# Sprawozdanie 3 Metoda największego spadku dla macierzy wstęgowej

Yuliya Zviarko

11.03.2024

#### 1 Wstęp teoretyczny

#### 1.1 Metoda największego spadku

Algorytm najszybszego spadku reprezentuje numeryczną metodę dążącą do znalezienia minimum określonej funkcji celu. W trakcie każdej iteracji, w określonym kierunku, poszukiwana jest wartość minimalna tej funkcji celu. Rozwiązanie dla iteracji i + 1 przyjmuje z kolei strukturę, która jest następująca:

$$\overrightarrow{x_{i+1}} = \overrightarrow{x_i} + \alpha_i \overrightarrow{v_i}. \tag{1}$$

Jako  $v_i$  wybieramy kierunek gradientu, oznaczając go jako Q:

$$\nabla Q = A \overrightarrow{x_i} - \overrightarrow{b} = -\overrightarrow{r_i} \Longrightarrow \overrightarrow{v}_i = -\overrightarrow{r_i}. \tag{2}$$

Następnie obliczamy  $Q(\overline{x_{i+1}})$  w celu znalezienia współczynnika  $a_i$ :

$$Q(\overrightarrow{x_i} - a_i \overrightarrow{x_i}) = -\frac{1}{2} \overrightarrow{x_i}^T \overrightarrow{b} + \frac{1}{2} a_i^2 \overrightarrow{r_i}^T A \overrightarrow{r_i} + a_i \overrightarrow{r_i}^T \overrightarrow{r_i}.$$
 (3)

Następnie różniczkujemy je po parametrze wariacyjnym w celu znalezienia minimum:

$$\frac{\partial Q}{\partial a_i} = \vec{r_i}^T \vec{r_i} + a_i \vec{r_i}^T \vec{r_i},\tag{4}$$

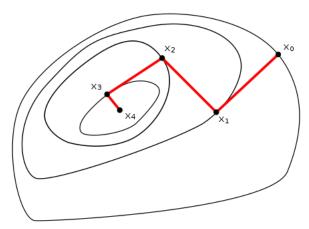
$$\frac{\partial Q}{\partial a_i} = 0 \Longrightarrow a_i = -\frac{\vec{r_i}^T \vec{r_i}}{\vec{r_i}^T A \vec{r_i}}.$$
 (5)

Kolejne przybliżenie w podanej metodzie będzie opisane w następujący sposób:

$$\overline{x_{i+1}} = \overline{x_i} + \frac{\overline{r_i}^T \overline{r_i}}{\overline{r_i}^T A \overline{r_i}} \overline{r_i}.$$
 (6)

Dla którego zachodzi warunek:

$$Q(\overrightarrow{x_l}) > Q(\overrightarrow{x_{l+1}}). \tag{7}$$



Rysunek 1. Ilustracja działania metody najszybszego spadku dla dwuwymiarowej funkcji celu. W każdym kroku, w zadanym kierunku wyszukiwana jest najmniejsza wartość funkcji celu. [1]

### 2 Zadanie do wykonania

#### 2.1 Opis problemu

Naszym zadaniem było początkowo utworzyć macierz o rozmiarze n = 1000 i wypełnić ją elementami zgodnie z podaną formułą:

$$\begin{cases} A_{i,j} = \frac{1}{1+|i-j|}, gdy |i-j| \le m, & i,j = 0, ..., n-1 \\ A_{i,j} = 0, & gdy |i-j| > m \end{cases}, (8)$$

gdzie wartość m = 10.

Następnym krokiem było utworzenie, a potem wypełnienie wektora wyrazów wolnych  $\vec{b}$  w następujący sposób:

$$\overrightarrow{b_i} = 0, \quad i = 0, \dots, n - 1 \tag{9}$$

Kolejno było implementacja w języku C metody największego spadku do rozwiązania układu równań liniowych, korzystając według poniższego pseudokodu:

inicjalizacja: k=0, 
$$\boldsymbol{x}$$
,  $\boldsymbol{b}$ , A\\ do{ k++  $\boldsymbol{r} = \boldsymbol{b} - A\boldsymbol{x}$ 

$$\alpha = \frac{\boldsymbol{r}^T\boldsymbol{r}}{\boldsymbol{r}^TA\boldsymbol{r}}$$

$$\boldsymbol{x} = \boldsymbol{x} + \alpha\boldsymbol{r} / \text{aktualizacja rozwiązania}$$
 } while ( $\|\boldsymbol{r}\|_2 > 10^{-6}$  &&  $k < 500$ )

Rysunek 2. Pseudokod metody największego spadku dla macierzy wstęgowej [2]

Gdzie:

k – numer iteracji,

 $\vec{x_i}$  – aktualne przybliżenie wektora rozwiązań,

 $\vec{r}$  – wektor reszt.

Przeprowadziłam analizę układu równań dla dwóch różnych wektorów startowych:  $\vec{x} = 0$  i  $\vec{x} = 1$ .

W trakcie każdej iteracji zapisałam do pliku aktualny numer iteracji k, normę euklidesową wektora reszt  $||r||_2 = \sqrt{r^T r}$ , wartość  $a_k$ oraz normę euklidesową wektora rozwiązań  $||r||_2 = \sqrt{x^T x}$ .

Przeprowadziłam obliczenia zarówno w podwójnej precyzji (double), jak i w pojedynczej precyzji (float). Na zakończenie wygenerowałam przez Gnuplot wykresy prezentujące uzyskane wyniki.

#### 2.2 Wyniki

Korzystając z Gnuplot napisałam dwa skryptu "plot.plt" oraz "plot2.plt":

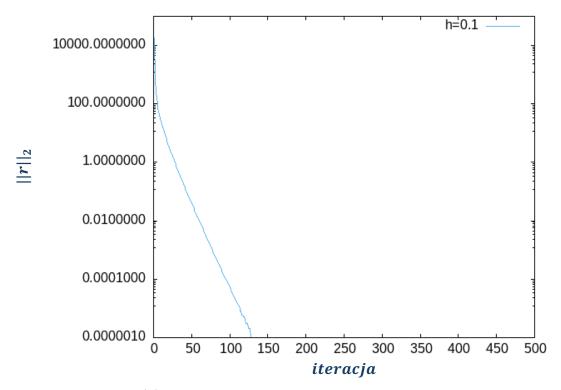
Rysunek 3. Skrypt do generowania wykresów dla przypadku, kiedy x = 0.

Rysunek 4. Skrypt do generowania wykresów dla przypadku, kiedy x = 1.

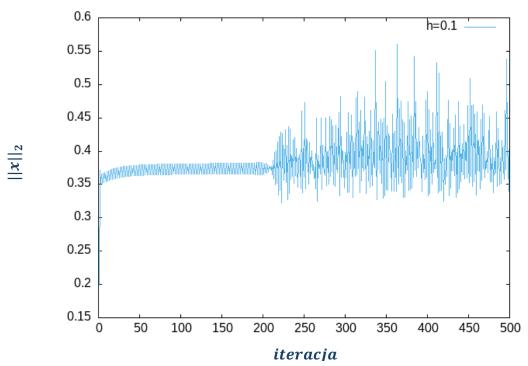
Po ich stworzeniu, używając polecenia:

```
>gnuplot plot.plt
>gnuplot plot2.plt
```

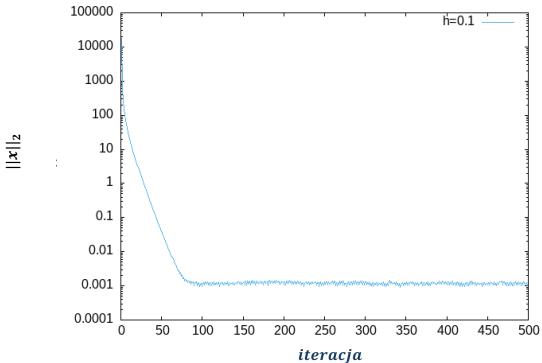
W pliku roboczym zostały wygenerowany wykresy norm wektorów  $||r||_2$  oraz  $||x||_2$  dla pojedynczej i podwójnej precyzji:



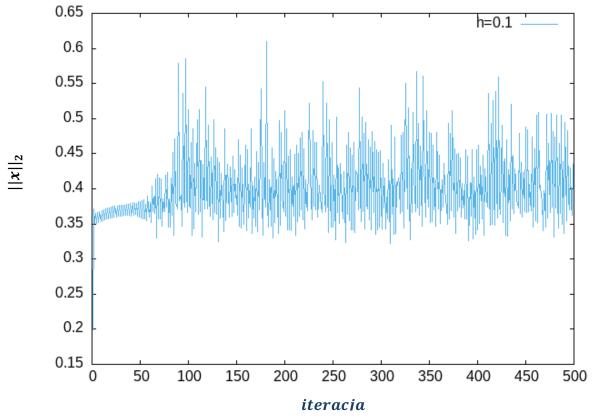
Wykres 1.  $||r||_2 = f(k)$ , gdzie k to numer iteracji. Wykres sporządzony dla liczb podwójnej precyzji, przyjęto x = 0. Oś Y jest przedstawiona w skali logarytmicznej.



Wykres 2.  $||x||_2 = f(k)$ , gdzie k to numer iteracji. Wykres sporządzony dla liczb podwójnej precyzji, przyjęto x = 0.



Wykres 3.  $||r||_2 = f(k)$ , gdzie k to numer iteracji. Wykres sporządzony dla liczb pojedynczej precyzji, przyjęto x = 1. Oś Y jest przedstawiona w skali logarytmicznej.



Wykres 4.  $||x||_2 = f(k)$ , gdzie k to numer iteracji. Wykres sporządzony dla liczb pojedynczej precyzji, przyjęto x = 1.

#### 3 Wnioski

Z analizy powyższych wykresów wynika, że początkowa wartość wektora  $\mathbf{x}$  nie wywiera istotnego wpływu na ostateczny wynik. Jest to spowodowane faktem, że sekwencja wektorów  $x_1, x_2, \dots, x_i, \dots$  jest zbliżająca się do punktu granicznego, który stanowi rozwiązanie równania.

Porównując wykresy 1 i 3 dla pojedynczej i podwójnej precyzji, zauważalne są wyraźne różnice w ilości iteracji. W przypadku pojedynczej precyzji pętla zatrzymuje się dopiero po osiągnięciu maksymalnej liczby iteracji (500), co oznacza, że wynik nigdy nie osiągnął wartości rzędu  $10^{-6}$ . Z tego wywnioskowałam, że wybór podwójnej precyzji zapewnia dokładniejsze rozwiązanie.

## Bibliografia

- [1] Wikipedia, "Metoda najszybszego spadku," [Online]. Available: https://pl.wikipedia.org/wiki/Metoda\_najszybszego\_spadku.
- [2] T. Chwiej, "Metoda największego spadku dla macierzy wstęgowej wersja 2," [Online]. Available: http://galaxy.agh.edu.pl/~chwiej/mn/najwiekszy\_spadek\_wstega\_wersja\_2.pdf.