

Data oddania: \_\_\_\_\_

Ocena: \_\_\_\_\_

Paweł Musiał 178726

Łukasz Michalski 178724

## Zadanie 3: Optymalizacja wielowymiarowa bez ograniczeń\*

### 1. Cel

Zaimplementować jedną spośród następujących metod optymalizacji:

- pełzający sympleks
- metoda Fletchera-Reevesa
- **metoda quasi-Newtona w wersji Davidon-Fletcher-Powell (DFP)**

Przedstawiany jako rozwiązanie program powinien prezentować kolejne kroki poszukiwania rozwiązania.

### 2. Rozwiązanie zadania

Metody „quasi-newtonowskie” są metodami wyznaczania lokalnych ekstremów funkcji. Metoda ta oblicza postać przybliżoną macierzy Hessego, przy pomocy gradientu. Kolejne przybliżenia rozwiązania wyznaczamy w następujący sposób.

Informacja o wartości macierzy Hessego w punkcie daje nam dane o krzywiznie funkcji. Jeśli macierz ta jest dodatnio określona w punkcie to oznacza, że jest to lokalne minimum, natomiast gdy jest ujemnie oznaczona oznacza to, że w danym punkcie znajduje się lokalne maksimum. W przypadku gdy macierz jest nieokreślona ma miejsce punkt przegięcia.

---

\* SVN: [https://serce.ics.p.lodz.pl/svn/labs/moo/lc\\_cz1600/lmpm](https://serce.ics.p.lodz.pl/svn/labs/moo/lc_cz1600/lmpm)

1. Inicjalizacja
  - ustal dodatnio określoną macierz  $S_0$
  - punkt początkowy  $x_0$
  - licznik  $k = 0$
2. Iteracja
  - oblicz  $g_k = \nabla f(x_k)$
  - oblicz  $d_k = -S_k g_k$
  - wyznacz  $\alpha_k$  metodą Wolfe
  - przypisz  $x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k$
  - Aktualizacja przybliżenia macierzy Hessego
    - oblicz  $p_k = \alpha_k d_k; g_{k+1} = \nabla f(x_{k+1})$
    - oblicz  $q_k = g_{k+1} - g_k$
    - oblicz  $S_{k+1} = S_k + \frac{p_k p_k^T}{\langle p_k, q_k \rangle} - \frac{S_k q_k q_k^T S_k}{\langle q_k, S_k q_k \rangle}$
  - przypisz  $k = k + 1$

Gdzie warunkiem stopu algorytmu jest albo liczba iteracji, albo wielkość kroku.

Kryterium Wolfa, jest rozszerzeniem kryterium poprawy Armijo

$$f(x^k + \lambda^k d^k) \leq f(x^k) + c \lambda^k \nabla f^T(x^k) d^k \quad (1)$$

o kryterium krzywizny:

- Słabe kryterium krzywizny

$$\nabla f^T(x^k + \lambda^k d^k) d^k \geq c \nabla f^T(x^k) d^k \quad (2)$$

- Silne kryterium krzywizny

$$\|\nabla f^T(x^k + \lambda^k d^k) d^k\| \leq \|c \nabla f^T(x^k) d^k\| \quad (3)$$

Gdzie :

- $x^k$  - kolejne przybliżenia rozwiązania
- $\lambda^k$  - długość kroku
- $d^k$  - kierunek zmiany
- $c$  - stałe używane w kryteriach
- $f(x)$  - wartość funkcji podstawowej w punkcie
- $\nabla f(x)$  - wartość gradientu w punkcie

Dobór długości kroku na podstawie kryterium Wolfe odbywa się przy pomocy algorytmu backtrakingu:

1. Sprawdź czy zachodzi kryterium dla zadanej długości kroku
2. Jeśli kryterium zachodzi, zwróć długość kroku  $\lambda$
3. Jeśli kryterium nie zachodzi, oblicz  $\lambda = \lambda \rho$ , gdzie  $\rho \in (0, 1)$ , wróć do punktu 1

### 3. Opis programu

Program jest implementacją wyżej opisanej metody. Wyjaśnienie znaczenia zmiennych :

- **f0** - funkcja podstawowa
- **f1** - gradient funkcji
- **d** - kierunek zmiany
- **x** - kolejne przybliżenia
- **a** - długość kroku
- **c** - parametr kryterium
- **Sk** - kolejne przybliżenia macierzy Hessego
- **rho** - parametr backtrackingu

### 3.1. Metoda Quasi-newtona DFP

```

1 function x=dfp(x0,fn,a0,rho,c,kMax,eps)
  f=inline(fn);
3 f0=@(x)f(x(1),x(2));
  syms x y
5 t=[x;y];
  w=fn;
7 gfn=matlabFunction(jacobian(w,t)');
  f1=@(x)gfn(x(1),x(2));
9 sl='wolfe';
  sl=@(x,d)backtk(sl,a0,x,d,c,f0,f1,rho);
11 x=x0;
  k=0;
13
  Sk = eye(length(x0),length(x0));
15 err = 1.0;
  X=x(1);
17 Y=x(2);
  fk=0;
19 while (k<kMax) && (eps < err)
      g = f1(x);
21 d = -Sk*g;
      a=sl(x,d);
23 fk = f0(x);
      x=x+a*d;
25 fprintf('f(%.3f,%.3f)=%.3f\n',x(1),x(2),fk);
      fk_new = f0(x);
27 p = a*d;
      q= f1(x) - g;
29 Sk = Sk + (p*(p'))/(p'*q) - (Sk*q*(q')*Sk)/(q'*(Sk*q));
      k=k+1;
31 err = max(abs(fk - fk_new),norm(p));
end

```

metoda quasi-newtona DFP

### 3.2. Kryterium Wolfe

```

1 if c(1)*f1(x)'*p<=f1(x+a*p)'*p &&
2   f0(x+a*p)<=f0(x)+c(2)*a*f1(x)'*p
   test=1;
4 else
   test=0;
6 end

```

---

### Slabe kryterium Wolfa

```
1 if abs(c(1)*f1(x)*p)>=abs(f1(x+a*p)*p) &&  
2   f0(x+a*p)<=f0(x)+c(2)*a*f1(x)*p  
   test=1;  
4 else  
   test=0;  
6 end
```

### Silne kryterium Wolfa

## 3.3. Algorytm backtrackingu

```
1 switch cond  
2   case 'wolfe'  
       check=@(a) wolfe(a,x,p,c(1),f1) &&  
         armijo(a,x,p,c(2),f0,f1);  
4   case 'wolfes'  
       check=@(a) wolfes(a,x,p,c(1),f1) &&  
         armijo(a,x,p,c(2),f0,f1);  
6  
8 end  
a=a0;  
10 while check(a)~=1 && abs(a) > 0.0000001  
    a=rho*a;  
12 end
```

### Algorytm backtrackingu

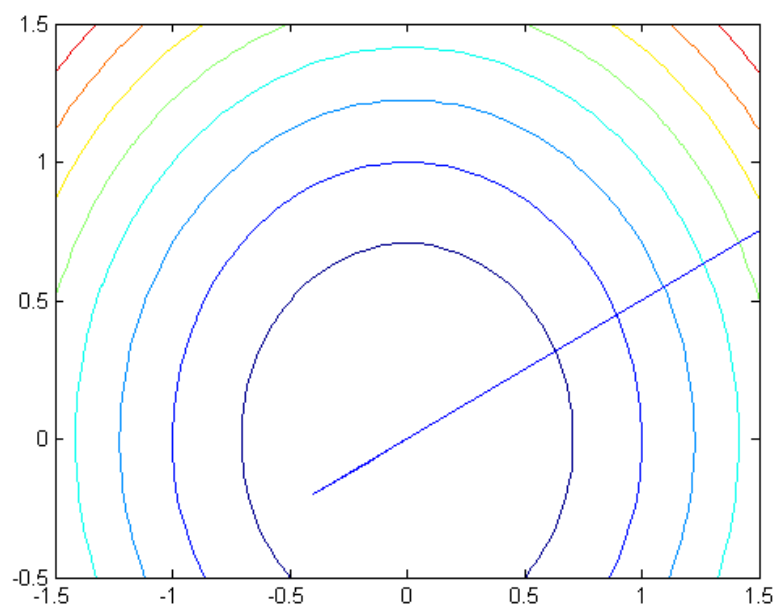
## 4. Wyniki

Testowana funkcja :  $x^2 + y^2$

Dla Argumentów :  $[2; 1]$ ,  $x^2 + y^2$ , 0.6, 0.99,  $[0.6; 0.4]$ , 100, 0.001

Kolejne przybliżenia:

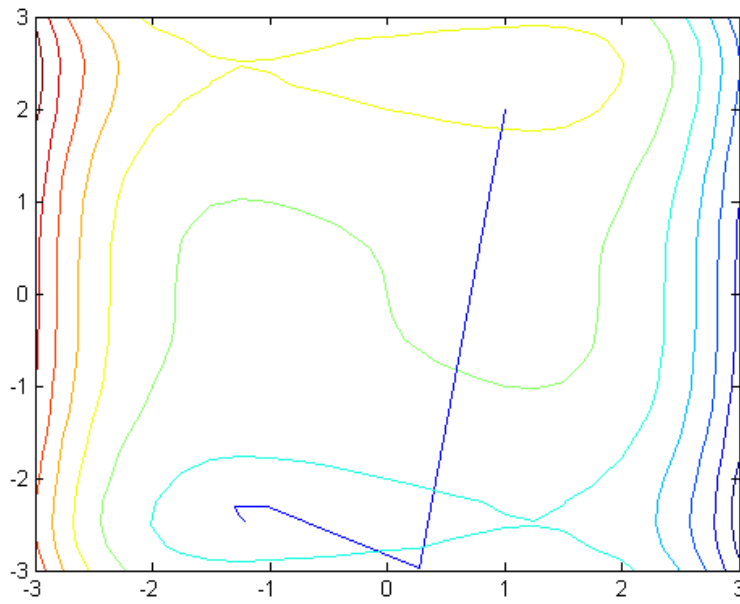
1.  $f(-0.400, -0.200) = 5.000$
2.  $f(-0.160, -0.080) = 0.200$
3.  $f(-0.064, -0.032) = 0.032$
4.  $f(-0.026, -0.013) = 0.005$
5.  $f(-0.010, -0.005) = 0.001$
6.  $f(-0.004, -0.002) = 0.000$
7.  $f(-0.002, -0.001) = 0.000$
8.  $f(-0.001, -0.000) = 0.000$
9.  $f(-0.000, -0.000) = 0.000$



**Rysunek 1:** Wykres kolejnych przybliżeń dla funkcji  $x^2 + y^2$ .

Testowana funkcja :  $x + 10 * x - x^5 + y + 10 * y^3 - y^5$   
 Dla Argumentów :  $[1; 2]$ ,  $x + 10 * x - x^5 + y + 10 * y^3 - y^5$ , 0.6, 0.99,  $[0.6; 0.4]$ ,  
 15, 0.00001  
 Kolejne przybliżenia:

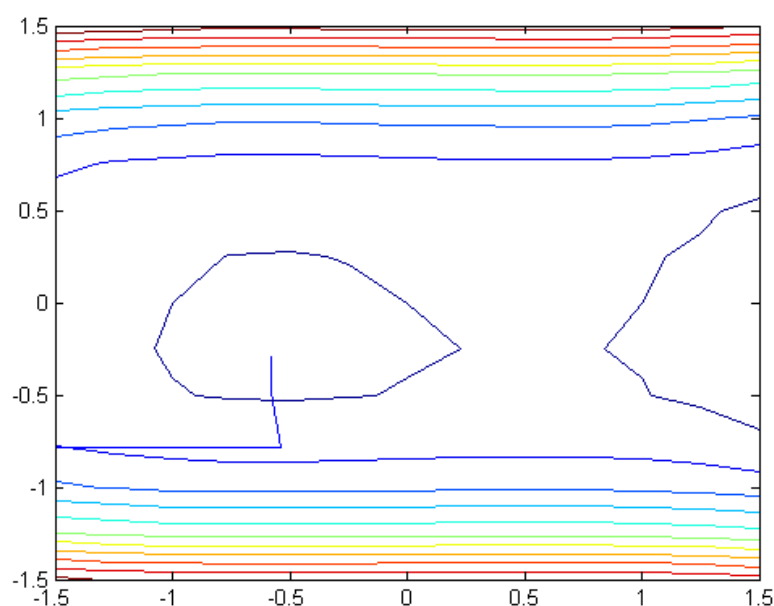
1.  $f(0.272, -2.977) = 60.000$
2.  $f(-1.014, -2.301) = -30.053$
3.  $f(-1.296, -2.313) = -69.709$
4.  $f(-1.296, -2.313) = -70.454$
5.  $f(-1.254, -2.415) = -70.454$
6.  $f(-1.234, -2.444) = -71.809$
7.  $f(-1.225, -2.452) = -71.942$
8.  $f(-1.221, -2.454) = -71.955$
9.  $f(-1.219, -2.456) = -71.958$
10.  $f(-1.218, -2.456) = -71.958$
11.  $f(-1.218, -2.456) = -71.958$
12.  $f(-1.218, -2.456) = -71.958$
13.  $f(-1.218, -2.456) = -71.958$
14.  $f(-1.218, -2.456) = -71.958$
15.  $f(-1.218, -2.456) = -71.958$



**Rysunek 2:** Wykres kolejnych przybliżeń dla funkcji  $x + 10 * x - x^5 + y + 10 * y^3 - y^5$ .

Testowana funkcja :  $x - x^3 + y + 10 * y^4$   
 Dla Argumentów :  $[-2; -2]$ ,  $x - x^3 + y + 10 * y^4$ , 0.6 ,0.99,  $[0.6; 0.4]$ , 15,  
 0.00001  
 Kolejne przybliżenia:

1.  $f(-1.958, -0.792) = 164.000$
2.  $f(-0.538, -0.784) = 8.694$
3.  $f(-0.538, -0.784) = 2.608$
4.  $f(-0.558, -0.635) = 2.608$
5.  $f(-0.570, -0.544) = 0.608$
6.  $f(-0.577, -0.466) = -0.055$
7.  $f(-0.581, -0.406) = -0.380$
8.  $f(-0.581, -0.362) = -0.519$
9.  $f(-0.580, -0.332) = -0.575$
10.  $f(-0.579, -0.313) = -0.596$
11.  $f(-0.578, -0.302) = -0.602$
12.  $f(-0.578, -0.297) = -0.604$
13.  $f(-0.578, -0.294) = -0.604$
14.  $f(-0.577, -0.293) = -0.604$
15.  $f(-0.577, -0.293) = -0.604$



**Rysunek 3:** Wykres kolejnych przybliżeń dla funkcji  $x - x^3 + y + 10 * y^4$ .

$f(x, y)$	punkt	wartość w punkcie
$x^2 + y^2$	(0,0)	0
$x + 10 * x - x^5 + y + 10 * y^3 - y^5$	(-1.218,-2.456)	-71.958
$x - x^3 + y + 10 * y^4$	(-0.577,-0.293)	-0.604

**Tablica 1:** Zestawienie wyników uzyskanych przy pomocy WolframAlpha

## 5. Wnioski

W problemie optymalizacji funkcji wielu zmiennych, możemy mieć przypadki trudne do rozstrzygnięcia posiadając jedynie informacje o przebiegu wartości pierwszej pochodnej w punkcie. Przypadkiem takim może być punkt przebiegu który jest punktem ekstremalnym ale nie jest on ani minimum ani maksimum danej funkcji. Wartość przybliżona macierzy Hessego w punkcie rozstrzyga ten problem. Jednakowo wprowadza nową informację dotyczącą przebiegu badanej funkcji - jej krzywiznę.

Zaprezentowana tutaj metoda wyznacza wartość przybliżoną macierzy Hessego metodą Davidon-Fletcher-Powell [2], jak widać na prezentowanych rzutach funkcji udało znaleźć się lokalne minima z zadowalającą dokładnością (zgodnie z wynikami wzorcowymi zawartymi w tabeli 1).

## Literatura

- [1] [http://en.wikipedia.org/wiki/Quasi-Newton\\_method](http://en.wikipedia.org/wiki/Quasi-Newton_method)

- [2] [http://en.wikipedia.org/wiki/DFP\\_updating\\_formula](http://en.wikipedia.org/wiki/DFP_updating_formula)
- [3] [http://en.wikipedia.org/wiki/Wolfe\\_conditions](http://en.wikipedia.org/wiki/Wolfe_conditions)