

06 сентября 2021

# Как машинное обучение помогает розничным сетям оптимизировать цены

Алгоритмы машинного обучения не создают новых процессов, они оптимизируют существующие. Как соединить человеческий опыт и современные технологии воедино на примере проектов по оптимизации ценообразования, рассказывает руководитель направления «Оптимизация ценообразования» ГК «Корус Консалтинг» Сергей Воробьев.

Машинное обучение в ценообразовании – современный подход к экономике розничного бизнеса. Согласно исследованию Valuates Research, глобальный рынок решений на базе искусственного интеллекта и ML в 2020 году составил \$2,7 миллиарда. Прогнозируется, что к 2026 году он вырастет до \$14,7 миллиарда. Подобные технологии помогают решать важные задачи: своевременно регулировать цены, уметь правильно управлять ими для максимизации дохода.

Помимо этого, ценообразование способно влиять на продажи постоянным покупателям, привлекать их и удерживать именно в вашей сети.

Для достижения высоких результатов зачастую недостаточно ресурсов компании, времени, а ведь нужно «поспевать» за рынком и требованиями



покупателя. И тут на помощь ритейлерам приходит машинное обучение. Давайте посмотрим на задачи, которые можно выполнить при помощи ML.

## Автоматическое выявление товаров KVI

Товары группы [KVI](#) (Key Value Indicator) – товары из потребительской корзины. Их доля в ассортименте магазина составляет, как правило, около 15%, но может варьироваться в зависимости от разных параметров. Покупатель запоминает цены на такие товары и сравнивает их с другими магазинами. Если психологический порог не превышен, потребитель считает, что весь остальной ассортимент тоже не выше этого уровня. Поэтому так важно уделять повышенное внимание группе KVI и регулярно анализировать смену товарных предпочтений населения.

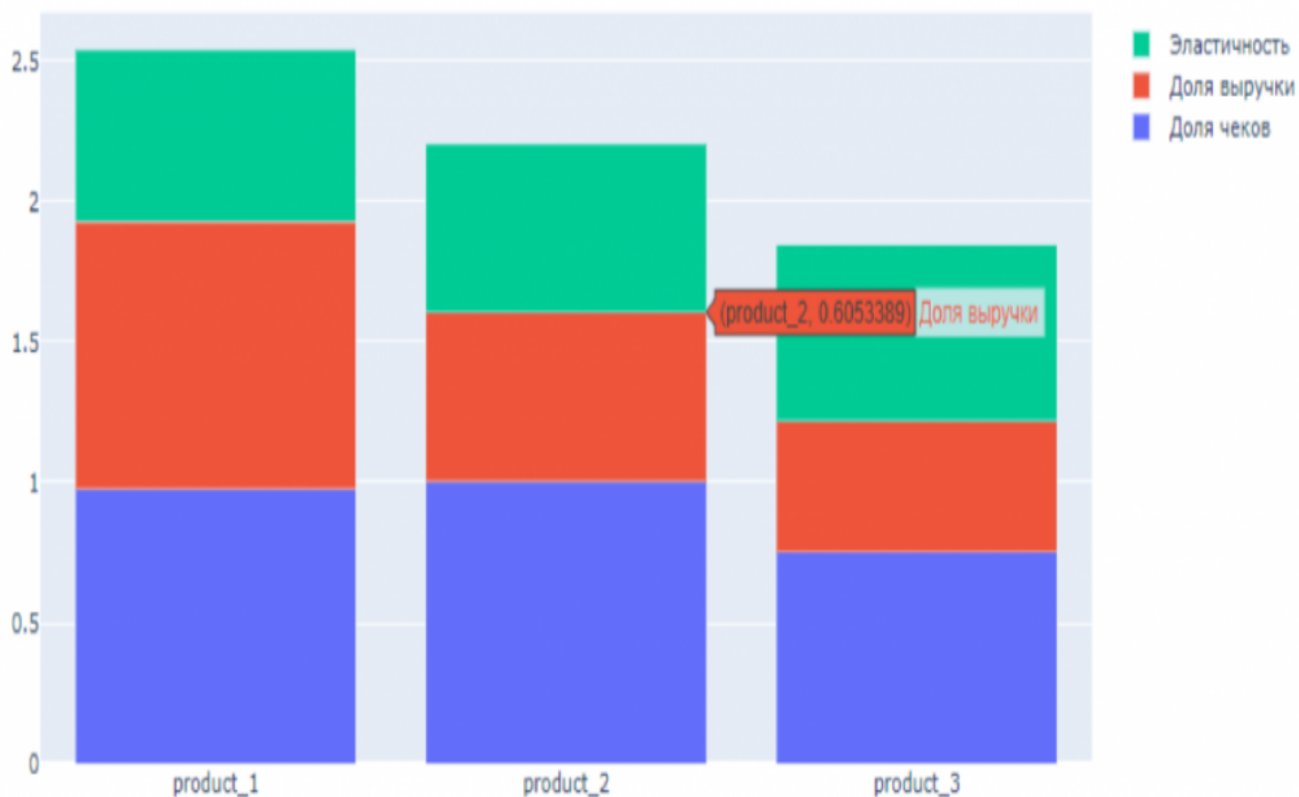
В большинстве случаев ритейлеры определяют товары KVI по упрощенной схеме. Например, к ним относят топовые позиции продаж в категории или те, что формируют наибольшую долю выручки в категории или сети. Такой подход во многих случаях ошибочен.

Во-первых, не каждый ходовой товар относится к KVI. «Топ продаж» – это продукт, который отсутствует или присутствует в минимальном количестве у конкурентов. Его оптимальная цена определяется на основе себестоимости и спроса. Допустим, сеть продает кокосовое молоко, его доля в сегменте на рынке занимает 3%. При этом 2% – только у определенной торговой сети. Товар будет продаваться очень хорошо, но не потому, что кокосовое молоко сильно востребовано, а из-за того, что товар можно встретить на полках только у одного ритейлера.

Во-вторых, товары, которые не попали в топ покупок населения, могут быть KVI. Продукция, приобретенная в небольшом количестве, может быстро продаваться, но из-за небольшого количества не попасть в топовые. К ней относится, например, дорогой телевизор: его покупают редко, к приобретению готовятся заранее, сравнивая цены по всему рынку. Это товар, который не обусловлен показателями продаж: его стоимость мониторят, поэтому розничные компании выравнивают ее под конкурентов.

Чтобы правильно определять товары KVI, нужно учитывать следующие показатели:

- Пенетрация (доля продукции в общем объеме закупок);
- Доля выручки;
- Уровень дистрибуции товара;
- Оборот в штуках;
- Эластичность товара.



**Илл. 1. Определение KVI для товаров ритейлера**

Анализ полученных данных проводится по всему списку товаров ассортимента, для каждого из которых используются исторические данные: продажи, количество товара и др. При расчете алгоритм принимает во внимание ограничения по количеству групп, которые могут содержать товары, не формирующие ценовое восприятие покупателя. По сути, это все товары, которые не находятся в группе KVI.

Учитываются веса бизнес-показателей, которые могут колебаться в зависимости от целей компании. Например, у ритейлера может быть цель максимизировать прибыль, а увеличение выручки для него не так

приоритетно. Товары, попавшие в расчет, получают отметку, которая показывает, относится ли товар к группе KVI.

В этом случае ML используется при определении показателей для выявления KVI на основании метрики future importance. Алгоритм перебирает показатели со всеми возможными весами и отбирает релевантные и значимые для целей конкретной сети.



**Илл. 2. Расчет отметки для выявления товара KVI**

Следующий шаг – регулярный мониторинг цен перечня товаров-индикаторов у конкурентов. Это важно, потому что любое изменение – показатель перемен ценовой политики компании в целом. Например, установка цен на уровне с

основным конкурентом. Это помогает поддерживать нужное ценовое восприятие со стороны покупателей.

## Кластеризация магазинов на тест и контроль

При установлении цены на новый товар или ее изменении в одном магазине важно правильно спрогнозировать реакцию покупателя в другой торговой точке сети. Представьте, как уменьшится лояльность ваших покупателей, если они будут видеть различные цены на одни и те же товары в разных магазинах.

Для этого можно запустить пилотный проект оптимизации ценообразования на тестовой группе магазинов. Поскольку методология измерения результатов пилотирования должна быть точной и наглядной, контрольная группа торговых точек должна быть максимально похожей на тестовую.

Проводя регулярные замеры пилота, мы можем своевременно отслеживать динамику изменения продаж и управлять бизнес-стратегиями и ограничениями, настраиваемыми в системе ценообразования. Это позволит добиться достижимого результата за весь тестовый период.

Для понимания сопоставимости двух магазинов нужно посмотреть на следующие критерии:

- Выручка магазина;
- Средний чек в торговой точке;
- Количество клиентов;
-

Доля выручки категорий.

Динамика изменений перечисленных показателей в магазинах должна быть максимально схожа на протяжении длительного периода.

В рамках созданных критериев можно сделать предположение, что алгоритм должен сводиться к задаче кластеризации временных рядов, то есть к разделению данных на отдельные кластеры таким образом, чтобы различия между объектами внутри групп были минимальными, а между самими группами – максимальными.

Чтобы выделить в данных ясные закономерности, нужно сконструировать хорошую функцию близости. Если представить, что временной ряд – это сигнал, изменяющийся во времени, то алгоритмы для анализа и распознавания речевых сигналов хорошо справляются с задачей нахождения максимально близких друг другу магазинов.

Здесь можно использовать ML, а конкретно – алгоритм динамической трансформации временной шкалы (dynamic time warping, DTW). Он позволяет найти оптимальное соответствие между временными последовательностями. Для определения тестовых или контрольных магазинов мы берем какой-нибудь показатель сети, например, средние чеки двух магазинов, и сравниваем их величины. У каждой пары получается взвешенная величина. ML позволяет выявить самую близкую пару двух магазинов, чтобы потом объединить их в единую пилотную зону или провести в них тесты.

Когда вы обнаружите явные закономерности и выделите магазины в группы, то сможете создать единую ценовую среду для этих точек и определить портрет целевого покупателя. В таком подходе к клиенту ценообразование будущего – когда сеть знает «своего» потребителя. При этом она может влиять и наращивать объем и содержание ценовой корзины, увеличивать трафик и, как следствие, объем продаж.

Даже не самые сложные модели машинного обучения способны помочь бизнесу оптимизировать многие процессы, достичь роста основных финансовых показателей. Но не стоит внедрять машинное обучение, потому что это популярно. Для чистоты результатов, на базе которых строятся описанные выше методологии, требуется валидность данных. Прежде чем запускать ML, убедитесь в необходимости затрачиваемых мощностей и оцените возможный эффект.

*Источник: Retail.ru*