## Zadanie 1 - Sprawozdanie

Jan Stusio

Marzec 2024

#### 1 Wstep

Metoda gradientu prostego (ang. Gradient descent) - iteracyjny algorytm służacy wyznaczeniu minimum lokalnego funkcji celu. Gradient prosty przyjmuje wartości wektorowe i określa, w którym kierunku funkcja, dla której został wyznaczony rośnie najszybciej.

Etapy algorytmu w pseudokodzie

1.  $x \leftarrow x_0$ . Wybór punktu startowego  $x_0$ 2. while!  $|| \bigtriangledown g(x) || \le \epsilon$  Sprawdzenie kryterium stopu 3.  $d \leftarrow - \bigtriangledown g(x)$ . Obliczenie kierunku poszukiwań

4.  $x \leftarrow x + \beta * d$   $\beta$  - krok

Analizowane ta metoda zostana funkcje:

1. Rastrigina(https://www.sfu.ca/ ssurjano/rastr.html), dla zakresu  $x \in [-5, 12; 5, 12], x \in \mathbb{R}^2$ 

$$f(x) = 10d + \sum_{i=1}^{d} (x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i))$$

2. Griewanka(https://www.sfu.ca/ ssurjano/griewank.html), dla zakresu  $x \in [-5,5], x \in R^2$ 

$$f(x) = \sum_{i=1}^{d} \frac{x_i^2}{4000} - \prod_{i=1}^{d} \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$$

#### 2 Implementacja

W implementacji gradientu prostego nie uwzgledniam kryterium stopu, ponieważ zakładam stała liczbe iteracji (równa 100). Zatem pseudokod dla zaimplementowanej funkcji wyglada nastepujaco:

1.  $x \leftarrow x_0$ . Wybór punktu startowego  $x_0$ 2. for i in max max - maksymalna liczba iteracji 3.  $d \leftarrow - \nabla g(x)$ . Obliczenie kierunku poszukiwań 4.  $x \leftarrow x + \beta * d$   $\beta$  - krok

Rozważam tylko wymiar d=2, zatem analizowane funkcje można uprościć: Rastrigin

$$f(x) = 20 + x_1^2 - 10\cos(2\pi x_1) + x_2^2 - 10\cos(2\pi x_2)$$

Griewank

$$f(x) = \frac{1}{4000}(x_1^2 + x_2^2) - \cos(x_1)\cos\left(\frac{x_2}{\sqrt{2}}\right) + 1$$

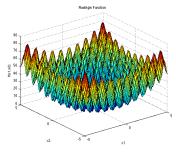
#### 3 Badane parametry

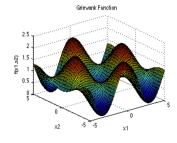
Jednymi z najistotniejszych parametrów, które przebadam sa  $\beta$  i  $x_0$ , który jest punktem inicjalizacji.

Parametr $\beta$  przyjmuje wartości0.66, 0.3, 0.1, 0.01, 0.001, 0.0001

Parametr  $x_0 = [a, 2]$  przyjmuje wartości a = -5, -4, -3, -2, -1, 0, 1, 2, 3, 4, 5

Na podstawie wykresów obu analizowanych funkcji zakładam, że mniejszy krok  $\beta$  dla funkcji rastrigina w dziedzinie określonej w zadaniu bedzie dawał lepsze rezultaty.





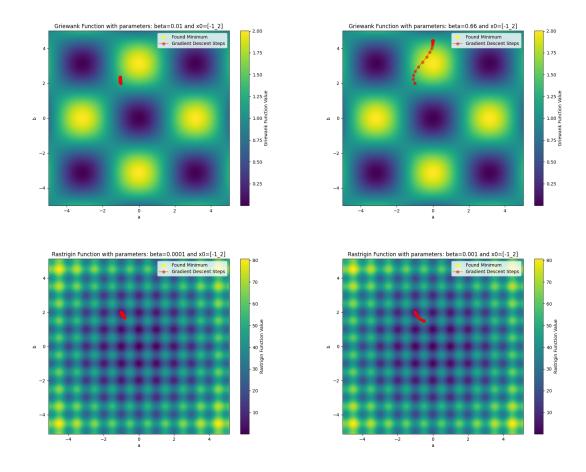
### 4 Testy

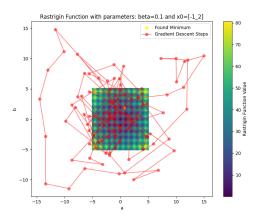
Testowana była poprawność implementacji poprzez plotowanie samych wyników w inny sposób. Oraz analizowałem wyniki w poszukiwaniu zgodności z założeniami przy różnych parametrach  $\beta$  oraz  $x_0$ .

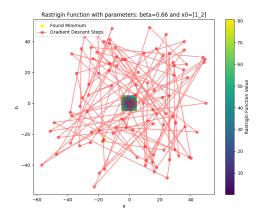
# 5 Wizualizacje parametrów

Wszystkie wyniki dla badanych parametrów znajduja sie w repozytorium Zadanie<br/>1/results. Ich nazwy zawieraja wartość parametru  $\beta$  oraz punktu inic<br/>jalizacji.

Poniżej zamieszczam tylko wybrane wizualizacje wyników, które dobrze ilustruja moje wnioski z eksperymentu opisane w nastepnej sekcji.







#### 6 Wnioski

100iteracji przy badanych parametrach zwykle nie pozwala odnaleźć żadnego minimum.

Szukane jest minimum lokalne tak jak zakładano.

Czasami gradient zmierza poza badana dziedzine funkcji (szczególnie dla wysokich wartości  $\beta$ )

Wśród badanych długości kroku dla funkcji Griewanka najlepsze rezultaty otrzymałem dla wartości 0,3 oraz 0,6, natomiast dla funkcji Rastrigina najdłuższy krok "skakał" i najlepsza długościa było 0,0001

Analizowane funkcje znaczaco różnia sie zbiorem wartości i okresami monotoniczności, stad różna jakość wyników dla podobnych parametrów. Dla Griewanka, który wolniej rośnie i ma mniejsza amplitude wartości w zbiorze wyników im wiekszy krok z puli badanych, tym lepszy rezultat. W przypadku funkcji Rastrigina, która szybciej zmienia wartości i ich amplituda jest wieksza, najlepsze rezultaty obserwowałem dla najmniejszych wartości z puli badanych.

Zbierzność funkcji da sie tylko zaobserwować na wykresach z dobrze dobranymi parametrami, które rzeczywiście daża lub osiagaja minimum lokalne. Przy dłuższym kroku widać, że punkty pośrednie oznaczajace kolejne iteracje metody gradientu prostego sie zageszczaja na wizualizacjach.