Курсовой проект от компании Megafon

В данном проекте осуществляется предсказание возможности подключения услуги клиентом компании, для формирования ему предложения.

Входной набор данных:

- файл data_train.csv с набором признаков: id, vas_id, buy_time, target
- файл features.csv.zip с дополнительным набором признаков клиентов

Тестовый набор данных:

- Файл data_test.csv с набором признаков: id, vas_id, buy_time

Выходной набор данных:

- Файл с предсказаниями answers_test.csv с набором признаков: id, vas_id, buy_time, target
- Работающая модель в формате pickle - model.pkl
- Код модели в виде jupyter-ноутбука
- Описание работы в виде файла «Описание работы» в формате pdf

Целевая переменная target. Для которой, 1 означает подключение услуги абонентом, 0 – не подключение услуги.

Метрика качества для оценки результата обучения модели - F1 score.

Загрузка данных, формирование датафреймов

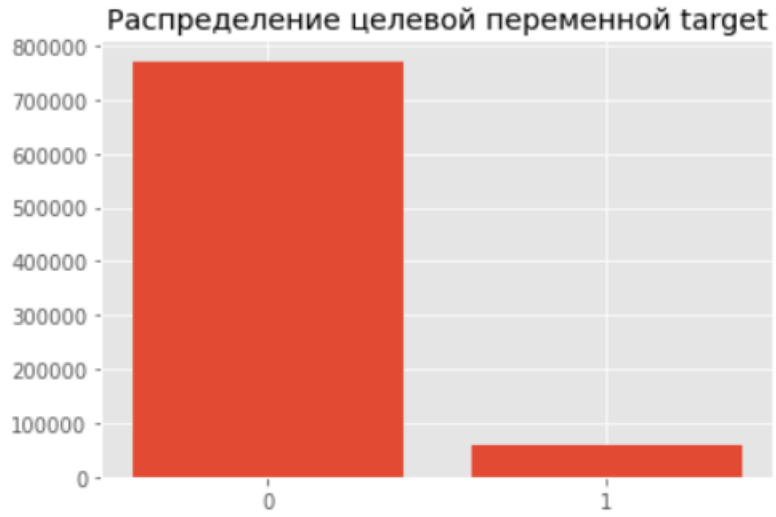
Так как файл features.csv слишком большой, для работы с ним была использована библиотека dask.

Файл data_train.csv соединён с файлом features.csv посредством inner join по полям id и buy_time.

Из результирующего набора полей, удалены служебные поля Unnamed: 0_x', 'Unnamed: 0_y

Итог – файл X_train, для последующей загрузки в pipline.

После оценки распределения целевой переменной был получен следующий график



Очевидно, что присутствует дисбаланс классов, что может негативно сказаться на обучении модели для значения целевой переменной 1.

При подобном раскладе, метрика f1_score для модели градиентного бустинга, составляла 0.15

После балансировки классов, количество объектов со значениями целевой переменной 0 и 1 стало равным по 2642

Из датафрейма X_train, было удалено поле target, создан новый датафрейм Y_train, со значениями данного поля. Таким образом, был получен итоговый набор данных: X_train и Y_train, для загрузки в pipeline

Создание Pipeline

Произведена оценка признаков в датасете X_train:

```
Все признаки 256
Константные признаки 16
Вещественные признаки 248
Бинарные признаки 1
Категориальные признаки 1
Остальные признаки 0
```

В таком виде данные признаки загружены в pipeline.

Обработка пропусков выполнена следующим образом:

- вещественные признаки заполнены средним значением,
- категориальные – наиболее часто встречающимся. Игнорируются неизвестные значения

Для сравнения прогноза результата было использовано две модели – логистическая регрессия и градиентный бустинг. В обоих случаях подбирались оптимальные параметры при помощи GridSearchCV.

Далее подробно рассмотрены результаты тестирования каждой модели.

Логистическая регрессия

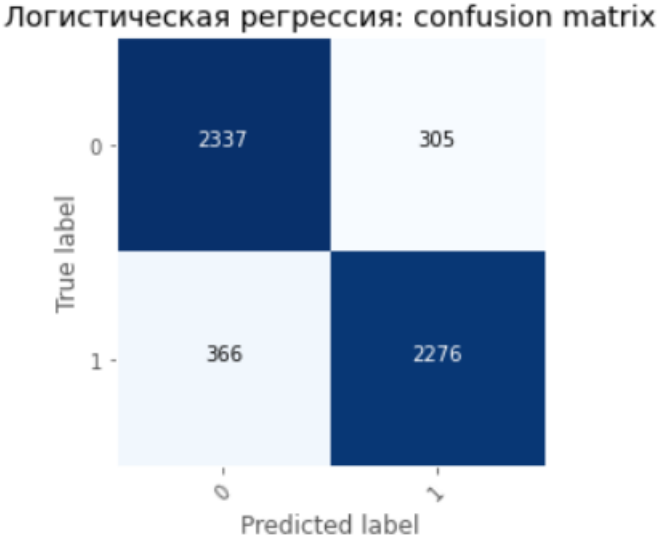
Значение f1 score при различных параметрах strategy: ['most_frequent', 'constant']

```
Best f1 score: 0.85

Best parameters set found on development set:

{'pipeline__featureunion__categorical_features__simpleimputer__fill_value'
: -1, 'pipeline__featureunion__categorical_features__simpleimputer__strate
gy': 'most_frequent'}

Grid scores on development set:

0.853 (+/-0.005) for {'pipeline__featureunion__categorical_features__simpl
eimputer__fill_value': -1, 'pipeline__featureunion__categorical_features__
simpleimputer__strategy': 'most_frequent'}
0.853 (+/-0.005) for {'pipeline__featureunion__categorical_features__simpl
eimputer__fill_value': -1, 'pipeline__featureunion__categorical_features__
simpleimputer__strategy': 'constant'}
```

Сравнение предсказания модели с известными значениями целевой переменной:

Логистическая регрессия

	precision	recall	f1-score	support
0	0.86	0.88	0.87	2642
1	0.88	0.86	0.87	2642
accuracy			0.87	5284
macro avg	0.87	0.87	0.87	5284
weighted avg	0.87	0.87	0.87	5284



Градиентный бустинг

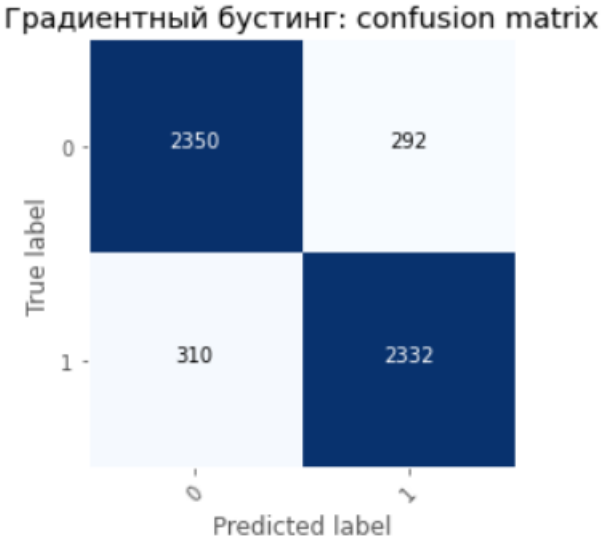
Значение f1 score при различных параметрах max_depth [3, 5], n_estimators": [50, 100]

```
Best f1 score: 0.88

Best parameters set found on development set:

{'gradientboostingclassifier__max_depth': 3, 'gradientboostingclassifier__
n_estimators': 100}

Grid scores on development set:

0.872 (+/-0.007) for {'gradientboostingclassifier__max_depth': 3, 'gradien
tboostingclassifier__n_estimators': 50}
0.876 (+/-0.005) for {'gradientboostingclassifier__max_depth': 3, 'gradien
tboostingclassifier__n_estimators': 100}
0.875 (+/-0.003) for {'gradientboostingclassifier__max_depth': 5, 'gradien
tboostingclassifier__n_estimators': 50}
0.874 (+/-0.003) for {'gradientboostingclassifier__max_depth': 5, 'gradien
tboostingclassifier__n_estimators': 100}
```

Сравнение предсказания модели с известными значениями целевой переменной:

Градиентный бустинг

	precision	recall	f1-score	support
0	0.88	0.89	0.89	2642
1	0.89	0.88	0.89	2642
accuracy			0.89	5284
macro avg	0.89	0.89	0.89	5284
weighted avg	0.89	0.89	0.89	5284



Заключение

Сравнивая результаты двух моделей, видно, что метрика f1 score выше у градиентного бустинга - 0.89, против 0.87 у логистической регрессии.

В результате выбрана модель градиентного бустинга т.к. у ней выше f1 score и true negativ true positiv лучше, чем у логистической регрессии.

Результат предсказания на тестовых данных имеет значения в диапазоне от 0 до 1.

Принято решение для целевой переменной target проставлять:

- 1 для значения больше или равно 0.5
- 0 для значений меньших 0.5