

**Машинное обучение**

**продает клиентам продукты**





## Премиальная кредитная карта Mastercard

- Есть продукт
- Нам нужно понять, каким клиентам нужно рекомендовать
- Делаем отдельную модель для рекомендации продукта

## Фильмы для вас >



- Есть миллионы продуктов (объектов)
- Нам нужно понять, какие из них скорее всего понравятся клиенту
- Отдельных моделей слишком много
- Основные данные - взаимодействия

---

**Не** рекомендательная система,  
задача классификации

Рекомендательная система

# Предсказание интереса к продукту

1. Прогнозируем, что клиент купит продукт по истории клиента и его общим характеристикам
1. Доступны данные за несколько последних лет
1. Строим модель градиентного бустинга
1. Максимизируем ROC AUC



# Уровни аналитики для анализа ухода клиентов

Дескриптивная аналитика:  
что произошло?

- Какие клиенты купили?
- Сколько мы заработали денег?
- Почему они купили?

Предиктивная аналитика:  
что произойдет?

- Какие клиенты купят?
- Сколько мы заработаем денег?
- Почему они купят?

Прескриптивная аналитика:  
что нам с этим делать?

- Как повлиять на клиента, чтобы он купил?
- Когда имеет смысл влиять с точки зрения оптимизации ресурсов?

# Предсказание интереса к продукту не решает бизнес задачу

Предсказание покупки

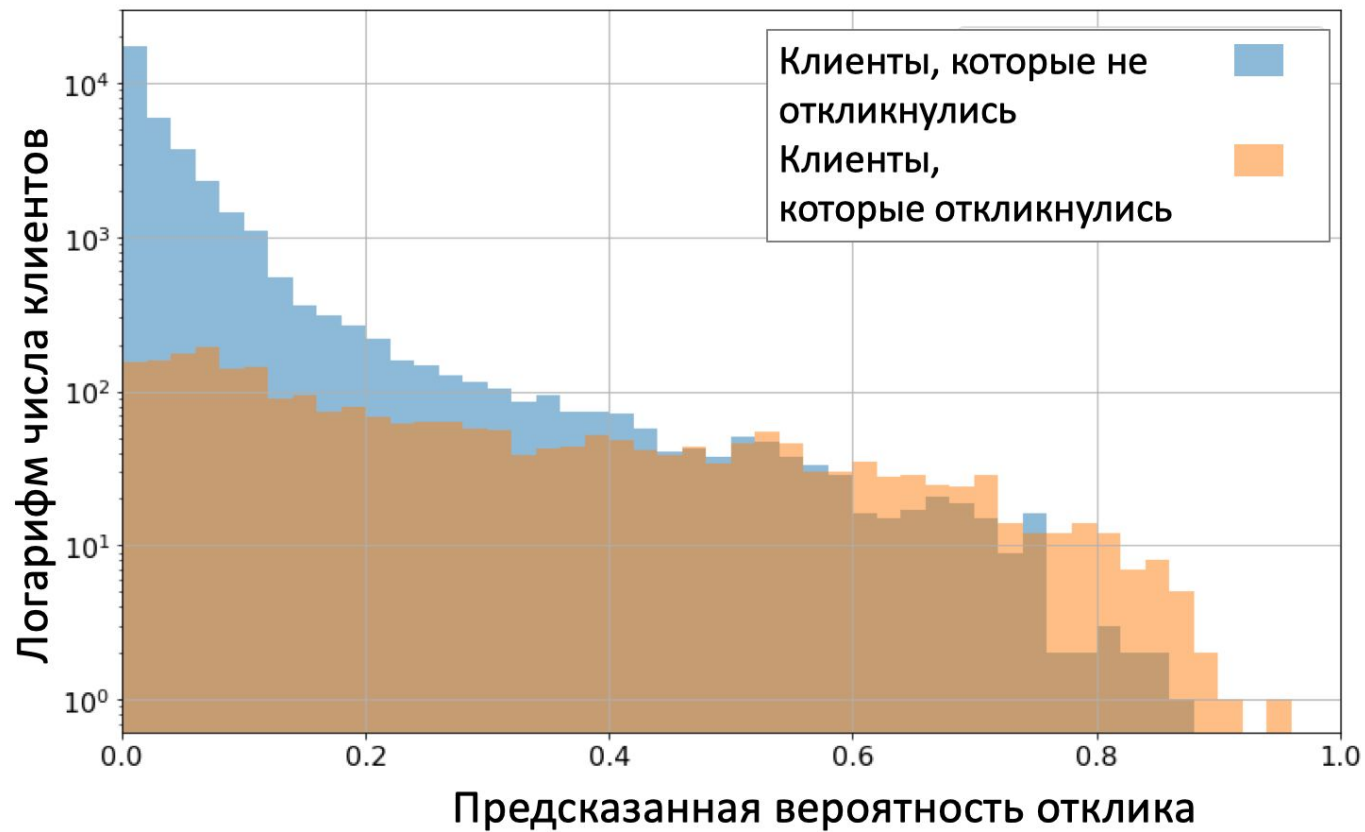
Какие клиенты купают?

Предсказание  
правильного  
действия

На каких клиентов повлиять,  
чтобы они купили продукт?

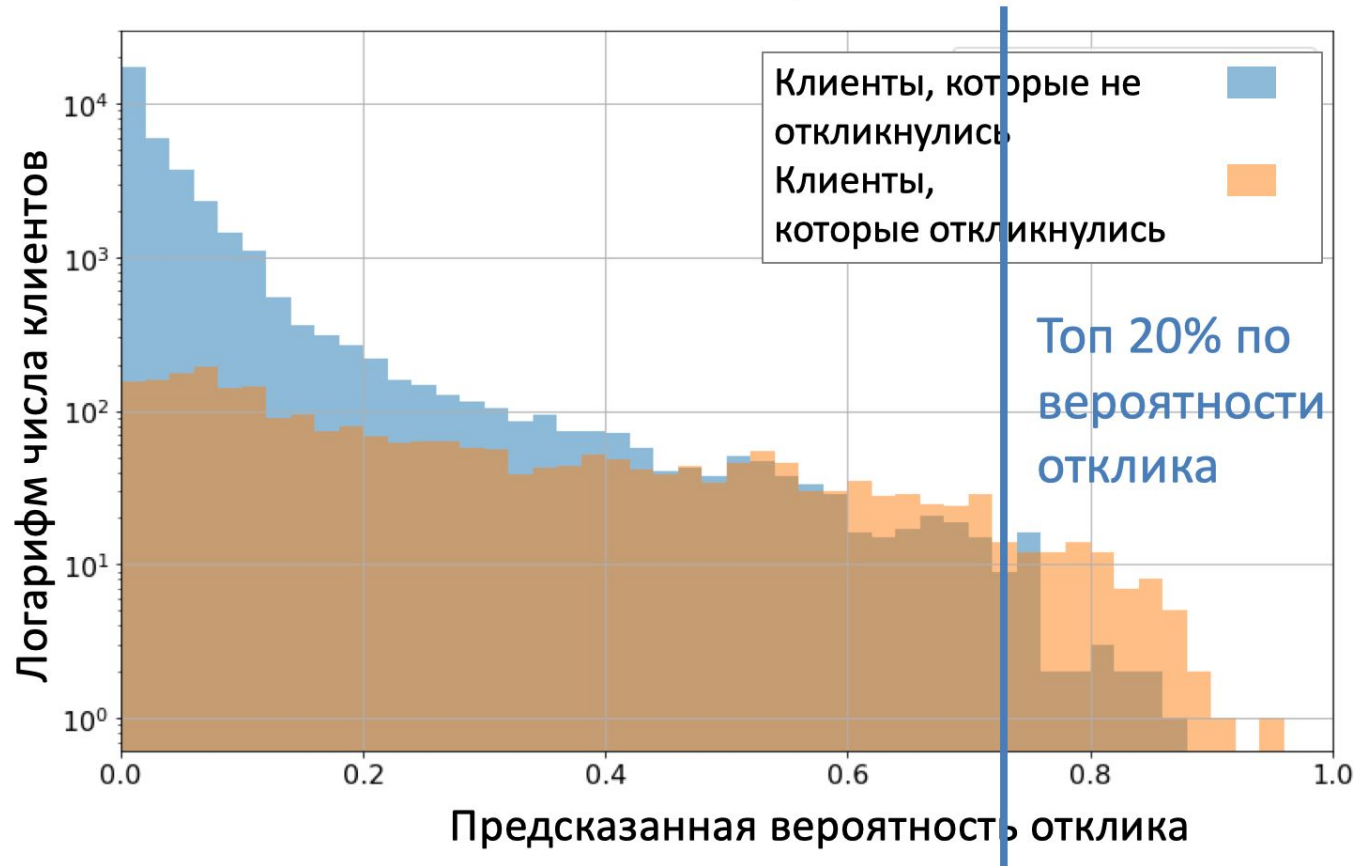
# Выход модели классификации – вероятность отклика

Гистограмма вероятности отклика для клиентов из тестовой выборки



# Выбирая порог, смотрим на процент откликов в каждом 10% по вероятности отклика

Гистограмма вероятности отклика для клиентов из тестовой выборки



# Кейс использования uplift моделирования: таргетируем предложение для ритейла

Тестовая группа – сделали рассылку sms, Контрольная группа – ничего не рассылали

Дециль клиентов по вероятностям отклика	Процент откликов для тестовой группы	Процент откликов для контрольной группы	Прирост
1 (топ 10%)	26.99%	27.90%	-0.91%
2 (от 10% до 20%)	20.34%	20.90%	-0.56%
3 (от 20% до 30%)	10.70%	10.04%	0.66%
4 (от 30% до 40%)	8.90%	7.52%	1.38%
Среднее по 4 децилям	16.73%	16.59%	0.14%

<https://www.predictiveanalyticsworld.com/machinelearningtimes/uplift-modeling-making-predictive-models-actionable/8578/>

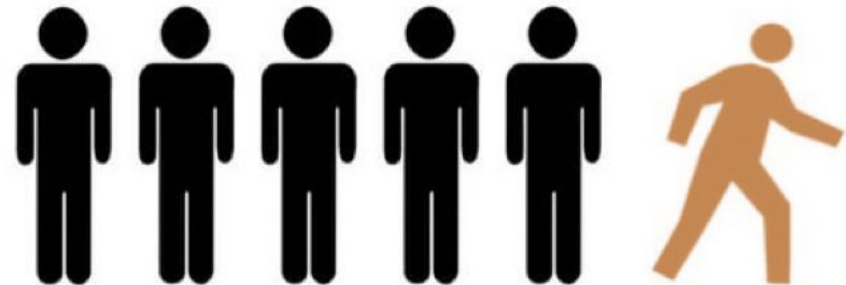


# Предсказание оттока клиента как задача машинного обучения

1. Прогнозируем уход (нет действий за три месяца) по истории клиента и его общим характеристикам
1. Доступны данные за несколько последних лет
1. Строим модель градиентного бустинга
1. Максимизируем ROC AUC или F1



Премиальная  
кредитная карта  
Mastercard



# Предсказание оттока клиента не решает бизнес задачу

Предсказание оттока  
клиента

Какие клиенты уйдут?

Предсказание  
правильного  
действия

Как повлиять на клиента,  
чтобы он от нас не ушел?

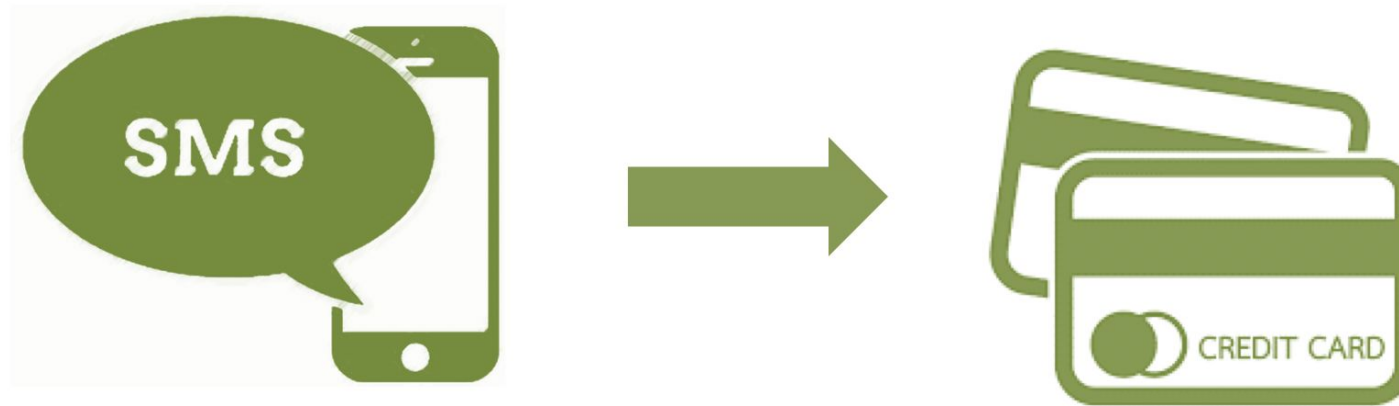
# Что мы хотим предсказывать, чтобы решить бизнес-задачу:

Каким клиентам нужно предложить скидку, чтобы они от нас не ушли?

Каким клиентам нужно по SMS рассказать про новый продукт, чтобы они купили этот продукт?

# Продвижение продукта с помощью машинного обучения

Хотим построить модель машинного обучения, которая будет нам говорить, следует ли контактировать с клиентом или нет, предлагая ему продукт банка



# Есть 4 типа клиентов, нам нужны только клиенты типа **Убеждаемые**



# Продвижение продукта с помощью машинного обучения

## Обучающая выборка

- *Look-alike модель* – вероятность того, что клиент выполнит действие

- известные позитивные объекты
- случайные негативные объекты

- *Response модель* – вероятность того, что клиент выполнит действие при условии контакта

данные, собранные в ходе контактов

- *Uplift модель* – разница между вероятностями действий с контактом и без

**непонятно, сейчас подумаем**

# Uplift модель

Прогноз Uplift модели

=

Вероятность того, что  
клиент купит, если у  
него был контакт

—

Вероятность того, что  
клиент купит, если у  
него не было контакта

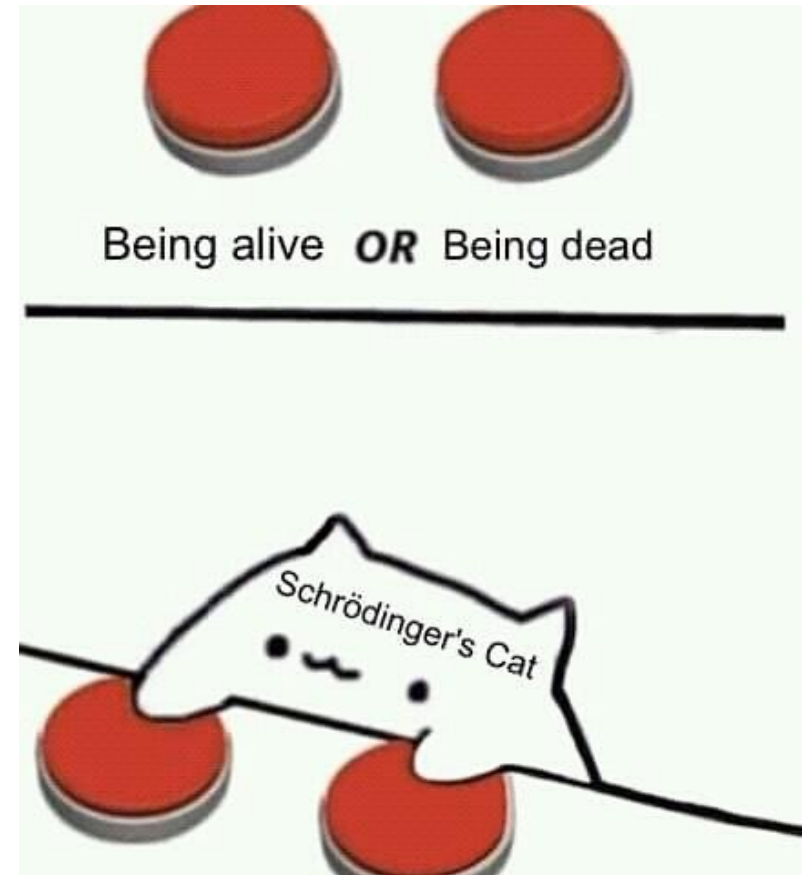
Купят с контактом		Да	<p>Прогноз <math>&gt; 0</math> Убеждаемые</p> 	<p>Прогноз <math>= 0</math> И так купят</p> 
		Нет	<p>Прогноз <math>= 0</math> Бесполезные</p> 	<p>Прогноз <math>&lt; 0</math> Лучше не будить</p> 
			Нет	Да
			Купят без контакта	

# Uplift модель: как обучать?

Нельзя одновременно послать и не послать смс!

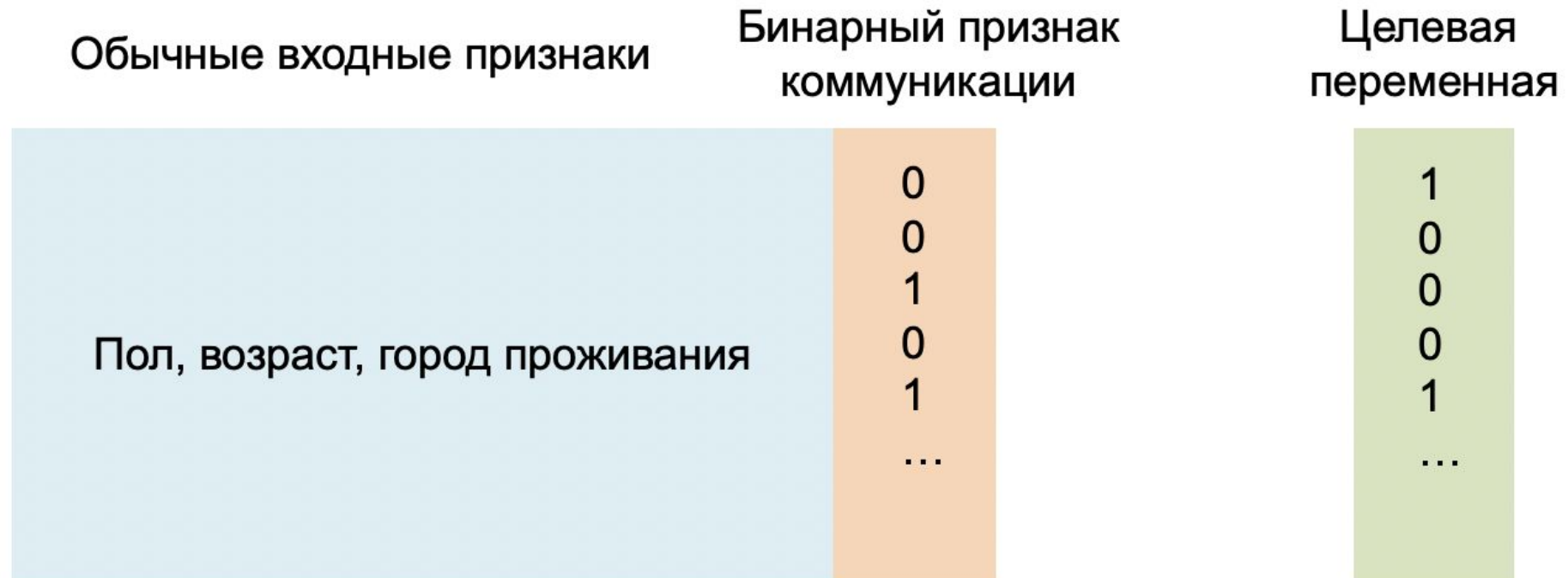
Соберем выборку, используя следующий план эксперимента:

1. Разобьем на целевую и контрольную группу все наше множество клиентов
2. Запустим пилот кампании на целевую группу





# Uplift модель с признаком коммуникации: как обучать?

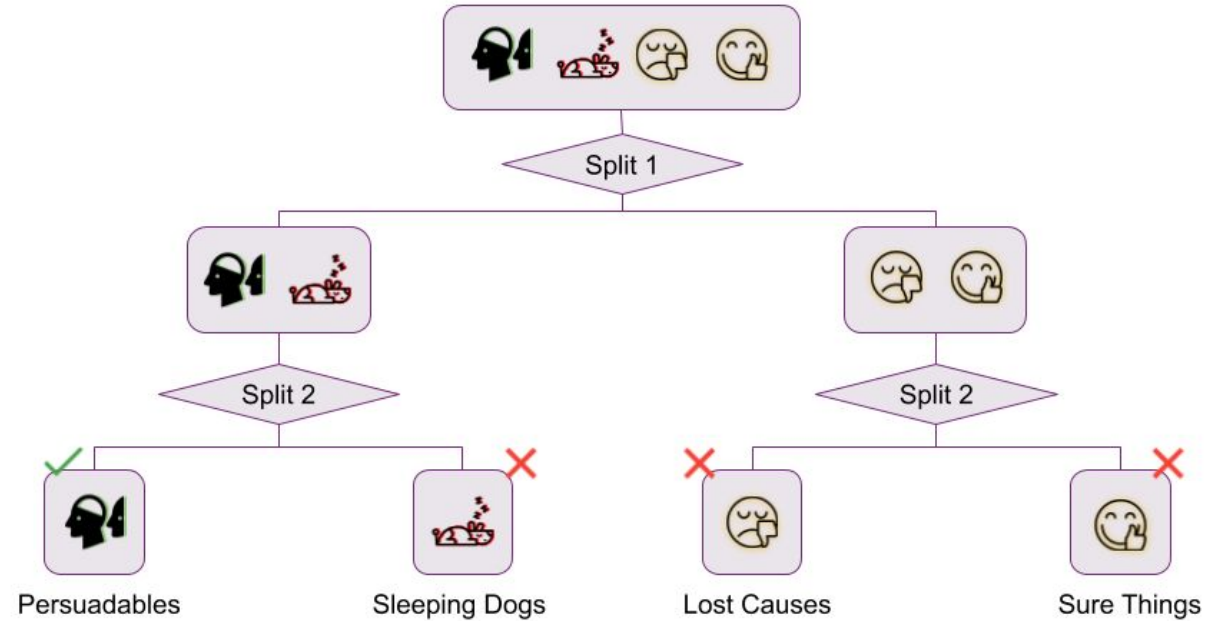


Внутренняя модель

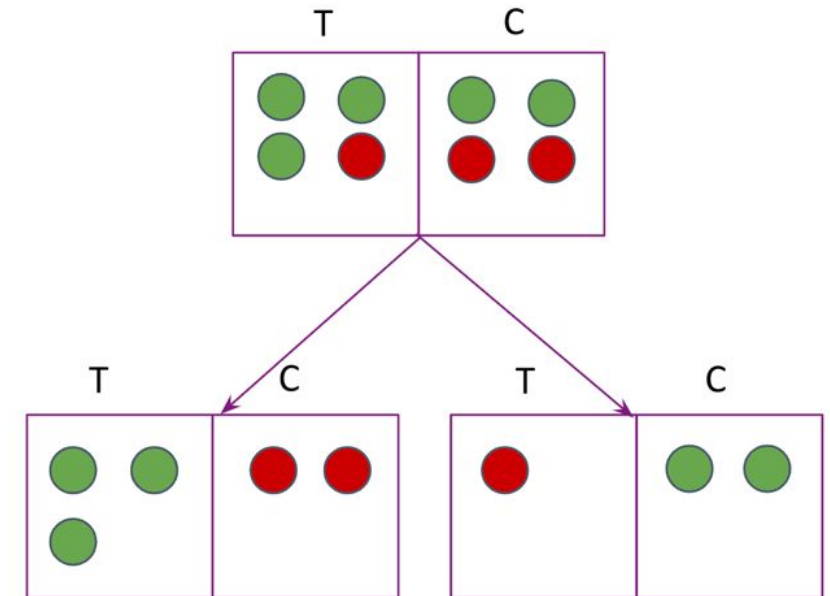
# Uplift модель с признаком коммуникации: как обучать?



# Uplift деревья



В каждом узле делим выборку так, чтобы пользователи в целевой и контрольной группе отличались как можно сильнее



# Таргетируем предложение для ритейла

Дециль клиентов по вероятностям отклика	Процент откликов для тестовой группы	Процент откликов для контрольной группы	Прирост
1	26.99%	27.90%	-0.91%
2	20.34%	20.90%	-0.56%
3	10.70%	10.04%	0.66%
4	8.90%	7.52%	1.38%
Среднее по 4 децилям	16.73%	16.59%	0.14%

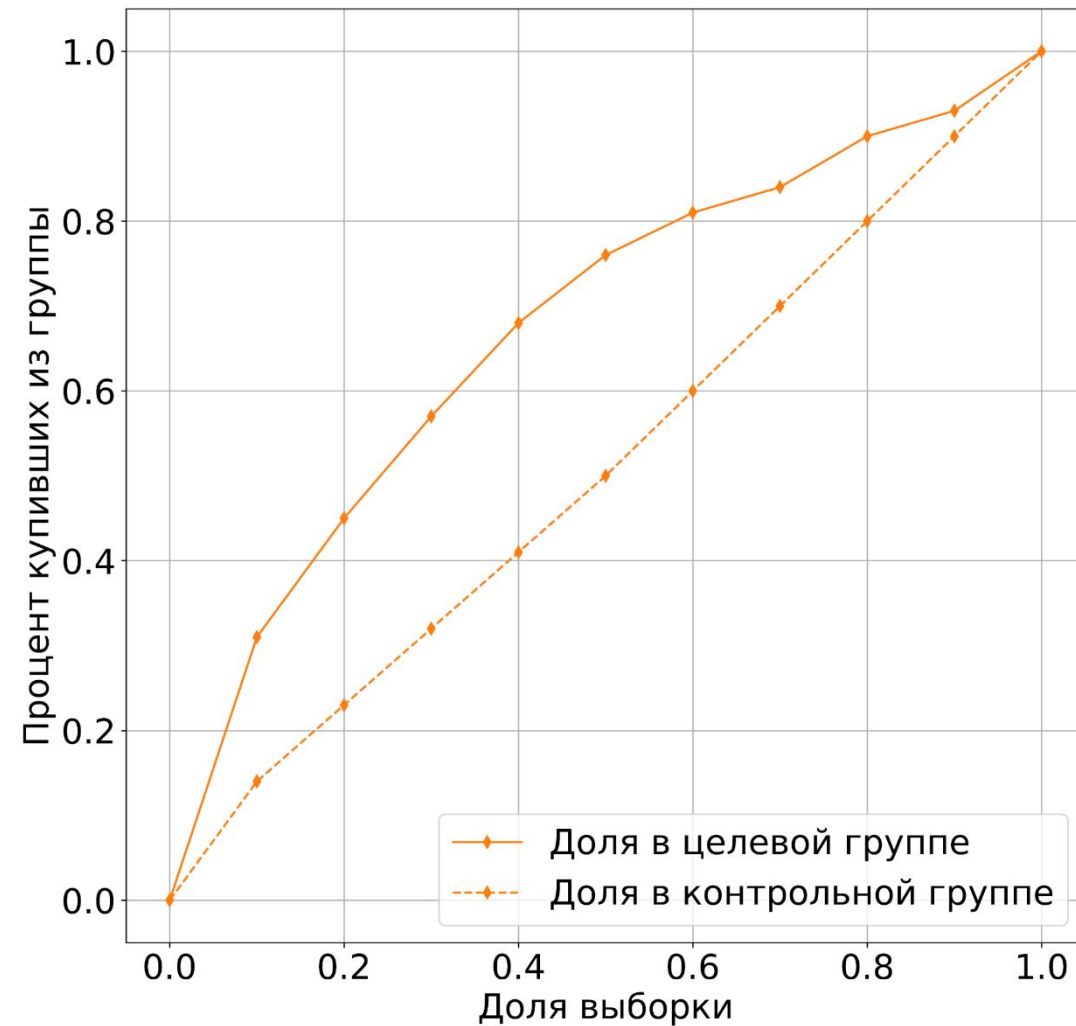
~~Модель предсказывает отклик клиента~~

Дециль клиентов по uplift	Процент откликов для тестовой группы	Процент откликов для контрольной группы	Прирост
1	18.80%	12.90%	5.90%
2	7.80%	5.40%	2.40%
3	6.90%	4.50%	2.50%
4	4.30%	3.60%	0.70%
Среднее по 4 децилям	9.45%	6.60%	2.88%

~~Модель предсказывает uplift клиента~~

**Uplift** – разность между вероятностью покупки с коммуникацией и вероятностью покупки без коммуникации

# Сравним выделенный процент купивших клиентов для тестовой и контрольной группы

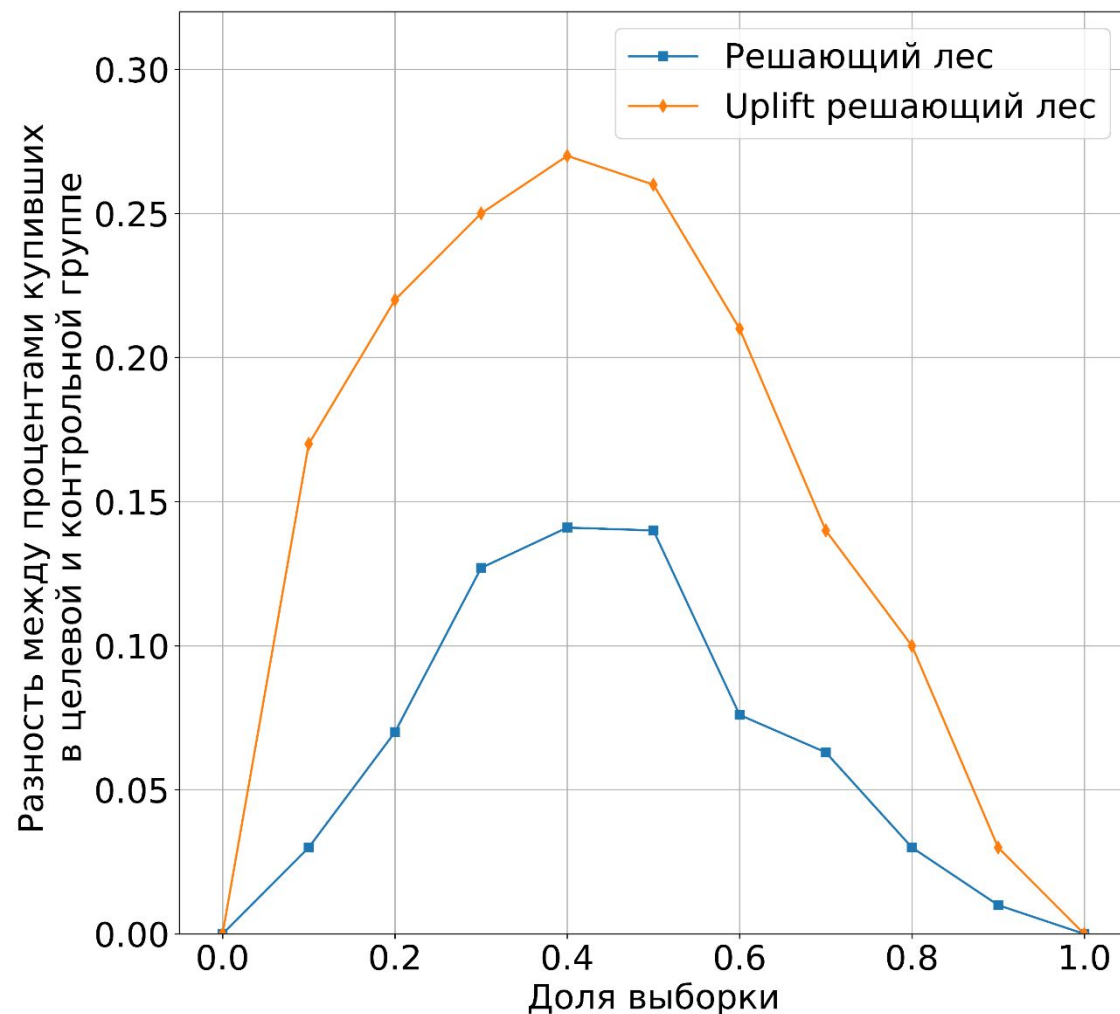


**Доля в тестовой группе** – какой процент откликнувшихся мы выделили из тестовой группы

**Доля в контрольной группе** – какой процент откликнувшихся мы выделили из контрольной группы

Если мы посчитаем разность между этими долям – получим прирост и **lift curve**

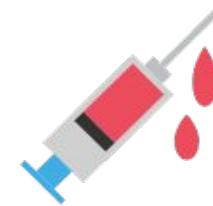
# Lift curve как показатель качества работы uplift модели




Так как у Uplift решающего леса разность выше, эта модель лучше выделяет тех, кому нужно продавать продукт

# Зачем еще Uplift модели

- Понимаем, кому можно предложить повышенную ставку по кредиту – и клиент на это согласится
- Предсказываем, кому давать лекарство
- Предсказываем, на какой товар ставить акцию





# Дополнительные слайды



# В реальной жизни нужно учитывать и другие эффекты

**Каннибализация** – сокращение спроса одного продукта за счет возросшего спроса на другой продукт в аналогичной категории.

**Гало** – продажи сопутствующего товара растут, если выросли продажи исходного товара

Можно закладывать в модель, так как для нее не очевидны зависимости спроса двух схожих товаров.

Модель зависит от количества продуктов:

- Для 10-20 продуктов можно настроить матрицу каннибализации вручную
- Для большого числа продуктов универсального решения нет

# Net Promoter Score

# Net Promoter Score

Используется для оценки нашего курса



$$\text{NPS} = \% \text{ 😊 } - \% \text{ 😞 }$$

# Net Promoter Score

- Индекс в диапазоне от -100 до 100, который измеряет готовность клиентов рекомендовать продукты или услуги компании другим
- Опрос клиентов проводится по одному-единственному вопросу. Их просят оценить по 11-балльной шкале вероятность порекомендовать компанию или бренд другу или коллеге

NPS – источник ценных сведений о состоянии бизнеса



$$\text{NPS} = \% \text{ ☺ } - \% \text{ ☹ }$$

# Net Promoter Score



«Недоброжелатели»

» Оценка  $6 \leq$



«Пассивные»

Оценка 7 или 8



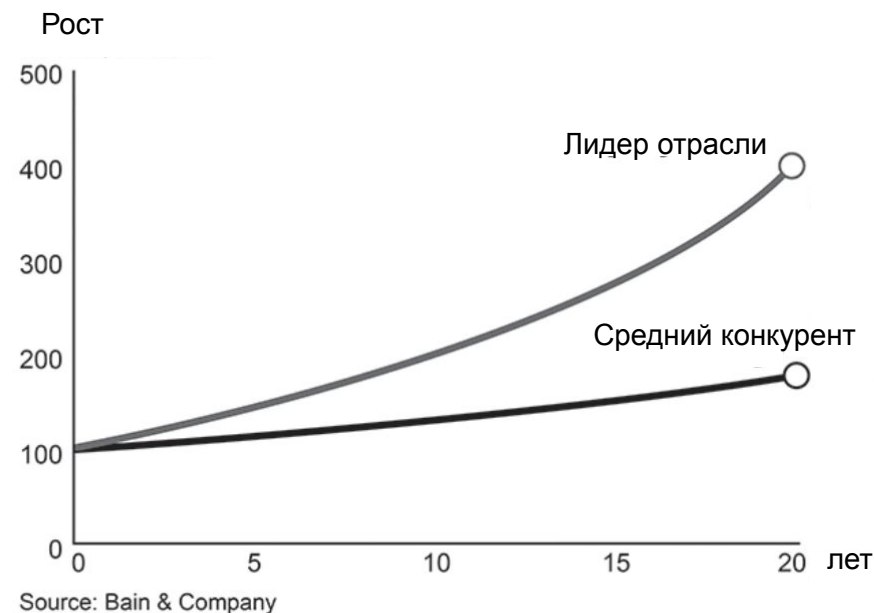
«Промоутеры»

Оценка 9 или 10

Рейтинг NPS определяется путем вычитания процента недоброжелателей из процента промоутеров. В результате получается оценка от -100 до 100

В большинстве отраслей показатели NPS объясняют от 20% до 60% различий в темпах органического роста среди конкурентов.

В среднем NPS рейтинг лидера отрасли более чем в два раза выше, чем у его конкурентов



<https://www.netpromotersystem.com/about/how-net-promoter-score-relates-to-growth/>