

# Структурированное ценообразование для взаимозаменяемых товаров\*

Н. К. Савельев, Ю. В. Дорн<sup>1,2</sup>

savelev.nk@phystech.edu; dornyv@yandex.ru

В статье рассматривается новый метод динамического образования цен на товары-заменители, то есть товары, которые могут взаимозаменять друг друга. Метод основан на алгоритмах структурированных многоруких бандитов и кластеризации покупателей на основе истории их покупок. За основу алгоритма кластеризации предлагается взять алгоритм аддитивной регуляризации тематических моделей. Предложенный метод сравнивается с методом ценообразования, использующим RLS (robust linear squares) для оценки эластичности цен и ARIMA для оценки базового спроса.

**Ключевые слова:** динамическое ценообразование; структурированные многорукие бандиты; тематическое моделирование, товары-заменители

DOI: 10.21469/22233792

## 1 Введение

Одной из проблем крупных интернет-магазинов, таких как Ozon и AliExpress, является оптимальная установка цен на товары, которые могут заменять друг друга. Целью магазина является привлечение новых покупателей и продажа более выгодных для магазина товаров старым покупателям. Задача оптимизации цен в этом случае довольно сложна из-за огромной размерности - десятки миллионов покупателей и сотни или даже тысячи товаров-заменителей в одной категории. Поэтому решать эту задачу предлагается стохастическими методами.

В данной статье рассматривается новый алгоритм Customer Clustering for Structured Pricing (CCSP), основанный на алгоритмах структурированных многоруких бандитов [2] и кластеризации покупателей. Кластеризация покупателей производится на основе исторических данных о их покупках, затем для каждого кластера оценивается распределение пороговых цен на товары, то есть распределение максимальных цен, за которые покупатели из данного кластера готовы приобретать предлагаемые товары. Следующий этап - это выбор характерного покупателя для каждого кластера (производится сэмплирование из распределений, ранее оцененных для каждого кластера), и установка цен, оптимальных для выбранных характерных покупателей. Завершающий этап - это наблюдение данных о продажах товаров и обновление кластеров и распределений.

Алгоритм кластеризации покупателей основан на алгоритмах аддитивной регуляризации тематических моделей [3]. На основе данных о покупках товаров выделяются типы поведения покупателей и оцениваются вероятности того или иного поведения каждого покупателя, затем формируются кластеры покупателей, обладающих схожими типами поведения.

В ходе эксперимента алгоритм CCSP сравнивается с алгоритмом ценообразования, использующим RLS (robust linear squares) для оценки эластичности цен и ARIMA для прогнозирования базового спроса [1]. Сравнение производится на данных о пользовательских покупках в интернет-магазине AliExpress.

\*Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ, проекты № №00-00-00000 и 00-00-00001.

## 2 Постановка задачи

Пусть у нас имеется  $n$  товаров-заменителей в одной категории.

Нашей целью является максимизация прибыли от продажи этих товаров некоторому множеству покупателей  $C$ . Каждый покупатель  $c \in C$  имеет собственные пороги цен на товары  $\tilde{q}_1(c), \dots, \tilde{q}_n(c)$ .

В каждый момент времени  $t$  мы устанавливаем цены  $p_1(t), \dots, p_n(t)$  на соответствующие товары и множеству покупателей  $C_t \subset C$  предлагаем товары по этим ценам. Будем считать, что каждый покупатель  $c_t \in C_t$  всегда выбирает товар

$$g(t, \tilde{q}(c_t)) = \operatorname{argmax}\{\tilde{q}_i(c_t) - \alpha p_i(t) \mid i : p_i(t) \leq \tilde{q}_i(c_t)\}, \quad (1)$$

где  $\alpha$  - это настраиваемый гиперпараметр. Если покупатель ничего не покупает, то будем считать  $g(t, \tilde{q}(c_t)) = 0$ .

Охарактеризуем историю покупок покупателя  $c \in C$  как  $H_c = \{(i, k, p_{\max})\}$ , где  $i$  - номер товара,  $k$  - количество покупок этого товара покупателем  $c$ ,  $p_{\max}$  - максимальная цена товара  $i$  при этих покупках. Теперь выделим среди покупателей  $m$  кластеров  $C^1, \dots, C^m$  (см. секцию "Кластеризация покупателей").

Оценим для каждого кластера распределения пороговых цен на товары  $q_1^s, \dots, q_n^s$ . Пусть

$$a_i^s(x) = \sum_{c \in C^s} \sum_{(j, k, p_{\max}) \in H_c} k \cdot \mathbb{I}[j = i, p_{\max} = x]. \quad (2)$$

Тогда  $q_i^s(x) = f(a_i^s(x))$ , где  $f$  - функция сглаживания и нормировки.

Теперь выберем вектора  $Q^1, \dots, Q^m$  пороговых цен, характерных для соответствующих кластеров. Тогда задачу максимизации прибыли на шаге  $t$  можно представить в виде

$$\max_{p(t)} \operatorname{Rev}(p(t)) = \sum_{i=1}^n p_i(t) \sum_{j=1}^m \mathbb{I}[i = g(t, Q^j)]. \quad (3)$$

Решение этой оптимизационной задачи и есть цены, устанавливаемые в момент времени  $t$ .

## 3 Кластеризация покупателей

### Литература

- [1] Ravi Ganti, Matyas Sustik, Quoc Tran, and Brian Seaman. Thompson sampling for dynamic pricing. 02 2018.
- [2] Tor Lattimore and Csaba Szepesvári. *Bandit Algorithms*. Cambridge University Press, 2020.
- [3] K. V. Vorontsov, O. I. Frei, M. A. Apishev, P. A. Romov, and M. A. Suvorova. Bigartm: Open source library for regularized multimodal topic modeling of large collections. In *Analysis of Images, Social networks and Texts*, pages 370–384. Springer Switzerland, 2015.

Поступила в редакцию 01.01.2017