КАФЕДРА № 43

ОТЧЕТ ЗАЩИЩЕН С ОЦЕНКОЙ		
ПРЕПОДАВАТЕЛЬ		
Профессор		С.И. Колесникова
должность, уч. степень, звание	подпись, дата	инициалы, фамилия
OTU	ІЕТ О ЛАБОРАТОРНОЙ РАБОТІ	E № 3
	ели статистического моделирова инамических систем по временн МНК)	
по дисципл	ине: Компьютерное мод	целирование
РАБОТУ ВЫПОЛНИЛ		
СТУДЕНТ ГР. 413	4к	Столяров Н.С.

подпись, дата

инициалы, фамилия

Цель работы

Цель настоящей работы – освоить средства моделирования стохастических временных рядов.

Ход работы

- 1. Ознакомиться со справочными сведениями.
- 2. Сформулировать задачу МНК при построении функции регрессии.
- 3. Разработать программу, моделирующую алгоритм поиска оптимального решения для формализованной задачи, используя математический пакет MatLab или язык программирования Python:
- а. Самостоятельно реализовать МНК для решения задачи поиска коэффициентов модели, заданной в виде полинома второго порядка $ff1(xx) = aa \ 2 \ xx \ 2 + aa1 \ xx + aa \ 0$.
- b. С использованием встроенной реализации МНК в MatLab илиPython подобрать степень pp полиномиальной модели $ff2(xx) = \sum aa \ ii \ xx \ iipp \ ii=0$,

наилучшим образом соответствующей исходным данным при визуальной оценке на графике. Для этого построить график с исходными данными (крестики, точки и т.п.) и различными вариантами полиномиальных моделей степени pp, где $pp \neq 2$. с. Аппроксимировать данные функциональной моделью вида $ff3(xx) = \sqrt{xx+1}$

- 3 + 1.
- d. Используя скорректированный коэффициент детерминации RRaaaaaa
- 2 определить наилучшую из трех моделей ff1(xx), ff2(xx), ff3(xx).
- 4. Сделать прогноз на один шаг. Указать, каким образом можно оценить точность прогноза.
- 5. Составить и представить преподавателю отчет о работе.
- 6. Уметь формулировать основные понятия, связанные с МНК, приводить необходимые формулы и их обоснования.

Задание по варианту

Вариант 17

Исследуется бедность населения. Для этого собрана информация о численности населения $P\Phi$ с денежными доходами ниже величины прожиточного минимума(млн. чел., Φ едеральная служба государственной статистики)Y(t) за 2010-2017 года. Обосновать и построить тренд данного ряда. Оценить достоверность уточненной по МНК модели.

t	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017
Y(t)	17,7	17,9	15,4	15,5	16,1	19,5	19,5	19,4

Ход выполнения

Добавляем нужные нам библиотеки и данные

```
import numpy as np import matplotlib.pyplot as plt from scipy.optimize import curve_fit from numpy.polynomial.polynomial import Polynomial from sklearn.metrics import r2_score, mean_absolute_error, mean_squared_error # Исходные данные t = np.array([2010, 2011, 2012, 2013, 2014, 2015, 2016, 2017])
Y = np.array([17.7, 17.9, 15.4, 15.5, 16.1, 19.5, 19.5, 19.4])
# Центрирование данных для улучшения аппроксимации x = t - t.mean()
```

Модель f1: Полином 2-й степени

```
A = np.vstack([x**2, x, np.ones_like(x)]).T

coeffs, _, _, _ = np.linalg.lstsq(A, Y, rcond=None)

a2, a1, a0 = coeffs

Y_pred_f1 = a2 * x**2 + a1 * x + a0

R2_f1 = r2_score(Y, Y_pred_f1)

R2_adj_f1 = 1 - (1 - R2_f1) * (len(Y) - 1) / (len(Y) - 3 - 1)
```

Модель f2: Полиномиальные модели разной степени

```
degrees = [1, 2, 3, 4, 5]
best_r2_adj = -np.inf
best_poly = None
Y_pred_f2 = None
r2_results = []

for d in degrees:
    poly = Polynomial.fit(t, Y, d)
    Y_pred = poly(t)
    R2 = r2_score(Y, Y_pred)
    R2_adj = 1 - (1 - R2) * (len(Y) - 1) / (len(Y) - d - 1)
    r2_results.append((d, R2, R2_adj))
    if R2_adj > best_r2_adj:
        best_r2_adj = R2_adj
        best_poly = poly
        Y_pred_f2 = Y_pred
```

Модель f3: Функция sqrt(x+1)/a + b

```
def func3(x, a, b):
    return np.sqrt(x + 1) / a + b

params, _ = curve_fit(func3, t, Y, p0=[3, 1], maxfev=10000)
a, b = params
Y_pred_f3 = func3(t, a, b)
```

```
R2_f3 = r2_score(Y, Y_pred_f3)
R2_adj_f3 = 1 - (1 - R2_f3) * (len(Y) - 1) / (len(Y) - 2 - 1)
```

Сравнение моделей

```
print(f"Модель f1: R^2 = \{R2 \ f1:.4f\}, скорректированный R^2 = \{R2 \ adj \ f1:.4f\}")
print(f"Модель f2 (наилучшая степень {best_poly.degree()}): R^2 = \{\max(r2\_results, range)\}
key=lambda x: x[1])[1]:.4f, "
   f"скорректированный R^2 = \{best \ r2 \ adj:.4f\}")
print(f"Модель f3: R^2 = \{R2 \ f3:.4f\}, скорректированный R^2 = \{R2 \ adj \ f3:.4f\}")
# Выбор наилучшей модели
if best_r2_adj > max(R2_adj_f1, R2_adj_f3):
  best_model = "f2"
  Y_best = Y_pred_f2
  print(f"Наилучшая модель: f2 с скорректированным R^2 = \{best_r2\_adj:.4f\}")
elif R2_adj_f1 > R2_adj_f3:
  best model = "f1"
  Y best = Y pred f1
  print(f"Hаилучшая модель: f1 с скорректированным R^2 = \{R2\_adj\_f1:.4f\}")
else:
  best model = "f3"
  Y_best = Y_pred_f3
  print(f"Наилучшая модель: f3 с скорректированным R^2 = \{R2\_adj\_f3:.4f\}")
```

Прогноз на один шаг вперёд (2018)

```
t_next = 2018
x_next = t_next - t.mean()
if best_model == "f1":
    Y_next = a2 * x_next**2 + a1 * x_next + a0
elif best_model == "f2":
    Y_next = best_poly(t_next)
else:
    Y_next = func3(t_next, a, b)
print(f"Прогноз на 2018 год: Y({t_next}) = {Y_next:.2f}")
```

Оценка точности моделей

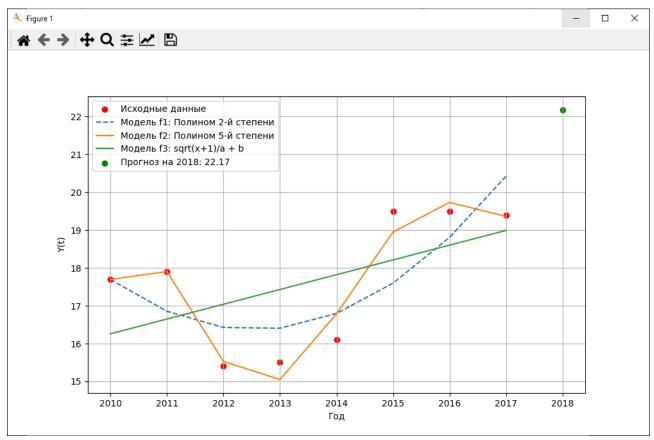
```
mae = mean_absolute_error(Y, Y_best)
mse = mean_squared_error(Y, Y_best)
rmse = np.sqrt(mse)

print(f"Средняя абсолютная ошибка (MAE): {mae:.2f}")
print(f"Средняя квадратическая ошибка (MSE): {mse:.2f}")
print(f"Корень средней квадратической ошибки (RMSE): {rmse:.2f}")
```

График

```
plt.figure(figsize=(10, 6))
plt.scatter(t, Y, color='red', label="Исходные данные")
plt.plot(t, Y_pred_f1, label="Модель f1: Полином 2-й степени", linestyle='--')
plt.plot(t, Y_pred_f2, label=f"Модель f2: Полином {best_poly.degree()}-й степени")
plt.plot(t, Y_pred_f3, label="Модель f3: sqrt(x+1)/a + b")
plt.scatter(t_next, Y_next, color='green', label=f"Прогноз на 2018: {Y_next:.2f}", marker='o')
```

```
plt.xlabel('Год')
plt.ylabel('Y(t)')
# plt.title('Сравнение моделей')
plt.legend()
plt.grid()
plt.show()
```



```
G:\PROJECTS\GUAP\Programming-GUAP\KomnMoд\3>python final.py
Модель f1: R^2 = 0.6097, скорректированный R^2 = 0.3170
Модель f2 (наилучшая степень 5): R^2 = 0.9526, скорректированный R^2 = 0.8340
Модель f3: R^2 = 0.2902, скорректированный R^2 = 0.0063
Наилучшая модель: f2 с скорректированным R^2 = 0.8340
Прогноз на 2018 год: Y(2018) = 22.17
Средняя абсолютная ошибка (MAE): 0.26
Средняя квадратическая ошибка (MSE): 0.13
Корень средней квадратической ошибки (RMSE): 0.36
```

Вывод:

В ходе работы была построена регрессионная модель с применением МНК, котороя показала хорошие результаты на предсказание