

avito.tech

Москва — 2022

Как мы в Авито увеличили эффективность привлечения за счет предиктивной классификации

Ирина Гутман

Старший аналитик, маркетинг

Ирина Гутман

Старший аналитик, маркетинг

Аналитик маркетинга в Авито -
лидирую направление оценки
привлечения B2B продавцов.

- ▶ Выстроила фреймворк оценки для B2B перформанс маркетинга в Авито практически с нуля.
- ▶ Оцениваю инициативы маркетинга, помогаю искать узкие места воронки
- ▶ Менторю студентов Академии Аналитиков Авито.



О чем сегодня поговорим

01.

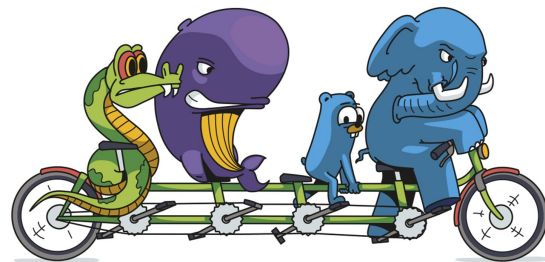
Оптимизация
кампаний: как
работает

02.

Построение
предиктивной
модели и
классификация

03.

Тестирование
модели

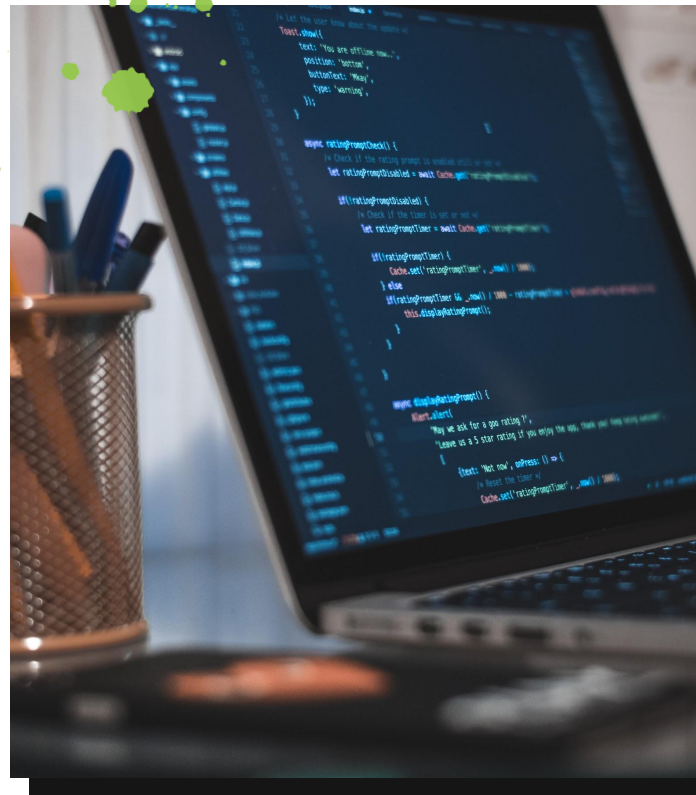


категория

Оптимизация кампаний

Разбираемся, как вообще работает
оптимизация рекламных кампаний,
которую мы хотим улучшить

avito.tech

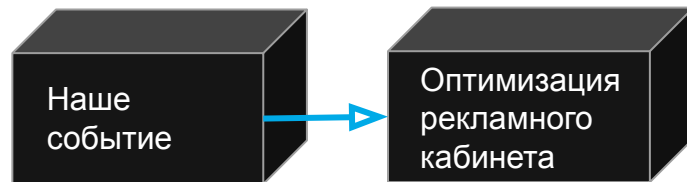


Целевые события

Целевое событие - событие, совершаемое привлеченными пользователями в продукте, которое передается в рекламный кабинет. Используется для привлечения пользователей, похожих по ряду признаков на совершающих целевое событие.

Примеры

- ▶ Заход на нужную страницу
- ▶ Совершение покупки
- ▶ Совершение покупки новым пользователем
- ▶ Любое сложное событие, которое мы считаем нужным
Пример: заход на страницу такого пользователя, который в будущем совершит много покупок



категория

Строим предикт и классификацию

Какие шаги проходим и что учитываем



Основная мысль модели

- ▶ **Предсказываем** на данных о действиях пользователя за первые n дней после перехода с платной рекламы его **ценность в будущем** за длительный период
- ▶ **Передаем** для таких, кого мы считаем “хорошими” по такому предсказанию, искусственное **событие** для оптимизации
- ▶ Со временем **привлекаем все более крутых** пользователей, за счет постоянного дообучения модели

3 дня

Действия пользователя
на площадке



90 дней

Целевая метрика

Собираем данные

Фичи за первые n дней

Действия покупателя

- ▶ N of searches
- ▶ N of favourites
- ▶ N of contacts

Действия продавца

- ▶ N of listings
- ▶ N of payments
- ▶ N of editing

Активность на площадке

- ▶ N of days online
- ▶ N of categories of interest

Целевая переменная

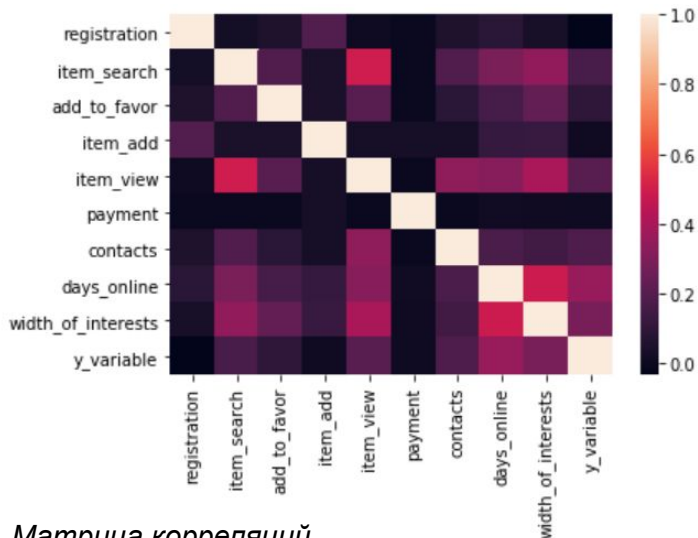
SLTV - {кол-во контактов с продавцом} * {ценность контакта} за 90 дней с момента перехода по рекламной кампании.

Выделяем “плохих” и “хороших” по порогу: 0 if < порог LTV, 1 if >= порог LTV

Исследуем данные

- ▶ Некоторые фичи могут быть скоррелированы, поэтому их лучше сразу исключать из модели.

Так, например, число поисков и число просмотров карточки товара довольно сильно коррелируют. Один из этих факторов можно исключить.



Исследуем данные

- ▶ Число дней, за которые мы собираем фичи, напрямую влияет на качество модели. Чем больше n - тем больше данных у модели для обучения и тем выше F-score при прочих равных.

НО: чем быстрее мы передадим данные - тем лучше будет работать оптимизация кампаний

Число дней, n	2	5	7
F-score	0,61	0,73	0,89

$$F_{score} = 2 \frac{P * R}{P + R};$$

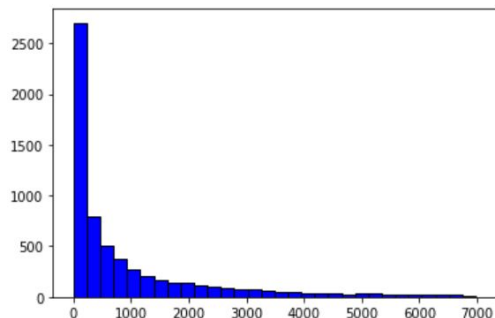
P – Precision

R – Recall

Исследуем данные

- ▶ **Главная фишка** - кол-во контактов в первые дни. Но добавление дополнительных фичей значительно увеличивает качество модели. (F-score ~0,52 vs F-score ~0,75 при прочих равных)
- ▶ Распределение LTV такое, что много тех, кто не делает ничего и есть длинный хвост тех, кто делает много. Это приводит к тому, что порог LTV = 0 дает высокий F-score, при этом чем больше порог LTV - тем хуже F-score при прочих равных.

НО: для целей оптимизации мы хотим порог отличный от 0.



Распределение LTV

Порог LTV	0	50	1000
F-score	0,73	0,61	0,24

Сравниваем модели

- ▶ Проверяем разные модели классификации

Model	Catboost model	Logistic Regression	Random Forests
F-score	0,61	0,57	0,58

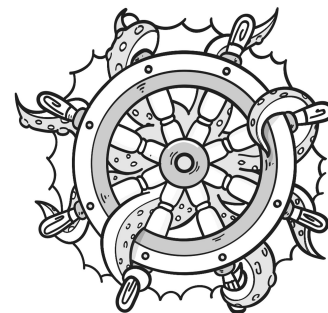
- ▶ Используем модернизированный F-score для определения лучших параметров модели, потому что верим, что для оптимизации точность слегка важнее полноты

$$F_{score} = 2 \frac{aP * bR}{aP + bR}; \quad a = 1, b = 0.9$$

Итоговый выбор

Наша модель должна иметь **хорошее качество** и **удовлетворять целям оптимизации**

Модель	Порог LTV	Число дней	F-score, modified
Catboost	50	2	0,65
Catboost	0	7	0,91
Catboost	1000	1	0,24

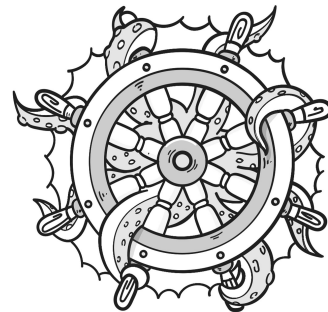
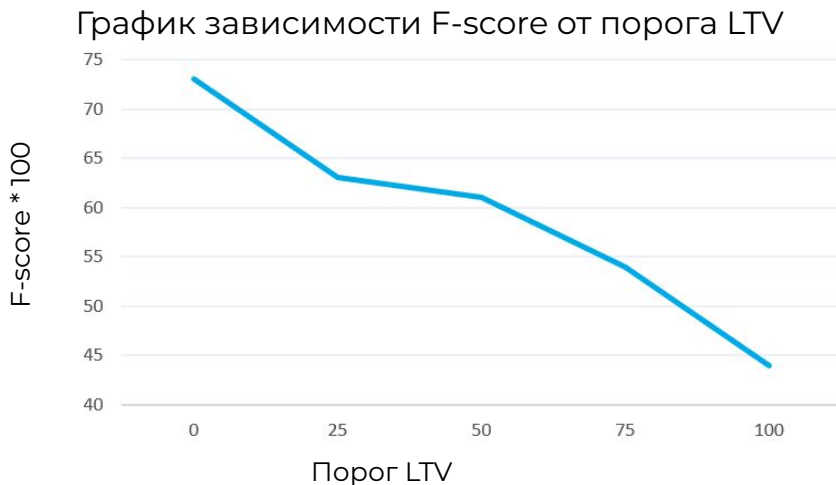


Выбираем вариант № 1: жертвуем качеством, но в разумных пределах

Итоговый выбор

Почему именно такие значения?

- ▶ Ищем оптимальную точку, где размен эффективности на величину порога был бы оптимальным.



категория

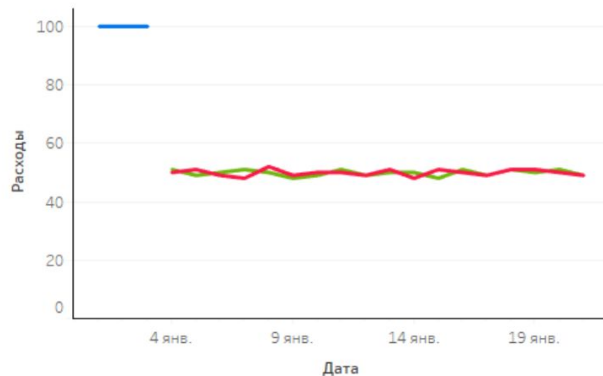
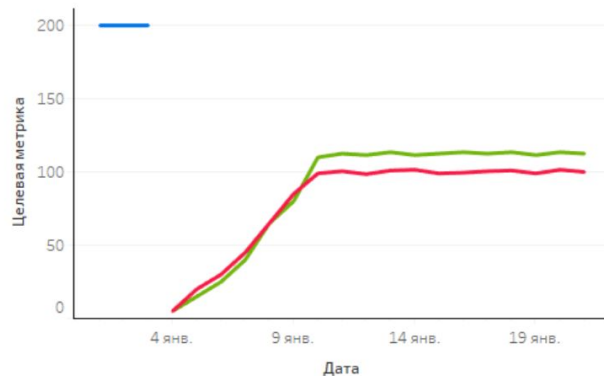
Тестируем!

Как протестировать влияние одного
черного ящика на другой?



АБ тест

- ▶ Если уже есть кампания - выключаем предварительно в ней тестовые регионы
- ▶ В тестовых регионах заводим через инструмент АБ тестирования рекламной площадки тестовую и контрольную кампании
- ▶ Даем время на обучение + нужное для теста время, держим одинаковые уровни расходов



Результаты

+22%

ROI

ROI - метрика
эффективности,
получаемая путем
деления полученного
на потраченное



-12%

CAC

CAC - метрика стоимости
привлечения, получаемая
путем деления
потраченного, на число
привлеченных
пользователей

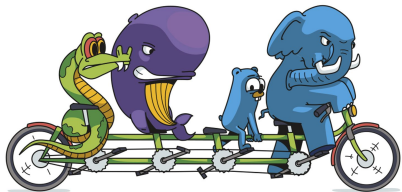
+60%

New Users Share

Доля новых
пользователей в общем
числе пользователей,
приводимых кампанией



Итого



Где применять

Везде, где можно передать в рекламную систему конверсии server-to-server

Когда будет наиболее полезно

- ▶ Есть долгие циклы продаж
- ▶ В продукте присутствуют товары с циклом продажи разной длины
- ▶ Продукт предназначен для длительного использования, а не разовой покупки

avito.tech

Москва — 2020

Спасибо за внимание!

✉ isgutman@avito.ru

📄 https://t.me/Irina_gut



Предиктивные
события могут
значимо увеличить
эффективность
привлечения

