

Предобработка данных и построение предиктивных моделей в Scikit-learn





CTPYKTYPA KYPCA

Повторение основ (вводный урок)

Библиотека Pandas

(загрузка данных, манипуляции с данными, агрегирование) 2 урока

Библиотеки Matplotlib и Seaborn

(визуализация данных, разведочный анализ, построение графиков и диаграмм)

1 урок

Библиотека Scipy

(стат. анализ и проверка статистических гипотез, оптимизация)

1 урок

Библиотека Numpy

(линейная алгебра, матрицы и векторы, мера близости)

1 урок

Библиотеки Scikit-learn

(предобработка данных, построение предиктивных MLмоделей) 1 урок

Feature Engineering (повышение кауества

товышение качества ML-моделей) 1 урок

итоговый проект



В ЭТОМ УРОКЕ

- → Библиотека Scikit-learn
- Подготовка данных для
 последующего моделирования
- → Построение предиктивных моделей в Python
- Использование ключевых метрик качества моделей



Библиотека Scikit-Learn

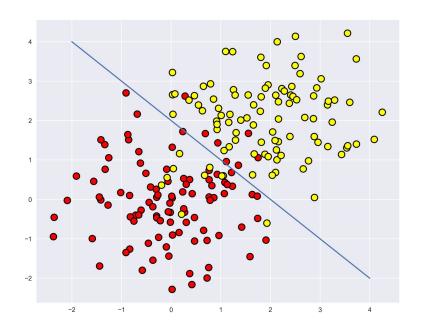
программная библиотека на языке Python для машинного обучения с открытым исходным кодом, с помощью которой можно реализовать алгоритмы:

- → классификации
- → регрессии

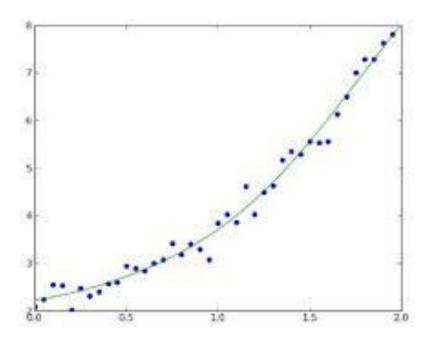




Основные типы задач



Классификация (обучение с учителем)



Регрессия (обучение с учителем)



Примеры бизнес-задач

Классификация	Регрессия
 Кредитный скоринг Распределение заявок helpdesk 	Оценка стоимости недвижимостиПрогнозирование продаж



Процесс





Данные. Toy datasets.

Набор данных	Описание	Размер	Использование
load_boston()	Данные о ценах на недвижимость в Бостоне	506	регрессия
load_iris()	Данные измерений четырех параметров цветков ириса	150	классификация
load_digits()	Данные изображений цифр от 0 до 9	1797	классификация
load_wine()	Данные по химической классификации вин	178	классификация



Обучение модели. Разделение на обучающую и тестовую выборки.

```
Загрузим данные о признаках в "х", а целевые значения в "у"

[10] x = pd.DataFrame(boston_data.data, columns=boston_data.feature_names)

y = boston_data.target
```

```
      Оставим только два признака LSTAT и RM

      [ ] x_scaled = x_scaled[['LSTAT','RM']]

      x_scaled.shape

      (506, 2)

      Разделим данные на обучающую и тестовую выборки в пропорции 80 и 20

      [ ] from sklearn.model_selection import train_test_split

      x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(x_scaled, y, test_size = 0.2)

      , random_state=5)
```

GeekBrains



Подготовка данных. Удаление колонок с высоким процентом содержания пустых значений.

```
Удалим колонки с содержанием пустых значений более 50%
[110] for column in test data.columns:
         print("{}: {}%".format(column, round(np.mean(test data[column].isnull())*100)))
     Price: 5.0%
     IsNew: 0.0%
     Color: 0.0%
     City: 82.0%
     Year: 0.0%
     test_data.drop('City', axis = 1).head()
        Price IsNew
                      Color Year
                 Yes
                        Red 1990
          35.0
                        Blue 1954
                  No
          50.0
                 No
                      Yellow 1977
          12.0
                 Yes Orange 1963
          38.0
                  No
                        Red 1987
```

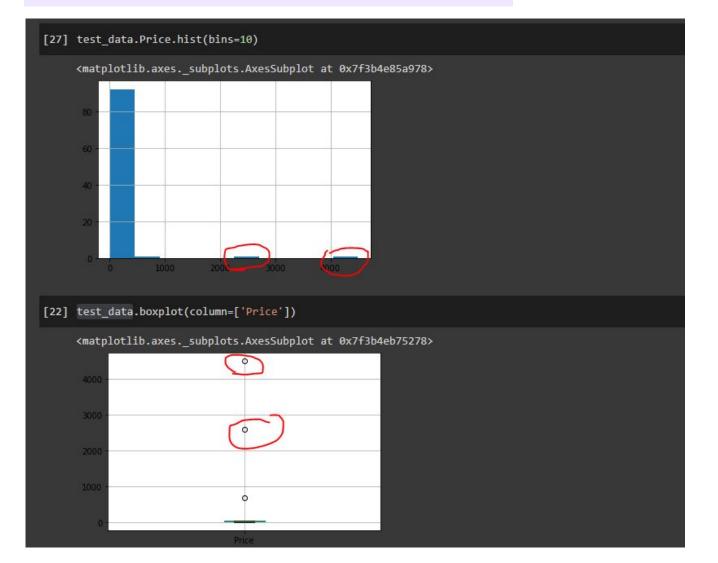


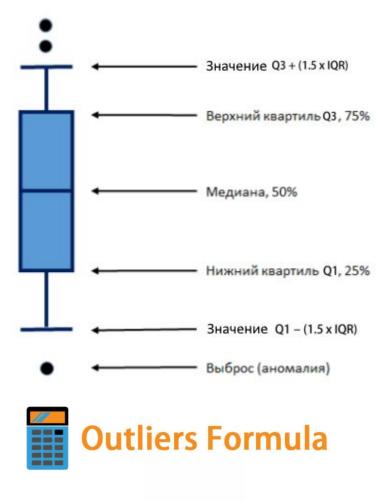
Подготовка данных. Заполняем отсутствующие значения.

```
[151] test_data.info()
     <class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
     RangeIndex: 100 entries, 0 to 99
     Data columns (total 4 columns):
      # Column Non-Null Count Dtype
         Price 95 non-null float64
      1 IsNew 100 non-null object
      2 Color 100 non-null object
                100 non-null
         Year
                                int16
     dtypes: float64(1), int16(1), object(2)
     memory usage: 2.7+ KB
[154] test_data.Price = test_data.Price.fillna(test_data.Price.median())
     test data.info()
     <class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
     RangeIndex: 100 entries, 0 to 99
     Data columns (total 4 columns):
         Column Non-Null Count Dtype
        Price 100 non-null float64
      1 IsNew 100 non-null object
         Color 100 non-null object
                100 non-null
                                int16
         Year
     dtypes: float64(1), int16(1), object(2)
     memory usage: 2.7+ KB
```



Подготовка данных. Удаление аномальных значений.



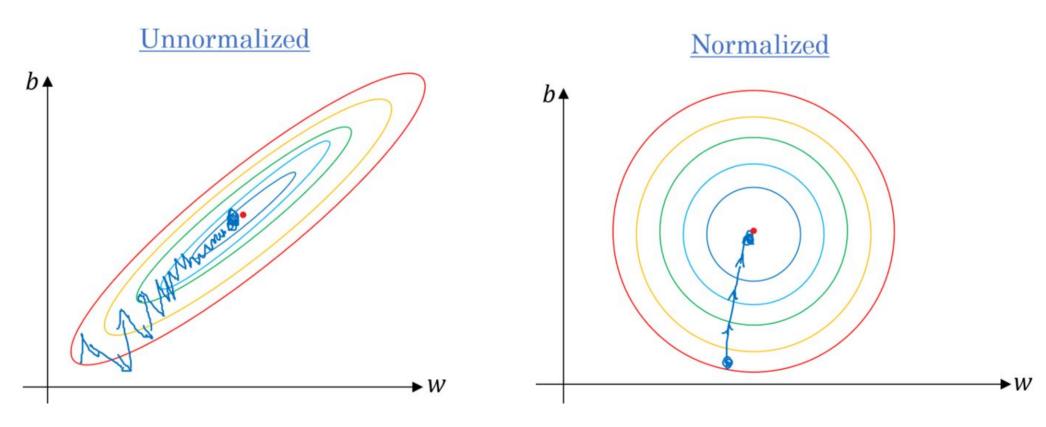


Lower Outlier = $Q1 - (1.5 \times IQR)$

Higher Outlier = $Q3 + (1.5 \times IQR)$



Подготовка данных. Масштабирование признаков.



GeekBrains

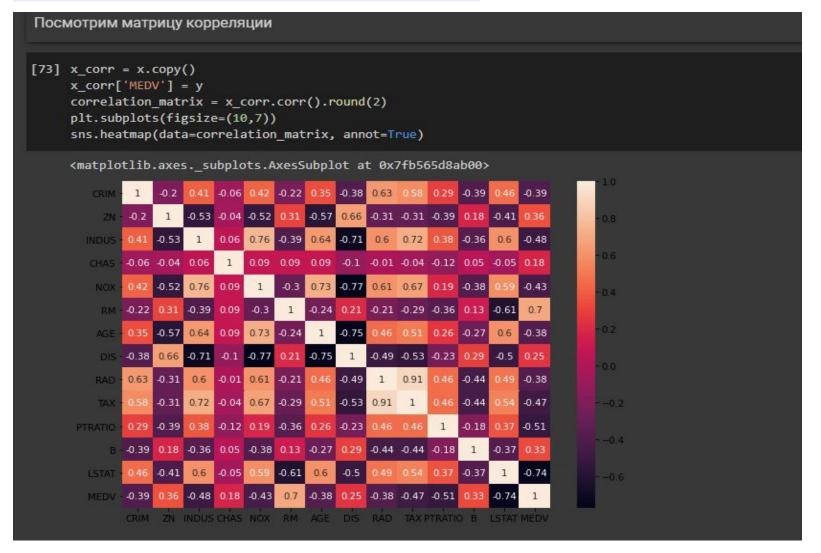


Подготовка данных. Обработка категориальных признаков.

```
[193] test_data.nunique()
     Price
     IsNew
     Color
              38
     Year
     dtype: int64
[196] is_new_map = {'Yes': 1, 'No': 0}
     test data.IsNew.map(is new map).head()
     Name: IsNew, dtype: int64
     pd.get_dummies(test_data.Color, prefix='Color_').head()
         Color_Blue Color_Orange Color_Red Color_Yellow
                                                           0
      2
                                                           0
```



Обучение модели. Выбор признаков: матрица корреляции.





Обучение модели. Анализ выбранных признаков.





Предсказание результата. Оценка качества регрессии.

```
from sklearn.metrics import mean_absolute_error, mean_squared_error, r2_score

pred_train = regr.predict(x_train)
pred_test = regr.predict(x_test)
print("Средняя абсолютная ошибка (МАЕ) модели на обучающей выборке {}".format(mean_absolute_error(y_train, pred_train)))
print("Средняя абсолютная ошибка (МАЕ) модели на тестовой выборке {}".format(mean_absolute_error(y_test, pred_test)))
print("Средняя квадратическая ошибка (МSE) модели на обучающей выборке {}".format(mean_squared_error(y_train, pred_train)))
print("Коэффициент детерминации (R^2) модели на обучающей выборке {}".format(r2_score(y_train, pred_train)))
print("Коэффициент детерминации (R^2) модели на тестовой выборке {}".format(r2_score(y_test, pred_test)))

Средняя абсолютная ошибка (МАЕ) модели на обучающей выборке 3.3500095196484523
Средняя квадратическая ошибка (МSE) модели на обучающей выборке 22.477090408387635
Средняя квадратическая ошибка (МSE) модели на тестовой выборке 20.869292183770735
Коэффициент детерминации (R^2) модели на тестовой выборке 0.7383393920590519
Коэффициент детерминации (R^2) модели на тестовой выборке 0.7383393920590519
Коэффициент детерминации (R^2) модели на тестовой выборке 0.73834492147453086
```



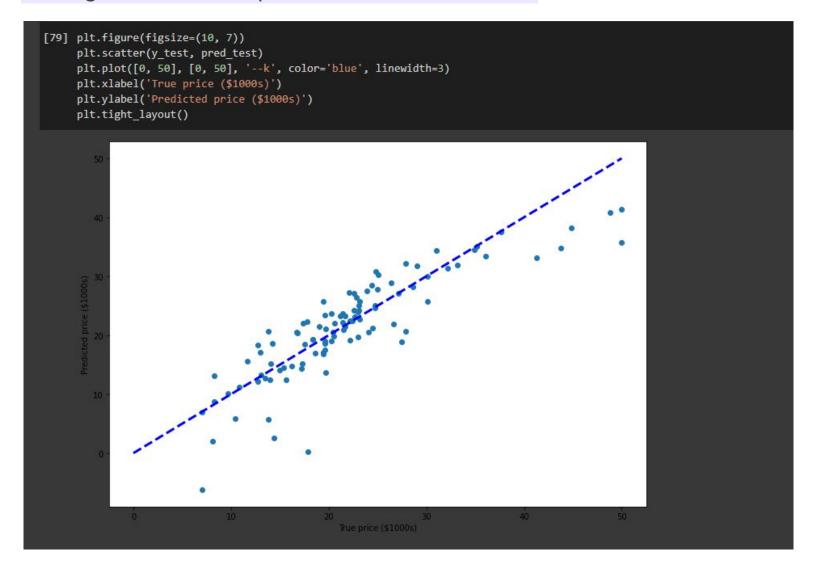
Предсказание результата. Оценка качества классификации.

$$accuracy(a,x) = rac{1}{l} \sum_{i=1}^l [a(x_i) = y_i].$$

Accuracy - процент правильных предсказаний

Оценка качества предсказания. Оценка текущего предсказания.



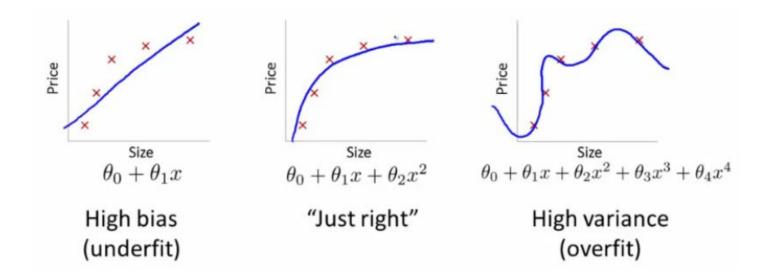


Оценка качества предсказания. Анализ важности ^{зекВrains} признаков.

```
Анализ важности признаков
    feature_importance = pd.DataFrame({'feature': list(x.columns), 'importance': regr.feature_importances_}).sort_values('importance', ascending = False).reset_index(drop = True)
    plt.figure(figsize = (10, 7))
    sns.barplot(x = feature importance['importance'], y = feature importance['feature'])
    plt.title('GradientBoostingRegressor')
    plt.xlabel('Importance')
    plt.ylabel('Features')
    Text(0, 0.5, 'Features')
```

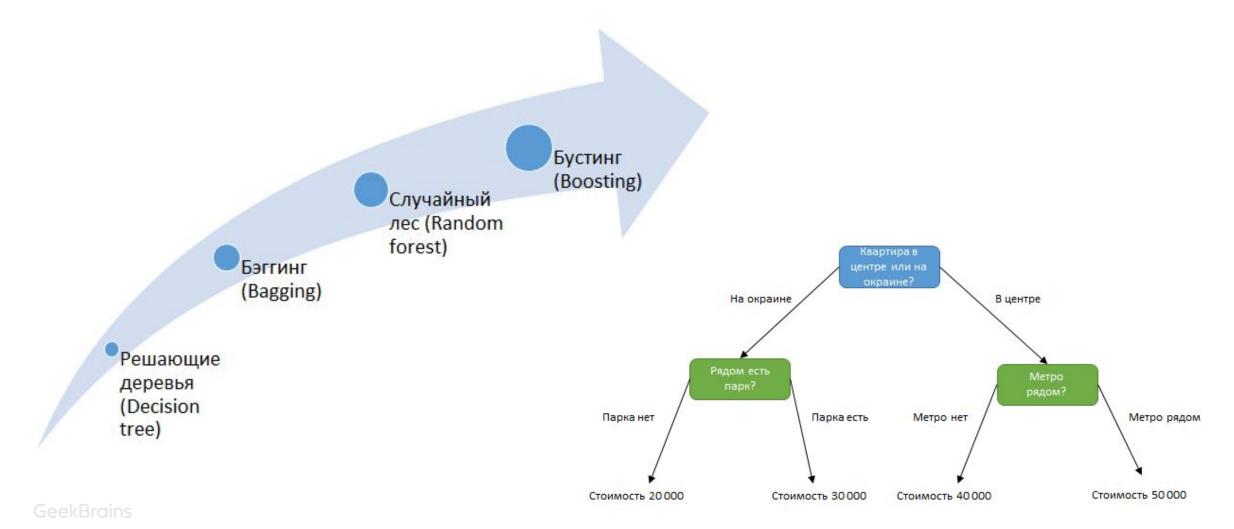


Оценка качества предсказания Недообучение и переобучение модели



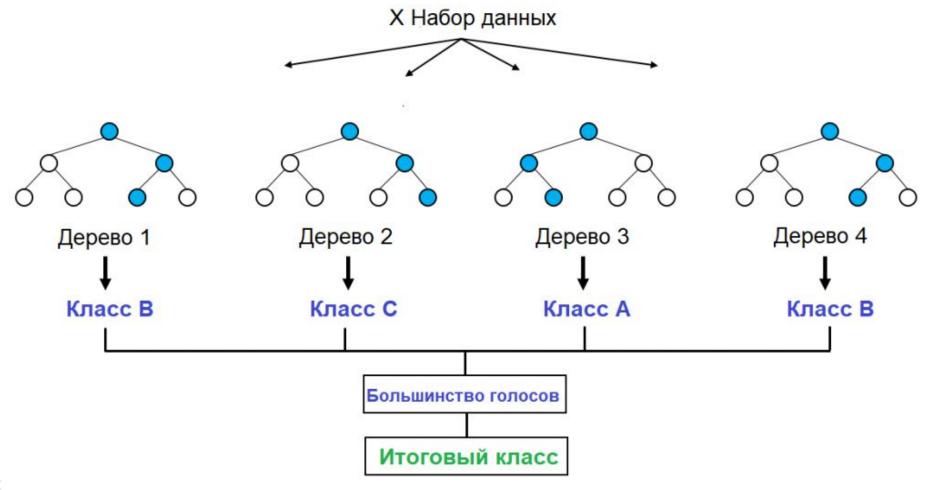
Оценка качества предсказания Решающие деревья





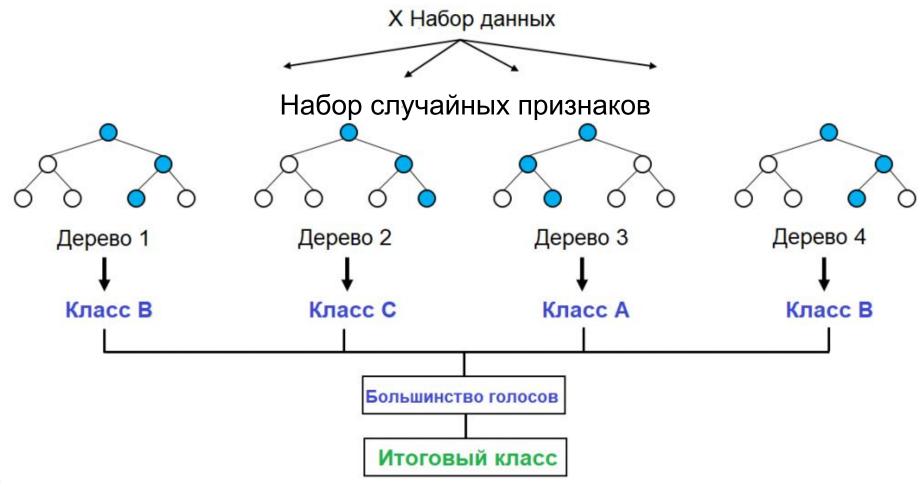






⟨⟨⟩ GeekBrains

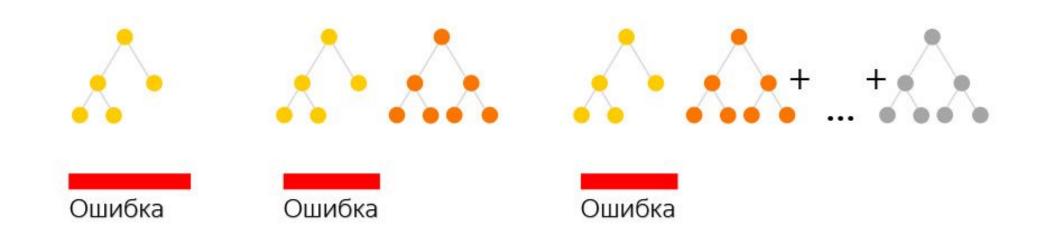
Оценка качества предсказания Случайный лес



GeekBro

Оценка качества предсказания Бустинг

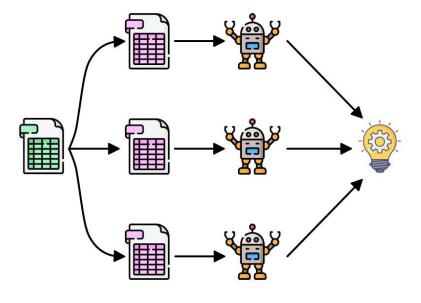




Оценка качества предсказания Бэггинг и бустинг

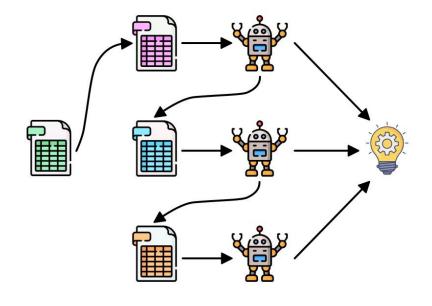






Parallel

Boosting



Sequential























РЕЗЮМЕ УРОКА

- → Научились использовать «Toy datasets»
- Узнали о том, как готовить обучающую и тестовую выборки
- → Научились обучать модель и анализировать точность предсказания
- → Смогли визуально сравнить точность предсказания





ПРАКТИЧЕСКОЕ ЗАДАНИЕ

- 1. Взять все признаки из датасета load_boston(). Применить модель Random Forest.
- 2. Рассчитайте R2 на тренировочной и тестовой выборке.
- 3. Сравнить показатели качества новой модели с моделью с урока и сделать вывод.

Результат - ссылка на готовый ноутбук в Colab.





Дополнительные материалы

- 1. <u>Руководство пользователя</u> scikit-learn
- 2. Типы задач в машинном обучении видео
- 3. Модель линейная регрессия видео
- 4. Модель дерево решений видео
- 5. Переобучение и недообучение видео
- 6. Метрики для регрессии (MSE, MAE, R2) <u>видео</u>
- 7. Метрики для классификации видео





ИТОГОВАЯ РАБОТА (для ознакомления)

- 1. Скачать данные об энергоэффективности зданий Нью-Йорка https://www1.nyc.gov/html/gbee/html/plan/ll84_scores.shtml (2018 Energy and Water Data Disclosure (Data for Calendar Year 2017, файл spreadsheet, лист Information and Metrics)
- 2. Провести чистку данных (пропуски данных, неинформативные признаки, аномалии и т. п.)
- 3. Провести Exploratory Data Analysis. Проанализировать переменные, влияющие на зависимую переменную оценку энергоэффективности зданий ENERGY STAR Score.
- 4. Разделить датасет на обучающие и тестовую выборки.
- 5. Обучить регрессионную модель и выявить показатели качества модели на обучающей и тестовой выборке.
- 6. Реализовать методы feature engineering с целью повышения метрик качества модели. Результат - ссылка на готовый ноутбук в Colab с выводами.







ВАШИ ВОПРОСЫ





