

Abstract

Решалась задача построения рекомендательной системы для eCommerce. Предложено 3 алгоритма: SVD-кластеризация, Factorization Machines, наивный топ. Эффективность алгоритмов была протестирована как локально, на исторических данных, так и в "боевых" условиях, на настоящих пользователях магазина в процессе A/B тестирования.

Problem Statement

В нашем случае, задача рекомендательной системы - осуществить ранжирование товаров оптимизирующее вероятность совершения пользователем покупки (конверсию).

Мы строим три рекомендательных системы:

1. алгоритм кластеризации основанный на SVD-разложении
2. коллаборативная фильтрация с помощью FM
3. наивное ранжирование по популярности (бейзлайн)

Целевая метрика - $\text{top}@n$ - рекомендуется список из n объектов, если хотя бы один из предметов из списка был приобретен - метрика равна 1, в противном случае - 0.

SVD clustering

Краткое описание алгоритма SVD-кластеризации

Пусть k - желаемое число кластеров пользователей.

1. User-item matrix A , where $A_{ij} = 1$ if user i purchased item j at least once is constructed. Each row in this matrix corresponds to a single user.
2. Truncated SVD decomposition with k components of A is computed
3. Matrices produced by SVD decomposition are interpreted as **user-to-cluster** matrix and **cluster-to-item** matrix.

Factorization Machines

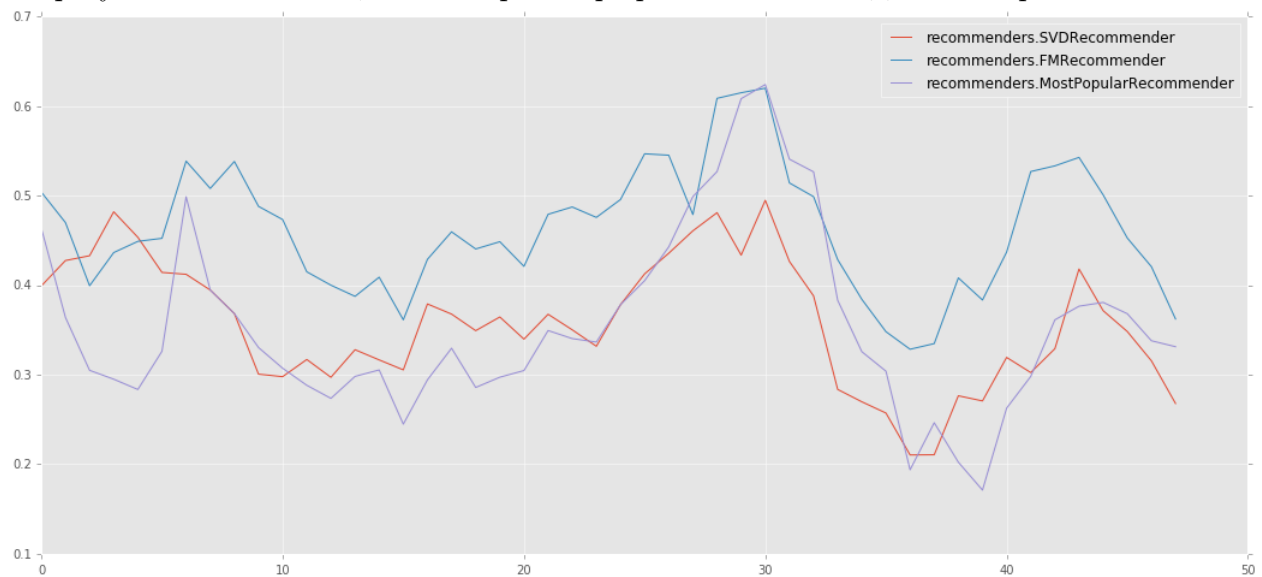
Факторизационная машина - обобщенная линейная модель, использующая взаимодействия входных признаков. Используется реализация FM из библиотеки fastFM. FM обучается на той же user-item матрице, что и SVD-разложение, однако параметры факторизационной машины оптимизируются с помощью MCMC сэмплинга.

Локальное тестирование

Для локального тестирования алгоритмов использовалась скользящая кросс-валидация по времени.

1. Выберем *current_date*, обучим модели на всех данных до *current_date*
2. Оценим эффективность моделей как средний top@6 для всех пользователей, совершавших покупки с следующие за *current_date* 30 дней
3. Увеличим *current_date*

По результатам такой оценки построим график точности моделей от времени:



По результатам локальной оценки можем заключить, что рекомендации с помощью FM наиболее надежно предсказывают потребности пользователей.

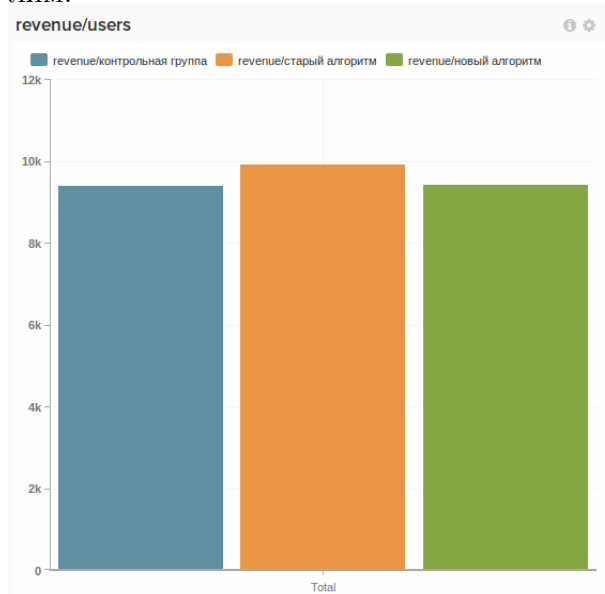
А/В Тестирование

Тестирование в онлайн-режиме в живом сервисе производилось с помощью простейшего А/В теста. Пользователи были разбиты случайным образом на 3 равные группы, каждой группе показывались товары, отранжированные соответствующим рекомендательным движком.

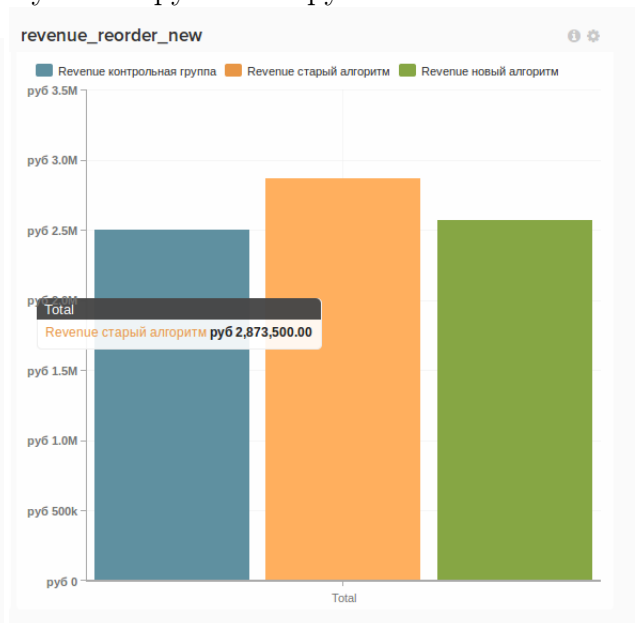
Эффективность рекомендаций на этих группах оценивалась с помощью обновляющегося каждый день дэшборда. Ключевой из анализируемых индикаторов - средний доход с уникальной сессии.

На изображениях далее *старый алгоритм* - SVD-кластеризация, *новый алгоритм* - FM, *контрольная группа* - бейзлайн.

- Средняя выручка по пользователям:



- Сумма выручки по группам



Видим, что на практике лучшим алгоритмом оказалась SVD-кластеризация, ее использование привело к увеличению выручки примерно на **5.5%** в сравнении с контрольной группой.