

Как использовать ценообразование от спроса и достичь роста валовой прибыли на 4,5%

Благодаря Comperera и ценовым рекомендациям нейронных сетей, омниканальный ритейлер электроники смог увеличить ключевые бизнес-индикаторы на 4%.

Клиент данного кейса – один из самых успешных омниканальных ритейлеров электроники в Азии и Восточной Европе. Обладая разносторонним ассортиментом, ритейлер стремился оптимизировать свой процесс ценообразования и, как следствие, увидеть **увеличение маржи используя стратегию портфельного ценообразования.**

После внедрения кастомизированных алгоритмов машинного обучения для рекомендации оптимальных цен от Competera, клиент смог достичь нескольких ключевых бизнес-задач, в том числе совокупного увеличения валовой прибыли на 4,5%.

Дисклеймер. Этот кейс не совсем стандартный. Из-за юридических ограничений мы не можем называть имя нашего клиента. Однако, такая обезличенная структура позволяет раскрыть реальные цифры проекта, а также показать работу наших алгоритмов во всех аспектах.

Цифры пилота

4.5%

рост валовой прибыли
после 8 недель пилотного
запуска

4.4%

**увеличение общей
выручки** тестовой
категории

42 000

**принятых ценовых
рекомендаций** на
протяжении проекта

Проблема

Так как клиент является одним из лидеров своего рынка, ассортимент любой из его категорий можно описать как разнообразие брендов любых моделей, расцветок и форм. Специалисты по ценообразованию на стороне бизнеса были мотивированы оптимизировать процессы, но нуждались в решении, которое могло бы помочь в одновременном решении таких задач:



Цены на аналоги у крупных конкурентов влияют сильнее, чем собственные цены.



Разная реакция спроса на изменение цены у разных товаров.



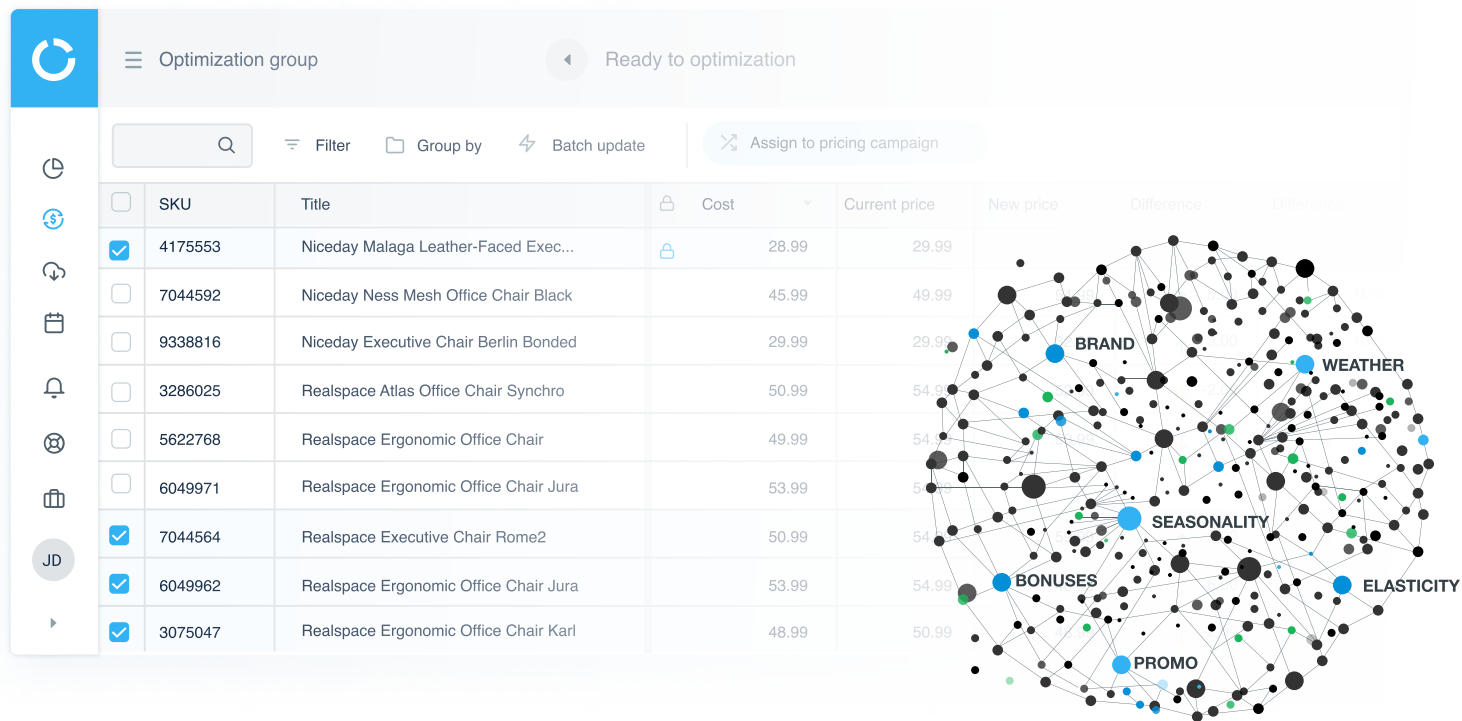
Перетекание продаж внутри портфеля от более прибыльных товаров к менее прибыльным.



Необходимость частых переоценок большого количества товаров

Решение

Чтобы эффективно решить поставленные задачи, наша команда архитекторов ценообразования предложила использовать ценообразование на основе спроса, построенное на машинном обучении. Для рекомендации оптимальной цены алгоритмы позволяют учитывать конкурентную среду, эластичность и кросс-эластичность цен, перераспределение спроса, цветовые линейки и другие важные ценовые и неценовые факторы. Для основы расчета и проектирования ML-алгоритмов были взяты исторические данные по категории за 2.5 года (продажи, стоки, география, маржа, мотивация, промо и т.д.).



Реализация

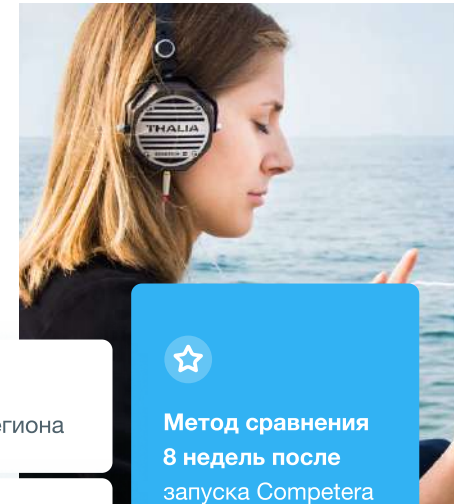
Весь процесс внедрения Competera можно условно разбить на несколько этапов. Давайте рассмотрим каждый из них.

Дизайн пилота

Критерием успеха данного проекта был выбран **рост целевого показателя – валовой прибыли**. Используя алгоритмическое ценообразование от Competera клиент ожидал, что метрика вырастет на 5% и более.

В качестве **защитного показателя** было выбрано **удержание выручки**. Кроме того, Competera должна была автоматически принимать и учитывать существующие бизнес-правила клиента, рекомендуя изменения регулярных/полочных цен. Решение о проведении промо-акции оставалось за клиентом, так же, как и список потенциальных промо-моделей.

Для оценки результативности пилотного проекта мы выбрали **метод сравнения тестовой и контрольной групп** в двух разных регионах (со схожими историей продаж и поведением клиентов).



 **География**

40 магазинов одного региона

 **Категория**
Наушники

 **Стратегия**
Максимизация валовой маржи



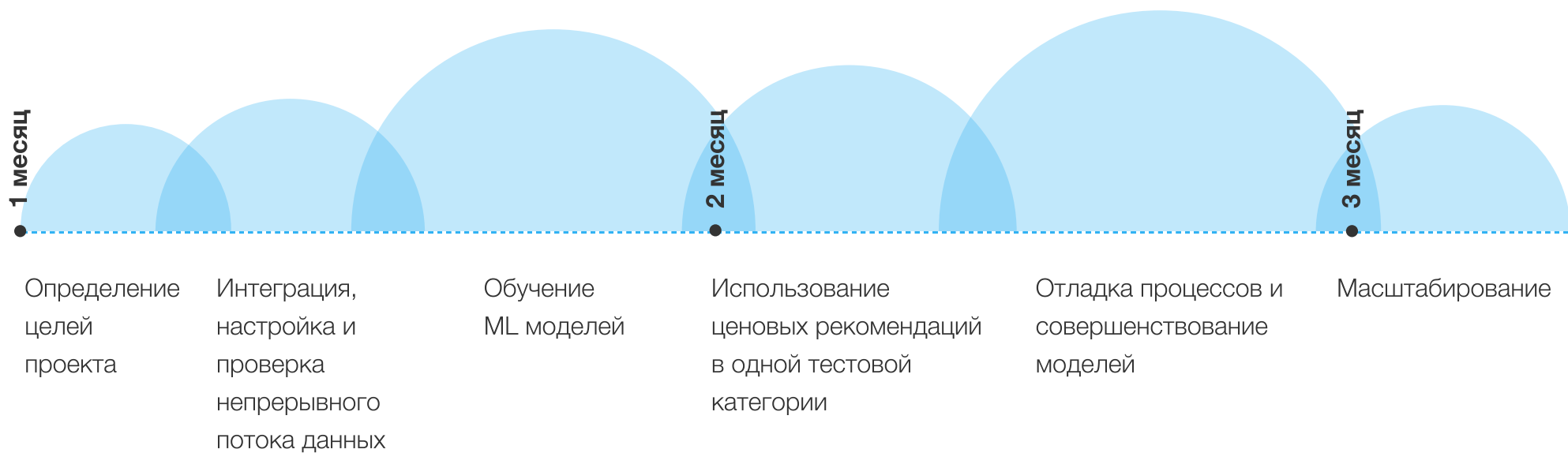
Метод сравнения

8 недель после

запуска Competera
к 8 неделям перед
запуском проекта

Имплементация

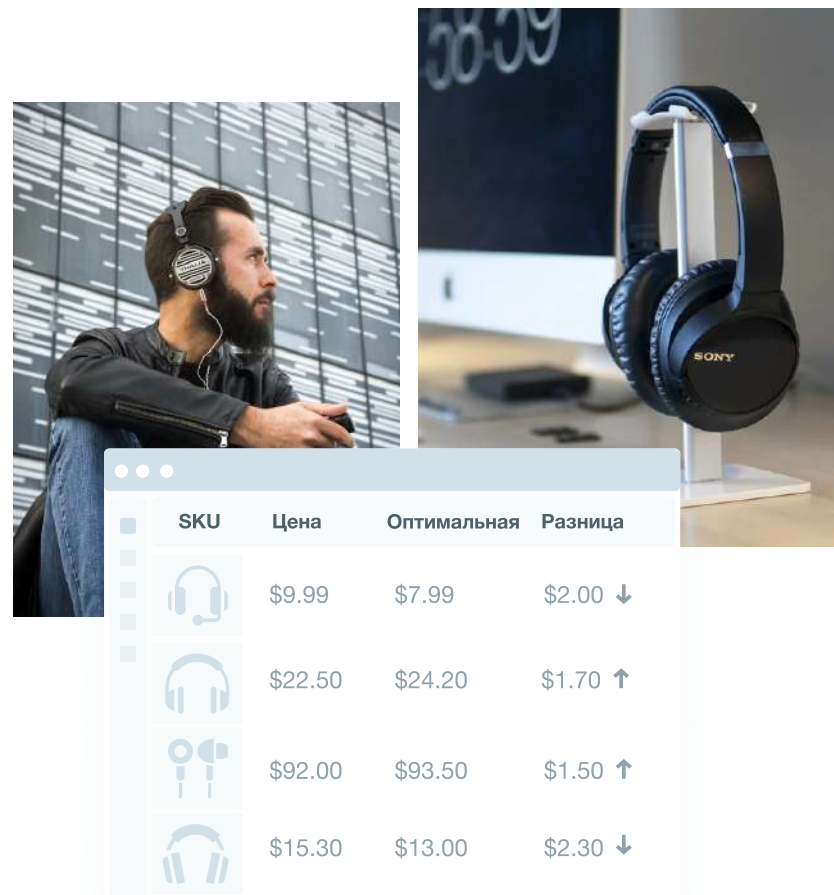
Полное развертывание платформы для рекомендации оптимальных цен занимает три месяца.



Отладка моделей

Если вы готовитесь внедрять подобные решения в вашем бизнесе, обратите внимание на несколько факторов, ведь итоговые данные – новые цены – напрямую зависят от качества входных. Во время работы над текущим проектом мы столкнулись с несколькими интересными моментами.

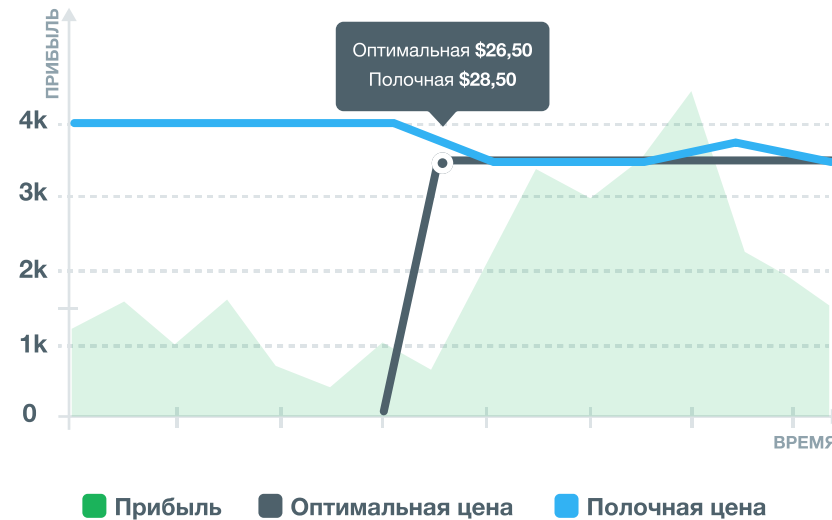
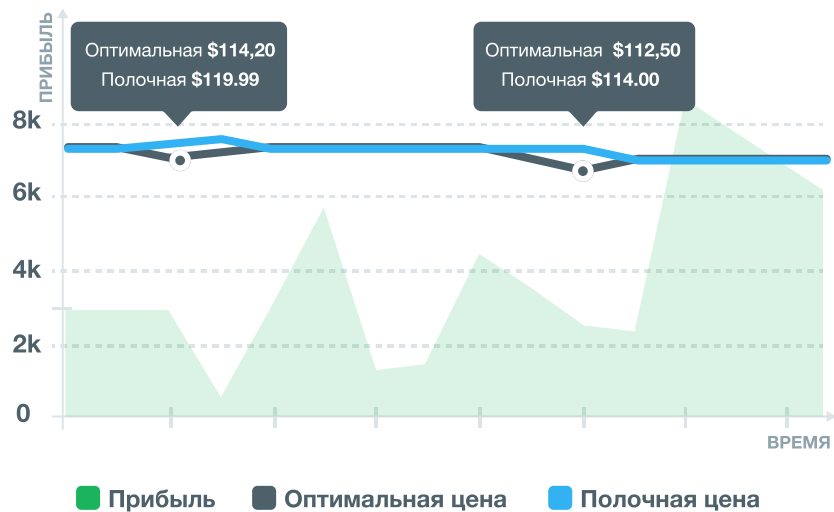
- Алгоритмы машинного обучения могут округлять цены в соответствии с конкретными бизнес-правилами клиента. Однако, это может привести к значительному влиянию на продукты с низкой ценовой эластичностью.
- Клиенты систематически возвращают некоторые товары. Например, из-за промо-механик "Если вы найдете более дешевый товар, мы вернем разницу или заберем товар обратно". Игнорирование этого факта приводит к неточным прогнозам и, в результате, к снижению целевого показателя.



Результаты

При поиске оптимальных ценовых точек, наши алгоритмы чаще всего принимают два типа решений — о понижении или повышении цен. Первое обычно происходит, когда спрос на продукт эластичен к его цене. Другими словами, товар хорошо реагирует на снижение и плохо — на повышение цен. Это вполне типично для экономического ценового сегмента. На графиках ниже хорошо видно, как реагируют товары на подобные решения.

Примечание: Каждый график отображает исторические данные одного конкретного SKU и содержит три метрики. Это общая выручка от реализованной продукции за день, цена полки, установленная командой клиента, и цена, рекомендованная Competera. Если индекс полочной цены коррелирует с индексом ценовой рекомендации, это означает, что команда ценовых специалистов приняла рекомендованную цену.

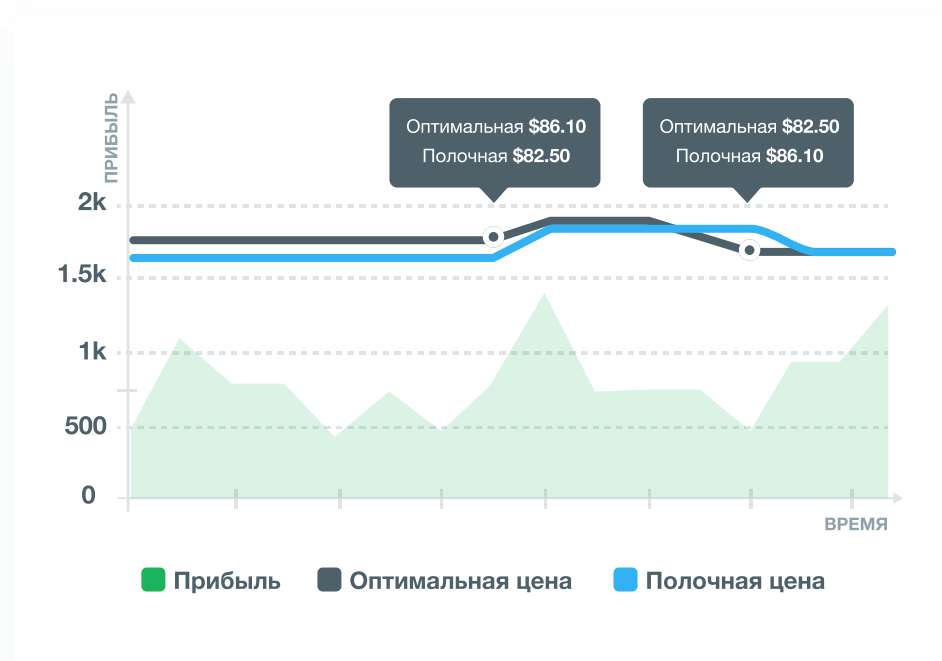
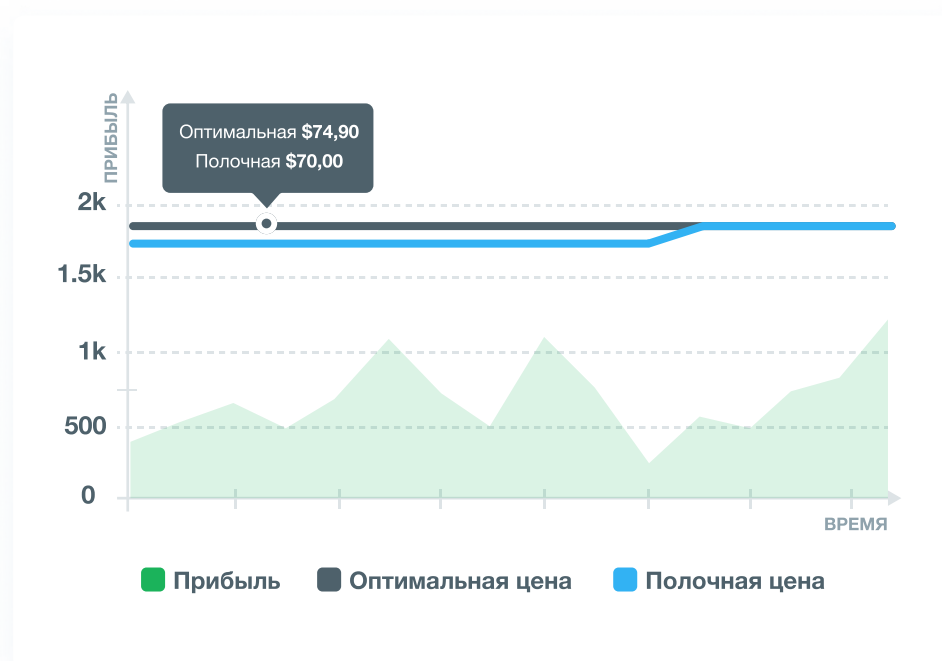


Данные **базовые наушники** относятся к среднему ценовому сегменту. Две рекомендации по снижению цен привели к росту выручки оба раза.



Во втором случае с **наушниками-вкладышами** можно увидеть период до и после внедрения Competera. После запуска алгоритм рекомендовал снизить цену, которую категорийщики не пересматривали в течение длительного времени. Новая цена привела к росту выручки и продаж.

Второй частый тип ситуаций – продукт хорошо реагирует на повышение цены. Логично, что алгоритм будет рекомендовать именно это действие, а мы будем наблюдать увеличение прибыли без падения выручки. Собственно, это произошло на графиках ниже.



Как видите, Competera сразу же рекомендовала повысить цену на данные **гарнитуры**. Однако, в течение некоторого времени команда клиента не принимала эту рекомендацию. После повышения цены выручка не упала, а валовая прибыль увеличилась на 15% по сравнению с тем же периодом при более низкой цене.



На этом графике с **профессиональными наушниками** показана ситуация, когда алгоритм корректировал цену, как в сторону повышения, так и понижения. После первой рекомендации клиент сохранили выручку, но смог увеличить прибыль. После снижения цены выручка начала показывать рост.

Конечно, это всего лишь несколько вариантов развития ситуаций, описанных для конкретных SKU. Если смотреть на картину более глобально, то работа с каждым SKU в отдельности и его соотношением с другими товарами, как это предполагает портфельный подход, показала кумулятивный рост всей категории.

Таким образом, **рост двух целевых показателей составил 4.4% по выручке и 4.5% по валовой марже.** Благодаря эффективному сотрудничеству с клиентом все цели проекта были достигнуты, а компания смогла достичь нового этапа ценообразования.

Сегодня портфельная оптимизация и технологии AI все еще борются за доверие ритейлеров. Однако, слаженная командная работа и доверие друг к другу между участниками проектов могут приводить к невероятным результатам. Я считаю, что **тесное сотрудничество между командами — это и есть главная составляющая успеха** по внедрению инноваций в современный ритейл.



Александр Галкин

CEO Competera

Competera Pricing Platform **помогает ритейлерам создавать оптимальное ценовое предложение** с помощью проактивного ценообразования для всех каналов продаж.

Узнайте, как Competera помогала другим ритейлерам процветать

ИСТОРИЯ УСПЕХА

Фокстрот

Рост выручки на 16% без потери маржинальности



ИСТОРИЯ УСПЕХА

Wiggle

Скорость переоценки x2 в пяти регионах



ИСТОРИЯ УСПЕХА

Intertop

Оптимизация сезонной распродажи

Хотите узнать больше или прокомментировать? **Пишите нам info@competera.net**