# lab3\_jarzecki

June 1, 2025

# Analiza współczynnika uwarunkowania macierzy

Łukasz Jarzęcki 331697

```
[345]: import numpy as np from scipy.io import loadmat
```

### 1. Funkcje pomocnicze

```
[346]: def load_A_b_from_mat_file(filename):
    data = loadmat(filename) # ścieżka do Twojego pliku .mat
    A = data['A']
    b = data['b']
    return A,b.flatten()
```

```
[347]: def is_symmetric(A, tol=1e-8): return np.allclose(A, A.T, atol=tol)
```

# 2. Poprawianie współczynnika uwarunkowania

Poprzez skalowanie

```
[348]: C,b = load_A_b_from_mat_file("pink.mat") #pink - macierz źle uwarunkowana

[349]: print(f"przed skalowaniem: {np.linalg.cond(C)}")

S = np.diag(1/np.sqrt(np.diag(C)))
A_scaled = S*C*S

print(f"po skalowaniu: {np.linalg.cond(A_scaled)}")
```

przed skalowaniem: 1844.6339859461466 po skalowaniu: 1.000000000000007

# 3. Wyznaczanie współczynnika uwarunkowania metodą iteracyjną

Implementacja metody

```
[350]: def calc_max_sing_val(C):
    stop = 1e-6  #
    A = C.T @ C
```

```
x = np.ones(A.shape[0])
           x /= np.linalg.norm(x)
           lambda_old = 0
           lambda_new = x.T @ A @ x
           while abs(lambda_new - lambda_old) / (abs(lambda_old) + 1e-10) > stop:
               lambda_old = lambda_new
               x = A @ x
               x /= np.linalg.norm(x)
               lambda_new = x.T @ A @ x
           return np.sqrt(lambda_new)
[351]: def calc_min_sing_val(A, lam):
           stop = 1e-6
           B = A - np.eye(A.shape[0])*lam
           x = np.ones(B.shape[0])
           x /= np.linalg.norm(x)
           lambda_old = 0
           lambda_new = x.T @ B @ x
           while abs(lambda_new - lambda_old) / (abs(lambda_old) + 1e-10) > stop:
               lambda old = lambda new
               x = B @ x
               x /= np.linalg.norm(x)
               lambda_new = x.T @ B @ x
           return lambda_new
[352]: def calc_cond(C):
           C_sym = C.T@C
           lambda_max = calc_max_sing_val(C_sym)
           lambda_min = calc_min_sing_val(C_sym,lambda_max) + lambda_max
           return np.sqrt(lambda_max/lambda_min)
[353]: def get_result(A):
           result_impl = calc_cond(A)
           result_ready = np.linalg.cond(A)
           diff = abs(result_ready - result_impl) / result_ready * 100
           return result_impl, result_ready, diff
```

Wyznaczenie wspołczynnika i błędu dla macierzy C z podręcznika

```
[354]: C = np.array([
        [4,2,-5,2],
        [1,5,3,9],
        [2,2,5,-7],
        [1,4,-1,1]
])

result_impl, result_ready, diff = get_result(C)

print(f"Współczynnik obliczony zaimplementowaną funkcją: {result_impl}")
print(f"Współczynnik obliczony wbudowaną funkcją w numpy: {result_ready}")
print(f"różnica: {diff}%")
```

Współczynnik obliczony zaimplementowaną funkcją: 6.431575026765086 Współczynnik obliczony wbudowaną funkcją w numpy: 6.431698388238537 różnica: 0.0019180232965693217%

Jak możemy zauważyć, zaimplementowana metoda daje taki sam wynik różniący sie o ok. 0,002%

# 4. Analiza wpływu własności macierzy na współczynnik uwarunkowania

Macierze z plików

Właściwości macierzy z blue.mat: kształt: (100, 100), symetryczność: False, błąd metody: 95.66196091084367, współczynnik wyliczony: 41.307139045529865, współczynnik gotowy: 952.2076264546396
Właściwości macierzy z orange.mat: kształt: (100, 100), symetryczność: False, błąd metody: 95.6619608797047, współczynnik wyliczony: 41.30713901693265,

```
współczynnik gotowy: 952.2076189603557
Właściwości macierzy z pink.mat: kształt: (100, 100), symetryczność: False, błąd metody: 97.75137218105002, współczynnik wyliczony: 41.47895296579108, współczynnik gotowy: 1844.6339859461466
Macierze wygenerowane
```

```
[356]: matrices = {
           "A (4x4, niesymetryczna)": np.array([
               [4, 2, -5, 2],
               [1, 5, 3, 9],
               [2, 2, 5, -7],
               [1, 4, -1, 1]
           ]),
           "B (4x4, symetryczna)": np.array([
               [2, -1, 0, 0],
               [-1, 2, -1, 0],
               [0, -1, 2, -1],
               [0, 0, -1, 2]
           ]),
           "C (10x10, losowa)": np.random.rand(10, 10),
           "D (100x100, losowa)": np.random.rand(100, 100)
       }
       for name, M in matrices.items():
           result_impl, result_ready, diff = get_result(M)
           print(f"\n{name}")
           print(f"współczynnik wyliczony: {result_impl:.6e}")
           print(f"współczynnik gotowy: {result_ready:.6e}")
           print(f"błąd metody: {diff:.6f}%")
```

```
A (4x4, niesymetryczna)
współczynnik wyliczony: 6.431575e+00
współczynnik gotowy: 6.431698e+00
błąd metody: 0.001918%

B (4x4, symetryczna)
współczynnik wyliczony: 6.854102e+00
współczynnik gotowy: 9.472136e+00
błąd metody: 27.639320%

C (10x10, losowa)
współczynnik wyliczony: 4.571885e+01
współczynnik gotowy: 2.728141e+02
błąd metody: 83.241756%
```

D (100x100, losowa)

współczynnik wyliczony: 4.550645e+01

współczynnik gotowy: 1.883439e+03

błąd metody: 97.583864%

#### 5. Wnioski

Na podstawie powyższych wyników można wyciągnąć następujące wnioski:

- dla metod numerycznych im większa macierz, tym większy błąd metody może być to spowodowane kumulowaniem sie błędów dla dużej liczby iteracji
- symetryczność i niesymetryczność macierzy nie jest najważniejszym czynnikiem wpływającym na współczynnik uwarunkowania

Kiedy macierz jest źle uwarunkowana:

- kiedy wartości własne są małe w porównaniu z największą wartością własną
- kiedy macierzy blisko jest do bycia macierzą osobliwą

Poprawianie współczynnika uwarunkowania:

- skalowanie macierzy
- regularizacja dodanie małej wartości na przekątnej
- prekondycjonowanie
- wybór odpowiedniej metody numerycznej