3. Постановка задачи динамического ценообразования

1. Спрос как функция

Факторы, которые влияют цену товара:

- внешние (те, которые нельзя повлиять)
 - изменение цен на материалы, полуфабрикаты, топливо, инструменты и прочие ценности, получаемые предприятием для нужд производства
 - цены конкурентов
 - погода
- внутренние
 - Операционная деятельность
 - Логистика
 - Персонал
 - •

Пример внешнего фактора



Пример внутреннего фактора

Повышение производительности труда





Увеличение количества продукции и снижение себестоимости



Принятие решение о покупке (не покупке) зависит только от известных факторов. Причем влияние каждого фактора в некотором смысле известно.

В некотором смысле:

- Характер зависимости
- Корреляция

Факторы спроса у РЖД



Главным фактором, влияющим на стоимость билетов, является спрос на них, поэтому стоит обращать на следующие факторы:

- Скидки в зависимости от расположения мест в вагоне (верхние купейные места стоят дороже, так как пользуются меньшим спросом)
- Время отправления/прибытия (как правило, цена на поездки в 4-5 утра значительно ниже)
- День недели (пятница вечер туда и воскресенье вечер обратно самые популярные билеты, поэтому на них меньше скидок)
- **Сезонность** (цены на билеты существенно снижаются в те сезоны, когда люди редко отправляются в поездки)

Модель спроса за 2 стороны

Если вы **(как покупатель)** знаете, как именно продавец устанавливает цены — вы можете легко найти оптимум для себя.

Если все покупатели начнут себя вести оптимальным образом – оптимум для продавца измениться.

Но на практике так бывает редко! :)

- Построить модель спроса максимально точно
- Найти оптимум по цене

Примеры:

- Недвижимость (обсудим на семинаре)
- Цены на мероприятия (будет отдельная лекция)
- Некоторые типы товаров

$$Q = f(x, p, \varepsilon)$$

Где Q — спрос, x — это вектор факторов, р — цена, \underline{p} - издержки на единицу.

Оптимумы для продавца:

- 1) $M[Q]p o \max$ максимизации выручки.
- $(2) M[Q](p-p) o \max$ максимизации дохода.
- 3) $M[Q]\left(p-\underline{p(Q)}\right) \to \max$ максимизации дохода, когда издержки зависят от числа проданных единиц.
- 4) $M[Q](p p(Q)) \rightarrow \max$

 $M[Q]p \ge R$ — максимизации дохода при условии, что выручка больше R.

 $\underline{p(Q)}$ - как правило, невозрастающая функция по Q. Как правило $\underline{p(Q)} \geq 0$. На практике функция **HE** непрерывная.

Пример 1. Издержки сильно зависят от логистики. Есть два типа машин.

В одну помещается 5 холодильников, в другую 7. Стоимость аренды первой - 5000. Стоимость аренды второй - 6500.

5 холодильников – заплатить 5 000 (1000 за единицу)

6 холодильников – заплатить 6 500 (1083 за единицу)

7 холодильников – заплатить 6 500 (928 за единицу)

8 холодильников – заплатить 10 000 (1250 за единицу)

Пример 2. Скидка за опт. При покупке более 200 шт. – скидка 3%.

Невозрастающая с «-» – неубывающая.

```
f(x,p) - положительная невозрастающая (как правило, убывающая) по р. Но есть исключение (см. лекцию 1). \hat{f}(x,p) - аппроксимация функции. Доход: \hat{f}(x,p)\left(p-p(\hat{f}(x,p))\right) - это произведение положительной убывающей функции на положительную возрастающую. Если бы они были еще непрерывные \mathfrak{G}, тогда локальный максимум был бы и глобальным.
```

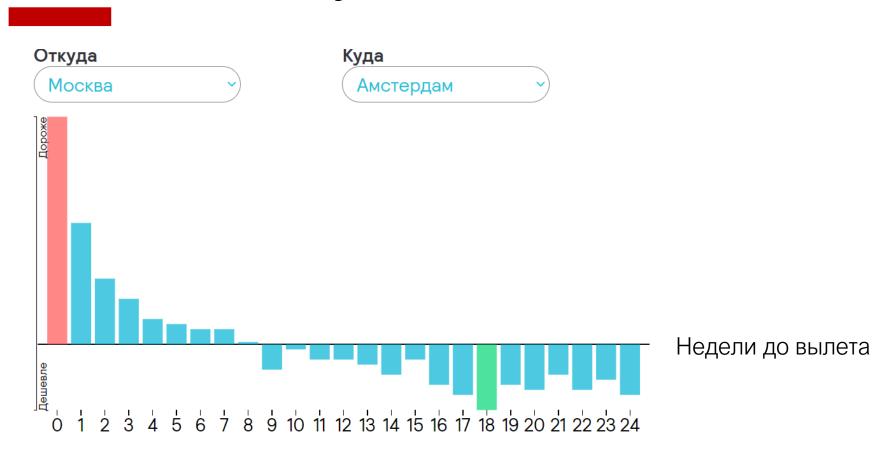
 $p(\hat{f}(x,p))$ – неубывающая, т.к. суперпозиция невозрастающих.

Задача покупателя

$$M[Q] = f(x, p) \to \min_{x \in X}$$

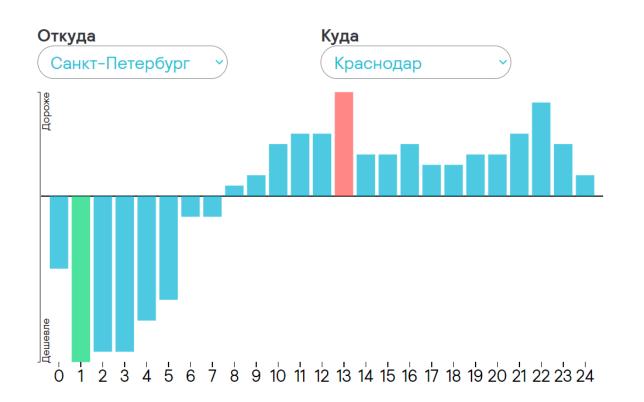
Покупатель, хочет минимизировать оценку спроса, чтобы купить по наиболее выгодной цене.

Задача покупателя



https://www.skyscanner.ru/news/kogda-aviabilety-stoyat-deshevle-i-kogda-vygodnee-letat

Задача покупателя



Недели до вылета

https://www.skyscanner.ru/news/kogda-aviabilety-stoyat-deshevle-i-kogda-vygodnee-letat

Двухуровневая модель (Bi-level)

$$\min_{x \in X} \left(\max_{p} \left(\hat{f}(x, p) (p - \underline{p}) \right) \right)$$

Рыночная модель (для рынка с полной информацией) выглядит следующим образом.

Сначала продавец аппроксимирует модель спроса, и устанавливает цены в соответствии с ней. Оптимизируя свой функционал. Затем покупатели оптимизируют по доступным ему переменным.

Исходя из этих соображений, продавцу нужно решать минимаксную задачу.

Как на практике получается модель?

Как правило есть датасэт $(X, p = p^*|Q)$. Набор факторов при фиксированной цене — и оценка спроса при этих факторах. В этом случае решается задача регрессии.

$$\hat{f}(x) = Q$$

После этого учитывается влияние цены.

$$\hat{f}(x)g(p) = Q,$$

где $g(p^*) = 1$

Как на практике получается модель?

Если в обучающей выборке есть диапазон по $p=p_1,p_2\dots p_n$, То задача регрессии решается напрямую

$$\hat{f}(x,p) = Q$$

С учетом, того, что функция должна не возрастать по р.

$$\hat{f}(x,p) = \hat{f}(x)g(p) = Q$$

Другой подход решать задачу для каждого p_i отдельно.

$$\hat{f}_{il}(x)\mathbf{k}_{l} = \mathbf{Q}_{i},$$

где есть дополнительный перебор по k_l . Т.е. для каждого p_i решается I задач. После чего выбираются такие I, что $\hat{f}_{i*}(x)$ максимально близки между собой. И при этом k_l не возрастает по i.

После этого восстанавливается $g(p_i) = k_i$

https://xgboost.readthedocs.io/en/latest/tutorials/monotonic.html - В XGboost можно указать, что функция не убывает по какому-то параметру.

Пример 3

$$\hat{f}(x,p) = \exp(-\hat{c}p) (\hat{a} \log_{0.5}(x_1) - \hat{b}x_2 + \hat{d}) = \exp(-\hat{c}p)t(x_1, x_2)$$

 x_1 - курс валют (на это покупатель и продавец повлиять не могут) x_2 - дней до рейса

Оптимум
$$\hat{f}(x,p)(p-\underline{p}) = \exp(-\hat{c}p)t(p-\underline{p}) \to p = \frac{\hat{c}\underline{p}+t}{\hat{c}t}$$

Даже если модель хорошо описывает данные, как только продавец начнет организовывать динамику по ней – покупатели могу начать свою оптимизацию.

Пример 3

$$\hat{f}(x,p) = \exp(-\hat{c}p) \left(\hat{a} \log_{0.5}(x_1) - \hat{b}x_2 + \hat{d} \right) = \exp(-\hat{c}p) t(x_1, x_2)$$
$$p = \frac{\hat{c}p + t}{\hat{c}t}$$

Дальше есть 2 варианта:

- 1) Тестировать модель на реальных данных переобучать.
- 2) Найти оптимум за клиента и сроить модель с учетом этого оптимума. Вместо $\hat{a} \log_{0.5}(x_1) \hat{b} x_2 + \hat{d}$ использовать $\hat{a} \log_{0.5}(x_1) + \hat{d}$.

Пример 4

Маркетинговая мудрость: Если все клиенты будут знать, что через неделю будет скидка – то клиенты купят через неделю. ☺

Пример 5

Есть и обратный «психологический» эффект – завтра цены вырастут, нужно покупать сегодня.



Прогнозирование спроса

Подходы, связанные с прогнозированием спроса, можно воспринимать как «нормировку» спроса.

Есть простые нормировки:

- Курс валют
- Инфляция

Цены в рублях на кв.м. в Москве

Кажется, что цены за последние 10 лет растут, чтобы удовлетворять растущий спроса.

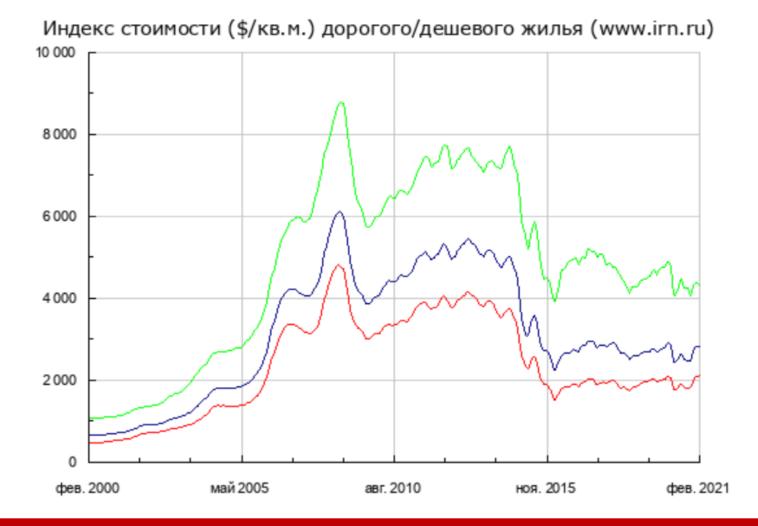
- Дорогое жилье (20% самых дорогих квартир)
- Общегородской индекс (100% квартир)
- Дешевое жилье (20% самых дешевых квартир)



Цены в \$ на кв.м. в Москве

На самом деле за последние 10 лет падают.

- Дорогое жилье (20% самых дорогих квартир)
- Общегородской индекс (100% квартир)
- Дешевое жилье (20% самых дешевых квартир)



2. Спрос как мультиагентная система

Общая идея: считаем, что есть множество потребителей (агентов). Каждый потребитель принимает решение о покупке (не покупке) товаров исходя из:

- Цен на товары
- Характеристик товаров
- Наблюдаемых внешних факторов
- Ненаблюдаемых внешних факторов

Конечный спрос формирует поток таких агентов.

Чуть более строго есть множество агентов $A = \{a_1, a_2, a_3 ..., a_N\}$ $a_i = a_i(x, P, C, \eta) \to Q$

P — вектор цен на все товары

С – матрица товаров, характеристик

х – наблюдаемые внешние факторы

 η — шум (случайность при принятии решения)

Результатом функции является случайный вектор Q - количество покупок каждого товара.

Совокупный спрос:

$$\mathbf{Q}_{total} = \sum_{i}^{N} a_i \alpha_i$$
 , $lpha_i$ - кол-во агентов і-ого типа.

Задача продавца найти оптимальный вектор цен $P(x, C, \alpha)$, как функция от факторов, характеристик и распределения агентов.

Если a_i и α_i известны – то это задача на стыке имитационного моделирования и оптимизации многомерной функции. Есть много разных техник для решения.

А что делать есть a_i неизвестны? Печалиться. \odot

В общем случае решить задачу, очевидно невозможно.

Как устроены агенты?

Агента удобно представлять в виде решающего дерева. Где на последних листьях находится кол-во товара.

Если дополнительно предположить, что агенты «не сильно шумные», тогда можно сформулировать следующую задачу.

$$Q = f(x,p) = \sum_{i}^{N} a_{i}(x,p,\eta)\alpha_{i}$$
$$\hat{f}(x,p) = \sum_{i}^{N} \hat{a}_{i}(x,p)\hat{\alpha}_{i},$$

Где $\widehat{a_i}(x,p)$ - решающие деревья.

Как устроены агенты?

Сумма решающих деревьев? Где-то это уже было?

Random forest. Ну почти ©.

Если N — сравнительно небольшое, то и α_i известны — то можно перестать печалиться. \odot

Вопросы:

Откуда можно узнать N?

Как можно посчитать α_i ?

Если N — сравнительно небольшое, то и α_i известны — то можно перестать печалиться. \odot

Вопросы:

Откуда можно узнать N? Кластеризация клиентов Как можно посчитать α_i ? Кластеризация клиентов \odot

Если кластеризация достаточно хорошая — то можно строить отдельно $a_i(x,p,\eta)$. В качестве таргета, используя продажи для каждой группы отдельно.

Цена учитывает всё!

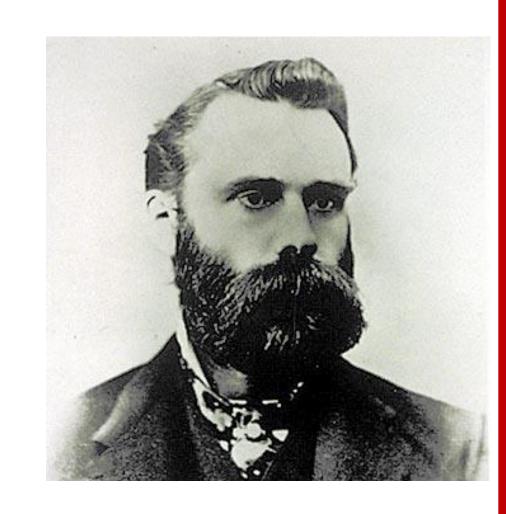
Теория Доу

Теория Доу (неформально): «**Цена учитывает всё**».

Всё в смысле: и бедующие ожидания, и настроения покупателей, и спрос.

Это утверждение относится к биржевым индексам.

Хорошо согласуется с Гипотезой эффективного рынка.



Биржевые товары

Стоит отметить, что все больше и больше товаров и услуг становятся биржевыми.

Есть «классические» биржевые товары:

- Золото и металлы
- Нефть, газ, уголь и т.д.
- Кукуруза, мука, свинина, лосось и др.
- Хлопок, шерсть и др.

На товарных биржах в мире продаётся около 100 биржевых товаров.

Локальные биржи

«Локальные» биржи:

- Биржи при оптовых складах
- Биржа фрилансерова
- Некоторые агрегаторы такси

Локальные биржи

«Локальные» биржи:

- Специальные биржи
 - Кофе
 - Какао
 - Рис
- Биржи при оптовых складах
- Биржа фрилансерова
- Некоторые маркетплейсы
- Некоторые агрегаторы такси

Цепочка поставок

Далее биржевые цены по цепочке поставок влияют на издержки продавца. Продавец устанавливает цену исходя из издержек и минимально допустимой прибыли.

3. Параметрический подход

Параметрическая постановка

$$y(p) = Q(p)(p - \underline{p}) \rightarrow max$$

Предполагается, что известен характер зависимости Q(p). Q(p) - число проданных товаров в зависимости от цены. Линейная функция: Q(p) = max(-ap+b,0) Гиперболическая функция: Q(p) = max(-a/p+b,0) Экспоненциальная функция: Q(p) = max(-exp(ap+b)+c,0) И т.д.

Параметрическая постановка

Дальше существуют вариации:

- 1. Q не зависит от внешних факторов
- 2. Q зависит от внешних факторов
- 3. Аукционные модели (не рассматриваем в рамках курса)

Важно, что задача оптимизации связана с итеративным выбором оптимальный цены. И у каждой итерации есть стоимость.

4. Не параметрические подходы

Непараметрический подход

В случае непараметрический подхода не существует предположений о том, как зависит целевая переменная (прибыли) от цены и других факторов.

Непараметрический подход

Способы решения:

- 1. Сведение к семейству параметрических
- 2. Многорукие бандиты
- 3. Байесовская оптимизация

5. Гибридные подходы

Гибридные подходы

Гибридные подходы сочетают в себе прогнозирование спроса разными метода и непараметрические и параметрические подходы для разных категорий товара.

Гибридные подходы

Обычно прогнозирование спроса используется в качестве «нормировки».

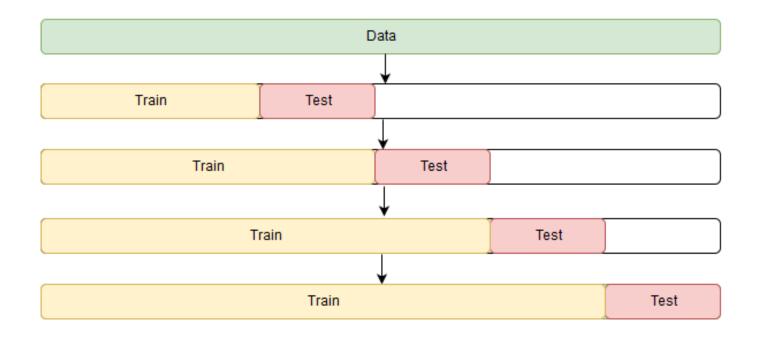
А параметрические и не параметрические методы для поиска локального оптимума.

4. Семинар. Прогнозирование спроса.

Прогнозирование спроса (вообще) — это отдельная задача, связанная с множеством дополнительных особенностей. Прогнозирование спроса для ДЦ и прогнозирование для бизнеса имеют разные цели.



Валидация рядов



Удобно использовать скользящий контроль.

https://habr.com/ru/company/ods/blog/327242/

Проблема данных

- 1. Остатки склада не всегда удовлетворяют спросу.
- 2. Акции, маркетинг, скидки, купоны...
- 3. Возвраты.

Вопросы

Если в исторических данных было 0 ед. на остатке и 0 продаж соответственно. А алгоритм прогнозирует X продаж. Это ошибка? Как ее оценить? Как учесть такие периоды?

1. M5 Forecasting - Accuracy

https://www.kaggle.com/c/m5-forecasting-accuracy/

см. также

https://mofc.unic.ac.cy/wpcontent/uploads/2020/03/M5-Competitors-Guide-Final-10-March-2020.docx

https://www.youtube.com/watch?v=QK16mGnLCig

Метрика RMMSE:

$$RMSSE = \sqrt{\frac{1}{h} \frac{\sum_{t=n+1}^{n+h} (Y_t - \widehat{Y}_t)^2}{\frac{1}{n-1} \sum_{t=2}^{n} (Y_t - Y_{t-1})^2}},$$

Каждая строка содержит идентификатор, представляющий собой объединение item_id и store_id. Нужно спрогнозировать 28 прогнозных дней (F1-F28) проданных товаров для каждой строки.

2. Grupo Bimbo Inventory Demand

https://www.kaggle.com/c/grupo-bimbo-inventory-demand/overview

См. также

https://www.youtube.com/watch?v=WH4-u-bsUbg