ДИСЦИПЛИНА «Технологии и методы программирования»

ИНСТИТУТ «Институт кибербезопасности и цифровых технологий»

КАФЕДРА КБ-2 «Информационно-аналитические системы кибербезопасности»

ВИД УЧЕБНОГО МАТЕРИАЛА Практическое занятие

ПРЕПОДАВАТЕЛЬ Новиков Евгений Иванович

СЕМЕСТР 5 семестр 2024-2025 учебный год

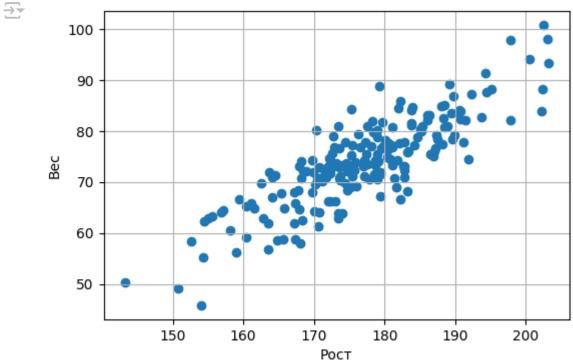
ПРАКТИЧЕСКОЕ ЗАНЯТИЕ. ТЕХНОЛОГИИ РЕГРЕССИОННОГО АНАЛИЗА ДАННЫХ В РУТНОМ. ЧАСТЬ 1

План практического занятия:

- 1. Корреляция между признаками.
- 2. Оценивание параметров модели.
- 3. Оценивание качества модели.

У ТЕХНОЛОГИИ РЕГРЕССИОННОГО АНАЛИЗА ДАННЫХ. ЧАСТЬ 1

```
1 import pandas as pd
 2 import numpy as np
 3 import matplotlib.pyplot as plt
 4 import warnings
 5 warnings.filterwarnings('ignore')
 1 np.random.seed(10)
 2 Pocτ = np.random.normal(176, 11, 200)
 3 \text{ Bec} = (\text{Poct*0.7-50}) + 5 * \text{np.random.randn}(200)
 4 Bec[:5], Poct[:5]
(array([84.11890357, 84.72136747, 56.17665292, 73.93744017, 72.33191056]),
     array([190.64745155, 183.86806872, 159.00059679, 175.90777765,
           182.83469571]))
   dfp = pd.DataFrame()
    dfp['Poct'] = Poct
 3
    dfp['Bec'] = Bec
    dfp.head()
\overline{2}
            Рост
                      Bec
    0 190.647452 84.118904
    1 183.868069 84.721367
    2 159.000597 56.176653
    3 175.907778 73.937440
    4 182.834696 72.331911
Далее:
        ■ Посмотреть рекомендованные графики
 1 plt.figure(figsize = (6, 4))
 2 plt.scatter (dfp['PocT'], dfp['Bec'])
 3 plt.xlabel('PocT')
 4 plt.ylabel('Bec')
 5 plt.grid()
```



1. Корреляция между признаками

```
1 from scipy.stats import pearsonr, spearmanr, kendalltau
2 print('Коэффициент корреляции Пирсона:', pearsonr(dfp['Bec'], dfp['Pocт'])[0],
3 'p_уровень:', pearsonr(dfp['Bec'], dfp['Pocт'])[1])
4 print('Коэффициент корреляции Спирмена:', spearmanr(dfp['Bec'], dfp['Pocт'])[0],
5 'p_уровень:', spearmanr(dfp['Bec'], dfp['Pocт'])[1])

→ Коэффициент корреляции Пирсона: 0.8468719024245387 p_уровень: 3.3270835644504402e-56
Коэффициент корреляции Спирмена: 0.8160294007350185 р уровень: 5.052764388947029e-49
```

2. Оценивание параметров модели

```
1 from sklearn.model_selection import train_test_split
 2 X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(dfp['Pocτ'], dfp['Bec'],
                                                              test_size = 0.3,
 4
                                                              random_state = 42)
 1 dfp_train = pd.DataFrame({'Pocτ' : X_train, 'Bec' : y_train}).reset_index(drop = True)
 2 dfp_train.head()
\overline{2}
            Рост
    0 170.335991 80.240026
    1 176.985464 73.164502
    2 169.957601 71.927586
    3 165.384278 67.781340
    4 178.145146 76.946711
        ■ Посмотреть рекомендованные графики
Далее:
 1 dfp_test = pd.DataFrame({'Pocτ' : X_test, 'Bec' : y_test}).reset_index(drop = True)
 2 dfp_test.head()
\overline{2}
            Рост
                      Bec
    0 186.100961 82.055368
    1 180.896514 77.156620
    2 173.059511 66.118076
    3 186.367504 83.128378
    4 194.223883 91.355371
```

Метод наименьших квадратов

Далее:

∨ С использованием аналитических выражений

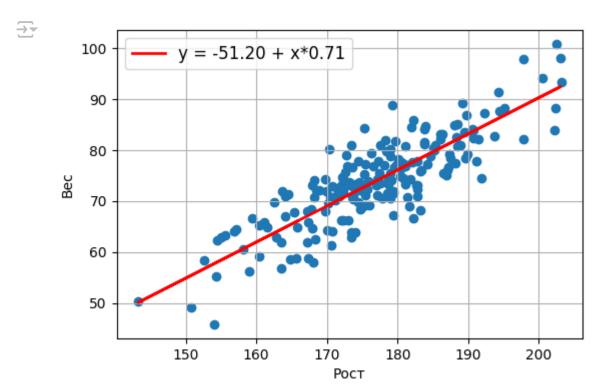
■ Посмотреть рекомендованные графики

$$b_1 = \frac{\overline{x \cdot y} - \overline{y} \cdot \overline{x}}{\overline{x^2} - \overline{x}^2}$$
$$b_0 = \overline{y} - b_1 \cdot \overline{x}$$

```
-51.19555975346388
    dfp_train['Bec_мод'] = b0_p + b1_p * dfp_train['Poct']
    dfp_train.head()
\overline{2}
                      Bec
                            Вес_мод
            Рост
    0 170.335991 80.240026 69.247097
    1 176.985464 73.164502 73.948864
    2 169.957601 71.927586 68.979542
    3 165.384278 67.781340 65.745796
    4 178.145146 76.946711 74.768862
        ■ Посмотреть рекомендованные графики
Далее:
 1 dfp_test['Bec_мод'] = b0_p + b1_p * dfp_test['Pocт']
 2 dfp_test.head()
\overline{\Rightarrow}
            Рост
                      Bec
                            Вес_мод
    0 186.100961 82.055368 80.394329
    1 180.896514 77.156620 76.714323
    2 173.059511 66.118076 71.172867
    3 186.367504 83.128378 80.582799
    4 194.223883 91.355371 86.137956
Далее:
        ■ Посмотреть рекомендованные графики
  Sklearn
 1 from sklearn.linear_model import LinearRegression
 2 model_p = LinearRegression()
 3 model_p.fit(dfp_train[['Poct']], dfp_train['Bec'])
    ▼ LinearRegression
    LinearRegression()
 1 b1_p = model_p.coef_
 2 b0_p = model_p.intercept_
 3 b1_p, b0_p
(array([0.70708871]), -51.19555975346903)
 1 model_p.predict(dfp_train[['Poct']])[:5]
   array([69.24709692, 73.94886415, 68.97954162, 65.74579639, 74.76886244])
 1 model_p.predict(dfp_test[['Poct']])[:5]
array([80.39432915, 76.71432347, 71.17286723, 80.58279929, 86.13795576])
    plt.figure(figsize = (6, 4))
    plt.scatter (dfp['Poct'], dfp['Bec'])
    plt.plot(dfp_train['Pocт'], dfp_train['Bec_мод'],
 3
               linewidth = 2, c = 'r',
 4
              label = f'y = \{b0_p:.2f\} + x*\{b1_p[0]:.2f\}'
 5
    plt.xlabel('PocT')
 6
 7
    plt.ylabel('Bec')
```

8 plt.legend(prop = {'size': 12})

plt.grid()



Statsmodels

```
1 from statsmodels.formula.api import ols
2 model = ols('Bec ~ Pocτ', data = dfp_train)
3 model = model.fit()
```

1 print(model.summary())

		OLS Reg	ression	Results		
Dep. Variable: Model: Method:		Bec OLS Least Squares		======== squared: j. R-squared: statistic:		0.734 0.733 381.6
Date: Th Time: No. Observations: Df Residuals: Df Model:		_			c):	1.46e-41 -409.22 822.4 828.3
Covariance	========	nonrobu ====== std err	======	======== t P> t	======= [0.025	======= 0.975]
Intercept Poct			-7.98°	7 0.000	-63.870 0.636	-38.521 0.779
Omnibus: Prob(Omnibus Skew: Kurtosis:	s):		77 Ja 27 Pr	======================================	:	1.945 0.060 0.970 2.96e+03

Notes:

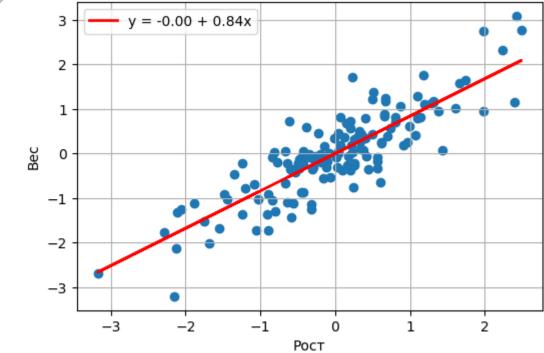
- [1] Standard Errors assume that the covariance matrix of the errors is correctly specified.
- [2] The condition number is large, 2.96e+03. This might indicate that there are strong multicollinearity or other numerical problems.

Метод градиентного спуска

```
1 from sklearn.linear_model import SGDRegressor
2 SGDRegressor = SGDRegressor()
3 SGDRegressor = SGDRegressor.fit(dfp_train[['Pocτ']], dfp_train[['Bec']])
4 SGDRegressor.coef_, SGDRegressor.intercept_
(array([1.00060366e+11]), array([-5.89415077e+09]))
1 from sklearn.preprocessing import StandardScaler
2 scaler = StandardScaler()
3 x_st = scaler.fit_transform(dfp_train[['Pocτ']])
4 y_st = scaler.fit_transform(dfp_train[['Bec']])
```

- 1 SGDRegressor = SGDRegressor.fit(x_st, y_st)
- 2 SGDRegressor.coef_, SGDRegressor.intercept_

```
(array([0.83852923]), array([-0.00046092]))
 1 b1_st = SGDRegressor.coef_[0]
 2 b0_st = SGDRegressor.intercept_[0]
 3 y_st_mod = b0_st + x_st * b1_st
 1
   plt.figure(figsize = (6, 4))
    plt.scatter(x_st, y_st)
 3
    plt.plot(x_st, y_st_mod, linewidth = 2, c = 'r',
               label = f'y = \{b0\_st:.2f\} + \{b1\_st:.2f\}x'\}
    plt.xlabel('PocT')
 5
 6
    plt.ylabel('Bec')
    plt.legend(prop = {'size': 10})
    plt.grid()
\overline{\Rightarrow}
        3
                y = -0.00 + 0.84x
        2
        1
```



$$b_1 = b_1^* \cdot \frac{s_y}{s_x}$$
$$b_0 = \overline{y} - b_1 \cdot \overline{x}$$

```
1  mx = dfp_train['Poct'].mean()
2  my = dfp_train['Bec'].mean()
3  sx = dfp_train['Poct'].std()
4  sy = dfp_train['Bec'].std()
5  v1 = SGDRegressor.coef_ * (sy / sx)
6  v0 = my - v1 * mx
7  v1, v0

    (array([0.69185495]), array([-48.50240988]))
```

3. Оценивание качества модели

```
from sklearn.metrics import mean_squared_error
print(mean_squared_error(dfp_train['Bec'],

dfp_train['Bec_mod']))

print(mean_squared_error(dfp_test['Bec'],

dfp_test['Bec_mod']))

20.248915359016657
24.150302056267968

from sklearn.metrics import r2_score
print(r2_score(dfp_train['Bec'], dfp_train['Bec_mod']))
print(model_p.score(dfp_train[['Poct']], dfp_train['Bec']))

0.7344362665024011
0.7344362665024011
0.7344362665024011
```