кампаній) на рівні  $L_2$ ;  $E_{L_2}^P$  – множина ребер на рівні  $L_2$ ;  $E^{ACP}$  – множина ребер між рекламними кампаніями й параметрами.

Пошук подібної (аналогічної) рекламної кампанії здійснюється на підставі нижченаведеного алгоритму, представленого на псевдокодї.

**Algorithm 1** FindAnalogAC(newAC, G)

**Вхід:** newAC – нова рекламна кампанія; G – граф інтересів

**Вихід:** bool – результат пошуку (true або false);

oldAC – завершена рекламна кампанія, яка є аналогом нової.

**Початок**

1. Вибираємо з множини вершин графа G, підмножину вершин  $G_{L_1}$ , які відносяться до рівня  $L_1$
2. Перебираємо всі вершини графу  $G_{L_1}$ ,
3. Поточну вершину графа, позначимо як u.
4. Запускаємо процедуру dfs(u)
  - o помічаємо вершину u як пройдену
  - o перевірити, чи має дана вершина такий же набір параметрів як і поточна рекламна кампанія newAC;
    - якщо так, то процес пошуку припиняємо і повертаємо true
    - дану вершину повертаємо в змінній oldAC;
  - o для кожної суміжної вершини, які не пройшли (назвемо її v) запускаємо dfs(v);
5. Переходимо до кроку 2, поки всі вершини не виявляться пройденими;
6. Повертаємо false.

**Кінець**

На графі інтересів рекламні кампанії, які є аналогами, пов'язані між собою ребрами, тому встановивши одну з вершин можна пройти по всьому ланцюгу і обчислити прогноз успішності нової рекламної кампанії. Для цього необхідно знайти максимальне значення ROI серед усіх рекламних кампаній ланцюга (Algorithm 2 GetMaxROI (oldAC, G)) і зробити підрахунок кількості рекламних кампаній, які мають значення показника ROI близьке до максимального ROI (Algorithm 3 GetCountACNearMaxROI (oldAC, G, delta)).

**Algorithm 2** GetMaxROI (oldAC, G)

**Вход:** oldAC – завершена рекламна кампанія, що є аналогом нової;  
G – граф інтересів;

**Вихід:** maxROI – максимальне значення ROI для всіх рекламних кампаній ланцюга.

**Початок**

1. Перебираємо всі вершини ланцюга, починаючи з oldAC, позначити поточну вершину як *u*;
2. Запускаємо процедуру *dfs(u)*;
  - o помічаємо вершину *u* як пройдену;
  - o порівнюємо значення показника рентабельності вкладень з *maxROI*;
    - якщо так, то максимальне значення *maxROI* встановлюємо рівним поточному значенню показника;
3. для кожної суміжної вершини, які не пройшли (назвемо її *v*) запускаємо *dfs(v)*;
4. Переходимо до кроку 1, поки всі вершини ланцюга не опиняться пройденими;
5. Повертаємо максимальне значення *maxROI*.

**Кінець**

**Algorithm 3** GetCountACNearMaxROI (oldAC, G, maxROI, delta)

**Вход:** oldAC – завершена рекламна кампанія, що є аналогом нової;  
G – граф інтересів;

*maxROI* – максимальне значення ROI для всіх рекламних кампаній ланцюга;

*delta* – допуск

**Вихід:** CountAC – кількість рекламних кампаній ланцюга, які мають значення показника ROI близьке до *maxROI*.

**Початок**

1. Перебираємо всі вершини ланцюга, починаючи з oldAC, позначити поточну вершину як *u*.
2. Запускаємо процедуру *dfs(u)*
  - o помічаємо вершину *u* як пройдену;
  - o перевірка умови:  $maxROI - delta \leq currentROI \leq maxROI + delta$  – чи знаходиться значення показника рентабельності вкладень поблизу *maxROI*;
    - якщо так, то збільшуємо лічильник CountAC на 1;
  - o для кожної суміжної вершини, які не пройшли (назвемо її *v*) запускаємо *dfs(v)*;
3. Переходимо до кроку 1, поки всі вершини ланцюга не опиняться пройденими;
4. Повертаємо значення лічильника CountAC.

**Кінець**

Прогноз успішності рекламної кампанії  $U_{AC}$  оцінюється на підставі наступного показника (5):

$$U_{AC} = \frac{CountAC}{C} \cdot 100\%, \quad (5)$$

де *CountAC* – кількість рекламних кампаній ланцюга, які мають значення показника ROI близьке до *maxROI*; *C* – загальна кількість аналогічних рекламних кампаній в ланцюзі.

Якщо  $U_{AC} \leq 50\%$ , то поточна рекламна кампанія не може бути рекомендована як успішна і рекомендаційна система рекомендує цю рекламну кампанію відхилити.

Якщо  $U_{AC} > 50\%$ , то можна припустити, що поточна рекламна кампанія є успішною і рекомендаційна система рекомендує цю рекламну кампанію до запуску.

Якщо маркетолог підтверджує запуск рекламної кампанії, то вона автоматично додається на граф інтересів в ланцюжок аналогів, при цьому відбувається попередня оцінка її ефективності, яка в ході рекламної кампанії постійно уточнюється.

У рекомендаційній системі є опція стеження за зміною конверсії на рекламу, у разі зміни конверсії виконується наступний алгоритм коригування ціни:

**Algorithm CorrectPrice** (*currentTime*, *currentCR*, *startCR*, *CostAC*)

**Вхід:** *currentTime* – поточний час; *currentCR* – конверсія

*startCR* – початкове значення конверсії, *CostAC* – ціна на рекламу

**Вихід:** *CostAC* – нова ціна на рекламу.

**Початок**

1. Розрахунок процентної зміни конверсії:
 
$$\text{PercentChanges} = \frac{(\text{currentCR} - \text{startCR})}{\text{startCR}} \cdot 100\%$$
2. Перевірка умови:  $\text{PercentChanges} < -30\%$ 
  - o Якщо так, то знижуємо ціну:  $\text{CostAC} = \text{CostAC} \cdot \left| \frac{\text{PercentChanges}}{100} \right|;$
3. Перевірка умови:  $\text{PercentChanges} > 30\%$ 
  - o Якщо так, то підвищуємо ціну:  $\text{CostAC} = \text{CostAC} \cdot 1,05;$
4. Повертаємо значення *CostAC*.

**Кінець.**

### Висновки

Розроблена модель формування рекомендації з вибору партнерської програми, на підставі графа інтересів, наведені основні алгоритми: пошук подібної (аналогічної) рекламної кампанії, пошук максимального значення ROI в ланцюзі подібних рекламних кампаній, підрахунок кількості рекламних кампаній, які мають значення показника ROI близьке до максимального. Дані алгоритми дають можливість оцінити прогноз успішності рекламної кампанії і сформувати відповідну рекомендацію. Розроблені алгоритми дозволяють збільшити прибуток за рахунок зниження витрат на рекламну кампанію, грамотно стимулюючи попит. У той час як маркетологи, в ряді випадків, намагаються стимулювати попит тих рекламних кампаній, де його і так достатньо, тим самим конкуруючи з безліччю інших рекламних кампаній, що призводить до високих витрат на рекламу і зниження прибутку.

### Список використаної літератури

1. Голик В.С. Эффективность интернет-маркетинга в бизнесе / В.С. Голик. – М.: «Диалектика». – 2008. – с. 196.
2. Heitzman A. Best Affiliate Marketing Promotional Methods. HigherVisibility. [Електронний ресурс]: [Веб-сайт]. – Режим доступу: <http://www.highervisibility.com/7-best-affiliate-marketing-promotional-methods/>
3. Milanov D. Affiliate Internet marketing: Concept and Application Analysis. / D. Milanov, M. Ivković // Education and Management Technology (ICEMT), International Conference (2-4 Nov. 2010). – Cairo, Egypt, 2010. – P. 319 – 323.
4. Edelman B. Risk, Information, and Incentives in Online Affiliate Marketing / B. Edelman, W. Brandi // Journal of Marketing Research. – 2015. – No 1.– P.1–12.
5. Melville P. Recommender systems. / P. Melville, V. Sindhvani // Encyclopedia of Machine Learning. – Springer publishing, 2010. Chapter No: 00338. – P.1-9.
6. Королева Д.Е. Анализ алгоритмов обучения коллаборативных рекомендательных систем / Д.Е. Королева, М.В. Филиппов // Инженерный журнал: наука и инновации, 2013. Вып. 6. – С. 1-8.
7. Bell, R. Matrix factorization techniques for recommender systems / Bell, R., Koren, Y., Volinsky, C. // IEEE Computer, 2009. Vol. 42 (8).– P.30 – 37.
8. Claypool, M. Combining content-based and collaborative filters in an online newspaper / Claypool, M., Gokhale, A., Miranda, T. // In Proceedings of the SIGIR-99 workshop on recommender systems: algorithms and evaluation, 1999.