|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ**  **«МОСКОВСКИЙ АВИАЦИОННЫЙ ИНСТИТУТ**  **(НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ)»** | | | | |
| **Журнал практики** | | | | |
| Институт № 8 | «Компьютерные науки и прикладная математика» | | | |
|  |  | | | |
| Кафедра | \_\_\_\_804\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ | | Учебная группа | М8О-201М-21 |
|  |  | |  |  |
| ФИО обучающегося | | \_\_\_\_\_\_ Фейзуллин Кирилл Маратович\_\_\_\_\_\_\_\_\_ | | |
|  | |  | | |
| Направление подготовки/  специальность | | \_\_01.04.04 «Прикладная математика» \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ | | |
|  | | *шифр, наименование направления подготовки/специальности* | | |
|  | |  | | |
| Вид практики | | \_Производственная (Профессиональная практика)\_\_\_\_\_\_\_\_ | | |
|  | | *учебная, производственная, преддипломная или другой вид практики* | | |
| Оценка за практику | | «\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ Платонов Е.Н. | | |

Москва

2022

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 1. **Место и сроки проведения практики:** | | |
| Наименование организации: | МОСКОВСКИЙ АВИАЦИОННЫЙ ИНСТИТУТ (НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ) кафедра 804 | |
| Сроки проведения практики |  | |
| дата начала практики: | \_\_\_01 сентября 2022 г.\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ | |
| дата окончания практики: | \_\_\_04 января 2023 г.\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ | |
| 1. **Инструктаж по технике безопасности:** | | |
| \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ | /\_ Платонов Е.Н.\_/ | 01 сентября 2022 г. |
| *подпись проводившего* | *расшифровка подписи* | *дата проведения* |
| 1. **Индивидуальное задание обучающегося:** | | |
| Разработка алгоритма uplift моделирования для рекламной кампании. | | |
| 1. **План выполнения индивидуального задания обучающегося:** | | |

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **№ п/п** | **Место проведения** | **Тема** | **Период выполнения** |
| 1 | Каф. 804 | Инструктаж. | 01.09.2022 |
| 2 | Каф. 804 | Знакомство с научной темой | 01.09.22-30.09.22 |
| 3 | Каф. 804 | Работа с библиографическими источниками и ресурсами Интернет по теме исследования | 01.10.22-31.10.22 |
| 4 | Каф. 804 | Разработка и программная реализация алгоритма. | 01.11.22-20.12.22 |
| 5 | Каф. 804 | Оформление отчета. Подведение итогов. | 21.12.22-04.01.23 |

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Утверждаю** | | |
| \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ | / \_ Платонов Е.Н. / | 01 сентября 2022 г. |
| *подпись руководителя от МАИ* | *расшифровка подписи* | *дата утверждения\** |
| \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ | /\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_/ | 01 сентября 2022 г. |
| *подпись руководителя от организации/предприятия* | *расшифровка подписи* | *дата утверждения\** |
| **Ознакомлен** | | |
| \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ | /\_ Фейзуллин К.М. \_ / | 01 сентября 2022 г. |
| *подпись обучающегося* | *расшифровка подписи* | *дата ознакомления\** |

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 1. **Отзыв руководителя практики от организации/предприятия:** | | |
| Фейзуллину К.М. была поставлена задача исследования и разработки методов UpLift моделирования для рекламной кампании. Во время исследования были разобраны различные подходы для моделирования прогнозируемого инкрементального отклика реципиентов от рассылки сообщений. Для исследования были реализованы методы моделирования с помощью одной модели, с помощью двух независимых моделей и с помощью регрессионной модели, на языке программирования Python,  Выявлен лучший метод в виде регрессионной модели и выявлена лучшая регрессионная модель – градиентный бустинг CatBoost, бесплатно распространяемый компанией Яндекс.  Поставленная задача решена в полном объёме и заслуживает оценки «отлично». | | |
| \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ | /\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_/ | \_\_\_\_\_ \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ 20\_\_г. |
| *подпись руководителя от организации/предприятии* | *расшифровка подписи* | *дата* |

1. **Отчет обучающегося по практике:**

Объектом исследования являются задача прогнозирования инкрементального отклика реципиентов рекламной кампании.

Цель работы – улучшение результатов работы UpLift моделирования методами машинного обучения.

## **Определение метрик для оценки качества UpLift моделирования**

Так как задача UpLift представляет собой задачу оценки (скор балл) эффекта от коммуникации на реципиента, то нет и истинных ответов. Получается, что не удастся использовать классические метрики, такие как Accuracy и PR AUC, основанные на матрице ошибок, для классификации или среднеквадратичная ошибка для задачи регрессии при трансформации классов.

### UpLift на первых k – процентах выборки

Самая простая и интуитивно понятная метрика, особенно для применения в бизнесе и для интерпретации.

Допустим, что на коммуникации в компании имеется скромный бюджет, который может обеспечить связь всего с 30% клиентской базы для побуждения к целевому действию. Тогда целью UpLift моделирования будет найти такой алгоритм, который лучше всех максимизирует эффект от коммуникаций на первых 30% клиентов.

Чтобы получить значение этой метрики, нужно ранжировать результат прогноза по убыванию, чтобы отобрать клиентов, на которых коммуникация оказывает наибольший эффект. Далее берется разница между конверсией целевой группы, с которой осуществлялась коммуникация, и конверсией контрольной группы, которая осталась без коммуникации.

Формула имеет следующий вид:

,

где .

Как и сам UpLift, имеет область значений [-1, 1].

Причем, данную метрику можно рассчитать двумя способами, в зависимости от ранжирования по прогнозу UpLift:

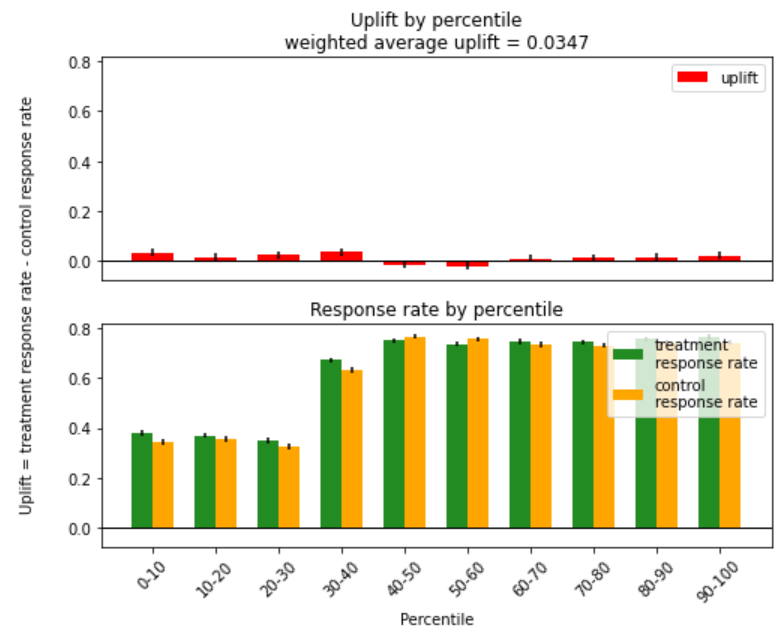
* Сортировка происходит по прогнозу и далее берется разность рабочей и контрольной группы.
* Сортировка происходит внутри каждой группы обособленно и далее берется разность.

Второй вариант имеет более практическое применение, так для оценки эффективности от коммуникаций при рекламных кампаниях, при планировании проведения мероприятий, образуются две однородные выборки – рабочая и тестовая группа.

Для дальнейшего исследования будем оценивать метрику при k = 30%.

### UpLift по процентилям

Данная метрика представляется в виде таблицы или графика для общего понимания качества работы модели при разных долях выборки K%, где для каждого K% определяется . Пример отображения на рисунке 1.



Рисунок

Алгоритм расчета схож с предыдущей метрикой:

1. Выборка сортируется по прогнозу UpLift.
2. Отсортированные данные делятся на интервалы – обычно берется 10 интервалов.
3. Для каждого интервала оцениваем и берем разность.

### Средний взвешенный UpLift (Weighted Average UpLift)

Данная метрика представляет собой оценку UpLift по всей выборки и определяется следующий образом:

,

где

### UpLift кривая (UpLift Curve)

Данная кривая строится как функция с нарастающим итогом, где для каждой точки задается соответствующий UpLift.

Определяется следующим образом:

, где

,

.

Аналогично и для контрольной группы.

Пример данной кривой на рисунке 2.



Рисунок

### Qini кривая

Данную функцию можно выразить через UpLift кривую следующим образом:

Данная кривая будет полезна в тех случаях, когда рабочая группа кратно превышает размер контрольной группы, с чем можно столкнуться во время исследования модели при внедрении в бизнес, когда у компании есть бюджет на произведение коммуникаций со всей клиентской базой и чтобы не упускать потенциальный доход, контрольная группа выделяется как можно меньше.

Таким образом будет получено инкрементальный эффект от коммуникаций в единицах измерения одного клиента.

## **Источник данных**

За источник данных было взято уже завершенное соревнование по UpLift моделированию от российской мега-корпорации X5 Retail Group (ныне X5 Group) на платформе Open Data Science (ODS)[[1]](#footnote-1). Этот набор данных имеет преимущество над ныне существующими в открытом доступе благодаря тому, что это фактически моментальный снимок базы данных компании, во временном интервале за четыре месяца, хранящий в себе транзакции клиентов за соответствующий период, их обезличенные анкетные данные, обезличенный продуктовый справочник с данными по каждому товару сети.

Данное преимущество позволяет самому смоделировать и выделить важные признаки, и получить релевантный опыт работы с живыми, а не синтетическими или уже агрегированными данными.

Опишем набор данных детальнее. Он состоит из:

* Общей информации о клиентах:

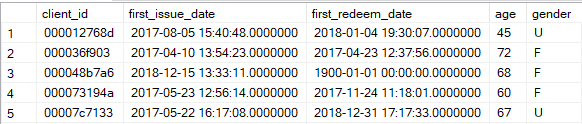


Рисунок 3

* Общая информация о товарах на складе:

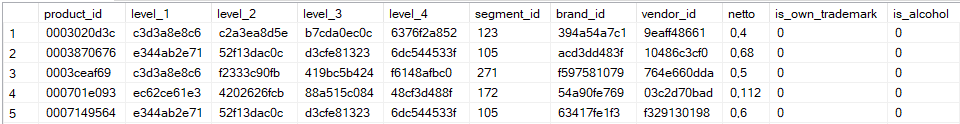


Рисунок 4

* История покупок клиента до коммуникаций:

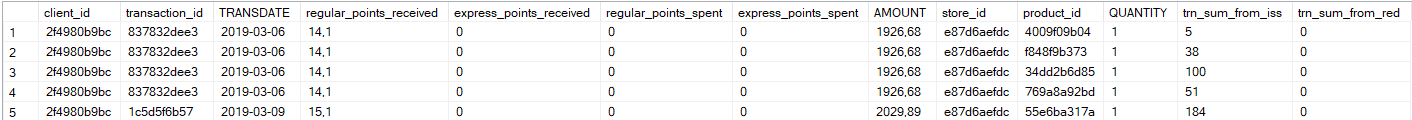


Рисунок 5

* Целевые переменные для обучения:

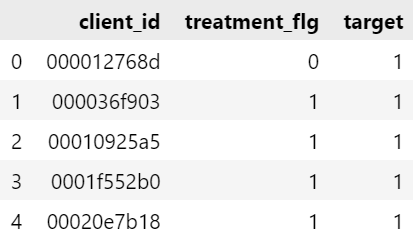


Рисунок 6

* Данные для теста:

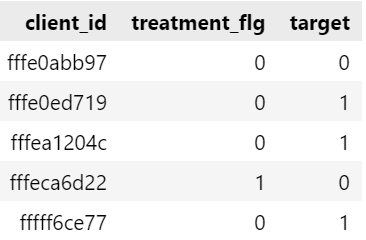


Рисунок 7

## **Анализ и агрегирование данных**

Так как данные для UpLift моделирования составляют 4 Гб. в формате csv, что достаточно много для табличных данных самом экономном формате, то было решено взаимодействовать с ними через реляционный язык запросов SQL. Для этого был развернут локальный SQL Server на СУБД MSSQL и с помощью SQL Management Studio были загружены табличные данные.

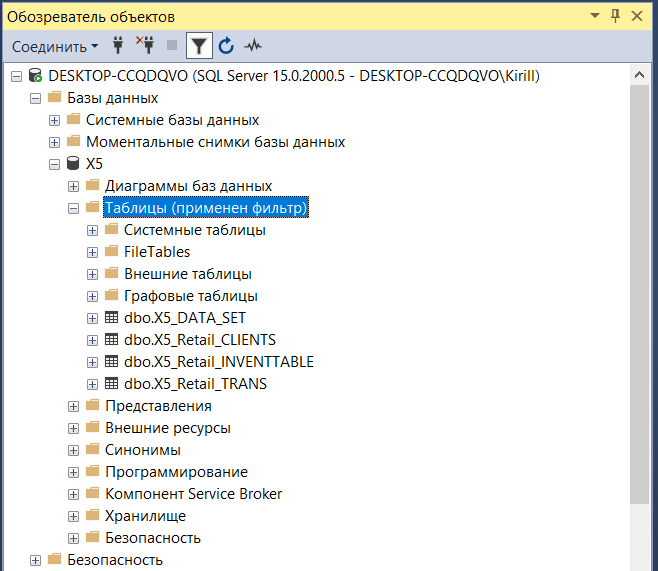


Рисунок 8

Через транзакции были выделены наиболее часто покупаемые товары для агрегации их в признаки.

Таким образом были выделены наиболее продаваемые:

* Уровни в иерархии товаров – рисунок 9.

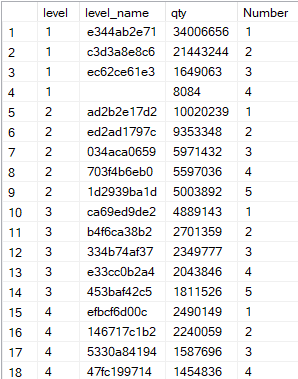


Рисунок 9

* Бренды – рисунок 10.

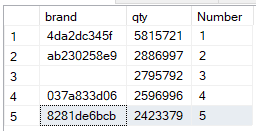


Рисунок 10

* Поставщики – рисунок 11.

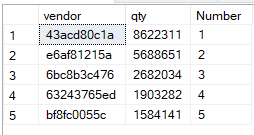


Рисунок 11

* Сегменты товаров – рисунок 12.

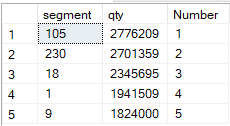


Рисунок 12

Для моделирования основных обучающих признаков был использован принцип RFM - сегментации[[2]](#footnote-2). То есть, по покупкам клиентов были определены следующие параметры:

* Частота покупок – количество покупок за расчетный период.
* Период с момента последней покупки.
* Сумма товарооборота с клиента за расчетный период - в нашем случае возьмем средний чек, так как это стратифицировать клиентов явным образом.

Также была собрана статистика по доле алкогольных товаров в чеке, доля позиций в чеке товаров внутренних брендов, среднее время между покупками, а также по трате и заработку бонусов программы лояльности, средняя скидка за счет бонусов и подобные показатели. Вдобавок к этому были учтены и анкетные данные.

Таким образом было получено пространство из 30-ти обучающих признаков.

## **Реализация UpLift моделирования методами машинного обучения**

### Базовая модель

Перед проведением экспериментов следует определить базовую модель, от функционала качества которой нужно будет отталкиваться. Так как базовая модель предполагает слепое прогнозирование без обработки пространства признаков, в нашем случае подойдет равномерная случайная величина, распределенная от -1 до 1.

По итогам такого моделирования получаем следующие значения метрик:

* WAU = 0.0332
* = 0.0341
* Qini curve AUC = 0
* UpLift curve AUC = 0.

### Экспериментальная установка

Исследование методов UpLift моделирования с помощью машинного обучения реализовано на высокоуровневом языке программирования Python, с использованием библиотек scikit-learn, scikit-uplift, CatBoost.

Для сравнения методов моделирования используется модель градиентного бустинга с базовыми параметрами, реализованный в библиотеке CatBoost.

Чтобы избежать ложных выводов по результатам работы модели на тестовом множестве, в исследовании используется кросс валидация c разбиением выборки на 5 долей. По итогу кросс валидации будет браться средняя по метрикам качества, на основе которых и будет сравнение. Иллюстрация работы кросс валидации на рисунке 13.



Рисунок 13. Схема кросс валидации

### Моделирование с одной моделью

Самое простое и понятное решение. На тренировочной выборке обучаем любую модель бинарной классификации по всем обучающим признакам, включая коммуникационную переменную.

Далее для тестовой выборки задаем коммуникационную переменную равную 1 и определяем прогноз вероятности, что объект совершит целевое действие.

Далее для тестовой выборки задаем коммуникационную переменную равную 0 и снова определяем прогноз вероятности, что объект совершит целевое действие.

После этого берется разность вероятностей при наличии коммуникации и при отсутствии, что и будет значением UpLift.

По итогам моделирования получены следующие усредненные метрики:

* WAU = 0.0332
* = 0.0319
* Qini curve AUC = 0
* UpLift curve AUC = 0.

Также стоит добавить, что как на рисунках 14 и 15, для каждого разбиении фактически отсутствует инкрементальный эффект.

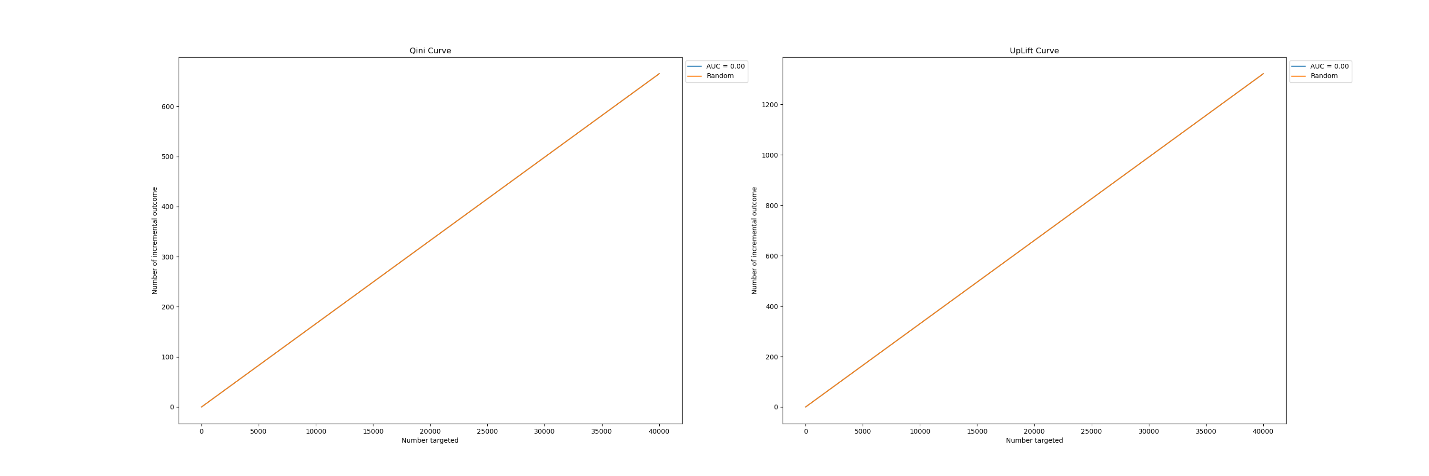


Рисунок 14

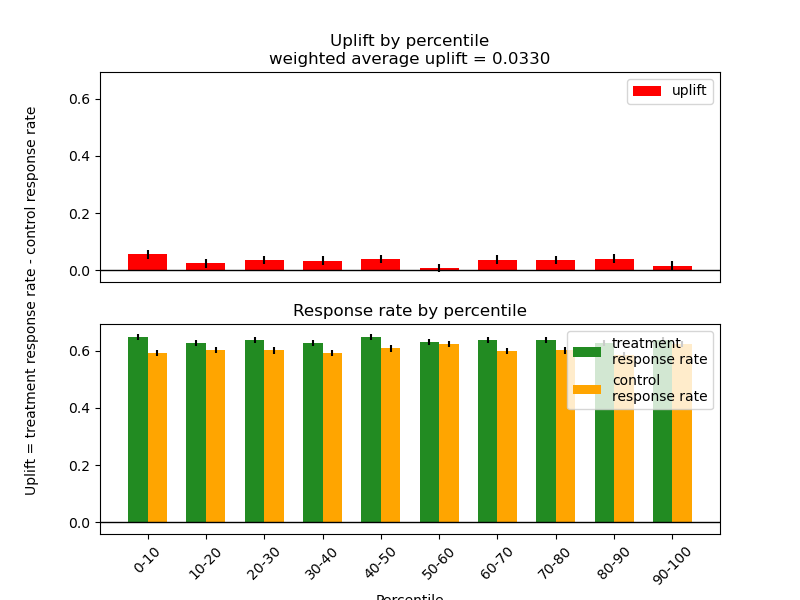


Рисунок 14

### Моделирование с двумя независимыми моделями

Метод представляет собой обучение двух независимых моделей на тренировочных данных, где одна модель обучается на целевой группе, а вторая обучается на контрольной. Далее на тестовых данных прогнозируется вероятность выполнения целевого действия для одной и для второй модели и берется их разность.

Но тут сразу возникает нюанс, что при отсутствии равного объема целевой и контрольной группы, модели не будут иметь одинаковую полноту обучения. Но в нашем случае этого происходить не будет, так как рабочая и тестовая группа равного объема.

По итогам моделирования получены следующие усредненные метрики:

* WAU = 0.0333
* = 0.0534
* Qini curve AUC = 0.01
* UpLift curve AUC = 0.012

По итогу кросс валидации имеются два типа событий:

* Когда uplift позволяет получить инкрементальный эффект, как на рисунке 15.

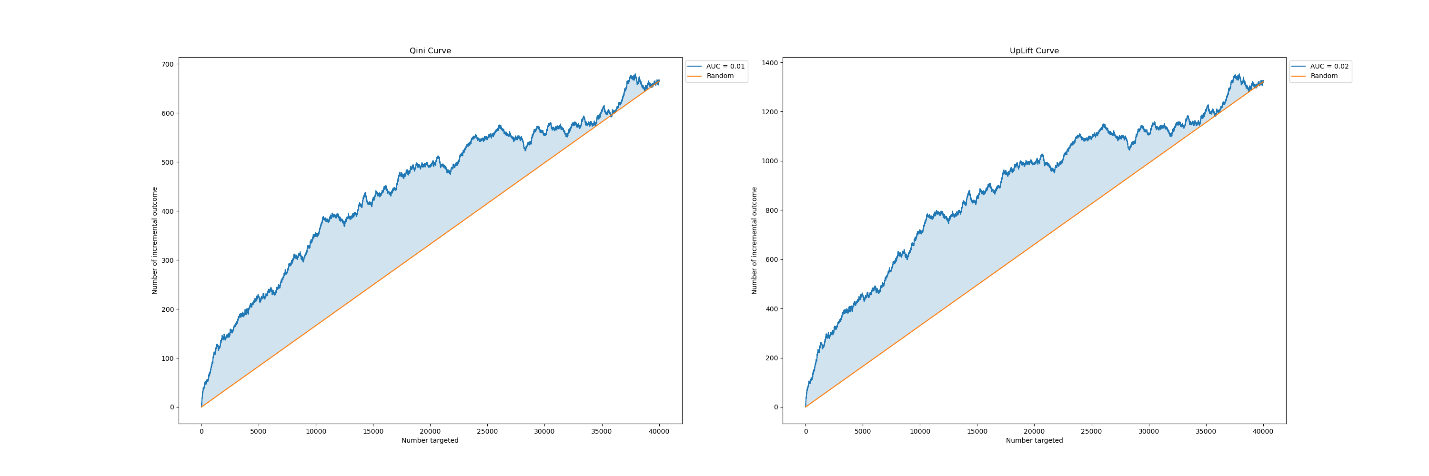


Рисунок 15

* Когда uplift позволяет получить инкрементальный эффект с переменным успехом, как на рисунке 16.

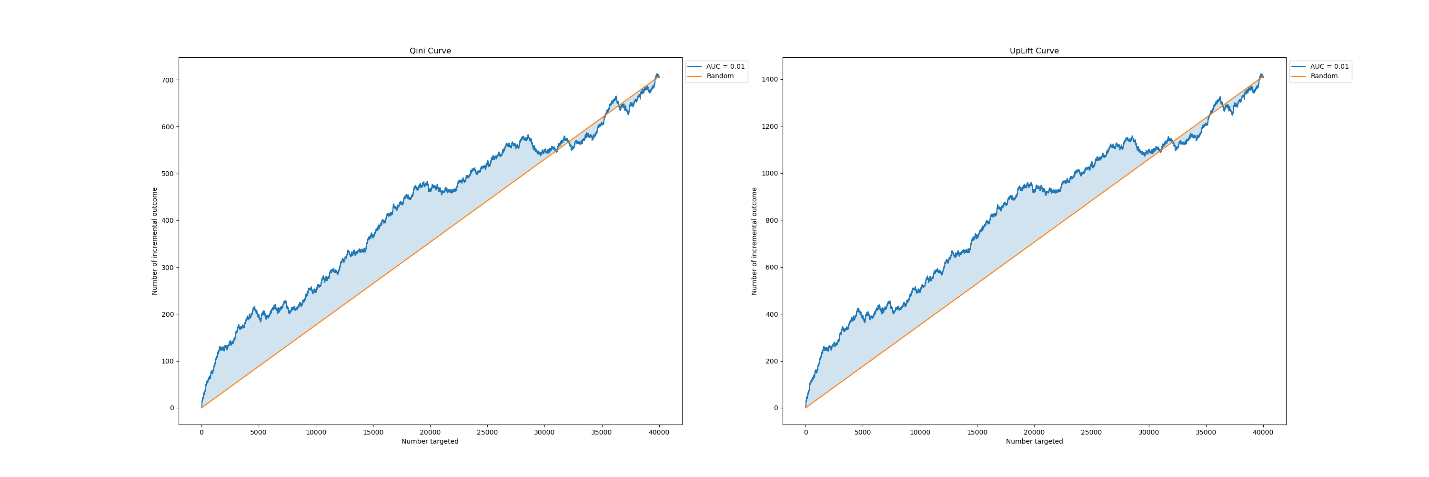


Рисунок 16

Так же стоит добавить, что после каждой итерации обучения разбивка конверсий по процентилям имеет следующий вид, как на рисунке 17. Что говорит об ухудшении результатов по сравнению с предыдущим экспериментом, так как при уменьшении размера выборки падает и конверсия, несмотря на увеличивающий UpLift.

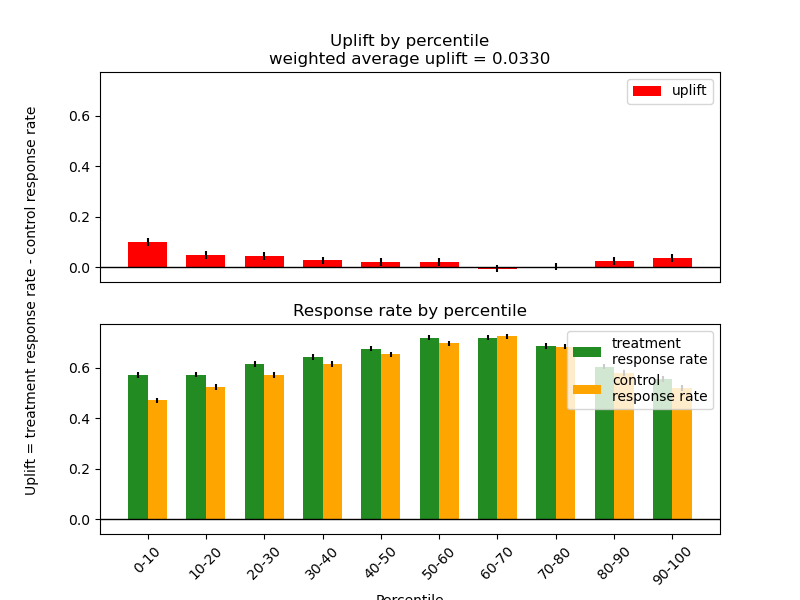


Рисунок 17

### Метод трансформации класса

В данном методе мы вернемся снова к единой модели, но теперь преобразуем коммуникационную переменную и целевую переменную в одну следующим образом:

, где

.

В нашем случае, . Тогда трансформированный класс будет иметь следующие значения:

Далее произведем переход к задаче регрессии для однозначной интерпретации прогноза.

По результатам моделирования были получены следующие усредненные результаты:

* WAU = 0.0329
* = 0.0441
* Qini curve AUC = 0.006
* UpLift curve AUC = 0.006

Несмотря на не лучшие значения усредненных метрик, распределение конверсий в зависимости от объема выборки, как на рисунке 18, говорит о том, что модель не уменьшает явно конверсию при уменьшении объема выборки, приближаясь в этом плане к результату первой модели. Но рисунок 19 говорит о присутствии инкремента, чего уже в первой модели не наблюдалось.

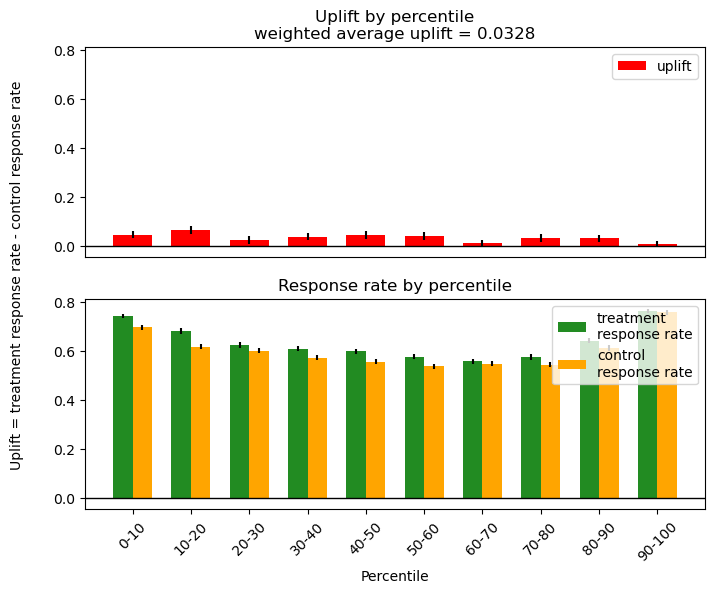


Рисунок 18

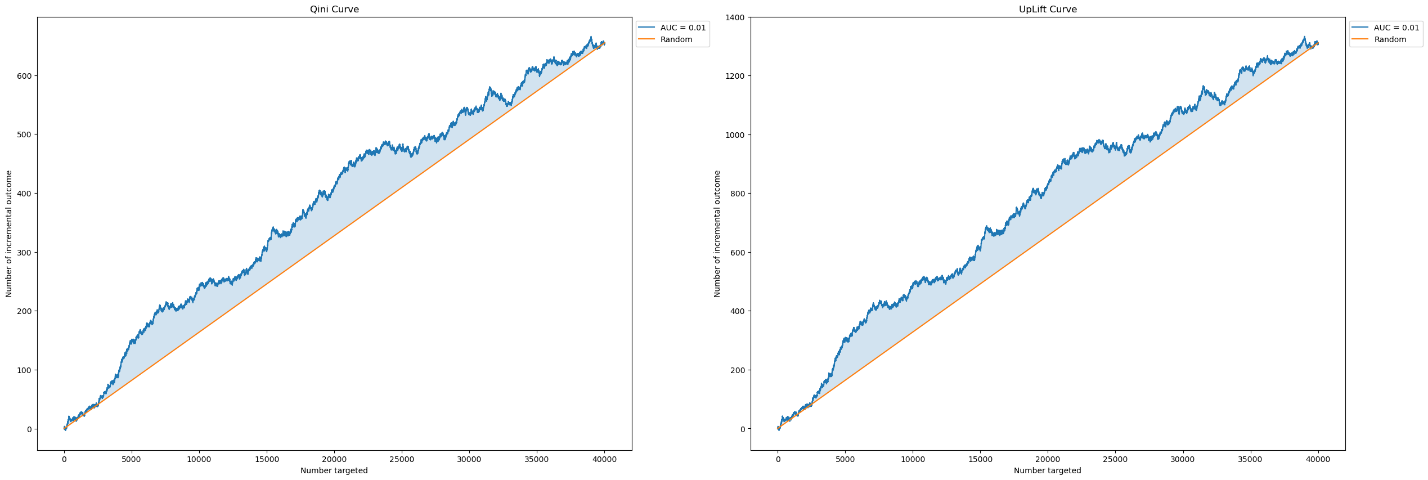


Рисунок 19

### Исследований архитектур моделей машинного обучения

Так как по результатам подходов наилучшие имеет метод трансформации классов с переходом к задаче регрессии, то возникает вопрос – какая модель позволяет получить наилучший результат для нашей задачи.

Если считать, что наши целевые переменные достоверные, то косвенно оценивать качество моделей для сравнения можно и с помощью среднеквадратичной ошибки. Ведь та модель, которая лучше всего обучиться на тренировочных данных и тестовых данных и должна потенциально иметь наилучший UpLift на практике.

Сравнение структур моделей будет происходить с помощью библиотеки evalml, которая содержит внутри себя уже весь реализованный функционал.

По итогам поиска по 11-ти моделям, наилучшие показатели имеет уже использованный ранее градиентный бустинг из библиотеки Яндекс CatBoost. Лучшие результаты в таблице 1.

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Номер** | **pipeline\_name** | **validation\_score** | **percent\_better\_baseline** |
| 1 | CatBoost Regressor w/ Replace Nullable Types Transformer + Imputer + Select Columns Transformer | 1,574504 | 0,001993 |
| 2 | Mean Baseline Regression Pipeline | 1,574535 | 0 |
| 3 | Elastic Net Regressor w/ Replace Nullable Types Transformer + Imputer + Standard Scaler + Select Columns Transformer | 1,574535 | 0 |

Таблица

Далее взяли лучший PipeLine: регрессионная модель градиентного бустинга от Яндекс - CatBoost, с выбором наиболее значимых для модели параметров: возраст, средний чек покупки, средняя скидка бонусами, средняя количество получаемых бонусов за покупку, выручка с покупками со списанием бонусов, сумма всех заработанных бонусов, сумма всех покупок, доля покупок СТМ, средняя доля алкогольной продукции, давность даты первой покупки до расчетного дня, количество покупок, средняя доля покупок СТМ, баланс базовых бонусов на расчетный день, количество покупок с продукцией СТМ.

По результатам моделирования были получены следующие усредненные результаты:

* WAU = 0.0347
* = 0.0699
* Qini curve AUC = 0.024
* UpLift curve AUC = 0.034

## **Заключение**

В данной работе были исследованы методы моделирования UpLift с помощью машинного обучения на исходных данных от X5 Retail Group, выложенных в открытый доступ.

В работе были рассмотрены метрики оценивания качества прогноза UpLift при алгоритме с одной моделью, при алгоритме с двумя независимыми моделями и при работе с одной моделью после трансформации классов и перехода к задаче регресии.

По итогам моделирования с данными обучающими признаками, лучшее качество имеет метод трансформации классов.

После определения метода было решено найти наилучшую структуру модели с помощью AutoML конвейров. В результате чего выяснилось, что с данными признаками лучшей моделью является градиентный бустинг в библиотеке CatBoost от компании Яндекс.

Причем, данная модель имеет наилучшие показатели по всем целевым метрикам по итогам усреднения результатов кросс – валидации.

# **СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ**

1. Источник данных // [https://ods.ai/competitions/x5-retailhero-uplift-modeling](%20https:/ods.ai/competitions/x5-retailhero-uplift-modeling)

2. RF – сегментация // <https://www.moengage.com/blog/rfm-analysis-using-rfm-segments/>

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ | /\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_/ | \_\_\_\_\_ \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ 20\_\_г. |
| *подпись обучающегося* | *расшифровка подписи* | *дата* |

1. https://ods.ai/competitions/x5-retailhero-uplift-modeling [↑](#footnote-ref-1)
2. RFМ – сегментация // <https://www.moengage.com/blog/rfm-analysis-using-rfm-segments/> [↑](#footnote-ref-2)