



KTH Mathematics

**Lösningförslag till tentamen i SF1861 Optimeringslära för T.  
Tisdag 24 Maj 2011 kl. 14.00–19.00**

Examinator: Per Enqvist, tel. 790 62 98

---

1. (a) Utför radoperationer på  $A$  tills vi erhåller matrisen

$$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Då ser vi att bildrummet till  $A$  kommer att spännas upp av kolumn 1 och 3, dvs

$$\mathcal{R}(A) = \text{span}\left(\begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 2 \\ 1 \\ 3 \end{bmatrix}\right)$$

Utför radoperationer på  $A^T$  tills vi erhåller matrisen

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 2 \\ 0 & 1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Då ser vi att nollrummet till  $A^T$  spänns av

$$\mathcal{N}(A^T) = \text{span}\left(\begin{bmatrix} -2 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}\right)$$

Eftersom

$$\begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} -2 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} = 0, \quad \begin{bmatrix} 2 \\ 1 \\ 3 \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} -2 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} = 0$$

så är underrummen ortogonala.

- (b) Ett spännande träd är en delmängd av bågarna i grafen som innehåller ett minimalt antal bågar sådana att alla noder förbinds av en väg, dvs grafen är sammanhängande, och det inte bildas några cykler i delgrafen.

Ett exempel är om man tar bågarna  $(1, 4), (2, 4), (3, 4), (4, 5), (4, 7)$  och  $(4, 8)$ , som svarar mot baslösningen  $x_{14} = 10, x_{24} = 5, x_{34} = 5, x_{45} = 4, x_{47} = 8, x_{48} = 8$  och övriga flöden lika med noll. Eftersom alla flödena är icke-negativa och uppfyller flödesbalansen i varje nod så är denna baslösning tillåten.

2. (a) Vi börjar med  $x_1$  och  $x_2$  som basvariabler. D.v.s bas och icke-basvariabel index ges av  $\beta = \{1, 2\}$  och  $\eta = \{3, 4\}$ , så

$$B = \begin{bmatrix} 1 & 3 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}, N = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}$$

och  $\bar{b} = B^{-1}b = [1 \ 1]^T$  vilket ger startlösningen  $x = (1, 1, 0, 0)$ .

Nu ger ekvationerna  $B^T y = c_B$  och  $\hat{c}_N^T = c_N^T - y^T N$  att

$$y = \begin{bmatrix} -2 \\ 5/2 \end{bmatrix}, \quad r_N^T = \begin{bmatrix} -3/2 & 1/2 \end{bmatrix}.$$

Låt  $x_3$  gå in i basen. Vilken ska gå ut ?

Från  $B\hat{a}_4 = a_4$ , får vi att  $\hat{a}_4 = (3/2, -1/2)^T$ , och eftersom det första elementet är det enda positiva så går  $x_1$  ur basen.

Uppdatera bas och ickebasmatriserna: Bas och icke-basvariablernas index ges av  $\beta = \{2, 3\}$  och  $\eta = \{1, 4\}$ , och

$$B = \begin{bmatrix} 3 & 0 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}, N = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}$$

Ekvationerna  $B^T y = c_B$  och  $\hat{c}_N^T = c_N^T - y^T N$  ger

$$y = \begin{bmatrix} -1 \\ 1 \end{bmatrix}, \quad r_N^T = \begin{bmatrix} 2 & 1 \end{bmatrix}.$$

Eftersom alla reducerade kostnader är icke-negativa, så är  $\hat{x} = (0, 4/3, 2/3, 0)^T$  optimal.

- (b) Dualen blir

$$(D) \quad \begin{bmatrix} \min_y & 4y_1 + 2y_2 \\ \text{då} & y_1 + y_2 \leq 2 \\ & 3y_1 + y_2 \leq -2 \\ & y_2 \leq 1 \\ & y_1 + y_2 \leq 1 \end{bmatrix}.$$

- (c) Tillåtna området för dualen ges av

- (d) Optimum för dualen ges för  $y = (-1, 1)$ , ses t.ex. från figur. Vi kontrollerar att den är tillåten för dualen, dvs.  $A^T y \leq c$ . Dessutom gäller att målfunktionen för dualen  $b^T y = -4 + 2 = -2$ , och målfunktionen för primalen  $c^T x = 4/3 * (-2) + 2/3 = -6/3 = -2$ , och enligt svag dualitet så måste alltså vårt  $y$  vara optimal till dualen.

3. (a) Utför radoperationer på matrisen

$$[A \ b] = \left[ \begin{array}{ccc|c} 1 & 1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & -1 & -1 & 0 \end{array} \right],$$

så erhåller vi

$$\left[ \begin{array}{ccc|c} 1 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 2 \\ 0 & 0 & 0 & 2 \end{array} \right].$$

och sista ekvationen kan aldrig uppfyllas.

(b) Lös  $A^T A x = A^T b$ , vi utför därför radoperationer på matrisen

$$[A^T A \ A^T b] = \left[ \begin{array}{ccc|c} 2 & 1 & -1 & 0 \\ 1 & 2 & 1 & 1 \\ -1 & 1 & 2 & 1 \end{array} \right],$$

så erhåller vi

$$\left[ \begin{array}{ccc|c} 1 & 0 & -1 & -1/3 \\ 0 & 1 & 1 & 2/3 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{array} \right].$$

En vektor som löser detta är

$$x^* = \begin{bmatrix} -1/3 \\ 2/3 \\ 0 \end{bmatrix}.$$

(c) Vi vill nu lösa ekvationssystemet  $AA^T u = Ax^*$  och utför därför radoperationer på matrisen

$$[AA^T \ Ax^*] = \left[ \begin{array}{ccc|c} 2 & -1 & -1 & 1/3 \\ -1 & 2 & -1 & 1/3 \\ -1 & -1 & 2 & -2/3 \end{array} \right],$$

så erhåller vi

$$\left[ \begin{array}{ccc|c} 1 & 0 & -1 & 1/3 \\ 0 & 1 & -1 & 1/3 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{array} \right].$$

En vektor som löser detta är

$$\hat{u} = \begin{bmatrix} 1/3 \\ 1/3 \\ 0 \end{bmatrix}.$$

Då är  $\hat{x} = A^T \hat{u} = (0, 1/3, 1/3)^T$ .

(d) Vi har att  $A\hat{x} - b = (-2/3, -2/3, -2/3)^T$ , och kolumnerna i  $A$  är ortogonala mot denna vektor, dvs

$$\begin{bmatrix} 1 \\ -1 \\ 0 \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} -2/3 \\ -2/3 \\ -2/3 \end{bmatrix} = 0, \quad \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} -2/3 \\ -2/3 \\ -2/3 \end{bmatrix} = 0, \quad \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ -1 \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} -2/3 \\ -2/3 \\ -2/3 \end{bmatrix} = 0$$

4. (a) Gradienten till  $f$  är  $\nabla f(x) = [2x_1 + 2x_2 + 2x_3, \quad 4x_2 + 2x_1 + 3x_3, \quad 6x_3 + 2x_1 + 3x_2]$ , och Hessianen ges av

$$\nabla^2 f(x) = \begin{bmatrix} 2 & 2 & 3 \\ 2 & 4 & 3 \\ 3 & 3 & 6 \end{bmatrix} = H,$$

Genom  $LDL^T$ -faktorisering erhålls en  $D$ -matris med diagonalelementen 2, 2,  $3/2$  och därmed är Hessianen positivt definit och  $f$  är strikt konvex på hela rummet.

- (b) I startpunkten är  $\nabla f(x^{(0)}) = (2, 4, 3)^T$ , och ekvationssystemet  $\nabla^2 f(x^{(0)})d^{(0)} = -\nabla f(x^{(0)})$  har lösningen  $d^{(0)} = (0, -1, 0)$  eftersom  $\nabla f(x^{(0)})$  är lika som andra kolumnen i  $H$ .

Nu blir  $x^{(1)} = x^{(0)} + d^{(0)} = (0, 0, 0)^T$ , eftersom  $f(x^{(1)}) = 0 < f(x^{(0)}) = 2$ .

I nästa iteration är  $\nabla f(x^{(0)}) = (0, 0, 0)^T$ , så då blir lösningen till  $\nabla^2 f(x^{(1)})d^{(1)} = -\nabla f(x^{(1)})$  vektorn  $d^{(1)} = (0, 0, 0)^T$  och  $x^{(2)} = x^{(1)} + d^{(1)} = (0, 0, 0)^T = x^{(1)}$  och algoritmen har konvergerat.

Eftersom vi har ett konvext kvadratisk problem så konvergerar Newtons algoritm i ett steg. (Den kvadratiske approximationen som används i Newtons metod är då exakt.)

- (c) Bivillkoren som har lagts till definierar ett konvext område, eftersom de kan skrivas som  $g_i(x) \leq 0$  med konvexa funktioner  $g_i$  (här linjära).
- (d) Låt  $g_1(x) = 1 - x_1$ ,  $g_2(x) = 1 - x_2$ ,  $g_3(x) = -x_3$  och  $\hat{x} = (1, 1, 1)^T$ .  
Villkoret KKT1:  $\nabla f + \sum_{i=1}^3 y_i \nabla g_i = 0$  ger då att

$$\begin{bmatrix} 6 \\ 9 \\ 11 \end{bmatrix} + y_1 \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} + y_2 \begin{bmatrix} 0 \\ -1 \\ 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix} = 0$$

och följaktligen blir  $y_1 = 6$ ,  $y_2 = 9$  och  $y_3 = 11$ . Eftersom de är positiva så är även KKT3 uppfyllt.

Men  $g_3(\hat{x}) = -1$  och  $y_3 = 11$ , så  $y_3 g_3(\hat{x}) = 0$  är inte uppfyllt.

Eftersom det tillåtna området har en inre punkt, och problemet är konvext så är det reguljärt och då är KKT villkoren både nödvändiga och tillräckliga så punkten  $\hat{x}$  kan varken vara en lokal eller global minpunkt.

5. (a) Problemet kan skrivas min  $f(x)$  då  $h(x) = 0$ , där bivillkoret  $h(x) = \{x : Ax = b\}$  definierar ett konvext område som även kan beskrivas som  $\{x = x_0 + Zv, v \in \mathbb{R}\}$  där  $x_0 = (0, 1, 0)$  och  $Z = [1, -1, 1]^T$ .

För att  $(P_1)$  ska vara ett konvext optimeringsproblem krävs det att den reducerade hessianen ska vara positivt semidefinit. Här:

$$Z^T H Z = \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \\ 1 \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \\ 1 \end{bmatrix} = 2$$

Så problemet är konvext.

Vi försöker lösa följande ekvationssystem

$$\nabla f(x^*) + u \nabla h(x^*) = \begin{pmatrix} x_3 & 0 & x_1 \end{pmatrix} + u_1 \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 \end{pmatrix} + u_2 \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 \end{pmatrix} = 0$$

Detta är sant för  $u_1 = u_2 = 0$  och  $x_1 = x_3 = 0$  vilket innebär att  $x_2 = 1$  måste gälla för att få en tillåten punkt. Eftersom problemet är konvext och reguljärt så är detta det globala optimat.

(b) Bivillkoren är samma som i (a) så de bildar även här ett konvext område.

För att  $(P_2)$  ska vara ett konvext optimeringsproblem krävs det att den reducerade hessianen ska vara positivt semidefinit. Här:

$$Z^T H Z = \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \\ 1 \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} 0 & 2x_2x_3 & x_2^2 \\ 2x_2x_3 & 2x_1x_3 & 2x_1x_2 \\ x_2^2 & 2x_1x_2 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \\ 1 \end{bmatrix} = 2(x_2^2 - x_1x_3)$$

Om vi väljer, t.ex.  $x = (1, 0, 1)$ , så blir detta uttryck negativt och den reducerade hessianen är inte positivt semidefinit. Så problemet är inte konvext.

Vi försöker lösa följande ekvationssystem

$$\nabla g(x^*) + u \nabla h(x^*) = \begin{pmatrix} x_2^2 x_3 & 2x_1 x_2 x_3 & x_1 x_2^2 \end{pmatrix} + u_1 \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 \end{pmatrix} + u_2 \begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 \end{pmatrix} = 0$$

Detta är sant för  $u_1 = u_2 = -1/8$  i punkten  $x^{(*)}$ . Eftersom problemet inte är konvext så kan vi inte säga att det är en global minpunkt. Man kan t.ex. se att  $g(x^{(*)}) = 1/2^8 > g(0, 1, 0) = 0$ .