

## Sprawozdanie 3

### Rozwiązywanie układu równań liniowych metodą największego spadku (SD)

#### 1. Wstęp teoretyczny

**Metoda największego spadku** – gradientowy algorytm, w którym wielkość kroku  $\alpha_k$  jest dobierana tak, aby otrzymać największą wartość spadku wartości funkcji w każdym kolejnym punkcie.

Wartość  $\alpha_k$  zazwyczaj wylicza się następująco:

$$\alpha_k = \arg \min_{\alpha > 0} f(x^{(k)} - \alpha \nabla f(x^{(k)}))$$

W naszym przypadku algorytm miał być zaimplementowany w taki sposób:

```
inicjalizacja:  k=0, x, b, A
do{
    k++
    r = b - Ax
     $\alpha = \frac{\mathbf{r}^T \mathbf{r}}{\mathbf{r}^T A \mathbf{r}}$ 
    x = x +  $\alpha \mathbf{r}$  // aktualizacja rozwiązania
} while (  $\|\mathbf{r}\|_2 > 10^{-6}$  && k < 500 )
```

gdzie: pogrubiona czcionka oznacza wektor, k – numer iteracji, **x** to aktualne przybliżenie wektora rozwiązań, **b** – wektor wyrazów wolnych, A – macierz n×n, a **r** jest wektorem reszt.

Jako warunek zakończenia iteracji przyjąłem  $\|\mathbf{r}\|_2 > 10^{-6}$  i  $k < 500$ .

#### 2. Problem

Na początku tworzenia programu zdefiniowałem **macierz A** o rozmiarze n×n i wypełniłem zgodnie z następującym wzorem:

$$A_{i,j} = \begin{cases} \frac{1}{1.0+|i-j|}, & |i-j| \leq m \\ 0, & |i-j| > m \end{cases}$$

gdzie:  $i, j = 0, \dots, n-1$ .

Dalej utworzyłem wektor wyrazów wolnych  $\mathbf{b}$  i wypełniłem następująco:

$$b_i = i, \quad i = 0, \dots, n-1$$

W kolejnym kroku przeszedłem do głównego problemu laboratorium. Czyli do **rozwiązania układu równań**  $\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$  metodą największego spadku dla dwóch wektorów startowych  $\mathbf{x}$  tj. dla: a)  $\mathbf{x} = 0$ , b)  $\mathbf{x} = 1$ .

W każdej iteracji zapisywaliśmy do pliku: aktualny numer iteracji ( $k$ ), wartość normy euklidesowej wektora reszt ( $\|\mathbf{r}\|_2 = (\mathbf{r}^T \mathbf{r})^{1/2}$ ), wartość  $\alpha_k$ , wartość normy euklidesowej wektora rozwiązań ( $\|\mathbf{x}\|_2 = (\mathbf{x}^T \mathbf{x})^{1/2}$ ).

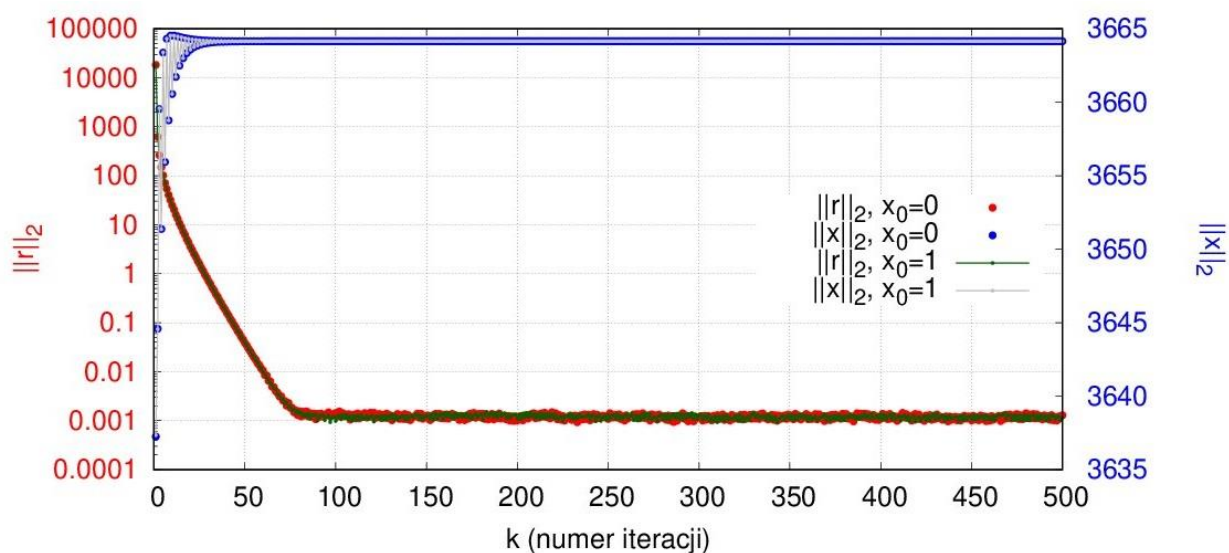
Obliczenia miałem wykonać w pojedynczej precyzji, czyli definiując odpowiednie zmienne typu **float**, a następnie w podwójnej precyzji korzystając z typu **double**.

Na końcu wygenerowałem odpowiednie **wykresy** przedstawiające nasze wyniki za pomocą Gnuplot. Wykresy są przedstawione w kolejnej części sprawozdania.

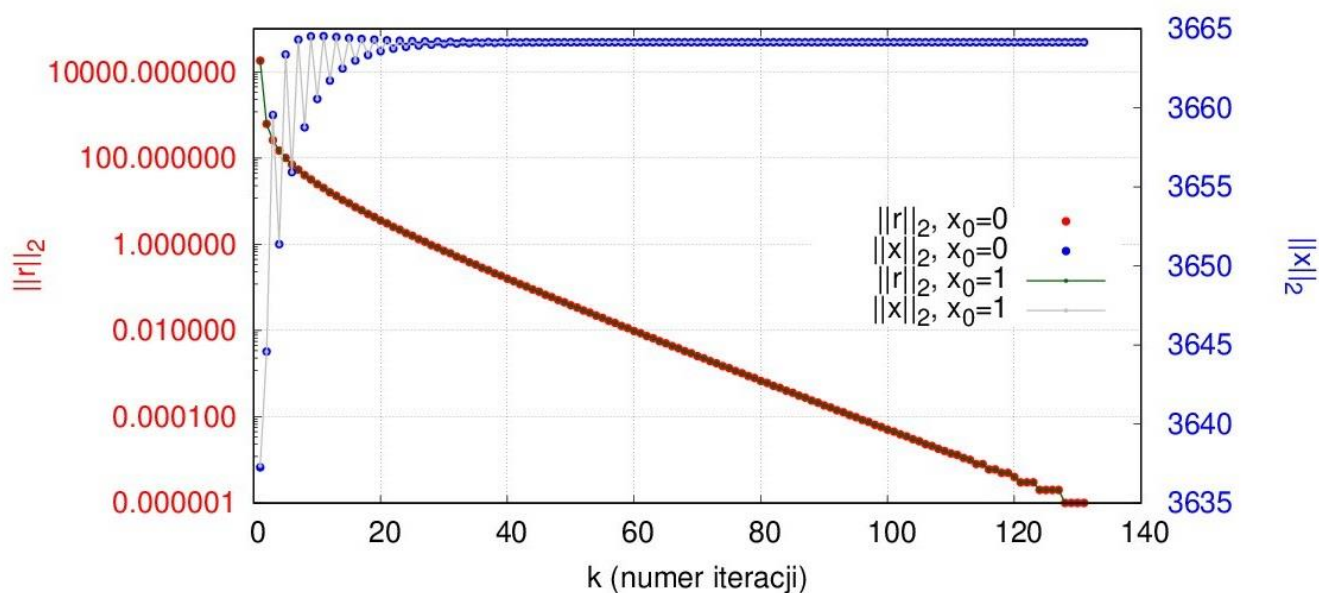
### 3. Wyniki

Ze względu na dużą ilość iteracji dołączam tylko pierwsze i ostatnie 10 kroków dla wektora rozwiązań  $\mathbf{x} = 1$ .

$k$	$\ \mathbf{r}\ _2$	$\alpha_k$	$\ \mathbf{x}\ _2$
1	18106.355127	0.199377	3637.337075
2	620.019682	0.371940	3644.555117
3	259.517897	0.351280	3659.584813
4	148.908031	0.365563	3651.351531
5	101.329839	0.351313	3663.397876
6	70.861661	0.366592	3655.918352
7	53.806976	0.352367	3664.330089
8	40.296372	0.367776	3658.754843
9	32.059010	0.353509	3664.534895
10	24.834639	0.369053	3660.554466
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
491	0.001001	0.494106	3664.147513
492	0.001221	0.354537	3664.147377
493	0.001058	0.483335	3664.147923
494	0.001287	0.382559	3664.147650
495	0.001253	0.370069	3664.147650
496	0.001061	0.430401	3664.147786
497	0.001199	0.375189	3664.147650
498	0.001219	0.362771	3664.147650
499	0.001005	0.434462	3664.147786
500	0.001140	0.414011	3664.147786



Wykres 1: Norma wektora reszt i rozwiązania dla pojedynczej precyzji.



Wykres 2: Norma wektora reszt i rozwiązania dla pojedynczej precyzji.

## 4. Wnioski

Korzystając z metody największego spadku rozwiązałem układ liniowy  $Ax = b$  dla dwóch różnych wektorów rozwiązań  $x = 0$  oraz  $x = 1$ . W obu przypadkach liczba kroków była taka sama i wynosiła 131 dla podwójnej precyzji i 500 dla pojedynczej (z powodu ograniczenia iteracji). Z tego mogę wywnioskować, że postać wektora startowego nie wpływa na liczbę iteracji.

Zaobserwowałem, że metoda największego spadku działa wystarczająco szybko dla macierzy rzadkich o dużych wyniarach. Spowodowane jest to pominięciem operacji na elementach zerowych w tym algorytmie.

