Geekbrains

**Прогнозирование аналитических данных бухгалтерского учета по текстовому описанию платежного документа**

Искусственный интеллект

Машинное обучение

Проторский А.В.

Москва

2024

**Содержание**

[Введение 2](#_Toc174159425)

[Теоретическая часть 3](#_Toc174159426)

[Введение 3](#_Toc174159427)

[Типы задач машинного обучения 3](#_Toc174159428)

[Основные виды машинного обучения 4](#_Toc174159429)

[Основные алгоритмы моделей машинного обучения 5](#_Toc174159430)

[Основные метрики оценки качества моделей машинного обучения 8](#_Toc174159431)

[Практическая часть 12](#_Toc174159432)

# Введение

**Тема проекта:** Обучить модель машинного обучения для предсказания аналитических параметров бухгалтерского учета по текстовому описанию платежного документа.

**Цель:** Автоматизировать формирования бухгалтерских документов при обработке банковских выписок, сократив труд программистов и сотрудников бухгалтерии при загрузке данных из системы клиент-банк в бухгалтерскую систему.

**Какую проблему решает:** При формировании бухгалтерских документов из платежных необходимо определять параметры аналитического учета, для чего требуется проанализировать текстовое назначение платежа, для этого используется разбор текста с помощью регулярных выражений и человеческий труд по корректировки ошибочно определенных данных с последующим изменением алгоритма их разбора. Поскольку текст платежного поручения заполняется сотрудником банка в произвольной форме процесс модификации алгоритма постоянно продолжается, чтобы минимизировать время сопровождения системы, было принято решения обучить модель для решения данной задачи.

**Задачи:**

1. Изучить литературу, касающуюся темы исследования.
2. Рассмотреть основные виды и методы моделей машинного обучения.
3. Разработать и обучить модель машинного обучения.
4. Создать WEB REST API сервис для использования обученной модели.

**Инструменты:** Python**,** Jupyter Notebook,VSCode, Sklearn, FLASK, SoupUI, Git, WSL, Docker, Gunicorn

**Состав команды**: Проторский А.В. (Разработчик)

# Теоретическая часть

# Введение

Благодаря машинному обучению программист не обязан писать инструкции, учитывающие все возможные проблемы и содержащие все решения. Вместо этого в программу закладывают алгоритм самостоятельного нахождения решений путём комплексного использования статистических данных, из которых выводятся закономерности и на основе которых делаются прогнозы.

Технология машинного обучения на основе анализа данных берёт начало в 1950 году, когда начали разрабатывать первые программы для игры в шашки. За прошедшие десятилетий общий принцип не изменился. Зато благодаря взрывному росту вычислительных мощностей компьютеров многократно усложнились закономерности и прогнозы, создаваемые ими, и расширился круг проблем и задач, решаемых с использованием машинного обучения.

Чтобы запустить процесс машинного обучение, для начала необходимо загрузить в компьютер набор данных, на которых алгоритм будет учиться обрабатывать запросы. Например, могут быть фотографии собак и котов, на которых уже есть метки, обозначающие к кому они относятся. После процесса обучения, программа уже сама сможет распознавать собак и котов на новых изображениях без содержания меток. Процесс обучения продолжается и после выданных прогнозов, чем больше данных мы проанализировали программой, тем более точно она распознает нужные изображения.

Благодаря машинному обучению компьютеры учатся распознавать на фотографиях и рисунках не только лица, но и пейзажи, предметы, текст и цифры. Что касается текста, то и здесь не обойтись без машинного обучения: функция проверки грамматики сейчас присутствует в любом текстовом редакторе и даже в телефонах. Причем учитывается не только написание слов, но и контекст, оттенки смысла и другие тонкие лингвистические аспекты.

# Типы задач машинного обучения

Все задачи, решаемые с помощью машинного обучения, относятся к одной из следующих категорий.

1. Задача регрессии – прогноз на основе выборки объектов с различными признаками. На выходе должно получиться вещественное число (2, 35, 76.454 и др.), к примеру цена квартиры, стоимость ценной бумаги по прошествии полугода, ожидаемый доход магазина на следующий месяц, качество вина при слепом тестировании.
2. Задача классификации – получение категориального ответа на основе набора признаков. Имеет конечное количество ответов (как правило, в формате «да» или «нет»): есть ли на фотографии кот, является ли изображение человеческим лицом..
3. Задача кластеризации – распределение данных на группы: разделение всех клиентов мобильного оператора по уровню платёжеспособности, отнесение космических объектов к той или иной категории (планета, звёзда, чёрная дыра и т. п.).
4. Задача уменьшения размерности – сведение большого числа признаков к меньшему (обычно 2–3) для удобства их последующей визуализации (например, сжатие данных).
5. Задача выявления аномалий – отделение аномалий от стандартных случаев. На первый взгляд она совпадает с задачей классификации, но есть одно существенное отличие: аномалии – явление редкое, и обучающих примеров, на которых можно обучить модель на выявление таких объектов, либо исчезающе мало, либо просто нет, поэтому методы классификации здесь не работают. На практике такой задачей является, например, выявление мошеннических действий с банковскими картами.

# Основные виды машинного обучения

Основная масса задач, решаемых при помощи методов машинного обучения, относится к двум разным видам: обучение с учителем (supervised learning) либо без него (unsupervised learning). Однако этим учителем вовсе не обязательно является сам программист, который стоит над компьютером и контролирует каждое действие в программе. «Учитель» в терминах машинного обучения – это само вмешательство человека в процесс обработки информации. В обоих видах обучения машине предоставляются исходные данные, которые ей предстоит проанализировать и найти закономерности. Различие лишь в том, что при обучении с учителем есть ряд гипотез, которые необходимо опровергнуть или подтвердить.

1. **Машинное обучение с учителем**

Предположим, в нашем распоряжении оказались сведения о десяти тысячах московских квартир: площадь, этаж, район, наличие или отсутствие парковки у дома, расстояние от метро, цена квартиры и т. п. Нам необходимо создать модель, предсказывающую рыночную стоимость квартиры по её параметрам. Это идеальный пример машинного обучения с учителем: у нас есть исходные данные (количество квартир и их свойства, которые называются признаками) и готовый ответ по каждой из квартир – её стоимость(целевая переменная). Программе предстоит решить задачу регрессии, предсказать цену квартиры в зависимости от ее признаков.

1. **Машинное обучение без учителя**

В случае обучения без учителя, когда готовых «правильных ответов» системе не предоставлено, всё обстоит ещё интереснее. Например, у нас есть информация о весе и росте какого-то количества людей, и эти данные нужно распределить по трём группам, для каждой из которых предстоит пошить рубашки подходящих размеров. Это задача кластеризации. В этом случае предстоит разделить все данные на 3 кластера (но, как правило, такого строгого и единственно возможного деления нет). Если взять другую ситуацию, когда каждый из объектов в выборке обладает сотней различных признаков, то основной трудностью будет графическое отображение такой выборки. Поэтому количество признаков уменьшают до двух или трёх, и становится возможным визуализировать их на плоскости или в 3D.

Это – задача уменьшения размерности.

# Основные алгоритмы моделей машинного обучения

Машинное обучение использует широкий спектр алгоритмов для перевода наборов данных в прогнозные модели. Какой алгоритм сработает лучше, зависит от решаемой задачи.

* + - 1. **Дерево принятия решений**

Это метод поддержки принятия решений, основанный на использовании древовидного графа: модели принятия решений, которая учитывает их потенциальные последствия (с расчётом вероятности наступления того или иного события), эффективность, ресурсозатратность. Для бизнес-процессов это дерево складывается из минимального числа вопросов, предполагающих однозначный ответ — «да» или «нет». Последовательно дав ответы на все эти вопросы, мы приходим к правильному выбору. Методологические преимущества дерева принятия решений – в том, что оно структурирует и систематизирует проблему, а итоговое решение принимается на основе логических выводов.

* + - 1. **Наивная байесовская классификация**

Наивные байесовские классификаторы относятся к семейству простых вероятностных классификаторов и берут начало из теоремы Байеса, которая применительно к данному случаю рассматривает функции как независимые (это называется строгим, или наивным, предположением).

* + - 1. **Метод наименьших квадратов (линейная регрессия)**

Всем, кто хоть немного изучал статистику, знакомо понятие линейной регрессии. К вариантам её реализации относятся и наименьшие квадраты. Обычно с помощью линейной регрессии решают задачи по подгонке прямой, которая проходит через множество точек. Вот как это делается с помощью метода наименьших квадратов: провести прямую, измерить расстояние от неё до каждой из точек (точки и линию соединяют вертикальными отрезками), получившуюся сумму перенести наверх. В результате та кривая, в которой сумма расстояний будет наименьшей, и есть искомая (эта линия пройдёт через точки с нормально распределённым отклонением от истинного значения). Линейная функция обычно используется при подборе данных для машинного обучения, а метод наименьших квадратов – для сведения к минимуму погрешностей путем создания метрики ошибок.



Задача модели - в процессе обучения подобрать коэффициенты ω так, чтобы значение этой функции было как можно более близко к реальному целевому значению y объекта x.

* + - 1. **Логистическая регрессия**

Логистическая регрессия – это способ определения зависимости между переменными, одна из которых категориально зависима, а другие независимы. Для этого применяется логистическая функция (аккумулятивное логистическое распределение). Практическое значение логистической регрессии заключается в том, что она является мощным статистическим методом предсказания событий, который включает в себя одну или несколько независимых переменных, по которым предсказывается вероятность принадлежности данного объекта к каждому из классов.

Рассмотрим алгоритм логистической регрессии для бинарной классификации, т.е. случая, когда различных классов всего 2. В этом случае задача алгоритма логистической регрессии очень похожа на задачу алгоритма линейной регрессии, рассмотренного ранее: модель должна подобрать коэффициенты ω0, ω1,… ωn. , затем определяется значение:



, величина z помещается в сигмоидную функцию:



Сигмоидная функция используется для того, чтобы преобразовать число z из промежутка (−∞,∞) в число f(z) из промежутка (0,1). Причём, делается это так, что число f(z) можно теперь интерпретировать как вероятность. В нашем случае это будет вероятность принадлежности объекта x классу 1. Соответственно, вероятность принадлежности объекта классу 0 будет равна 1− f(z).

Алгоритм логистической регрессии минимизирует функцию потерь:



Здесь y - правильный ответ на объекте x (0 или 1), а p - вычисленная алгоритмом вероятность принадлежности объекта x классу 1.

* + - 1. **Метод опорных векторов (SVM)**

Это целый набор алгоритмов, необходимых для решения задач на классификацию и регрессионный анализ. Исходя из того что объект, находящийся в N-мерном пространстве, относится к одному из двух классов, метод опорных векторов строит гиперплоскость с мерностью (N – 1), чтобы все объекты оказались в одной из двух групп. На бумаге это можно изобразить так: есть точки двух разных видов, и их можно линейно разделить. Кроме сепарации точек, данный метод генерирует гиперплоскость таким образом, чтобы она была максимально удалена от самой близкой точки каждой группы.

* + - 1. **Метод ансамблей**

Он базируется на алгоритмах машинного обучения, генерирующих множество классификаторов и разделяющих все объекты из вновь поступающих данных на основе их усреднения или итогов голосования. Изначально метод ансамблей был частным случаем байесовского усреднения, но затем усложнился и оброс дополнительными алгоритмами:

* бустинг (boosting) – преобразует слабые модели в сильные посредством формирования ансамбля классификаторов (с математической точки зрения это является улучшающим пересечением);
* бэггинг (bagging) – собирает усложнённые классификаторы, при этом параллельно обучая базовые (улучшающее объединение);
* корректирование ошибок выходного кодирования.

Метод ансамблей – более мощный инструмент по сравнению с отдельно стоящими моделями прогнозирования, поскольку:

* он сводит к минимуму влияние случайностей, усредняя ошибки каждого базового классификатора;
* уменьшает дисперсию, поскольку несколько разных моделей, исходящих из разных гипотез, имеют больше шансов прийти к правильному результату, чем одна отдельно взятая;
* исключает выход за рамки множества: если агрегированная гипотеза оказывается вне множества базовых гипотез, то на этапе формирования комбинированной гипотезы оно расширяется при помощи того или иного способа, и гипотеза уже входит в него.
  + - 1. **Алгоритмы кластеризации**

Кластеризация заключается в распределении множества объектов по категориям так, чтобы в каждой категории – кластере – оказались наиболее схожие между собой элементы.  
  
Кластеризировать объекты можно по разным алгоритмам. Чаще всего используют следующие:

* на основе центра тяжести треугольника;
* на базе подключения;
* сокращения размерности;
* плотности (основанные на пространственной кластеризации);
* вероятностные;
* машинное обучение, в том числе нейронные сети.
  + - 1. **Метод главных компонент (PCA)**

Метод главных компонент, или PCA, представляет собой статистическую операцию по ортогональному преобразованию, которая имеет своей целью перевод наблюдений за переменными, которые могут быть как-то взаимосвязаны между собой, в набор главных компонент – значений, которые линейно не коррелированы. Практические задачи, в которых применяется PCA, – визуализация и большинство процедур сжатия, упрощения, минимизации данных для того, чтобы облегчить процесс обучения. Однако метод главных компонент не годится для ситуаций, когда исходные данные слабо упорядочены (то есть все компоненты метода характеризуются высокой дисперсией). Так что его применимость определяется тем, насколько хорошо изучена и описана предметная область.

* + - 1. **Стохастическое вложение соседей с t-распределением**

Алгоритм t-SNE (t-distributed Stochastic Neighbor Embedding) позволяет понижать размерность данных до двух или трёх измерений, что позволяет визуализировать данные на двумерных и трёхмерных графиках. Изучая графики, можно, например, понять, на сколько кластеров адекватно разбивать данные, а также оценить уже выполненное разбиение на кластеры.

* + - 1. **Сингулярное разложение**

В линейной алгебре сингулярное разложение, или SVD, определяется как разложение прямоугольной матрицы, состоящей из комплексных или вещественных чисел. Так, матрицу M размерностью [m\*n] можно разложить таким образом, что M = UΣV, где U и V будут унитарными матрицами, а Σ – диагональной. Одним из частных случаев сингулярного разложения является метод главных компонент. Самые первые технологии компьютерного зрения разрабатывались на основе SVD и PCA и работали следующим образом: вначале лица (или другие паттерны, которые предстояло найти) представляли в виде суммы базисных компонент, затем уменьшали их размерность, после чего производили их сопоставление с изображениями из выборки. Современные алгоритмы сингулярного разложения в машинном обучении, конечно, значительно сложнее, чем их предшественники, но суть их в целом нем изменилась.

* + - 1. **Анализ независимых компонент (ICA)**

Это один из статистических методов, который выявляет скрытые факторы, оказывающие влияние на случайные величины, сигналы и пр. ICA формирует порождающую модель для баз многофакторных данных. Переменные в модели содержат некоторые скрытые переменные, причем нет никакой информации о правилах их смешивания. Эти скрытые переменные являются независимыми компонентами выборки и считаются негауссовскими сигналами.  
  
В отличие от анализа главных компонент, который связан с данным методом, анализ независимых компонент более эффективен, особенно в тех случаях, когда классические подходы оказываются бессильны. Он обнаруживает скрытые причины явлений и благодаря этому нашёл широкое применение в самых различных областях – от астрономии и медицины до распознавания речи, автоматического тестирования и анализа динамики финансовых показателей

# Основные метрики оценки качества моделей машинного обучения

Метрики оценки качества моделей разделяются для задач классификации и регрессии.

* + - 1. **Оценка качества модели в задачах классификации**

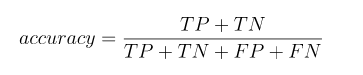
Перед переходом к самим метрикам необходимо ввести важную концепцию для описания этих метрик в терминах ошибок классификации — confusion matrix (матрица ошибок).

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | y = 1 | y = 0 |
| Ὗ = 1 | True Positive (TP) | False Positive (FP) |
| Ὗ = 0 | False Negative (FN) | True Negative (TN) |

Здесь Ὗ - это ответ алгоритма на объекте, а y - истинная метка класса на этом объекте.  
Таким образом, ошибки классификации бывают двух видов: False Negative (FN) и False Positive (FP).

#### **Accuracy**

Доля правильных ответов модели рассчитывается по формуле:



Использование данной метрики не дает достоверную оценку качества модели, т.к при прогнозировании всех событий как TN будет получена более высокая оценка чем в иных случаях, следовательно модель не обладает ни какой предсказательной силой.

#### **Precision, recall и F-мера**

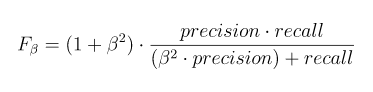
Для оценки качества работы алгоритма на каждом из классов по отдельности введем метрики precision (точность) и recall (полнота).

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

Precision можно интерпретировать как долю объектов, названных классификатором положительными и при этом действительно являющимися положительными, а recall показывает, какую долю объектов положительного класса из всех объектов положительного класса нашел алгоритм.

Именно введение precision не позволяет нам записывать все объекты в один класс, так как в этом случае мы получаем рост уровня False Positive. Recall демонстрирует способность алгоритма обнаруживать данный класс вообще, а precision — способность отличать этот класс от других классов. Precision и recall не зависят, в отличие от accuracy, от соотношения классов и потому применимы в условиях несбалансированных выборок.

Существует несколько различных способов объединить precision и recall в агрегированный критерий качества. F-мера, среднее гармоническое precision и recall :



Β в данном случае определяет вес точности в метрике, при Β = 1 это среднее гармоническое (с множителем 2, чтобы в случае precision = 1 и recall = 1 иметь F = 1). F-мера достигает максимума при полноте и точности, равными единице, и близка к нулю, если один из аргументов близок к нулю.

Если важность метрик Precision и Recall одинакова, можно использовать F1 – мерой:



Необходимо отметить, что в случае задач с несбалансированными классами, которые превалируют в реальной практике, часто приходится прибегать к техникам искусственной модификации набора данных для выравнивания соотношения классов, такие как oversampling (увеличение количество наблюдений с меньшим классом) и undersampling (уменьшение количества наблюдений доминирующего класса)

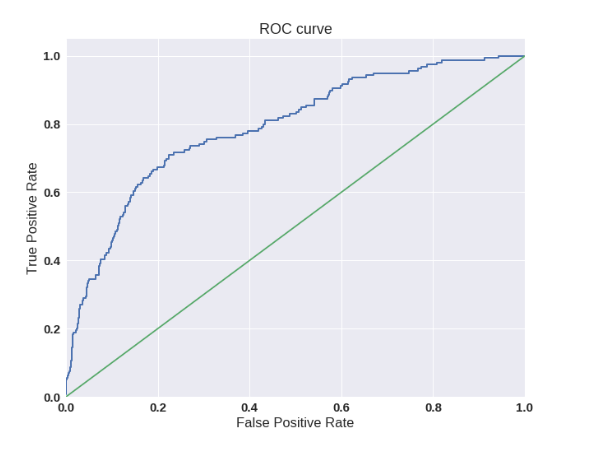
#### **AUC-ROC**

При конвертации вещественного ответа алгоритма (как правило, вероятности принадлежности к классу) в бинарную метку, мы должны выбрать какой-либо порог, при котором 0 становится 1. Естественным и близким кажется порог, равный 0.5, но он не всегда оказывается оптимальным, например, при вышеупомянутом отсутствии баланса классов.

Одним из способов оценить модель в целом, не привязываясь к конкретному порогу, является AUC-ROC (или ROC AUC) — площадь (*A*rea *U*nder *C*urve) под кривой ошибок (*R*eceiver *O*perating *C*haracteristic curve ). Данная кривая представляет из себя линию от (0,0) до (1,1) в координатах True Positive Rate (TPR) и False Positive Rate (FPR):

|  |  |
| --- | --- |
|  |  |

TPR это полнота, а FPR показывает, какую долю из объектов negative класса алгоритм предсказал неверно. В идеальном случае, когда классификатор не делает ошибок (FPR = 0, TPR = 1) мы получим площадь под кривой, равную единице; в противном случае, когда классификатор случайно выдает вероятности классов, AUC-ROC будет стремиться к 0.5, так как классификатор будет выдавать одинаковое количество TP и FP.



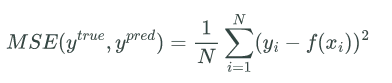
Недостатком данного метода является то, что AUC-ROC измеряет долю False Positive относительно True Negative и в задачах, где нам не так важен второй (больший) класс, может давать не совсем адекватную картину при сравнении алгоритмов.

* + - 1. **Оценка качества модели в задачах регрессии**

В задачах регрессии целевая переменная имеет потенциально бесконечное число значений. И природа этих значений, обычно, связана с каким-то процессом измерений: Задача регрессии: по обучающей выборке (xi,yi)Ni=1, где yi ∈ R построить модель f(x).

1. **MSE**

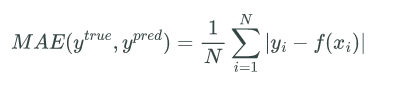
Одной из основных метрик для оценки качества моделей регрессии является *средняя квадратическая ошибка* или *mean squared error*, сокращённо *mse*. Она вычисляется как среднее от квадратов ошибок на каждом из объектов:



Иногда для того, чтобы показатель эффективности MSE имел размерность исходных данных, из него извлекают квадратный корень и получают показатель эффективности RMSE.

1. **MAE**

Также применяется средняя абсолютная ошибка. Она представляет из себя среднее не от квадратов ошибок, а от их модулей:

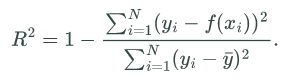


В отличается от mse она не так сильно реагирует на выбросы в данных, например, на те ситуации, в которых у некоторых объектов недвижимости сильно завышена или сильно занижена цена.

1. **R2**

MSE неограничен сверху, и может быть нелегко понять, насколько «хорошим» или «плохим» является то или иное его значение. Чтобы появились какие-то ориентиры, делают следующее:

* Берут наилучшее константное предсказание с точки зрения MSE — среднее арифметическое целевых переменных Ὗ тестовой выборки
* Рассматривают в качестве показателя ошибки:



У идеального решающего правила **R2** равен 1, у наилучшего константного предсказания он равен 0 на обучающей выборке. Можно заметить, что **R2** показывает, какая доля дисперсии целевой переменной объяснена моделью.

# Практическая часть

* + - 1. **EDA**

Загрузим и проанализируем обучающий набор данных:

df = pd.read\_csv('train.csv', sep=';', on\_bad\_lines='skip')

df.info()

Из общего количество строк и колонок выделяем признаки:

|  |  |
| --- | --- |
| Признаки | описание |
| Person\_Id | идентификатор клиента |
| Contract\_Id | идентификатор договора клиента |
| Account\_Id | идентификатор счета клиента |
| AccountPart\_Id | идентификатор раздела счета клиента |
| Comments | назначение платежа |

, и целевые переменные

|  |  |
| --- | --- |
| целевые переменные | описание |
| ВидДокумента | вид документа – определяет производимое им действие (списание/зачисление) |
| ВидОперации | детализация действия до уровня проводимой операции |
| Контрагент | субъект отношений по документу |
| СчетУчетаРасчетовСКонтрагентом | счет субъекта |
| Субконто1…5 | аналитические признаки |
| СтатьяДвиженияДенежныхСредств | счет учета движения денежных средств |
| ЦеннаяБумага | объект, над которым совершаются действия |

*Полный список признаков приведен в приложении*

Поскольку целевых переменных много обучаем несколько моделей для предсказания значений каждой из них.

* + - 1. **Обоснование выбора модели и метрики ее оценки**

Предсказание признаков аналитического учета является задачей классификации, в качестве baseline модели попробуем обучить линейную регрессию и оценим результаты ее работы метрикой F1, поскольку она позволяет оценивать мульти-классовые модели, используем режим micro для вычисляется путем подсчета общего числа истинно положительных, ложноотрицательных и истинно отрицательных результатов.

* + - 1. **Выбор инструментов и технологий разработки**

Для выполнения работы будем использовать библиотеку машинного обучения scikit-learn, данный выбор определяет используемый стек разработки языком Python, средой Visual Studio Code с оболочкой Jupyter Notebook, в которой будет проходить разработка и обучение моделей. Работа с обученными моделями будет осуществляться с использование Web службы по протоколу REST API.

* + - 1. **Разработка baseline модели**

Построение и обучение моделей выполним в окружении Jupyter Notebook, он предоставляет удобную визуальною среду для Python разработки, допускающую исполнение отдельных блоков кода и наглядную визуализацию данных. Созданные и обученные в нем модели сохраним в файл для последующего использования в Web службе.

Процесс обучения моделей предполагает предварительную подготовку данных, которые должны быть разделены на категориальные и количественные признаки, категориальные должны пройти процедуру кодирования – перевод в числовой форму, количественные необходимо проверить на наличие «выбросов» и заменить их на среднее или медиану, в зависимости от «нормальности» их распределения. После устранения «аномалий», данных проводиться процедура их стандартизации, - все признаки должны принять соразмерный формат с нулевым средним и единичной дисперсией, для корректного обучения моделей. Данный процесс предпочтительно оформить в виде класса конвейера Pipeline, это позволит выполнять одинаковый процесс подготовки данных как к обучающему, так и к тестовому набору данных. Приведем краткое описание основных методов класса:

* Transform – выполняет подготовку данных к передаче в модель: заполняет пропуски, обрабатывает выбросы, проводит кодирование номинальных признаков, отдельно стоит выделить проведение векторизации текстового признака «назначение платежа», в основном, именно по значению данного признака будет выполняться предсказание целевых переменных.
* sc\_data – данный метод реализован в виде декоратора, что дает возможность обучить и применить объект стандартизации данных внутри одного метода, не передавая его за его границы.
* prepare – выполняет формирование обучающего набора из загруженных данных оставляя в нем только необходимы признаки и целевые переменные.
* split – делит входной набор на обучающий и проверочный
* search\_param – выполняет поиск оптимальных гиперпараметров по сетке
* fit – обучает модель и сохраняет ее в конвейере.
* predict – осуществляет предсказание целевой переменной
* \_resize\_ - метод понижения размерности методом PCA

Код класса приведен в приложении.

Обучение модели выполняется методом fit конвейера, для каждой целевой переменной мы обучаем отдельную модель записывая их в словарь, который затем сохранение в файл.

1. # загрузка обучающего набора
2. train\_data **=** DataFrame(pd.read\_csv("train.csv", sep**=**';', on\_bad\_lines**=**'skip'))
3. pipelines **=** dict()
4. # обучения моделей для каждого целевой переменной
5. **for** target **in** ['ВидДокумента','ВидОперации','Контрагент','СчетУчетаРасчетовСКонтрагентом','СтатьяДвиженияДенежныхСредств','ЦеннаяБумага','НоменклатурнаяГруппа',\
6. 'СубконтоДт1','СубконтоДт2','СубконтоДт3','СубконтоДт4']:
7. pipeline **=** DataPipeline(train\_data**=**train\_data, features**=**['Person\_Id','Contract\_Id','Account\_Id','AccountPart\_Id','Comments'], target**=**target)
8. pipeline.transform(pipeline.train\_data)
9. pipeline.fit(LogisticRegression(), pipeline.sc\_train\_data)
10. pipeline.scatterplot(pipeline.model, pipeline.sc\_train\_data)
11. # сериализация модели
12. pipelines[target] **=** pickle.dumps(pipeline)
13. # сохранение конвейеров в файл
14. with open("pipelines.pkl", "wb") as f:
15. pickle.dump(pipelines, f)
    * + 1. **Оценка качества модели**

Для оценки качества обучения модели воспользуемся F-метрикой, для ее расчета мы разделили набор на обучающий и проверочный, первый использовался при обучении моделей, второй модель не видела, сравнивая предсказание на нем с известными результатами даст нам реальное представление о качестве проведенного обучения.

Метод конвейера fit выполняет обучение модели и сохраняет результат в конвейере, метод scatterplot визуализирует проверочные и предсказанные значения на плоскости, идеальным результатом обучения будет прямая восходящая из начала координат под углов в 450, в заголовке графика отображается значение рассчитанной метрики. Графики метрик обученных моделей для каждой целевой переменной приведены в приложении.

* + - 1. **Использование модели**

Работу с обученной моделью мы организуем через web – сервис по протоколу REST API предоставляемому библиотекой flask. Модуль доступа к модели приведен в приложении.

Создание объекта модели из предварительно загруженного словаря проходит в момент поступления запроса в методе post\_request\_all,

1. file **=** io.BytesIO(image)
2. # загрузка конвейера
3. pipeline **=** Unpickler(file).load()

следует обратить внимание на определенную проблему, т.к функционал был помещен в docker Python не может самостоятельно найти типы в пространстве имен отличных от \_\_main\_\_, для решения этой проблемы была добавлена обертка над стандартным десеализатором pickle.

1. **class** Unpickler(pickle.Unpickler):
2. **def** find\_class(self, module, name):
3. **if** module **==** "\_\_main\_\_":
4. module **=** "pipeline"
6. **return** super().find\_class(module, name)

После загрузки конвейера можно выполнять предсказание целевой переменной

1. # подготовка признаков
2. pipeline.transform(pipeline.prepare(data))
3. # предсказание целевой переменной
4. result[target] **=** str().join(encoder.inverse\_transform(pipeline.predict(pipeline.model, pipeline.sc\_train\_data)))

Полный код модуля приведен в приложении.

* + - 1. **Развертывание системы**

Система должна обладать сервис-ориентированной архитектурой, направленный на взаимодействие насколько это возможно небольших, слабо связанных и легко изменяемых модулей — микросервисов. Хорошим вариантом для реализации данного подхода является использование Docker. В качестве хост-системы мы будем использовать windows 10 с развернутой службой WSL, это существенно облегчит разработку и отладку системы,в случае необходимости мы в любой момент сможем перенести сервис на выделенный ресурс с реальной ОС.

* Устанавливаем службу с параметрами по умолчанию wsl –install.
* Установка Docker
* Устанавливаем необходимые пакеты, которые позволяют apt получить доступ по HTTPS

$ sudo apt-get install apt-transport-https ca-certificates curl gnupg2 software-properties-common

* Добавляем в свою систему ключ GPG официального репозитория Docker

$ curl -fsSL https://download.docker.com/linux/ubuntu/gpg | sudo apt-key add -

* Добавляем репозиторий Docker в список пакетов:

$ sudo add-apt-repository "deb [arch=amd64] https://download.docker.com/linux/ubuntu $(lsb\_release -cs) stable"

* Обновляем данные о пакетах с учетом пакетов Docker из вновь добавленного репозитория

$ sudo apt-get update

* Установка Docker

$ sudo apt-get install docker-ce=17.09.0~ce-0~ubuntu

* Создаем сценарий запуска службы

$ sudo nano /usr/local/sbin/start\_docker.sh

#!/usr/bin/env bash

sudo cgroups-mount

sudo service docker start

* #Теперь разрешите скрипту запуститься и выполните его:

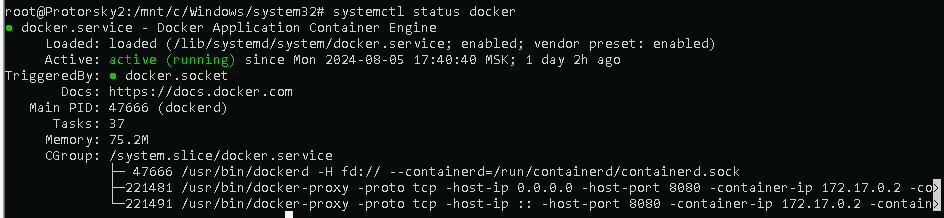
$ sudo chmod +x /usr/local/sbin/start\_docker.sh

* # Запрещаем запись

$ sudo chmod 755 /usr/local/sbin/start\_docker.sh

* запуска сервиса Docker

$ /bin/sh /usr/local/sbin/start\_docker.sh



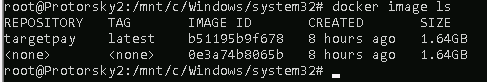
* + - 1. **Запуск системы**

Теперь пришло время собрать образ сервиса и поместить его в Docker. Для создания образа необходимо подготовить его конфигурацию:

1. FROM python:3.12
3. RUN python **-**m pip install flask flask**-**cors chardet numpy pandas seaborn scipy scikit**-**learn matplotlib gunicorn pillow
5. WORKDIR **/**app
7. ADD pipeline.py pipeline.py
8. ADD targetpay.py targetpay.py
9. ADD pipelines.pkl pipelines.pkl
11. EXPOSE 8080
13. CMD [ "gunicorn", "--bind", "0.0.0.0:8080", "targetpay:app" ]

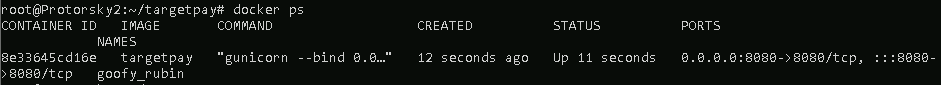
Образ собирается и помещается в рабочее пространство командой

docker build -t targetpay .



Запуск службы

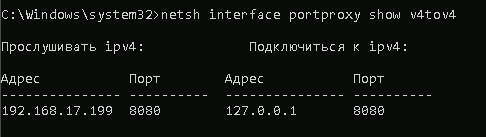
docker run -d -p 8080:8080 targetpay



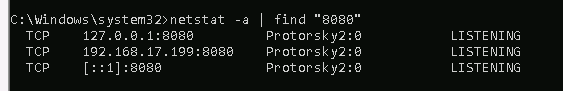
Теперь осталось добавить правило firewall для трансляции сервиса наружу

netsh interface portproxy add v4tov4 listenport=8080 listenaddress=192.168.17.199 connectport=8080 connectaddress=127.0.0.1

Добавленное правило firewall перенаправляющее запрос с внешнего интефеса на интерфейс Docker



Св

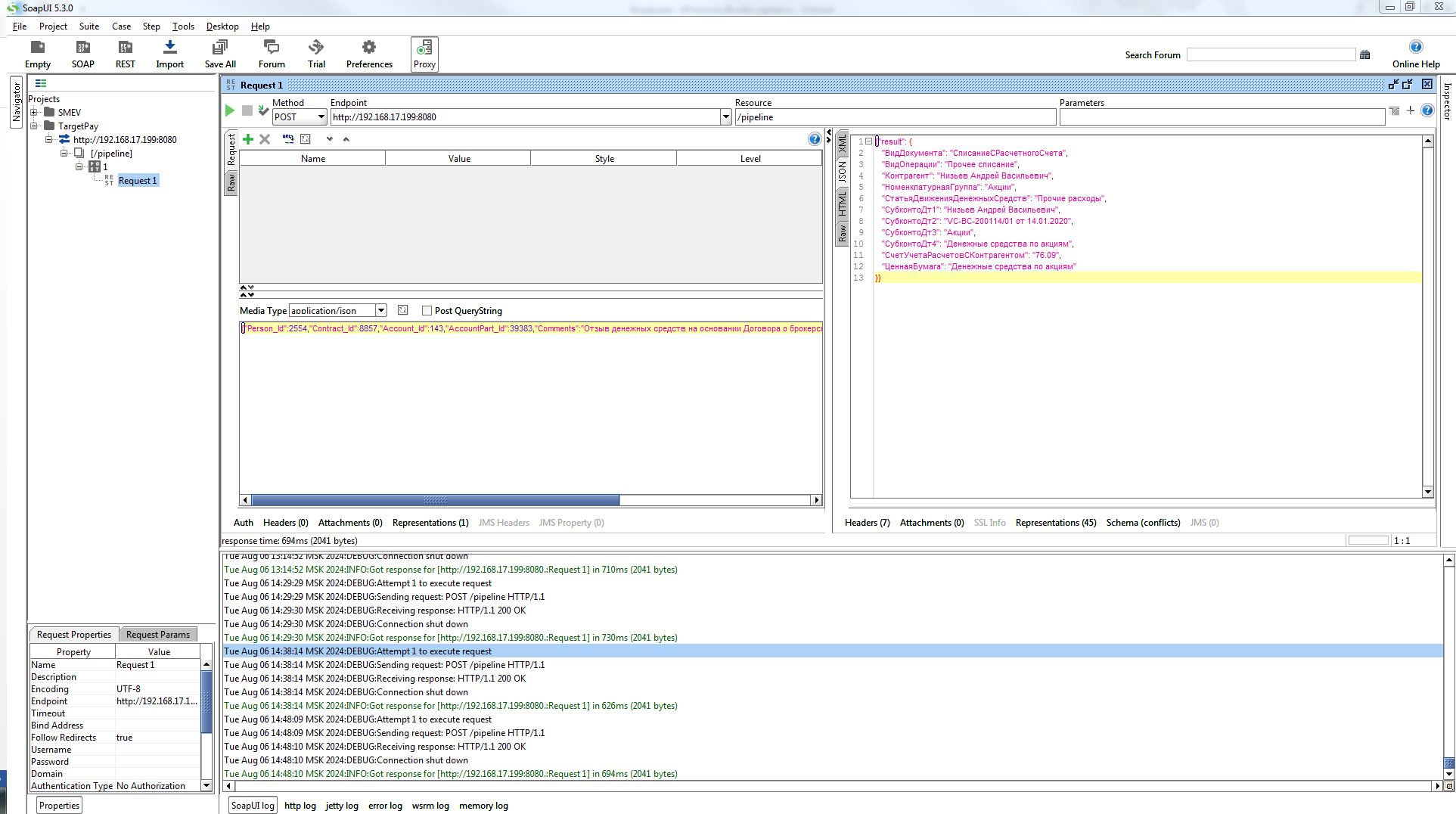


* + - 1. **Проверка работы системы**

Проверку работу службы проведем отправив HTTP запрос json данными, содержащими значения признаков, в ответ сервис должен вернуть json с значениями целевых переменных.

Запрос

{"Person\_Id":2554,"Contract\_Id":8857,"Account\_Id":143,"AccountPart\_Id":39383,"Comments":"Отзыв денежных средств на основании Договора о брокерском обслуживании № VC-BC-200114/ 01 от 14.01.2020. НДС не облагается."}



Ответ

{"result": {

"ВидДокумента": "СписаниеСРасчетногоСчета",

"ВидОперации": "Прочее списание",

"Контрагент": "Низьев Андрей Васильевич",

"НоменклатурнаяГруппа": "Акции",

"СтатьяДвиженияДенежныхСредств": "Прочие расходы",

"СубконтоДт1": "Низьев Андрей Васильевич",

"СубконтоДт2": "VC-BC-200114/01 от 14.01.2020",

"СубконтоДт3": "Акции",

"СубконтоДт4": "Денежные средства по акциям",

"СчетУчетаРасчетовСКонтрагентом": "76.09",

"ЦеннаяБумага": "Денежные средства по акциям"

* + - 1. **Литература**

<https://learn.microsoft.com/ru-ru/windows/wsl/tutorials/wsl-containers>

<https://www.dmosk.ru/miniinstruktions.php?mini=docker-self-image#newimage>

<https://habr.com/ru/companies/vdsina/articles/496804/>

<https://habr.com/ru/articles/548910/>

<https://scikit-learn.org/stable/>

# Приложение

* + - 1. **Признаки набора данных**

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| # | Column | Non-Null Count | Dtype |
| 1 | Person\_Id | 15240 non-null | int64 |
| 2 | Contract\_Id | 15240 non-null | int64 |
| 3 | Account\_Id | 15240 non-null | int64 |
| 4 | AccountPart\_Id | 15240 non-null | int64 |
| 5 | Instrument\_Id | 15240 non-null | int64 |
| 6 | Quantity | 15240 non-null | object |
| 7 | Number | 15240 non-null | object |
| 8 | ExternalAccount | 15107 non-null | object |
| 9 | Comments (назначение платежа) | 15237 non-null | object |
| 10 | ДатаДокумента | 8273 non-null | object |
| 11 | ВидДокумента | 8273 non-null | object |
| 12 | ВидОперации | 8273 non-null | object |
| 13 | НомерВходящегоДокумента | 8273 non-null | float64 |
| 14 | ДатаВходящегоДокумента | 8273 non-null | object |
| 15 | СуммаДокумента | 8273 non-null | object |
| 16 | ВалютаДокумента | 8273 non-null | object |
| 17 | СчетБанк | 8273 non-null | float64 |
| 18 | СчетОрганизации | 8273 non-null | object |
| 19 | СчетОрганизацииНомерСчета | 8273 non-null | object |
| 20 | СчетОрганизацииБанк | 8273 non-null | object |
| 21 | Контрагент | 5166 non-null | object |
| 22 | КонтрагентИНН | 5156 non-null | float64 |
| 23 | СчетКонтрагента | 3498 non-null | object |
| 24 | СчетКонтрагентаНомерСчета | 3498 non-null | object |
| 25 | СчетКонтрагентаБанк | 3498 non-null | object |
| 26 | СчетУчетаРасчетовСКонтрагентом | 7885 non-null | object |
| 27 | СубконтоДт1 | 5474 non-null | object |
| 28 | СубконтоДт2 | 5323 non-null | object |
| 29 | СубконтоДт3 | 4739 non-null | object |
| 30 | СубконтоДт4 | 4717 non-null | object |
| 31 | СубконтоДт5 | 0 non-null | float64 |
| 32 | СтатьяДвиженияДенежныхСредств | 8273 non-null | object |
| 33 | ЦеннаяБумага | 163 non-null | object |
| 34 | НоменклатурнаяГруппа | 4889 non-null | object |
| 35 | НазначениеПлатежа | 8273 non-null | object |
| 36 | ДоговорКонтрагентаРасшифровкаПлатежа | 410 non-null | object |
| 37 | СтатьяДвиженияДенежныхСредствРасшифровкаПлатежа | 8098 non-null | object |
| 38 | СуммаПлатежаРасшифровкаПлатежа | 8185 non-null | object |
| 39 | СтавкаНДСРасшифровкаПлатежа | 5308 non-null | object |
| 40 | СуммаНДСРасшифровкаПлатежа | 8185 non-null | object |
| 41 | СчетУчетаРасчетовСКонтрагентомРасшифровкаПлатежа | 410 non-null | float64 |
| 42 | СчетУчетаРасчетовПоАвансамРасшифровкаПлатежа | 399 non-null | float64 |
| 43 | СчетНаОплатуРасшифровкаПлатежа | 36 non-null | object |
| 44 | НоменклатурнаяГруппаРасшифровкаПлатежа | 4903 non-null | object |
| 45 | ЦеннаяБумагаРасшифровкаПлатежа | 16 non-null | object |
| 46 | СтрокаНайдена | 15240 non-null | object |

* + - 1. **Графики оценки качества обучения моделей**

|  |
| --- |
|  |
|  |
|  |
|  |
|  |
|  |
|  |
|  |
|  |
|  |
|  |

* + - 1. **Класс конвейера**

1. **class** DataPipeline:
2. **def** \_\_init\_\_(self, **\*\***kwargs):
3. """Инициализация класса"""
4. # уровень стат значимости
5. self.alpha **=** 0.05
6. # срнднйи уровень корреляции
7. self.corr **=** 0.7
8. # объясненная дисперсия компонента
9. self.varatio **=** 0.8
10. # пороговое значение в три сигмы
11. self.threashold **=** 3
12. # пропорции деления набора
13. self.test\_size **=** 0.33
14. # кодировщики
15. self.\_\_encoders\_\_ **=** dict()
17. # параметры класса
18. **for** key, value **in** kwargs.items():
19. setattr(self, f"\_\_{key}\_\_", value)
21. **assert** self.\_\_target\_\_ **is** **not** None
22. **assert** self.\_\_features\_\_ **is** **not** None
23. **assert** self.\_\_train\_data\_\_ **is** **not** None
25. # подготовка обучения
26. self.\_\_train\_data\_\_  **=** self.prepare(self.\_\_train\_data\_\_)
28. **def** \_\_getstate\_\_(self) **-**> dict:
29. state **=** dict()
31. state["encoders"] **=** self.\_\_encoders\_\_
32. state["model"] **=** self.\_\_model\_\_
33. state["features"] **=** self.\_\_features\_\_
34. state["target"] **=** self.\_\_target\_\_
36. **return** state
38. **def** \_\_setstate\_\_(self, state: dict):
39. self.\_\_encoders\_\_ **=** state["encoders"]
40. self.\_\_model\_\_ **=** state["model"]
41. self.\_\_features\_\_ **=** state["features"]
42. self.\_\_target\_\_ **=** state["target"]
44. **def** prepare(self, data):
45. data **=** DataFrame(data[self.\_\_features\_\_ **+** [self.\_\_target\_\_] **if** self.\_\_target\_\_ **in** data.columns **else** []])
46. data **=** DataFrame(data[~data[self.\_\_target\_\_].isna()])
48. **return** data
50. **def** sc\_data(func: Callable):
51. """Декоратор стандартизации"""
52. **def** wrapper(self, data):
53. # стандартизация обучения
54. self.\_\_sc\_train\_data\_\_ **=** func(self, data)
55. # исключение целевой переменной из количественных признаков
56. column **=** self.\_\_sc\_train\_data\_\_.columns\_except(self.\_\_sc\_train\_data\_\_.columns\_num, self.\_\_target\_\_).columns
57. # создаем стандартизатор
58. **if** "scaler" **not** **in** self.\_\_encoders\_\_:
59. self.\_\_encoders\_\_["scaler"] **=** StandardScaler()
60. self.\_\_encoders\_\_["scaler"].fit(self.\_\_sc\_train\_data\_\_[column])
61. # стандартизация признаков
62. self.\_\_sc\_train\_data\_\_ **=** DataFrame(pd.concat([DataFrame(self.\_\_encoders\_\_["scaler"].transform(self.\_\_sc\_train\_data\_\_[column]), columns**=**column, index**=**self.\_\_sc\_train\_data\_\_.index),\
63. self.\_\_sc\_train\_data\_\_[self.\_\_sc\_train\_data\_\_.column\_cat]], axis**=**1))
64. #print("train resize")
65. # понижение размерности
66. #self.sc\_train\_data = DataFrame(self.\_resize\_(self.sc\_train\_data))
68. **return** wrapper
70. @sc\_data
71. **def** transform(self, data):
72. """Трансформация данных"""
73. data[self.\_\_target\_\_] **=** data[self.\_\_target\_\_].astype("category")
74. # заменяем inf на nan тогда моедль сможет их предсказать
75. data.replace([np.inf, **-**np.inf], np.nan, inplace **=** True)
77. # обработка количественных признаков
78. **for** item **in** data.columns\_num:
79. data **=** self.\_transform\_num\_(data, item)
81. # обработка текстовых признаков
82. **for** item **in** data.column\_cat:
83. data **=** self.\_transform\_vec\_(data, item)
85. # обработка номинальных признаков
86. **for** item **in** data.column\_cat:
87. data **=** self.\_transform\_cat\_(data, item)
89. **return** data
91. **def** \_transform\_vec\_(self, data, column):
92. """Векторизация текстовых признаков"""
93. **if** column **in** self.\_\_features\_\_:
94. data[column] **=** data[column].fillna(data[column].mode()[0])
96. **if** column **not** **in** self.\_\_encoders\_\_:
97. self.\_\_encoders\_\_[column] **=** TfidfVectorizer()
98. self.\_\_encoders\_\_[column].fit(data[column])
100. # векторизация текстового признака
101. vect **=** self.\_\_encoders\_\_[column].transform(data[column])
102. data **=** DataFrame(pd.concat([data.columns\_except(data.columns, column),\
103. DataFrame(vect.todense(), columns**=**self.\_\_encoders\_\_[column].get\_feature\_names\_out(), index**=**data.index)], axis**=**1))
105. **return** data
107. **def** \_transform\_cat\_(self, data, column):
108. """Трансформация номинальных признаков"""
109. # заменяем пропуски модой
110. data[column] **=** data[column].fillna(data[column].mode()[0])
111. # создаем кодировщик
112. **if** column **not** **in** self.\_\_encoders\_\_:
113. self.\_\_encoders\_\_[column] **=** LabelEncoder()
114. self.\_\_encoders\_\_[column].fit(data[column])
115. # кодируем признак
116. data[column] **=** self.\_\_encoders\_\_[column].transform(data[column])
117. # возвращаем тип признака из числового после кодирования
118. data[column] **=** data[column].astype("category")
120. **return** data
122. **def** \_transform\_num\_(self, data, column):
123. """Трансформация количественных признаков"""
124. **if** len(data) **==** 1:
125. **return** data
126. # пробуем предсказать пропуски
127. cdata **=** DataFrame(data.copy())
128. # запомнинание пропусков
129. cdata['isna'] **=** np.where(cdata[column].isna(), True, False)
130. # заполнение пропусков в копии, т.к моедель не работает с ними
131. **for** item **in** cdata.column\_cat:
132. **if** cdata[item].isna().values.any():
133. cdata[item] **=** cdata.fillna(cdata[item].mode())
134. **for** item **in** cdata.columns\_num:
135. **if** cdata[item].isna().values.any():
136. cdata[item] **=** cdata.fillna(cdata[item].mean())
137. # предсказание пропусков если можно сформировать обучающий и тестовый набор
138. **if** True **in** cdata['isna'].values **and** False **in** cdata['isna'].values:
139. # используем простую модель
140. model **=** LinearRegression()
141. # формируем тестовый и обучающий набор
142. X\_test **=** cdata.columns\_except(cdata.columns, column)[cdata['isna']**==**True]
143. X\_train **=** cdata.columns\_except(cdata.columns, column)[cdata['isna']**==**False]
144. y\_train **=** cdata[cdata['isna']**==**False][column]
145. # обучение модели
146. model.fit(X\_train, y\_train)
147. # выполняем предсказание пропущенного прзнака
148. data.loc[cdata['isna'], [column]] **=** model.predict(X\_test)
150. # винсоризацию уелевой переменной
151. **if** column **==** self.\_\_target\_\_:
152. data[column] **=** winsorize(data[column], limits**=**[0.1, 0.1])
154. # обработка выбрасов, вычисляем z-Score в цикле пока не подавим их все
155. **while** column !**=** self.\_\_target\_\_:
156. z **=** np.abs(stats.zscore(data[column]))
157. **if** **not** z[z > self.threashold].any():
158. **break**
159. # среднее если данные имеют нормальное распределение, иначе медиана
160. **if** stats.shapiro(data[column].values.reshape(**-**1))[1] > self.alpha:
161. data.loc[z > self.threashold, column] **=** data[column].mean()
162. **else**:
163. data.loc[z > self.threashold, column] **=** data[column].median()
165. **return** data
167. **def** \_resize\_(self, data, level **=** 0):
168. """понижение размерности"""
169. m\_corr, level **=** data.corr(), level **+** 1
170. **for** item **in** m\_corr.columns:
171. # поиск взаимокорреляции признаков по матрице
172. column **=** list(m\_corr[m\_corr[item] > self.corr].index)
173. # корреляция не с самим собой и не одни компоненты
174. **if** len(column) > 1 **and** **not** all('component' **in** item **for** item **in** column):
175. dim\_reducer **=** PCA(n\_components**=**1, random\_state**=**42)
176. components **=** dim\_reducer.fit\_transform(data[column])
177. # уровень дисперсии достаточен для свертывания
178. **if** dim\_reducer.explained\_variance\_ratio\_ >**=** self.varatio:
179. data **=** DataFrame(pd.concat([data.drop(column, axis**=**1),\
180. pd.DataFrame(data **=** components, columns **=** [f'component\_{level}'])], axis**=**1))
181. # результат свертки
182. print(f'{column} -> component\_{level} var:{dim\_reducer.explained\_variance\_ratio\_}')
183. # рекурсивный поиск компонент
184. **return** self.\_resize\_(data, level)
185. **return** data
187. @property
188. **def** train\_data(self):
189. **return** DataFrame(self.\_\_train\_data\_\_)
191. @property
192. **def** sc\_train\_data(self):
193. **return** DataFrame(self.\_\_sc\_train\_data\_\_)
195. @property
196. **def** encoders(self):
197. **return** self.\_\_encoders\_\_
199. @property
200. **def** model(self):
201. **return** self.\_\_model\_\_
203. **def** split(self, X, y):
204. """Разделение набора"""
205. **return** train\_test\_split(X, y, test\_size**=**self.test\_size, random\_state**=**42)
207. **def** search\_param(self, model, data):
208. """Поиск гиперпараметров"""
209. **if** isinstance(model, LogisticRegression):
210. params **=**{
211. 'penalty': ['none', 'elasticnet', 'l2'],
212. 'solver': ['newton-cg', 'lbfgs', 'liblinear', 'sag', 'saga'],
213. 'C': [item **/** 10 **for** item **in** range(1, 100, 10)],
214. }
216. clf **=** GridSearchCV(
217. estimator**=**LogisticRegression(random\_state**=**42),
218. param\_grid**=**params,
219. scoring**=**'f1',
220. n\_jobs**=-**1,
221. cv**=**5
222. )
223. **elif** isinstance(model, RandomForestClassifier):
224. params **=** {
225. 'criterion': ['squared\_error', 'absolute\_error', 'friedman\_mse', 'poisson', 'gini', 'entropy'],
226. 'n\_estimators': [item **for** item **in** range(10, 100, 10)],
227. 'max\_depth': [item **for** item **in** range(1, 10, 2)],
228. 'max\_features': [item **for** item **in** range(1, 10, 2)],
229. 'min\_samples\_leaf': [item **for** item **in** range(1, 10, 2)],
230. }
232. clf **=** GridSearchCV(
233. estimator**=**RandomForestClassifier(random\_state**=**42),
234. param\_grid**=**params,
235. scoring**=**'f1',
236. n\_jobs**=-**1,
237. cv**=**5
238. )
239. # формируем X и y из обучающего набора
240. X\_train, X\_valid, y\_train, y\_valid **=** self.split(data, data[self.\_\_target\_\_])
241. # искать праметры лучше на всеъ данных
242. clf.fit(pd.concat([X\_train, X\_valid]), pd.concat([y\_train, y\_valid]))
244. **return** clf.best\_params\_
246. **def** fit(self, model, data):
247. """Обучение модели"""
248. self.\_\_model\_\_ **=** model
249. # разделение набора на обучающий и проверочный
250. X\_train, X\_valid, y\_train, y\_valid **=** self.split(data.columns\_except(data.columns, self.\_\_target\_\_), data[self.\_\_target\_\_])
252. self.\_\_model\_\_.fit(X\_train, y\_train)
254. **return** self.\_\_model\_\_
256. **def** predict(self, model, data):
257. """Предсказание зависимой переменной"""
258. **return** model.predict(data.columns\_except(data.columns, self.\_\_target\_\_))
260. **def** importances(self, model, data):
261. """оценка признаков модели"""
262. **return** pd.DataFrame(zip(data.columns\_except(data.columns, self.\_\_target\_\_).columns, model.feature\_importances\_),\
263. columns **=** ['name', 'value']).sort\_values(by **=** 'value', ascending **=** False)
265. **def** scatterplot(self, model, data):
266. """график scatterplot качесива модели"""
267. X\_train, X\_valid, y\_train, y\_valid **=** self.split(data.columns\_except(data.columns, self.\_\_target\_\_), data[self.\_\_target\_\_])
269. y\_pred **=** self.predict(model, DataFrame(X\_train))
271. plt.subplot(121)
272. plt.xlabel('Predicted values')
273. plt.ylabel('True values')
274. plt.title(f"train f1:{round(f1\_score(y\_train, y\_pred, average='micro'), 3)}")
275. sns.scatterplot(x **=** y\_train, y **=** y\_pred)
277. y\_pred **=** self.predict(model, DataFrame(X\_valid))
279. plt.subplot(122)
280. plt.xlabel('Predicted values')
281. plt.ylabel('True values')
282. plt.title(f"valid f1:{round(f1\_score(y\_valid, y\_pred, average='micro'), 3)}")
283. sns.scatterplot(x **=** y\_valid, y **=** y\_pred)
285. plt.show()
287. **def** boxplot(self, data):
288. """график box-plot"""
289. data.boxplot(column **=** data.columns\_num, grid **=** False, rot **=** 45)
291. **def** corrplot(self, data):
292. """график корреляции"""
293. plt.title('Корреляционная матрица')
294. sns.heatmap(data.corr(), annot **=** True)
295. plt.show()
     * + 1. **Модуль доступа к данным модели**
296. **import** io
297. **import** pickle
298. **import** pandas as pd
300. **from** chardet **import** detect
301. **from** flask **import** Flask, jsonify, request
302. **from** flask\_cors **import** CORS
303. **from** pipeline **import** DataFrame, DataPipeline
305. app **=** Flask(\_\_name\_\_)
306. # загрузка конвейеров моделей
307. with open("pipelines.pkl", "rb") as f:
308. pipelines **=** pickle.load(f)
310. CORS(app, resources**=**{'/pipeline':{"origins":"<http://localhost:8080>"}})
312. @app.route('/pipeline', methods**=**['POST'])
313. **def** post\_request\_all():
314. **try**:
315. **assert** request.data, "no data"
316. **assert** detect(request.data)["encoding"] **==** "utf-8", "code page not utf-8"
318. result **=** dict()
319. **for** target, image **in** pipelines.items():
320. file **=** io.BytesIO(image)
321. # загрузка конвейера
322. pipeline **=** Unpickler(file).load()
323. #pipeline = pickle.loads(image)
324. # обученный кодировщик
325. encoder **=** pipeline.encoders[target]
326. # загрузка параметров запроса
327. data **=** DataFrame(pd.DataFrame(pd.read\_json(request.data.decode("utf-8"), typ**=**'series')).transpose())
328. # модель требует определение всех признаков при подготовки данных, пишем любое значение
329. data[target] **=** encoder.classes\_[0]
330. # подготовка признаков
331. pipeline.transform(pipeline.prepare(data))
332. # предсказание целевой переменной
333. result[target] **=** str().join(encoder.inverse\_transform(pipeline.predict(pipeline.model, pipeline.sc\_train\_data)))
334. # результат
335. **return** jsonify({'result': result})
336. **except** AssertionError as error:
337. **return** jsonify({'result': error.args})
338. **except** Exception as error:
339. **return** jsonify({'result': error.msg **if** hasattr(error, "msg") **else** error.args})
341. # Ћбеспечивает нахождение класса при загрузки из pickle в Docker
342. **class** Unpickler(pickle.Unpickler):
343. **def** find\_class(self, module, name):
344. **if** module **==** "\_\_main\_\_":
345. module **=** "pipeline"
347. **return** super().find\_class(module, name)
349. **if** \_\_name\_\_ **==** "\_\_main\_\_":
350. app.run(host **=** "0.0.0.0", port **=** 8080)