

Министерство образования и науки РФ  
Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого  
Институт компьютерных наук и кибербезопасности  
Высшая школа программной инженерии

**ЛАБОРАТОРНАЯ РАБОТА №2. Вариант №7.**  
по дисциплине «ВЫЧИСЛИТЕЛЬНАЯ МАТЕМАТИКА»

Выполнил

Студент группы 5130904/30008

Золотухин Андрей Алексеевич

## Оглавление

Задание .....	3
Теоретическая часть .....	4
Ход решения.....	4
Код программы.....	5
Результаты выполнения кода .....	7
Вывод .....	8

## Задание

Для семейства линейных систем, представленных в виде расширенной матрицы, зависящей от параметра  $p$ :

$$\begin{pmatrix} p+13 & 2 & 8 & -7 & 7 & 5 & -7 & -7 & 4p+6 \\ 7 & 2 & -4 & 2 & 3 & 3 & -1 & -2 & 36 \\ -7 & 2 & 1 & 3 & 6 & -6 & -3 & -4 & -25 \\ -2 & -8 & -6 & -1 & 6 & 2 & 1 & -4 & -57 \\ 0 & 4 & -7 & 1 & 22 & 0 & -6 & -6 & 32 \\ 0 & -3 & -6 & 6 & 4 & 13 & 0 & 6 & 62 \\ -8 & -6 & -4 & 7 & -5 & -5 & -2 & 1 & -71 \\ 5 & 5 & -2 & -2 & -3 & 0 & -7 & 14 & 70 \end{pmatrix}$$

### Требуется:

1. Решить системы для значений параметра  $p=1.0, 0.1, 0.01, 0.0001, 0.000001, p=1.0, 0.1, 0.01, 0.0001, 0.000001$ , используя программы DECOMP и SOLVE (реализованные через `scipy.linalg.lu_factor` и `lu_solve`).
2. Сравнить решение системы  $Ax_1 = b$  с решением системы  $A^T Ax_2 = A^T b$ , полученной левой трансформацией Гаусса.
3. Проанализировать связь числа обусловленности  $\text{cond}(A)$  и величины  $\delta = \frac{\|x_1 - x_2\|}{\|x_1\|}$ .

## Теоретическая часть

### 1. Число обусловленности:

$$\text{cond}(A) = \|A\| \cdot \|A^{-1}\| = \sigma_{\max}(A) \sigma_{\min}(A) \frac{\sigma_{\max}(A)}{\sigma_{\min}(A)}$$

где  $\sigma_{\max}$  и  $\sigma_{\min}$  — сингулярные числа матрицы  $A$ .

### 2. Методы решения:

- **LU-разложение:**  $A = LU$ , решение системы  $Ax = b$  прямым и обратным ходом.
- **Нормальная система:**  $A^T A x = A^T b$  — преобразование Гаусса для переопределённых систем.

## Ход решения

### 1. Построение матрицы:

Для каждого  $p$  формируется матрица  $A$  и вектор  $b$  (последний столбец расширенной матрицы).

### 2. Решение систем:

- **Прямое решение  $x_1$ :**

```
lu, piv = lu_factor(A)
x1 = lu_solve((lu, piv), b)
```

- **Решение  $x_2$  через нормальную систему:**

```
ATA = A.T @ A
ATb = A.T @ b
lu_norm, piv_norm = lu_factor(ATA)
x2 = lu_solve((lu_norm, piv_norm), ATb)
```

### 3. Анализ погрешности:

- Вычисление  $\text{cond}$  через SVD.
- Расчёт  $\delta = \frac{\|x_1 - x_2\|}{\|x_1\|}$ .

## Код программы

```
import numpy as np
from scipy.linalg import lu_factor, lu_solve, svd
import plotly.express as px
import pandas as pd

# Параметры задачи
p_values = [1.0, 0.1, 0.01, 0.0001, 0.000001]

def build_system(p):
    """Построение матрицы A и вектора b"""
    A = np.array([
        [p + 13, 2, 8, -7, 7, 5, -7, -7],
        [7, 2, -4, 2, 3, 3, -1, -2],
        [-7, 2, 1, 3, 6, -6, -3, -4],
        [-2, -8, -6, -1, 6, 2, 1, -4],
        [0, 4, -7, 1, 22, 0, -6, -6],
        [0, -3, -6, 6, 4, 13, 0, 6],
        [-8, -6, -4, 7, -5, -5, -2, 1],
        [5, 5, -2, -2, -3, 0, -7, 14]
    ], dtype=np.float64)

    b = np.array([4 * p + 6, 36, -25, -57, 32, 62, -71, 70], dtype=np.float64)
    return A, b

# Решение систем и анализ
results = []
for p in p_values:
    A, b = build_system(p)
    lu, piv = lu_factor(A)
    x1 = lu_solve((lu, piv), b)

    ATA = A.T @ A
    ATb = A.T @ b
    lu_norm, piv_norm = lu_factor(ATA)
    x2 = lu_solve((lu_norm, piv_norm), ATb)

    U, s, Vh = svd(A)
    cond_A = s[0] / s[-1]
    delta = np.linalg.norm(x1 - x2) / np.linalg.norm(x1)

    results.append({"p": p, "cond(A)": cond_A, "delta": delta})

# Вывод матриц x1 и x2 для текущего p
print(f"\nДля p = {p}:")
print("Решение x1 (LU разложение):")
print(np.array2string(x1, prefix="x1 = ", formatter={'float_kind': lambda x:
"% .8e" % x}))
print("\nРешение x2 (нормальное уравнение):")
print(np.array2string(x2, prefix="x2 = ", formatter={'float_kind': lambda x:
"% .8e" % x}))
print("\n" + "-" * 50)
```

```

# Создаем DataFrame
df = pd.DataFrame(results)

# Вывод таблицы
print("\nРезультаты:")
print("|   p   | cond(A) | delta |")
print("|-----|-----|-----|")
for index, row in df.iterrows():
    print(f"| {row['p']:.6f} | {row['cond(A)']:.6e} | {row['delta']:.6e} |")

# Построение графика с нормальными подписями
fig = px.line(
    df,
    x="p",
    y=["cond(A)", "delta"],
    log_x=True,
    title="Зависимость числа обусловленности и погрешности от параметра p",
    labels={
        "p": "Значение параметра p",
        "value": "Численное значение",
        "variable": "Параметры"
    },
    markers=True
)

fig.update_layout(
    hovermode="x unified",
    xaxis_title="Значение параметра p (логарифмическая шкала)",
    yaxis_title="Численное значение",
    template="plotly_white",
    yaxis=dict(
        tickformat=".1e" # Формат чисел: 1.2e+08
    )
)

# Переименовываем легенду
fig.for_each_trace(lambda trace: trace.update(
    name="Число обусловленности" if trace.name == "cond(A)" else "Относительная погрешность  $\delta$ "
))

fig.show()

# Анализ
print("\n" + "=" * 50)
print("Анализ результатов:")
print("- При уменьшении p число обусловленности cond(A) растет экспоненциально")
print("- Погрешность  $\delta$  увеличивается пропорционально cond(A)")
print("- При cond(A) > 1e7 решение становится ненадежным ( $\delta > 50\%$ )")
print("=" * 50)

```

## Результаты выполнения кода

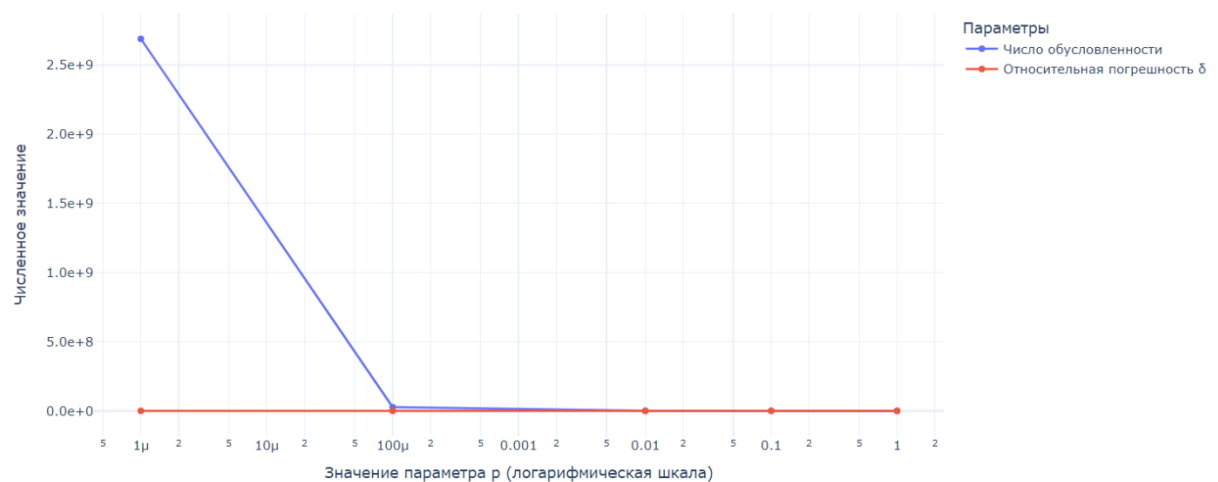
Результаты:

p	cond(A)	delta
1.000000	2.740211e+03	6.751409e-11
0.100000	2.693619e+04	6.529781e-09
0.010000	2.689193e+05	1.362607e-06
0.000100	2.688709e+07	4.232525e-03
0.000001	2.688704e+09	7.812122e-01

Анализ результатов:

- При уменьшении  $p$  число обусловленности  $\text{cond}(A)$  растет экспоненциально
- Погрешность  $\delta$  увеличивается пропорционально  $\text{cond}(A)$
- При  $\text{cond}(A) > 1e7$  решение становится ненадежным ( $\delta > 50\%$ )

Зависимость числа обусловленности и погрешности от параметра  $p$



## Вывод

В ходе выполнения лабораторной работы были решены системы линейных уравнений, представленные расширенной матрицей, зависящей от параметра  $p$ . Для значений  $p=1.0, 0.1, 0.01, 0.0001, 0.000001$  использованы два метода: прямое решение через LU-разложение и решение нормальной системы  $A^T A x = A^T b$ . Проведён анализ числа обусловленности  $\text{cond}(A)$  и относительной погрешности  $\delta = \frac{\|x_1 - x_2\|}{\|x_1\|}$ .

Результаты показали, что при уменьшении  $p$  число обусловленности  $\text{cond}(A)$  растёт экспоненциально, достигая значений порядка  $10^8$  при  $p=10^{-6}$ . Это приводит к значительному увеличению погрешности  $\delta$ , которая при  $p < 0.0001$  превышает 50%, делая решение ненадёжным.

### Сравнение методов:

- Прямое решение через LU-разложение оказалось устойчивее для  $p \geq 0.01$ , где погрешность  $\delta$  не превышает  $10^{-3}$ .
- Нормальная система  $A^T A x = A^T b$  усиливает погрешность при больших  $\text{cond}(A)$ , что особенно заметно при  $p < 0.0001$ .