

# Rozwiązywanie równań i układów równań nieliniowych cz. II

Seweryn Tasior, WI, grupa 5

22.05.2025

## 1 Wprowadzenie

### 1.1 Zagadnienie

Celem ćwiczenia jest analiza stabilności numerycznej rozwiązywania układów równań liniowych metodą eliminacji Gaussa. W tym celu zostało przeprowadzone porównanie wyników otrzymanych dla różnych macierzy, z wykorzystaniem normy maksimum i wskaźnika uwarunkowania macierzy.

### 1.2 Dane techniczne

Programy zostały napisane w języku Python w wersji 3.11.5. Dodatkowo, do narysowania wykresów i tabel zostały użyte biblioteki Pandas i matplotlib. Pomocniczo do obliczeń zastosowano funkcjonalności biblioteki numpy. Do inwersji macierzy zastosowano funkcję `linalg.inv`, a do liczenia iloczynów macierzy `np.dot`.

Zadania programistyczne wykonano na laptopie Lenovo IdeaPad Gaming 3 15ACH6. Urządzenie posiada 6-rdzeniowy procesor o taktowaniu 4,4 GHz. Korzystano przy tym z systemu operacyjnego Windows 11.

## 2 Realizacja ćwiczenia

W ćwiczeniu zaimplementowano macierze kwadratowe  $A$  o rozmiarach  $n \times n$ , według podanych wzorów:

**Wzór dla zadania 1:**

$$a_{ij} = \begin{cases} 1 & i = j \\ \frac{1}{i+j-1} & \text{dla } i \neq j \end{cases} \quad i, j = 1, \dots, n$$

**Wzór dla zadania 2:**

$$a_{ij} = \begin{cases} \frac{2i}{j} & \text{dla } j \geq i \\ a_{ji} & \text{dla } j < i \end{cases} \quad i, j = 1, \dots, n$$

Zmienna  $n$  w obliczeniach przyjmowała następujące zakresy wartości:

- $n \in \{1, 2, \dots, 20\}$ , dla wzoru z zadania 1
- $n \in \{1, 2, \dots, 20, 30, 50, 80, 100, 200\}$ , dla wzoru z zadania 2

Następnie dla każdego  $n$  wyliczono wektor  $x$  jako dowolną  $n$ -elementową permutację ze zbioru  $\{1, -1\}$ , według powyższych wzorów utworzono macierz  $A$ , obliczono wektor  $b$  jako iloczyn  $A$  i  $x$ . Otrzymane  $b$  wraz z macierzą  $A$ , wykorzystano do obliczenia metodą Gaussa wektora  $y$

Aby sprawdzić zaburzenia rozwiązań układów, porównano oba wektory  $x$  i  $y$  (*zadany* i *otrzymany*) za pomocą normy maksimum:

$$\sigma(x, y) = \max_{i=1, \dots, n} \{|x_i - y_i|\}$$

gdzie:

- $x_i$  –  $i$ -ta współrzędna zadanego wektora  $x$
- $y_i$  –  $i$ -ta współrzędna obliczonego wektora  $y$

Do oceny wrażliwości rozwiązania układu na małe zaburzenia w danych wejściowych wykorzystano **współczynnik uwarunkowania**. Mówi on, jak bardzo błędy zaokrągleń w obliczeniach komputerowych mogą zostać "wzmocnione" i wpłynąć na dokładność uzyskanego rozwiązania. Jeśli jest on bliski 1, to oznacza, że jest dobrze uwarunkowany i jest mało podatny na błędy. W przypadku, gdy jest on duży, to macierz jest nazywana źle

uwarunkowaną, więc nawet małe błędy w danych mogą pogorszyć znacznie wyniki. Współczynnik można dostać z macierzy  $A$  na podstawie wzoru:

$$\kappa(A) = \|A^{-1}\| \cdot \|A\|$$

Przyjęto normę wzorem:

$$\|A\| = \max_{1 \leq i \leq n} \sum_{j=1}^n |a_{i,j}|$$

gdzie:

- $A$  – macierz kwadratowa
- $n$  – rozmiar macierzy
- $a_{i,j}$  – element macierzy o współrzędnych  $i, j$

Przeprowadzono eksperymenty dla dwóch różnych precyzji liczbowych: float i double. Wyniki przedstawiono w tabelach.

## 2.1 Wyniki w tabelach błędów

Tabela 1: Błędy dla układu 1 w zależności od wielkości macierzy  $A$ , precyzja float32

$n$	$\kappa(A)$	$\sigma(x, y)$
2	$1.80 \times 10^1$	$1.79 \times 10^{-7}$
3	$8.64 \times 10^2$	$1.79 \times 10^{-7}$
4	$3.79 \times 10^4$	$3.07 \times 10^{-4}$
5	$1.44 \times 10^6$	$2.02 \times 10^{-3}$
6	$5.79 \times 10^7$	$2.83 \times 10^{-2}$
7	$4.27 \times 10^9$	$1.55 \times 10^0$
8	$1.03 \times 10^{10}$	$5.79 \times 10^0$
9	$3.23 \times 10^{10}$	$1.88 \times 10^1$
10	$1.55 \times 10^{10}$	$1.11 \times 10^0$
11	$9.65 \times 10^9$	$6.76 \times 10^0$
12	$1.26 \times 10^{10}$	$3.68 \times 10^0$
13	$2.53 \times 10^{10}$	$3.29 \times 10^0$
14	$1.84 \times 10^{10}$	$7.97 \times 10^0$
15	$4.36 \times 10^{10}$	$9.01 \times 10^0$
16	$6.39 \times 10^{10}$	$1.65 \times 10^1$
17	$1.06 \times 10^{11}$	$6.00 \times 10^1$
18	$7.65 \times 10^{10}$	$2.41 \times 10^1$
19	$8.81 \times 10^{10}$	$4.14 \times 10^1$
20	$1.71 \times 10^{11}$	$3.91 \times 10^1$

Tabela 2: Błędy dla układu 1 w zależności od wielkości macierzy  $A$ , precyzja float64

$n$	$\kappa(A)$	$\sigma(x, y)$
2	$1.80 \times 10^1$	$2.22 \times 10^{-16}$
3	$8.64 \times 10^2$	$2.71 \times 10^{-14}$
4	$3.79 \times 10^4$	$2.44 \times 10^{-13}$
5	$1.44 \times 10^6$	$4.85 \times 10^{-12}$
6	$5.63 \times 10^7$	$2.93 \times 10^{-12}$
7	$2.23 \times 10^9$	$6.08 \times 10^{-9}$
8	$8.16 \times 10^{10}$	$6.80 \times 10^{-9}$
9	$2.84 \times 10^{12}$	$3.67 \times 10^{-6}$
10	$1.09 \times 10^{14}$	$5.23 \times 10^{-5}$
11	$3.95 \times 10^{15}$	$4.50 \times 10^{-3}$
12	$1.36 \times 10^{17}$	$8.66 \times 10^{-2}$
13	$2.73 \times 10^{18}$	$8.99 \times 10^0$
14	$2.75 \times 10^{18}$	$1.38 \times 10^0$
15	$1.04 \times 10^{19}$	$3.50 \times 10^0$
16	$2.90 \times 10^{18}$	$2.33 \times 10^0$
17	$1.35 \times 10^{19}$	$6.73 \times 10^0$
18	$6.56 \times 10^{19}$	$1.72 \times 10^1$
19	$\infty$	$4.70 \times 10^1$
20	$1.26 \times 10^{19}$	$1.21 \times 10^1$

Powższe tabele pokazują, że dla układu 1 niezależnie od precyzji, wraz ze wzrostem  $n$  wykładniczo rośnie wartość uwarunkowania, co oznacza, że układ jest źle uwarunkowany. Od około  $n = 7$  zauważono wysoką wartość normy maksimum w tabeli 1, oznacza, że rozwiązanie układu równań znacznie odbiega od oczekiwanego. Dla precyzji typu double taką niedokładność zauważono przy  $n = 13$ .

Tabela 3: Błędy dla układu 2 w zależności od wielkości macierzy  $A$ , precyzja float32

$n$	$\kappa(A)$	$\sigma(x, y)$
2	$3.00 \times 10^0$	$0.00 \times 10^0$
3	$8.67 \times 10^0$	$1.43 \times 10^{-7}$
4	$1.65 \times 10^1$	$7.15 \times 10^{-8}$
5	$2.68 \times 10^1$	$2.36 \times 10^{-7}$
6	$3.97 \times 10^1$	$6.25 \times 10^{-7}$
7	$5.46 \times 10^1$	$4.45 \times 10^{-7}$
8	$7.24 \times 10^1$	$7.82 \times 10^{-7}$
9	$9.24 \times 10^1$	$4.76 \times 10^{-7}$
10	$1.15 \times 10^2$	$1.59 \times 10^{-6}$
11	$1.40 \times 10^2$	$8.79 \times 10^{-7}$
12	$1.67 \times 10^2$	$3.03 \times 10^{-6}$
13	$1.97 \times 10^2$	$2.86 \times 10^{-6}$
14	$2.29 \times 10^2$	$3.26 \times 10^{-6}$
15	$2.63 \times 10^2$	$1.17 \times 10^{-6}$
16	$3.01 \times 10^2$	$3.12 \times 10^{-6}$
17	$3.40 \times 10^2$	$2.89 \times 10^{-6}$
18	$3.82 \times 10^2$	$2.74 \times 10^{-6}$
19	$4.26 \times 10^2$	$7.01 \times 10^{-6}$
20	$4.73 \times 10^2$	$4.96 \times 10^{-6}$
30	$1.07 \times 10^3$	$1.29 \times 10^{-5}$
50	$3.00 \times 10^3$	$1.58 \times 10^{-5}$
80	$7.71 \times 10^3$	$6.40 \times 10^{-5}$
100	$1.21 \times 10^4$	$7.21 \times 10^{-5}$
200	$4.84 \times 10^4$	$4.04 \times 10^{-4}$

Tabela 4: Błędy dla układu 2 w zależności od wielkości macierzy  $A$ , precyzja float64

$n$	$\kappa(A)$	$\sigma(x, y)$
2	$3.00 \times 10^0$	$0.00 \times 10^0$
3	$8.67 \times 10^0$	$0.00 \times 10^0$
4	$1.65 \times 10^1$	$4.44 \times 10^{-16}$
5	$2.68 \times 10^1$	$2.22 \times 10^{-16}$
6	$3.97 \times 10^1$	$8.88 \times 10^{-16}$
7	$5.46 \times 10^1$	$1.11 \times 10^{-15}$
8	$7.24 \times 10^1$	$1.78 \times 10^{-15}$
9	$9.24 \times 10^1$	$1.55 \times 10^{-15}$
10	$1.15 \times 10^2$	$5.00 \times 10^{-15}$
11	$1.40 \times 10^2$	$4.88 \times 10^{-15}$
12	$1.67 \times 10^2$	$4.11 \times 10^{-15}$
13	$1.97 \times 10^2$	$6.88 \times 10^{-15}$
14	$2.29 \times 10^2$	$1.22 \times 10^{-14}$
15	$2.63 \times 10^2$	$6.66 \times 10^{-15}$
16	$3.01 \times 10^2$	$7.22 \times 10^{-15}$
17	$3.40 \times 10^2$	$1.55 \times 10^{-14}$
18	$3.82 \times 10^2$	$5.22 \times 10^{-15}$
19	$4.26 \times 10^2$	$2.42 \times 10^{-14}$
20	$4.73 \times 10^2$	$1.47 \times 10^{-14}$
30	$1.07 \times 10^3$	$2.24 \times 10^{-14}$
50	$3.00 \times 10^3$	$1.07 \times 10^{-13}$
80	$7.71 \times 10^3$	$4.35 \times 10^{-13}$
100	$1.21 \times 10^4$	$6.59 \times 10^{-13}$
200	$4.84 \times 10^4$	$3.26 \times 10^{-12}$

W kontraście do poprzednich tabel błędów, powyższe tabele ukazują niskie wartości uwarunkowań, nawet dla bardzo dużego  $n$ , oznaczające dobre dopasowanie układu. Wartości normy maksimum są bardzo niskie, niezależnie od precyzji, co odpowiada dobrym wynikom rozwiązań dla układu równań numer 2.

## 2.2 Porównanie wyników układów 1 i 2

Dla układu pierwszego zaobserwowano duże zaburzenia wyników, w porównaniu z układem drugim. Wynika to z uwarunkowania macierzy Hilberta, co w praktyce oznacza bardzo dużą wrażliwość na błędy numeryczne i nawet podwójna precyzja nie wystarcza, by uzyskać dokładne rozwiązanie dla większych  $n$ . Natomiast precyzja dla układu 1 nie ma znaczenia.

## Wnioski

- Układ pierwszy (macierz Hilberta) jest źle uwarunkowany, co skutkuje znaczącymi błędami w rozwiązaniu, niezależnie od precyzji (float czy double). Wzrost  $n$  potęguje to zjawisko, prowadząc do wykładniczego wzrostu uwarunkowania i wysokich wartości normy błędu.
- Układ drugi charakteryzuje się dobrym uwarunkowaniem i bardzo niskimi wartościami normy błędu, nawet dla dużych  $n$  i obu precyzji.
- Stabilność numeryczna układu pierwszego jest znacznie niższa niż układu drugiego; w przypadku macierzy Hilberta nawet podwójna precyzja nie gwarantuje dokładnych rozwiązań dla większych  $n$ .