

МИНОБРНАУКИ РОССИИ

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования

«МИРЭА – Российский технологический университет»

РТУ МИРЭА

Институт информационных технологий (ИИТ) Кафедра прикладной математики (ПМ)

ОТЧЕТ ПО ПРАКТИЧЕСКОЙ РАБОТЕ №6

по дисциплине «Языки программирования для статистической обработки данных»

| Студент группы | ИМБО-11-23, Журавлев Ф.А. | (подпись) |
|----------------|---------------------------|-----------|
| Преподаватель | Трушин СМ | |
| | | (подпись) |

1) ЦЕЛЬ И ЗАДАЧИ

Цель практической работы:

Освоить построение моделей множественной регрессии, интерпретацию их результатов и визуализацию метрик качества в Python, R.

Задачи практической работы:

- 1. Построить модели множественной регрессии:
 - Выявить влияние нескольких факторов на целевую переменную.
 - Python: использование statsmodels и sklearn для построения моде лей.
 - R: использование функции lm().
- 2. Оценить качество моделей:
 - Рассчитать метрики R² и MSE для оценки качества модели.
 - Python: инструменты sklearn.metrics.
 - R: функции summary() и пакеты для анализа ошибок.
- 3. Визуализировать результаты:
 - Построение графиков зависимости предсказанных значений от реальных.
 - Сравнить удобство визуализации в Python и R.
- 4. Провести сравнительный анализ результатов, полученных в трёх инструментах.

2) РЕЗУЛЬТАТЫ ПРАКТИКИ

Шаг 1) Множественная линейная регрессия в Python

1.1) Построение множественной линейной регрессии.

После загрузки исходной таблицы данных в формате .csv, следует написать код для построения множественной линейной регрессии. Воспользуемся двумя способами.

Рисунок 1.1 — Построение множественной линейной регрессии

```
X = df[['BPM', 'RMS Energy']]
Y = df['Zero-Crossing Rate']

# Добавляем константу в матрицу признаков
X = sm.add_constant(X)

# Строим модель
model_sm = sm.ols(Y, X).fit()
print(model_sm.summary())
```

Построим модель чуть-чуть другим способом. Ниже приведен код:

Рисунок 1.2 — Построение множественной линейной регрессии

```
model_sk = LinearRegression()
      model_sk.fit(X, Y)
      print("Intercept:", model_sk.intercept_)
      print("Coefficients:", model_sk.coef_)
··· Intercept: 0.03216947906516615
   Coefficients: [0. 0.000437 0.17988613]
```

В данном случае мы сразу получаем коэффициенты модели, а рассматривая код 1.1, то вот что он выводит:

```
Рисунок 1.3 — Вывод из кода 1.1.
    Dep. Variable: Zero-Crossing Rate R-squared:
                                                                                                                                                                                                                                                                   0.441
  Model:

Mothod:

Date:

Mon, 28 Apr 2025

Time:

No. Observations:

Df Residuals:

Mondel:

R-squared:

Residual:

Residual:
                                                                                                                                                                                                                                                             0.436
                                                                                                                                                                                                                                                               77.86
                                                                                                                                                                                                                                             1.21e-25
                                                                                                                                                                                                                                                           335.89
                                                                                                                                                                                                                                                                -665.8
                                                                                                                                                                                                                                                               -655.9
    Df Model:
                                                                                                                            2
                                                                       nonrobust
    Covariance Type:
    ______
                                                            coef std err t P>|t| [0.025 0.975]

      const
      0.0322
      0.017
      1.900
      0.059
      -0.001
      0.066

      BPM
      0.0004
      0.000
      2.418
      0.017
      8.06e-05
      0.001

      RMS Energy
      0.1799
      0.021
      8.440
      0.000
      0.138
      0.222

    _______
                                                                                                                 3.820 Durbin-Watson:
    Omnibus:
    Prob(Omnibus):
Skew:
                                                                                                             0.148 Jarque-Bera (JB):
                                                                                                                                                                                                                                                               2.794
                                                                                                              0.139 Prob(JB):
                                                                                                                                                                                                                                                                0.247
                                                                                                                2.492 Cond. No.
    Kurtosis:
                                                                                                                                                                                                                                                                    777.
    Notes:
```

Далее стоит рассчитать такие метрические показатели, как R^2 и MSE, то есть коэффициент детерминации и среднеквадратичную ошибку. Код для расчета:

Рисунок 1.4 — Код для MSE & R^2

```
# Предсказание
y_pred = model_sk.predict(X)

# Расчёт метрик качества
r2 = r2_score(Y, y_pred)
mse = mean_squared_error(Y, y_pred)

print("R^2:", r2)
print("MSE:", mse)

...

R^2: 0.44149749454500364
MSE: 0.002035953549456323
```

Далее по практической работе нужно построить два графика — это график остатков и график, благодаря которому можно сравнивать реальные и предсказанные значения:

Рисунок 1.4 — График сравнений.

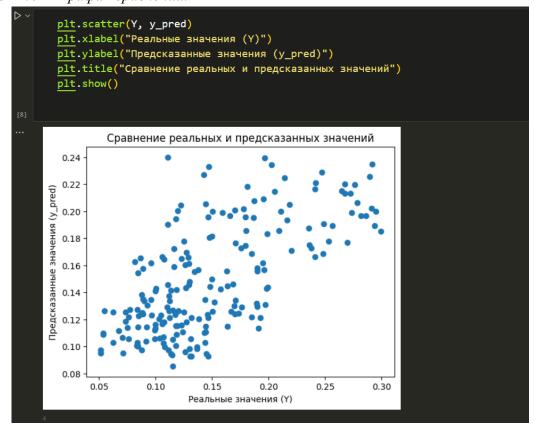
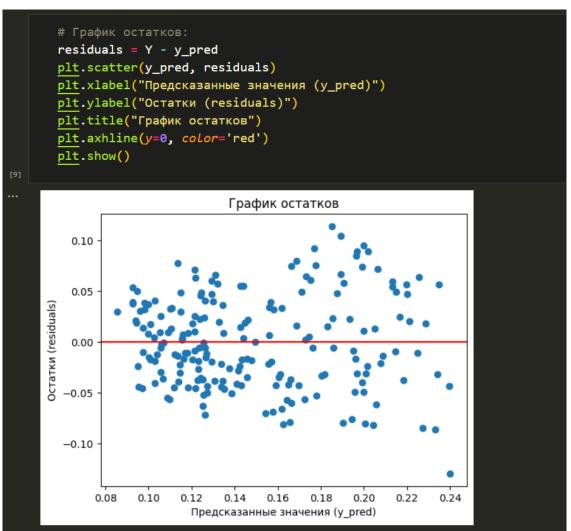


Рисунок 1.5 — График остатков.



Шаг 2) Множественная линейная регрессия в R.

2.1) Построение множественной линейной регрессии.

Далее проделаем все то же самое, но с помощью языка программирования R.

Рисунок 2.1 – Код на языке R.

```
library(readr)
    df <- read.csv("D:/Documents/Learning/3/R/5/df_without_genre.csv")</pre>
   model <- lm(Zero.Crossing.Rate ~ BPM + RMS.Energy, data = df)</pre>
   print(summary(model))
8 predictions <- predict(model, df)</pre>
9 residuals <- df$Zero.Crossing.Rate - predictions</pre>
10 mse <- mean(residuals^2)</pre>
11 print(mse)
13 library(Metrics)
14 mse_val <- mse(df$Zero.Crossing.Rate, predictions)</pre>
15 r2_val <- cor(df$Zero.Crossing.Rate, predictions) ^ 2</pre>
16 print(paste("MSE =", mse_val))
  print(paste("R^2 =", r2_val))
19 \lor print(plot(df$Zero.Crossing.Rate, predictions, xlab = "Реальные значение (Y) ",
20 ylab = "Предсказанные значения (Y_pred) ",
   main = "Реальные vs. Предсказанные"))
   abline(a=0, b=1, col=" yellow")
    print(plot(model))
```

В данном коде мы написали сначала код множественной линейной регрессии, потом код для расчета предсказаний, остатков, MSE & R^2.

Рисунок 2.2 – Метрические показатели.

- [1] 0.002035954 [1] "MSE = 0.00203595354945632" [1] "R^2 = 0.441497494545004"

3 СРАВНЕНИЕ РЕЗУЛЬТАТОВ

И там, и там результаты получились одинаковые. Понятное дело, с чуть-чуть разным округлением. Работа в Python куда удобнее чем в R. Если мы рассмотрим график сравнения и остатков, то можно сделать такие выводы:

- 1) Модель в целом улавливает общую тенденцию, но имеет проблемы с точностью предсказаний.
- 2) Данные имеют нелинейную структуру, и модель не может адекватно её учитывать.
- 3) Есть две разные группы данных, которые модель обрабатывает по-разному.

4 ВЫВОДЫ

В 6 практической работе приведены реализации множественной линейной регрессии и вычислением метрик регрессии. Также построены графики сравнений и остатков на двух языках программирования.