

**Commande optimale des systèmes dynamiques**  
**BE1 : partie I**  
**Programmation non linéaire**

**Exercice 1 :**

Pour chaque valeur du paramètre  $\beta$ , déterminer les points stationnaires de la fonction

$$f(x, y) = x^2 + y^2 + \beta xy + x + 2y$$

Lesquels sont des minima stricts ?

**Exercice 2 :**

Dans chacun des problèmes suivants, justifier votre réponse en utilisant les conditions d'optimalité.

- 1- Montrer que la fonction  $f(x, y) = (x^2 - 4)^2 + y^2$  a deux minima globaux et un point stationnaire, qui n'est ni un maximum local ni un minimum local.
- 2- Montrer que la fonction  $f(x, y) = (y - x^2)^2 - x^2$  a un unique point stationnaire, qui n'est ni un maximum local ni un minimum local.
- 3- Trouver tous les minima locaux de la fonction  $f(x, y) = 1/2x^2 + x \cos(y)$ .

**Exercice 3 :**

Soit le problème d'optimisation suivant

$$\begin{aligned} \min \quad & 1/2\|x\|^2 + c'x \\ \text{sous} \quad & Ax = 0 \\ & c \in \mathbb{R}^n \\ & A \in \mathbb{R}^{m \times n} \end{aligned}$$

- 1- Montrer que ce problème peut être réécrit sous la forme d'un problème de projection sur un ensemble convexe à définir.
- 2- Ecrire les conditions nécessaires et suffisantes d'optimalité en les justifiant.
- 3- Montrer que la solution optimale est donnée par

$$x^* = -(\mathbf{1} - A'(AA')^{-1}A)c$$

si  $A$  est une matrice de rang  $m$ .

**Exercice 4 :**

Soit le problème d'optimisation (P)

$$\begin{aligned} \min \quad & f(x) \\ \text{sous} \quad & Ax = b \end{aligned}$$

où  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ ,  $m < n$ ,  $b \in \mathbb{R}^m$  et  $A$  est de rang plein. On suppose que  $A = [B \ R]$  où  $B \in \mathbb{R}^{m \times m}$  est inversible et  $R \in \mathbb{R}^{m \times (n-m)}$  et on partitionne  $x$  en accord avec  $A$ ,  $x = [x_B \ x_R]'$ .

- 1- Réécrire le problème (P) sous la forme d'un problème d'optimisation non contraint auxiliaire (P').
- 2- Ecrire la condition nécessaire d'optimalité au premier ordre de ce problème auxiliaire (P').
- 3- Ecrire la condition nécessaire d'optimalité au premier ordre du problème initial (P).
- 4- Montrer que ces deux conditions sont identiques.
- 5- Ecrire la condition nécessaire d'optimalité au deuxième ordre de (P').
- 6- Ecrire la condition nécessaire d'optimalité au deuxième ordre de (P).
- 7- Montrer que ces deux conditions sont identiques.

**Exercice 5 :**

On souhaite maximiser la surface d'un parallépipède P tel que la somme de ses dimensions, (longueur, largeur, hauteur) soit fixe.

- 1- Poser ce problème sous forme d'un problème de PNL.
- 2- Trouver un minimum local à ce problème.

**Exercice 6 :**

Soit le problème

$$\min \quad f(x) = 1/2(x_1^2 + x_2^2)$$

$$\text{sous } x_1 = 1$$

Déterminer la solution optimale de ce problème.

**Commande optimale des systèmes dynamiques**  
**BE1 : partie I**  
**Correction**  
**Programmation non linéaire**

**Exercice 1 :**

Le problème d'optimisation s'écrit :

$$\min_{(x,y) \in \mathbb{R}^2} x^2 + y^2 + \beta xy + x + 2y$$

Les points stationnaires vérifient la condition nécessaire au premier ordre :

$$\nabla f(x^*, y^*) = 0 \Leftrightarrow \begin{cases} 2x^* + \beta y^* = -1 \\ \beta x^* + 2y^* = -2 \end{cases}$$

On calcule  $\det = \begin{vmatrix} 2 & \beta \\ \beta & 2 \end{vmatrix} = 4 - \beta^2$

- 1-  $\det = 0 \Leftrightarrow \beta = 2$  ou  $\beta = -2$ , le système linéaire n'a pas de solution donc le problème stationnaire n'admet pas de point stationnaire.
- 2-  $\det \neq 0 \Leftrightarrow \beta \neq 2$  et  $\beta \neq -2$ , le système linéaire a une solution unique donc le problème d'optimisation a un unique point stationnaire :

$$\begin{bmatrix} x^* \\ y^* \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{2(\beta - 1)}{4 - \beta^2} \\ \frac{\beta - 4}{4 - \beta^2} \end{bmatrix}$$

La condition nécessaire au deuxième ordre conduit à calculer :

$$\nabla^2 f(x, y) = \begin{bmatrix} 2 & \beta \\ \beta & 2 \end{bmatrix}$$

Pour  $-2 < \beta < 2$ ,  $(x^*, y^*)$  est un minimum local puisque la condition nécessaire au deuxième ordre est vérifiée ainsi que la condition suffisante  $\nabla^2 f(x^*, y^*) \succ 0$ .

Pour  $\beta < -2$  ou  $\beta > 2$  il n'y a pas de minimum local puisque le hessien n'a pas de signe et donc la condition nécessaire au deuxième ordre n'est pas vérifiée.

**Exercice 2 :**

- 1- Soit  $f(x, y) = (x^2 - 4)^2 + y^2$ .

$$\nabla f(x, y) = 0 \Leftrightarrow \begin{cases} 4x(x^2 - 4) = 0 \\ 2y = 0 \end{cases}$$

Les points stationnaires sont donc les paires  $(0, 0)$ ,  $(2, 0)$ ,  $(-2, 0)$ . L'analyse au deuxième ordre conduit à écrire :

$$\nabla^2 f(x, y) = \begin{bmatrix} 12x^2 - 16 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}$$

Pour  $(0, 0)$ ,

$$\nabla^2 f(x, y) = \begin{bmatrix} -16 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}$$

La matrice hessienne n'a pas de signe donc  $(0, 0)$  n'est ni un minimum ni un maximum.

Pour  $(2, 0)$ ,

$$\nabla^2 f(x, y) = \begin{bmatrix} 32 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix} \succ 0$$

donc  $(2, 0)$  est un minimum local strict.

Pour  $(-2, 0)$ ,

$$\nabla^2 f(x, y) = \begin{bmatrix} 32 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}$$

donc  $(-2, 0)$  est un minimum local strict.

Les deux minima locaux  $(2, 0)$  et  $(-2, 0)$  sont des minima globaux puisque

$$f(2, 0) = f(-2, 0) = 0.$$

2- Soit  $f(x, y) = (y - x^2)^2 - x^2$ .

$$\nabla f(x, y) = 0 \Leftrightarrow \begin{cases} -2x(1 + 2(y - x^2)) & = 0 \\ 2(y - x^2) & = 0 \end{cases}$$

L'unique paire stationnaire est donnée par  $(0, 0)$ . L'analyse au deuxième ordre donne

$$\nabla^2 f(x, y) = \begin{bmatrix} -2 - 4y + 12x^2 & -4x \\ -4x & 2 \end{bmatrix} \quad \nabla^2 f(0, 0) = \begin{bmatrix} -2 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}$$

La matrice hessienne n'a pas de signe donc  $(0, 0)$  n'est ni un minimum ni un maximum.

3- Soit  $f(x, y) = 1/2x^2 + x \cos y$ .

$$\nabla f(x, y) = 0 \Leftrightarrow \begin{cases} x + \cos y & = 0 \\ -x \sin y & = 0 \end{cases}$$

Pour  $x = 0$  et  $\cos y = 0$  alors  $(0, (2k+1)\pi/2)$ ,  $k = 0, 1, \dots$  sont des paires stationnaires.

Pour  $x \neq 0$  et  $\sin y = 0$ ,  $((-1)^{k+1}, k\pi)$ ,  $k = 0, 1, \dots$  sont des paires stationnaires.

$$\nabla^2 f(x, y) = \begin{bmatrix} 1 & -\sin y \\ -\sin y & -x \cos y \end{bmatrix}$$

Pour  $(0, (2k+1)\pi/2)$ ,  $k = 0, 1, \dots$

$$\nabla^2 f(x, y) = \begin{bmatrix} 1 & (-1)^{k+1} \\ (-1)^{k+1} & 0 \end{bmatrix}$$

or  $\det[\nabla^2 f(x, y)] = -1$  donc la matrice hessienne n'est pas signée et les paires  $(0, (2k+1)\pi/2)$ ,  $k = 0, 1, \dots$  ne sont ni des minima ni des maxima.

Pour  $((-1)^{k+1}, k\pi)$ ,  $k = 0, 1, \dots$

$$\nabla^2 f(x, y) = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

donc les paires  $((-1)^{k+1}, k\pi)$ ,  $k = 0, 1, \dots$  sont des minima locaux stricts.  $f((-1)^{k+1}, k\pi) = 1/2 + (-1)^{2k+1}$  donc les paires  $((-1)^{k+1}, k\pi)$ ,  $k = 0, 1, \dots$  sont des minima globaux.

**Exercice 3 :**

Soit le problème d'optimisation suivant

$$\begin{aligned} \min & \quad 1/2\|x\|^2 + c'x \\ \text{sous} & \quad Ax = 0 \\ & \quad c \in \mathbb{R}^n \\ & \quad A \in \mathbb{R}^{m \times n} \end{aligned}$$

1- Si l'on ajoute la constante  $1/2c^2$  à la fonction coût, on modifie le coût optimal final mais la solution optimale  $x^*$  n'est pas modifiée. Le problème peut alors se réécrire :

$$\begin{aligned} \min & \quad 1/2\|x + c\|_2^2 \\ \text{sous} & \quad Ax = 0 \\ & \quad c \in \mathbb{R}^n \\ & \quad A \in \mathbb{R}^{m \times n} \end{aligned}$$

De plus, l'ensemble  $\mathcal{C} = \{x \in \mathbb{R}^n : Ax = 0\}$  est un ensemble convexe puisque :

$$\forall (x_1, x_2) \in \mathcal{C}^2, \forall \lambda \in (0, 1) \lambda Ax_1 + (1 - \lambda)Ax_2 = 0$$

Le problème est donc bien un problème de projection du vecteur  $-c$  sur l'ensemble  $\mathcal{C}$ .

2- Les conditions nécessaires d'optimalité sont données par  $(x+c)'x = 0$  pour tout  $x \mid Ax = 0$ . Ces conditions sont nécessaires et suffisantes puisque le problème est complètement convexe.

3- Si  $x^* = -(\mathbf{1} - A'(AA')^{-1}A)c$  alors  $x^*$  est réalisable puisque

$$Ax^* = -A(\mathbf{1} - A'(AA')^{-1}A)c = -(A - AA'(AA')^{-1})c = 0$$

De plus,  $\mathcal{C}$  est un sous-espace et  $x^* \in \mathcal{C}$  est une projection sur  $\mathcal{C}$  si et seulement si

$$(x - x^*)'x = 0 \quad \forall x \in \mathcal{C}$$

On vérifie que  $x^* = -(\mathbf{1} - A'(AA')^{-1}A)c$  est tel que cette dernière relation soit vraie.

$$(-(\mathbf{1} - A'(AA')^{-1}A)c + c)'x = (A'(AA')^{-1}Ac)'x = 0 \quad \forall x \in \mathcal{C}$$

**Exercice 4 :**

Soit le problème d'optimisation (P)

$$\begin{aligned} \min \quad & f(x) \\ \text{sous} \quad & Ax = b \end{aligned}$$

où  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ ,  $m < n$ ,  $b \in \mathbb{R}^m$  et  $A$  est de rang plein. On suppose que  $A = [B \ R]$  où  $B \in \mathbb{R}^{m \times m}$  est inversible et  $R \in \mathbb{R}^{m \times (n-m)}$  et on partitionne  $x$  en accord avec  $A$ ,  $x = [x_B \ x_R]'$ .

1- Il faut procéder à une élimination algébrique en partitionnant la matrice

$$A = [B \ R], \text{ le vecteur } x = \begin{bmatrix} x_B \\ x_R \end{bmatrix} \text{ et en réécrivant (P) sous la forme :}$$

$$\begin{aligned} \min \quad & f(x_B, x_R) \\ \text{sous} \quad & Bx_B + Rx_R = b \end{aligned}$$

Comme  $A$  est une matrice de rang plein égal à son nombre de lignes  $m$ , il est toujours possible de trouver  $B$  inversible telle que :

$$x_B = -B^{-1}Rx_R + B^{-1}b = B^{-1}(b - Rx_R)$$

d'où le problème d'optimisation équivalent (P') :

$$\begin{aligned} \min \quad & f(B^{-1}(b - Rx_R), x_R) = F(x_R) \\ \text{sous} \quad & x_R \in \mathbb{R}^{n-m} \end{aligned}$$

2- Condition nécessaire d'optimalité de (P') : si  $x_R^*$  est un minimum local strict de (P') alors  $\nabla F(x_R^*) = 0$ .

$$\nabla F(x_R^*) = -R'(B')^{-1}\nabla_{x_B}f(x^*) + \nabla_{x_R}f(x^*) = 0$$

3- Condition nécessaire d'optimalité de (P) : si  $x^*$  est un minimum strict local de (P) alors il existe un unique  $\lambda^* \in \mathbb{R}^m$  tel que le lagrangien  $\mathcal{L}(x, \lambda) = f(x) + \lambda'(Ax - b)$  soit minimal en  $(x^*, \lambda^*)$ .

$$\nabla_x \mathcal{L}(x^*, \lambda^*) = \nabla f(x^*) + A'\lambda^* = 0$$

$$\nabla_\lambda \mathcal{L}(x^*, \lambda^*) = Ax^* - b = 0$$

4- En partant de la condition nécessaire d'optimalité de (P'), on peut poser :

$$\lambda^* = -(B')^{-1}\nabla_{x_B}f(x^*)$$

Cela signifie donc que :

$$R'\lambda^* + \nabla_{x_R}f(x^*) = 0$$

$$B'\lambda^* + \nabla_{x_B}f(x^*) = 0$$

que l'on réécrit de manière matricielle :

$$\begin{bmatrix} \nabla_{x_B} f(x^*) \\ R' \lambda^* + \nabla_{x_R} f(x^*) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B' \\ R' \end{bmatrix} \lambda^* = \nabla f(x^*) = 0$$

et qui n'est rien d'autre que la condition nécessaire d'optimalité de (P). L'unicité vient du fait que  $A$  est de rang plein.

- 5- La condition nécessaire d'optimalité au second ordre de (P') : si  $x_R^*$  est un minimum local de (P') alors  $\forall d \in \mathbb{R}^{n-m} \neq 0, d' \nabla^2 F(x_R^*) d \leq 0$ . La matrice hessienne se calcule par :

$$\begin{aligned} \nabla^2 F(x_R^*) &= R'(B')^{-1} \nabla_{x_B x_B}^2 f(x^*) B^{-1} R - R'(B')^{-1} \nabla_{x_B x_R}^2 f(x^*) \\ &\quad - \nabla_{x_R x_B}^2 f(x^*) B^{-1} R + \nabla_{x_R x_R}^2 f(x^*) \end{aligned}$$

En posant  $y = \begin{bmatrix} -B^{-1} R d \\ d \end{bmatrix}$  on a :

$$d' F(x_R^*) d = y' \nabla^2 f(x^*) y$$

d'où la condition :

$$0 \leq y' \nabla^2 f(B^{-1}(b - R x_R^*), x_R^*) y \quad \forall y = \begin{bmatrix} -B^{-1} R d \\ d \end{bmatrix} \neq 0 \mid d \neq 0 \in \mathbb{R}^{n-m}$$

- 6- La condition nécessaire d'optimalité au deuxième ordre de (P) : si  $x^*$  est un minimum local de (P) alors :

$$y' \nabla f(x^*) y \geq 0 \quad \forall y \in \mathcal{V}(x^*)$$

où  $\mathcal{V}(x^*)$  est l'ensemble des directions réalisables  $\mathcal{V}(x^*) = \{y \in \mathbb{R}^n \mid Ay = 0\}$ . Ce dernier ensemble peut être réécrit comme :

$$\mathcal{V}(x^*) = \left\{ y = \begin{bmatrix} y_B \\ y_R \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^n \mid y_B = -B^{-1} R y_R \right\}$$

d'où la condition :

$$y' \nabla^2 f(x^*) y \geq 0 \quad \text{pour } y = \begin{bmatrix} y_B \\ y_R \end{bmatrix}, \quad y_R \in \mathbb{R}^{n-m}$$

### Exercice 5 :

- 1- On définit le problème par :

$$\min \quad f(x) = -(x_1 x_2 + x_1 x_3 + x_2 x_3)$$

$$\text{sous } x_1 + x_2 + x_3 = \alpha$$

- 2- La condition nécessaire d'optimalité au premier ordre est : si  $x^*$  est un optimum local strict alors il existe  $\lambda^*$  tel que le lagrangien :

$$L(x, \lambda) = -(x_1 x_2 + x_1 x_3 + x_2 x_3) + \lambda(x_1 + x_2 + x_3 - \alpha)$$

soit minimal en  $(x^*, \lambda^*)$  :

$$\begin{aligned} -x_2^* - x_3^* + \lambda^* &= 0 \\ \nabla_x L(x^*, \lambda^*) &= 0 & -x_1^* - x_3^* + \lambda^* &= 0 \\ & \Leftrightarrow & -x_2^* - x_1^* + \lambda^* &= 0 \\ \nabla_\lambda L(x^*, \lambda^*) &= 0 \\ x_1^* + x_2^* + x_3^* &= \alpha \end{aligned}$$

Il faut résoudre ce système linéaire à quatre équations et quatre inconnues.

$$\begin{aligned} (x_1^*, x_2^*, x_3^*, \lambda^*) &= A^{-1} \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ \alpha \end{bmatrix} = -1/3 \begin{bmatrix} -2 & 1 & 1 & -1 \\ 1 & -2 & 1 & -1 \\ 1 & 1 & -2 & -1 \\ -1 & -1 & -1 & -2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ \alpha \end{bmatrix} \\ &= (\alpha/3, \alpha/3, \alpha/3, 2\alpha/3) \end{aligned}$$

La condition nécessaire d'optimalité au deuxième ordre est : si  $x^*$  est un minimum local strict alors  $\forall y \in \mathcal{V}(x^*) = \{y \mid [1 \ 1 \ 1] y = 0\}$  :

$$y' \nabla_{xx}^2 L(x^*, \lambda^*) y = y' \begin{bmatrix} 0 & -1 & -1 \\ -1 & 0 & -1 \\ -1 & -1 & 0 \end{bmatrix} y \geq 0$$

On obtient donc la condition

$$y_1^2 + y_2^2 + y_3^2 > 0 \quad \forall y : y_1 + y_2 + y_3 = 0$$

qui est également une condition suffisante pour que  $(\alpha/3, \alpha/3, \alpha/3)$  soit un minimum local strict.

### Exercice 6 :

Soit le problème

$$\min f(x) = 1/2(x_1^2 + x_2^2)$$

$$\text{sous } x_1 = 1$$

Le lagrangien s'écrit  $L(x, \lambda) = 1/2(x_1^2 + x_2^2) + \lambda(x_1 - 1)$  et si  $x^*$  est un minimum local strict alors  $\nabla_x L(x^*, \lambda^*) = 0$  et  $\nabla_\lambda L(x^*, \lambda^*) = 0$ . On obtient donc les conditions :

$$x_1^* + \lambda^* = 0$$

$$x_2^* = 0$$

$$x_1^* = 1$$

$$\lambda^* = -1$$

On calcule la matrice hessienne du lagrangien comme  $\nabla^2 L = \mathbf{1}_2$  donc  $x^* = (1, 0)$  vérifie la condition suffisante d'optimalité et est donc un minimum local strict du problème.