Metody obliczeniowe optymalizacji

2011/2012

Prowadzący: Prowadzący

dzień, godzina

Data oddania:	Ocena:
---------------	--------

Autor 1 nr albumu 1 Autor 2 nr albumu 2

Zadanie Numer: Temat*

1. Cel

Optymalizacja wielowymiarowa bez ograniczeń Czas na realizację zadania: 3 tygodnie 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.

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

^{*} SVN: http://serce.ics.p.lodz.pl/svn/labs/moo/adres@rewizja

- 1. Inicializacja
 - 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 α_k metodą Wolfe
 - przypisz $x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k$
 - Aktualizacja przybliżenia macierzy Hessego
 - · oblicz $p_k = \alpha_k d_k; g_{k+1} = \nabla f(x_{k+1})$

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

Kryterium Wolfa, jest rozszerzeniem kryterium poprawy Armijo

$$f(x^k + \lambda^k d^k) \le f(x^k) + c\lambda^k \nabla f^T(x^k) d^k \tag{1}$$

o kryterium krzywizny:

• Słabe kryterium krzywizny

$$\nabla f^T(x^k + \lambda^k d^k) d^k \ge c \nabla f^T(x^k) d^k \tag{2}$$

• Silne kryterium krzywizny

$$\|\nabla f^T(x^k + \lambda^k d^k) d^k\| \le \|c\nabla f^T(x^k) d^k\| \tag{3}$$

Gdzie:

- \bullet x^k kolejne przybliżenia rozwiązania
- λ^k długość kroku
- d^k kierunek zmiany
- \bullet 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 λ
- 3. Jeśli kryterium nie zachodzi, oblicz $\lambda = \lambda \rho$, gdzie $\rho \in (0,1)$, wróć do punktu 1

3. Opis programu

Program jest implementacja 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

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

metoda quasi-newtona DFP

3.2. Kryterium Wolfe

```
if c(1)*f1(x)'*p<=f1(x+a*p)'*p &&

f0(x+a*p)<=f0(x)+c(2)*a*f1(x)'*p
    test=1;
else
    test=0;
end</pre>
```

Slabe kryterium Wolfa

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

Silne kryterium Wolfa

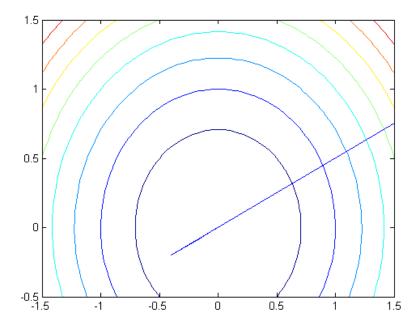
3.3. Algorytm backtrackingu

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: f(-0.400, -0.200) = 5.000 f(-0.160, -0.080) = 0.200 f(-0.064, -0.032) = 0.032 f(-0.026, -0.013) = 0.005 f(-0.010, -0.005) = 0.001 f(-0.004, -0.002) = 0.000 f(-0.002, -0.001) = 0.000 f(-0.000, -0.000) = 0.000 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: f(0.272,-2.977)=60.000
```

f(-1.014, -2.301) = -30.053

f(-1.296,-2.313)=-69.709

f(-1.296, -2.313) = -70.454

f(-1.254, -2.415) = -70.454

f(-1.234, -2.444) = -71.809

f(-1.225, -2.452) = -71.942

f(-1.221, -2.454) = -71.955

f(-1.219, -2.456) = -71.958

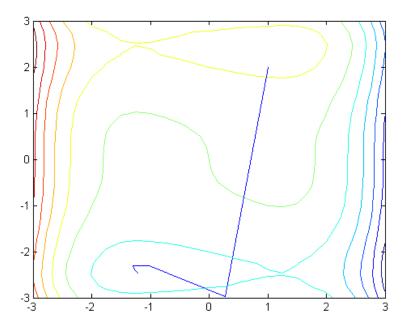
f(-1.218,-2.456)=-71.958 f(-1.218,-2.456)=-71.958

f(-1.218, -2.456) = -71.958f(-1.218, -2.456) = -71.958

f(-1.218, -2.456) = -71.958

f(-1.218,-2.456)=-71.958

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:

f(-1.958,-0.792)=164.000

f(-0.538,-0.784)=8.694

f(-0.538, -0.784) = 2.608

f(-0.558,-0.635)=2.608

f(-0.570, -0.544) = 0.608

f(-0.577, -0.466) = -0.055

f(-0.581, -0.406) = -0.380

f(-0.581, -0.362) = -0.519

f(-0.580,-0.332) = -0.575

f(-0.579, -0.313) = -0.596

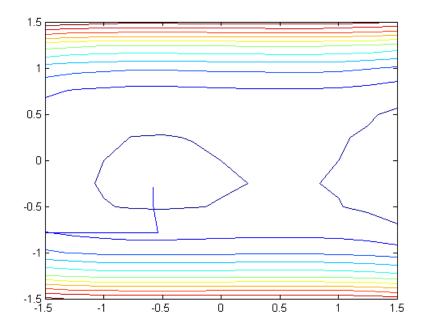
f(-0.578,-0.302) = -0.602

f(-0.578, -0.297) = -0.604

f(-0.578, -0.294) = -0.604

f(-0.577, -0.293) = -0.604

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 przegięciu wartości pierwszej pochodnej w punkcie. Przypadkiem takim może być punkt przegięcia który jest punktem ekstremalnym ale nie jest on ani minimum ani maksimum. Wartość przybliżona macierzy Hessego w punkcie rozstrzyga ten problem. Jednakowo wprowadza nową informacje 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 i z zadowalającą dokładnością (zgodnie w wynikami wzorcowymi zawartymi w tabeli 1.

Literatura

[1] http://en.wikipedia.org/wiki/Quasi-Newton_method

- [2] http://en.wikipedia.org/wiki/DFP_updating_formula [3] http://en.wikipedia.org/wiki/Wolfe_conditions