## **PPGMA**

# Exame de qualificação de Otimização - 08/03/2013

## Instruções:

- Resolva as 5 questões abaixo (2,0 pontos cada).
- As soluções devem conter o desenvolvimento e/ou justificativas.

#### Questões:

- 1. Considere  $f: \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$  uma função de classe  $\mathcal{C}^2$  e  $x^* \in \mathbb{R}^n$  um ponto estacionário de f.
  - (a) Prove que se  $x^*$  é um minimizador local de f, então  $d^T \nabla^2 f(x^*) d \geq 0$ , para todo  $d \in \mathbb{R}^n$ ;
  - (b) Vale a recíproca da afirmação do item anterior? Justifique sua resposta.
- 2. Seja  $C \subset \mathbb{R}^n$  um conjunto convexo. Uma função  $f: \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$  é dita convexa em C quando

$$f((1-t)x+ty) \le (1-t)f(x)+tf(y),\tag{1}$$

para todos  $x, y \in C$  e  $t \in [0, 1]$ .

(a) Sejam  $f: \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$  uma função diferenciável e  $C \subset \mathbb{R}^n$  convexo. Prove que f é convexa em C se, e somente se,

$$f(y) \ge f(x) + \nabla f(x)^T (y - x) \tag{2}$$

para todos  $x, y \in C$ ;

- (b) Sejam  $f: \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$  uma função convexa, diferenciável e  $C \subset \mathbb{R}^n$  convexo. Prove que se  $\nabla f(x^*) = 0$ , então  $x^*$  é um minimizador global de f em C;
- (c) Qual é a interpretação geométrica das desigualdades (1) e (2)? Faça figuras elucidativas.
- 3. Considere  $f: \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$  uma função de classe  $\mathcal{C}^1$ .
  - (a) Apresente o algoritmo do método do gradiente com busca exata;
  - (b) Prove que o algoritmo acima é globalmente convergente.
- 4. Seja  $A \in {\rm I\!R}^{n \times n}$ uma matriz simétrica definida positiva.
  - (a) Prove que um conjunto qualquer de vetores A-conjugados não nulos é linearmente independente;
  - (c) Considere a matriz  $A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0 & 2 & 0 \\ -1 & 0 & 3 \end{pmatrix}$ . Obtenha uma base de  $\mathbb{R}^3$  formada por vetores

A-conjugados, sendo que um dos vetores é  $d^0 = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}$ .

5. Considere  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}, b \in \mathbb{R}^m, c \in \mathbb{R}^n$  e os problemas primal e dual de programação linear

$$(P) \quad \begin{array}{lll} \min & c^T x \\ \text{s. a} & Ax = b \\ & x \geq 0 \end{array} \qquad \begin{array}{ll} \text{e} & (D) & \max & b^T y \\ \text{s. a} & A^T y \leq c. \end{array}$$

Suponha que  $x^* \in \mathbb{R}^n$  seja um minimizador do primal e  $\lambda^* \in \mathbb{R}^m$  o multiplicador de Lagrange associado à restrição de igualdade b-Ax=0.

- (a) Mostre que  $b^Ty \leq c^Tx$ , para todos x e y viáveis;
- (b) Escreva as condições de KKT para o problema primal e prove que  $c^Tx^*=b^T\lambda^*;$
- (c) Prove que  $\lambda^*$  é solução do problema dual;
- (d) Conclua que o valor ótimo primal e dual coincidem.

### **BOA PROVA**

#### Soluções:

1. (a) Considere  $d \in \mathbb{R}^n \setminus \{0\}$  arbitrário. Por Taylor,

$$f(x^* + td) = f(x^*) + t\nabla f(x^*)^T d + \frac{t^2}{2} d^T \nabla^2 f(x^*) d + r(t),$$

com  $\lim_{t\to 0} \frac{r(t)}{t^2} = 0$ . Como  $x^*$  é estacionário, temos  $\nabla f(x^*) = 0$ . Portanto, para t suficientemente pequeno,

$$0 \le f(x^* + td) - f(x^*) = \frac{t^2}{2} d^T \nabla^2 f(x^*) d + r(t),$$

Dividindo por  $t^2$  e passando o limite quando  $t \to 0$ , obtemos  $d^T \nabla^2 f(x^*) d \ge 0$ .

(b) A recíproca não vale, pois  $f(x) = -x^4$  cumpre f''(0) = 0, mas x = 0 não é minimizador. Note que se  $\nabla^2 f(x)$  for definida positiva, para todo  $x \in \mathbb{R}^n$ , então vale. De fato, por Taylor (com resto de Lagrange), já usando o fato de  $x^*$  ser estacionário, temos que existe  $t \in (0,1)$  tal que

$$f(x^* + d) = f(x^*) + \frac{1}{2}d^T \nabla^2 f(x^* + td)d.$$

Como  $\nabla^2 f(x)$  é definida positiva, para todo  $x \in \mathbb{R}^n$ , o resultado segue.

2. (a) Seja f convexa. Para  $x, y \in C$  e  $t \in (0, 1]$  quaisquer, definindo d = y - x, temos  $x + td \in C$  e

$$f(x+td) = f((1-t)x + ty) \le (1-t)f(x) + tf(y).$$

Portanto,

$$f(y) - f(x) \ge \lim_{t \to 0^+} \frac{f(x+td) - f(x)}{t} = \nabla f(x)^T d = \nabla f(x)^T (y-x).$$

Para provar a recíproca, considere z = (1 - t)x + ty e observe que

$$f(x) \ge f(z) + \nabla f(z)^T (x - z)$$
 e  $f(y) \ge f(z) + \nabla f(z)^T (y - z)$ .

Multiplicando a primeira por (1-t) e a segunda por t obtemos

$$(1-t)f(x) + tf(y) \ge f((1-t)x + ty),$$

completando a demonstração.

(b) Temos

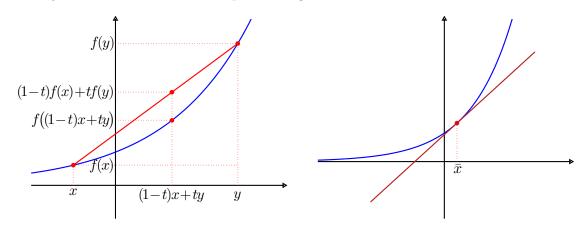
$$f(y) \ge f(x^*) + \nabla f(x^*)^T (y - x^*)$$

para todo  $y \in C$ . Como  $\nabla f(x^*) = 0$ , obtemos

$$f(y) \ge f(x^*)$$

para todo  $y \in C$ .

(c) A desigualdade (1) significa que o gráfico de uma função convexa fica sempre abaixo (ou sobre) do segmento que une dois pontos, enquanto que (2) significa que o gráfico de uma função convexa fica acima do plano tangente.



3. (a) Dado:  $x^0 \in \mathbb{R}^n$ 

$$k = 0$$

REPITA enquanto  $\nabla f(x^k) \neq 0$ 

Defina  $d^k = -\nabla f(x^k)$ 

Obtenha  $t_k > 0$  tal que  $f(x^k + t_k d^k) < f(x^k + t d^k)$ , para todo t > 0

Faça  $x^{k+1} = x^k + t_k d^k$ 

k = k + 1

(b) Sejam  $(x^k)$  uma sequência gerada pelo algoritmo e  $\bar{x}$  um ponto de acumulação de  $(x^k)$ , digamos  $x^k \stackrel{\mathbb{N}'}{\to} \bar{x}$ . Suponha por absurdo que  $\bar{x}$  não seja estacionário, isto é,  $\nabla f(\bar{x}) \neq 0$ . Assim,  $\bar{d} = -\nabla f(\bar{x})$  é uma direção de descida, o que garante a existência de  $\bar{t} > 0$  tal que  $\beta = f(\bar{x}) - f(\bar{x} + \bar{t}\bar{d}) > 0$ . Considere  $h: \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}$  dada por  $h(x) = f(x) - f(x - \bar{t}\nabla f(x))$ . Como h é contínua, temos que  $h(x^k) \stackrel{\mathbb{N}'}{\to} h(\bar{x}) = \beta$ . Portanto,

$$f(x^k) - f(x^k + \bar{t}d^k) = h(x^k) \ge \frac{\beta}{2},$$

para todo  $k \in \mathbb{N}'$ , suficientemente grande. Deste modo, como  $t_k$  foi obtido pela busca exata, podemos concluir que

$$f(x^{k+1}) = f(x^k + t_k d^k) \le f(x^k + \bar{t}d^k) \le f(x^k) - \frac{\beta}{2},$$

ou seja,

$$f(x^k) - f(x^{k+1}) \ge \frac{\beta}{2},\tag{3}$$

para todo  $k \in \mathbb{N}'$ , suficientemente grande. Por outro lado, pela continuidade de f, temos  $f(x^k) \stackrel{\mathbb{N}'}{\to} f(\bar{x})$ . Como a sequência  $(f(x^k))_{k \in \mathbb{N}}$  é decrescente, temos  $f(x^k) \to f(\bar{x})$ , contradizendo (3).

4. (a) Sejam  $d^0, d^1, \ldots, d^k \in \mathbb{R}^n \setminus \{0\}$  vetores A-conjugados. Considere constantes  $a_0, a_1, \ldots, a_k \in \mathbb{R}$  tais que

$$a_0 d^0 + a_1 d^1 + \ldots + a_k d^k = 0.$$

Dado  $i \in \{0, 1, ..., k\}$ , multiplicando os dois membros da igualdade acima por  $(d^i)^T A$ , obtemos

$$a_i(d^i)^T A d^i = 0,$$

donde segue que  $a_i = 0$ , pois A é definida positiva.

(b) Considere  $d^0 = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}$ . Os vetores  $d^1$  e  $d^2$  devem satisfazer  $(d^0)^T A d^j = 0$  e  $(d^1)^T A d^2 = 0$ .

Como 
$$(d^0)^T A = (1 \ 0 \ -1), \ d^1$$
 e  $d^2$  são da forma  $d^1 = \begin{pmatrix} a \\ b \\ a \end{pmatrix}$  e  $d^2 = \begin{pmatrix} a' \\ b' \\ a' \end{pmatrix}$ . Impondo

$$(d^1)^T A d^2 = 0$$
, obtemos  $aa' + bb' = 0$ , o que por exemplo vale para os vetores  $d^1 = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}$ 

e  $d^2 = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}$ . Note que os vetores  $d^1$  e  $d^2$  não precisam necessariamente ser ortogonais.

De fato, os vetores  $\begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{pmatrix}$  e  $\begin{pmatrix} -2 \\ 1 \\ -2 \end{pmatrix}$  também A-conjugados.

5. (a) Dados x e y viáveis temos

$$b^T y = (Ax)^T y = x^T A^T y < x^T c = c^T x.$$

(b) As condições de KKT para o problema primal podem ser escritas como

$$-c = -\mu^* - A^T \lambda^*$$
$$\mu^* \ge 0$$
$$(\mu^*)^T x^* = 0.$$

Além disso, pela viabilidade de  $x^*$ , temos  $Ax^* = b$  e  $x^* \ge 0$ . Portanto,

$$c^T x^* = (\mu^* + A^T \lambda^*)^T x^* = b^T \lambda^*.$$

(c) Para ver que  $\lambda^*$  é solução do problema dual, note primeiro que  $A^T\lambda^*=c-\mu^*\leq c$ , o que significa que  $\lambda^*$  é viável. Considere agora um ponto y viável para o dual. Usando o que já foi provado, temos

$$b^T y \le c^T x^* = b^T \lambda^*.$$

(d) Pelo que foi provado nos itens anteriores, o valor ótimo primal,  $c^T x^*$  coincide com o valor ótimo dual,  $b^T \lambda^*$ .