

---

# Conditions d'optimalité

Michel Bierlaire

`michel.bierlaire@epfl.ch`

Laboratoire Transport et Mobilité

EPFL - ENAC - TRANSP-OR

# Optimisation sans contrainte : conditions d'optimalité

---

- Problème :

$$\min_{x \in \mathbb{R}^n} f(x)$$

- Soit  $x^*$  un minimum local
- Comment caractériser  $x^*$  ?

# Conditions nécessaires

---

**Conditions nécessaires d'optimalité** Soit  $x^*$  un minimum local d'une fonction  $f : \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}$ .

Si  $f$  est différentiable dans un voisinage ouvert  $V$  de  $x^*$ , alors,

$$\nabla f(x^*) = 0.$$

Il s'agit de la condition nécessaire du premier ordre.

Si, de plus,  $f$  est deux fois différentiable sur  $V$ , alors

$$\nabla^2 f(x^*) \text{ est semi définie positive.}$$

et  $f$  est localement convexe en  $x^*$ .

Il s'agit de la condition nécessaire du second ordre (p. 127).

# Preuve

---

Premier ordre:

- Par l'absurde, supposons que  $\nabla f(x^*) \neq 0$ .
- Comme  $-\nabla f(x^*)$  est direction de descente,

$$f(x^* - \alpha \nabla f(x^*)) < f(x^*) \quad \forall 0 < \alpha \leq \eta.$$

- Cela contredit l'optimalité de  $x^*$ .

Second ordre

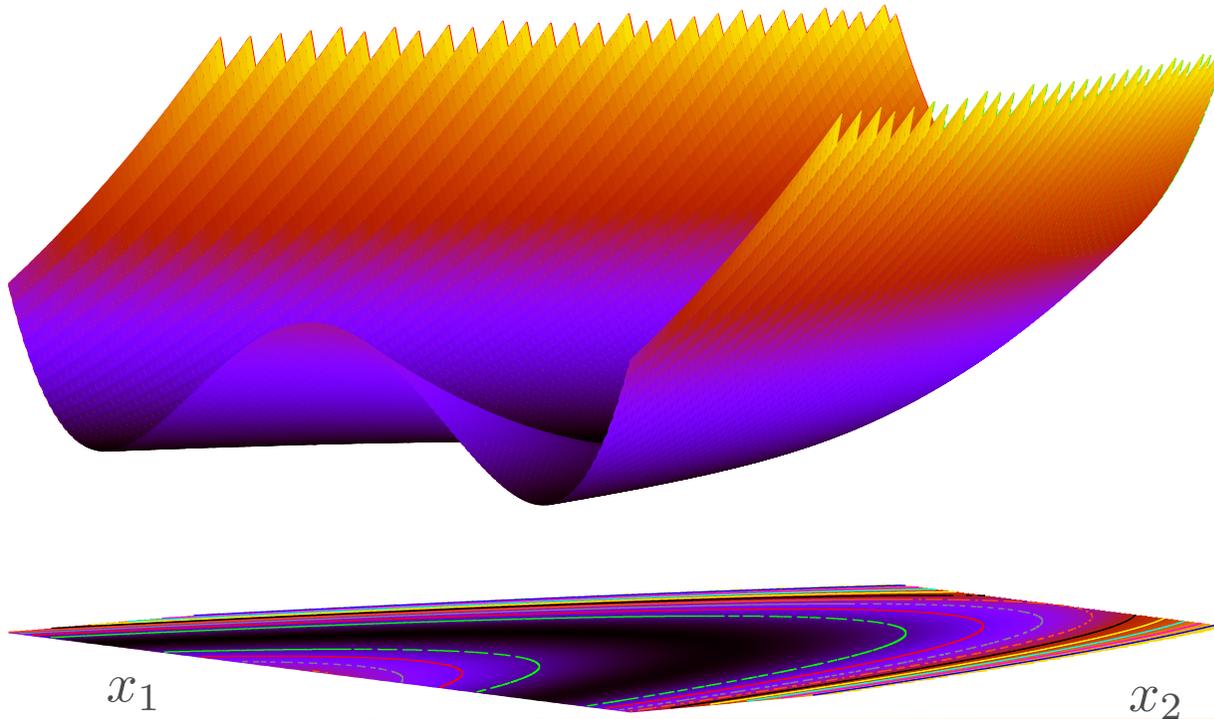
- Taylor:

$$f(x^* + \alpha d) - f(x^*) = \alpha d^T \nabla f(x^*) + \frac{1}{2} \alpha^2 d^T \nabla^2 f(x^*) d + o(\|\alpha d\|^2) \geq 0.$$

- $\nabla f(x^*) = 0$ ,  $o(\|\alpha d\|^2)$  est négligeable. Donc  $d^T \nabla^2 f(x^*) d \geq 0$ .

# Conditions nécessaires

$$f(x_1, x_2) = 100(x_2 - x_1^2)^2 + (1 - x_1)^2$$



# Conditions nécessaires

---

$x^* = (1, 1)$  minimum local

$$\nabla f(x_1, x_2) = \begin{pmatrix} 400x_1^3 - 400x_1x_2 + 2x_1 - 2 \\ 200x_2 - 200x_1^2 \end{pmatrix}$$

et  $\nabla f(1, 1) = 0$ .

$$\nabla^2 f(x_1, x_2) = \begin{pmatrix} 1200x_1^2 - 400x_2 + 2 & -400x_1 \\ -400x_1 & 200 \end{pmatrix}$$

et

$$\nabla^2 f(1, 1) = \begin{pmatrix} 802 & -400 \\ -400 & 200 \end{pmatrix}$$

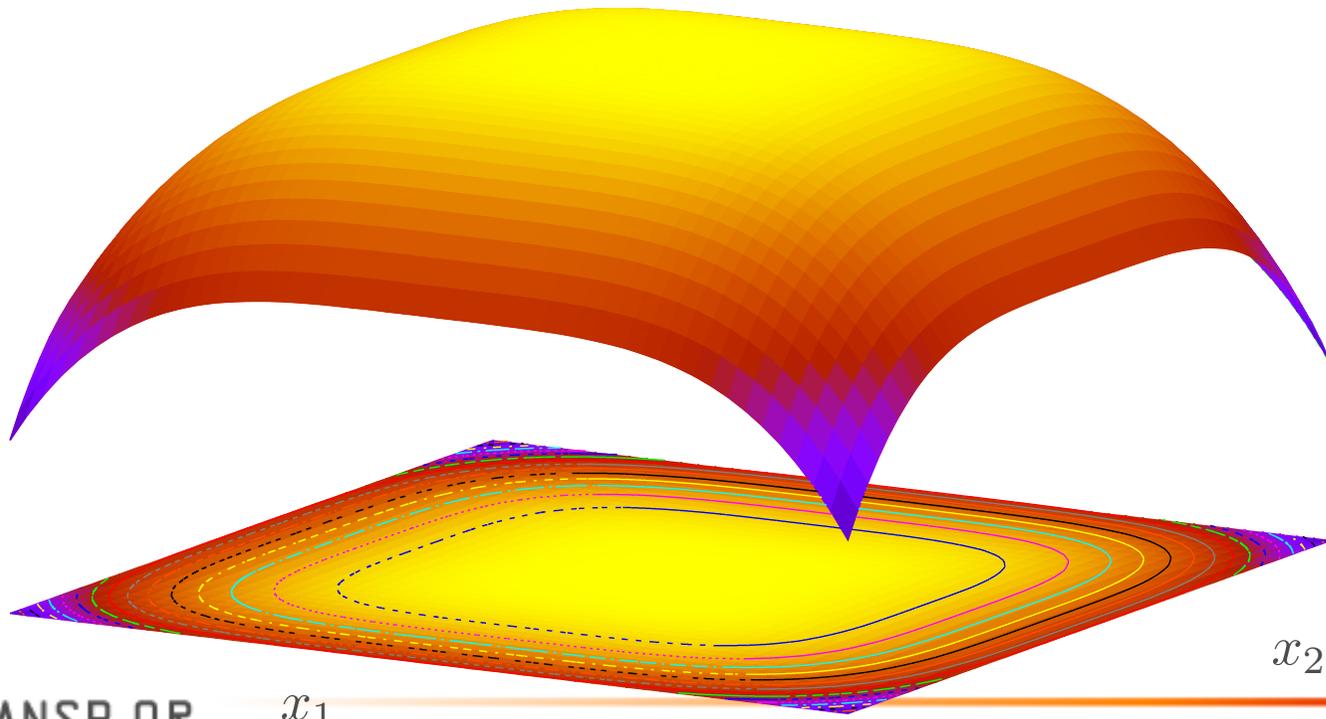
# Conditions nécessaires

---

- Valeurs propres positives : 0.39936 et 1001.6
- Mauvais conditionnement : 2508

# Conditions nécessaires

$$f(x_1, x_2) = -x_1^4 - x_2^4$$



# Conditions nécessaires

---

$x^* = (0, 0)$  vérifie les cond. néc. d'optimalité

$$\nabla f(x_1, x_2) = \begin{pmatrix} -4x_1^3 \\ -4x_2^3 \end{pmatrix}$$

et  $\nabla f(0, 0) = 0$

$$\nabla^2 f(x_1, x_2) = \begin{pmatrix} -12x_1^2 & 0 \\ 0 & -12x_2^2 \end{pmatrix}$$

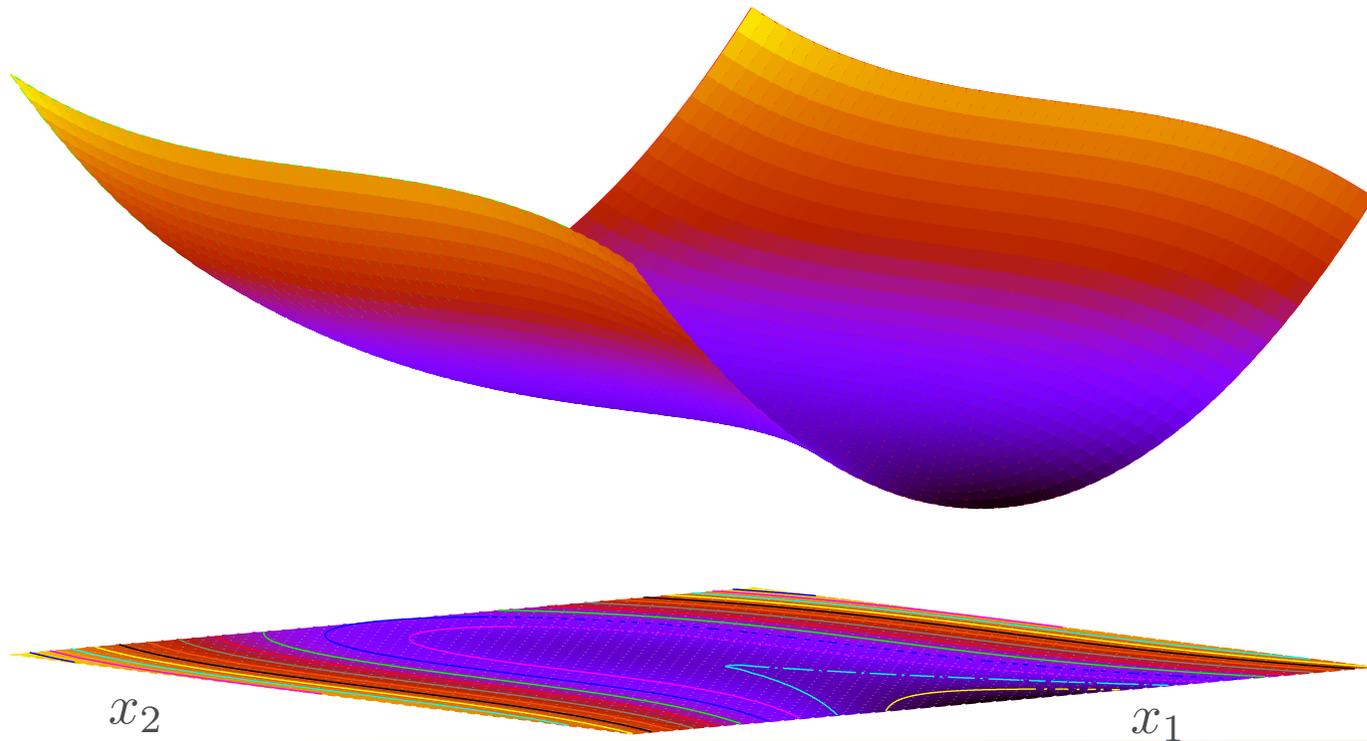
et  $\nabla^2 f(0, 0)$  est semi défini positif.

**$(0, 0)$  n'est pas un minimum local**

# Conditions nécessaires

---

$$f(x_1, x_2) = 50x_1^2 - x_2^3$$



# Conditions nécessaires

---

$x^* = (0, 0)$  vérifie les cond. néc. d'optimalité

$$\nabla f(x_1, x_2) = \begin{pmatrix} 100x_1 \\ -3x_2^2 \end{pmatrix}$$

et  $\nabla f(0, 0) = 0$

$$\nabla^2 f(x_1, x_2) = \begin{pmatrix} 100 & 0 \\ 0 & -6x_2 \end{pmatrix}$$

et  $\nabla^2 f(0, 0)$  est semi déf. pos.

# Conditions nécessaires

- Considérons la direction  $d = (0, 1)^T$  en  $(0, 0)$ .
- Avançons d'un pas  $\alpha$ . On obtient

$$\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix} + \alpha \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ \alpha \end{pmatrix}$$

et

$$f \begin{pmatrix} 0 \\ \alpha \end{pmatrix} = -\alpha^3 < 0 = f \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}$$

**$(0, 0)$  n'est pas un minimum local**

# Conditions nécessaires

---

- Considérons la direction  $d = (0, -1)^T$  en  $(0, 0)$ .
- Avançons d'un pas  $\alpha$ . On obtient

$$\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix} + \alpha \begin{pmatrix} 0 \\ -1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ -\alpha \end{pmatrix}$$

et

$$f \begin{pmatrix} 0 \\ -\alpha \end{pmatrix} = \alpha^3 > 0 = f \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}$$

**$(0, 0)$  est un point de selle**

# Conditions nécessaires

---

## Point critique

Soit  $f : \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}$  une fonction différentiable.

Tout vecteur  $x \in \mathbb{R}^n$  tel que  $\nabla f(x) = 0$  est appelé point critique ou point stationnaire de  $f$

- En pratique les algorithmes cherchent les points critiques
- Ils seront conçus pour se diriger vers les minima, et pas vers les autres points critiques

# Conditions suffisantes

---

**Conditions suffisantes d'optimalité** Soit une fonction  $f : \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}$  deux fois différentiable dans un sous-ensemble ouvert  $V$  de  $\mathbb{R}^n$ , et soit  $x^* \in V$  qui vérifie les conditions

$$\nabla f(x^*) = 0.$$

et

$\nabla^2 f(x^*)$  est définie positive.

Alors,  $x^*$  est un minimum local strict de  $f$ . (p. 132)

# Preuve

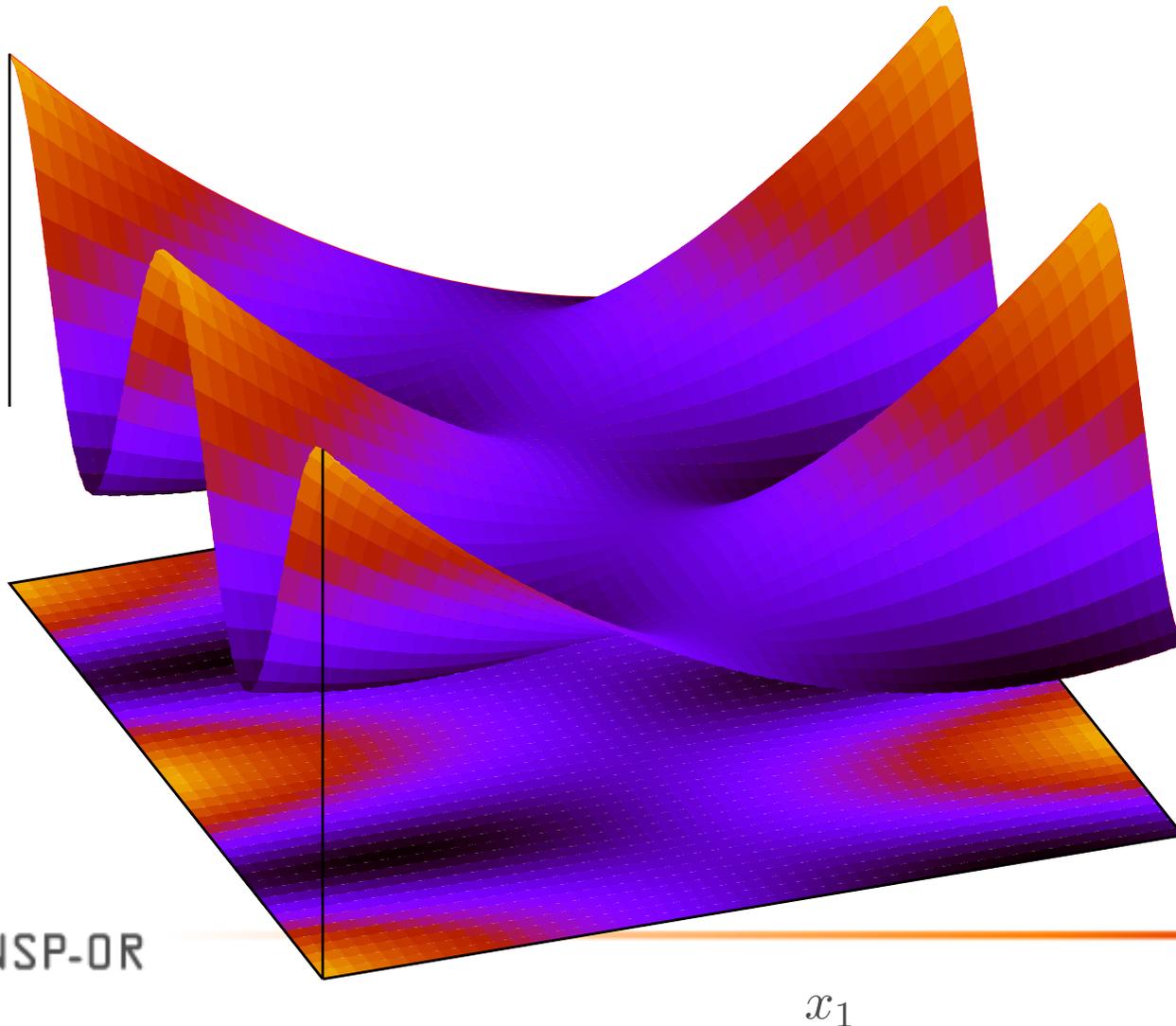
---

Par l'absurde...

- S'il existe une direction de descente,
- alors  $\nabla f(x^*)d < 0$ , ce qui contredit  $\nabla f(x^*) = 0$ .
- Par Taylor,  $d^T \nabla^2 f(x^*)d \leq 0$ , ce qui contredit  $\nabla^2 f(x^*)$  définie positive.

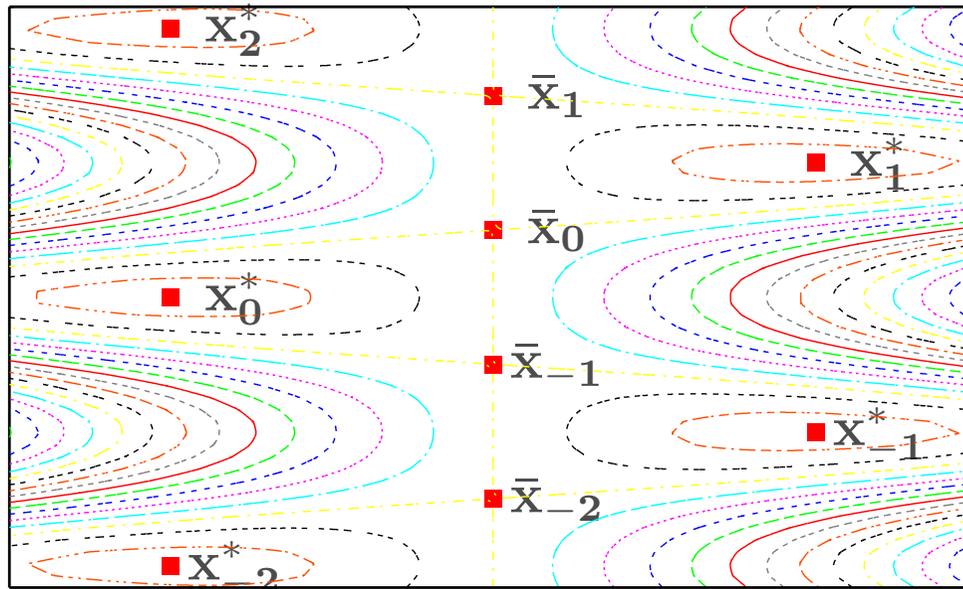
# Conditions suffisantes

$$f(x_1, x_2) = \frac{1}{2}x_1^2 + x_1 \cos x_2,$$



# Conditions suffisantes

$$f(x_1, x_2) = \frac{1}{2}x_1^2 + x_1 \cos x_2,$$



Utilisons les cond. d'opt. pour identifier les minima locaux

# Conditions suffisantes

---

$$\nabla f(x_1, x_2) = \begin{pmatrix} x_1 + \cos x_2 \\ -x_1 \sin x_2 \end{pmatrix}.$$

Le gradient s'annule pour

- $x_k^* = ((-1)^{k+1}, k\pi)^T, k \in \mathbb{Z},$
- $\bar{x}_k = (0, \frac{\pi}{2} + k\pi)^T, k \in \mathbb{Z}.$

# Conditions suffisantes

---

$$\nabla^2 f(x_1, x_2) = \begin{pmatrix} 1 & -\sin x_2 \\ -\sin x_2 & -x_1 \cos x_2 \end{pmatrix}.$$

$$\nabla^2 f(x_k^*) = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix},$$

$$\nabla^2 f(\bar{x}_k) = \begin{pmatrix} 1 & (-1)^{k+1} \\ (-1)^{k+1} & 0 \end{pmatrix}.$$

# Conditions suffisantes

---

- $x_k^*$  vérifie les conditions suffisantes d'optimalité pour tout  $k$
- $\bar{x}_k$  ne vérifie les conditions nécessaires d'optimalité pour aucun  $k$ .

# Conditions suffisantes

---

**Conditions suffisantes d'optimalité globale** Soit une fonction  $f : \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}$  deux fois différentiable dans  $\mathbb{R}^n$ , et soit  $x^* \in \mathbb{R}^n$  un minimum local de  $f$ .  
Si  $f$  est une fonction convexe, alors  $x^*$  est un minimum global de  $f$ .  
Si de plus  $f$  est strictement convexe,  $x^*$  est l'unique minimum global de  $f$ . (p. 134)

# Preuve

---

- Si  $f$  est convexe, la fonction est toujours “au-dessus” de la tangente.
- En  $x^*$ , la tangente est horizontale,
- donc la fonction ne peut pas aller plus bas.
- Si  $f$  est strictement convexe, la tangente ne rencontre la fonction qu'en  $x^*$ , et tout autre point est forcément “plus haut”.

# Problèmes quadratiques

---

## Conditions d'optimalité pour les problèmes quadratiques

Considérons le problème

$$\min_{x \in \mathbb{R}^n} f(x) = \frac{1}{2} x^T Q x + g^T x + c$$

où  $Q$  est une matrice symétrique  $n \times n$ ,  $g \in \mathbb{R}^n$  et  $c \in \mathbb{R}$ .

1. Si  $Q$  n'est pas semi définie positive, alors le problème ne possède pas de solution, c'est-à-dire qu'il n'existe aucun  $x \in \mathbb{R}^n$  qui soit un minimum local.
2. Si  $Q$  est définie positive, alors  $x^* = -Q^{-1}g$  est l'unique minimum global.

(p. 136 )

# Preuve

---

## Proposition 2.

- $\nabla f(x^*) = Qx^* + g = -QQ^{-1}g + g = 0.$
- $\nabla^2(x^*) = Q.$
- Si  $Q$  est définie positive, les conditions suffisantes s'appliquent en  $x^*$ .

## Proposition 1.

- Si  $x^*$  est minimum local, alors  $Q$  semi définie positive.  
Contradiction.