

## II - Généralités sur l'Optimisation

Jean-Philippe Préaux

EOAA - 2009/10

# Plan

# Plan

## 1 - Conditions suffisantes d'existence d'extrema.

# Plan

## 1 - Conditions suffisantes d'existence d'extrema.

Nous voyons deux conditions globales - compacité du domaine, coercivité de l'application - assurant de l'existence d'extrema globaux.

# Plan

## 1 - Conditions suffisantes d'existence d'extrema.

Nous voyons deux conditions globales - compacité du domaine, coercivité de l'application - assurant de l'existence d'extrema globaux.

## 2 - Recherche d'extrema locaux.

# Plan

## 1 - Conditions suffisantes d'existence d'extrema.

Nous voyons deux conditions globales - compacité du domaine, coercivité de l'application - assurant de l'existence d'extrema globaux.

## 2 - Recherche d'extrema locaux.

Nous passons en revue les outils de calcul différentiel pour la recherche d'extrema locaux d'une application  $f : \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}$  sur un ouvert  $\mathcal{U}$  de  $\mathbb{R}^n$ .

# Plan

## 1 - Conditions suffisantes d'existence d'extrema.

Nous voyons deux conditions globales - compacité du domaine, coercivité de l'application - assurant de l'existence d'extrema globaux.

## 2 - Recherche d'extrema locaux.

Nous passons en revue les outils de calcul différentiel pour la recherche d'extrema locaux d'une application  $f : \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}$  sur un ouvert  $\mathcal{U}$  de  $\mathbb{R}^n$ .

## 3 - Programmation convexe.

# Plan

## 1 - Conditions suffisantes d'existence d'extrema.

Nous voyons deux conditions globales - compacité du domaine, coercivité de l'application - assurant de l'existence d'extrema globaux.

## 2 - Recherche d'extrema locaux.

Nous passons en revue les outils de calcul différentiel pour la recherche d'extrema locaux d'une application  $f : \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}$  sur un ouvert  $\mathcal{U}$  de  $\mathbb{R}^n$ .

## 3 - Programmation convexe.

Nous passons en revue les diverses notions de convexité et ce qu'elles apportent en optimisation.



# Plan

## 1 - Conditions suffisantes d'existence d'extrema.

Nous voyons deux conditions globales - compacité du domaine, coercivité de l'application - assurant de l'existence d'extrema globaux.

## 2 - Recherche d'extrema locaux.

Nous passons en revue les outils de calcul différentiel pour la recherche d'extrema locaux d'une application  $f : \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}$  sur un ouvert  $\mathcal{U}$  de  $\mathbb{R}^n$ .

## 3 - Programmation convexe.

Nous passons en revue les diverses notions de convexité et ce qu'elles apportent en optimisation.

## 4 - Programmation quadratique.

# Plan

- 1 - Conditions suffisantes d'existence d'extrema.  
Nous voyons deux conditions globales - compacité du domaine, coercivité de l'application - assurant de l'existence d'extrema globaux.
- 2 - Recherche d'extrema locaux.  
Nous passons en revue les outils de calcul différentiel pour la recherche d'extrema locaux d'une application  $f : \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}$  sur un ouvert  $\mathcal{U}$  de  $\mathbb{R}^n$ .
- 3 - Programmation convexe.  
Nous passons en revue les diverses notions de convexité et ce qu'elles apportent en optimisation.
- 4 - Programmation quadratique.  
Nous appliquons ces notions au cas de la programmation quadratique sans contrainte.

## Sur un domaine compact $\exists$ min & max.

Théorème (Existence d'extrema sur un domaine compact.)

*Si  $\mathcal{K}$  est un compact (i.e. est fermé et borné) de  $\mathbb{R}^n$ , et  $f : \mathcal{K} \longrightarrow \mathbb{R}$  est continue, alors  $f$  admet un minimum ainsi qu'un maximum global sur  $\mathcal{K}$ .*

## Sur un domaine compact $\exists$ min & max.

Théorème (Existence d'extrema sur un domaine compact.)

Si  $\mathcal{K}$  est un compact (i.e. est fermé et borné) de  $\mathbb{R}^n$ , et  $f : \mathcal{K} \longrightarrow \mathbb{R}$  est continue, alors  $f$  admet un minimum ainsi qu'un maximum global sur  $\mathcal{K}$ .

**Preuve.** Sur un compact de  $\mathbb{R}^n$  une application continue réelle est bornée et atteint ses bornes.

# Sur un domaine compact $\exists$ min & max.

Théorème (Existence d'extrema sur un domaine compact.)

Si  $\mathcal{K}$  est un compact (i.e. est fermé et borné) de  $\mathbb{R}^n$ , et  $f : \mathcal{K} \longrightarrow \mathbb{R}$  est continue, alors  $f$  admet un minimum ainsi qu'un maximum global sur  $\mathcal{K}$ .

**Preuve.** Sur un compact de  $\mathbb{R}^n$  une application continue réelle est bornée et atteint ses bornes.

$$\exists \mathbf{x}_{\min} \in \mathcal{K}, \quad f(\mathbf{x}_{\min}) = \inf_{\mathbf{x} \in \mathcal{K}} f(\mathbf{x}) = \min_{\mathbf{x} \in \mathcal{K}} f(\mathbf{x}) .$$

## Sur un domaine compact $\exists$ min & max.

Théorème (Existence d'extrema sur un domaine compact.)

Si  $\mathcal{K}$  est un compact (i.e. est fermé et borné) de  $\mathbb{R}^n$ , et  $f : \mathcal{K} \longrightarrow \mathbb{R}$  est continue, alors  $f$  admet un minimum ainsi qu'un maximum global sur  $\mathcal{K}$ .

**Preuve.** Sur un compact de  $\mathbb{R}^n$  une application continue réelle est bornée et atteint ses bornes.

$$\exists \mathbf{x}_{\min} \in \mathcal{K}, \quad f(\mathbf{x}_{\min}) = \inf_{\mathbf{x} \in \mathcal{K}} f(\mathbf{x}) = \min_{\mathbf{x} \in \mathcal{K}} f(\mathbf{x}) .$$

$$\exists \mathbf{x}_{\max} \in \mathcal{K}, \quad f(\mathbf{x}_{\max}) = \sup_{\mathbf{x} \in \mathcal{K}} f(\mathbf{x}) = \max_{\mathbf{x} \in \mathcal{K}} f(\mathbf{x}) .$$

## Sur un domaine compact $\exists$ min & max.

Théorème (Existence d'extrema sur un domaine compact.)

Si  $\mathcal{K}$  est un compact (i.e. est fermé et borné) de  $\mathbb{R}^n$ , et  $f : \mathcal{K} \rightarrow \mathbb{R}$  est continue, alors  $f$  admet un minimum ainsi qu'un maximum global sur  $\mathcal{K}$ .

**Preuve.** Sur un compact de  $\mathbb{R}^n$  une application continue réelle est bornée et atteint ses bornes.

$$\exists \mathbf{x}_{\min} \in \mathcal{K}, \quad f(\mathbf{x}_{\min}) = \inf_{\mathbf{x} \in \mathcal{K}} f(\mathbf{x}) = \min_{\mathbf{x} \in \mathcal{K}} f(\mathbf{x}) .$$

$$\exists \mathbf{x}_{\max} \in \mathcal{K}, \quad f(\mathbf{x}_{\max}) = \sup_{\mathbf{x} \in \mathcal{K}} f(\mathbf{x}) = \max_{\mathbf{x} \in \mathcal{K}} f(\mathbf{x}) .$$



## Sur un domaine compact $\exists$ min & max.

Théorème (Existence d'extrema sur un domaine compact.)

Si  $\mathcal{K}$  est un compact (i.e. est fermé et borné) de  $\mathbb{R}^n$ , et  $f : \mathcal{K} \longrightarrow \mathbb{R}$  est continue, alors  $f$  admet un minimum ainsi qu'un maximum global sur  $\mathcal{K}$ .

**Preuve.** Sur un compact de  $\mathbb{R}^n$  une application continue réelle est bornée et atteint ses bornes.

$$\exists \mathbf{x}_{\min} \in \mathcal{K}, \quad f(\mathbf{x}_{\min}) = \inf_{\mathbf{x} \in \mathcal{K}} f(\mathbf{x}) = \min_{\mathbf{x} \in \mathcal{K}} f(\mathbf{x}) .$$

$$\exists \mathbf{x}_{\max} \in \mathcal{K}, \quad f(\mathbf{x}_{\max}) = \sup_{\mathbf{x} \in \mathcal{K}} f(\mathbf{x}) = \max_{\mathbf{x} \in \mathcal{K}} f(\mathbf{x}) .$$



N'est utile qu'en optimisation sous contrainte : un ouvert non vide de  $\mathbb{R}^n$  n'est jamais compact.



## Applications coercives.

## Applications coercives.

**Définition.** Une application  $f : \mathcal{D} \subset \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}$  continue est coercive si  $\mathcal{D}$  est un fermé non borné et si :

$$\lim_{\|\mathbf{x}\| \rightarrow +\infty} f(\mathbf{x}) = +\infty$$

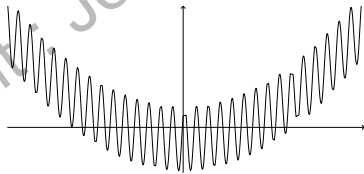
(souvent  $\mathcal{D} = \mathbb{R}^n$ ).

## Applications coercives.

**Définition.** Une application  $f : \mathcal{D} \subset \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  continue est coercive si  $\mathcal{D}$  est un fermé non borné et si :

$$\lim_{\|\mathbf{x}\| \rightarrow +\infty} f(\mathbf{x}) = +\infty$$

(souvent  $\mathcal{D} = \mathbb{R}^n$ ).



Une application coercive  $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ .

# Une application coercive a un min et aucun max.

Théorème (Une application coercive a un minimum.)

*Un fonction  $f : \mathcal{D} \longrightarrow \mathbb{R}$  coercive admet un minimum global (et aucun maximum global).*

# Une application coercive a un min et aucun max.

Théorème (Une application coercive a un minimum.)

*Un fonction  $f : \mathcal{D} \longrightarrow \mathbb{R}$  coercive admet un minimum global (et aucun maximum global). Si  $-f$  est coercive,  $f$  admet un maximum global (et aucun minimum global).*

## Une application coercive a un min et aucun max.

Théorème (Une application coercive a un minimum.)

*Un fonction  $f : \mathcal{D} \rightarrow \mathbb{R}$  coercive admet un minimum global (et aucun maximum global). Si  $-f$  est coercive,  $f$  admet un maximum global (et aucun minimum global).*

**Preuve.** Soit  $a \in \mathbb{R}$  suffisamment grand pour que  $f^{-1}(]-\infty, a]) = \mathcal{K}$  soit non vide.

# Une application coercive a un min et aucun max.

## Théorème (Une application coercive a un minimum.)

*Un fonction  $f : \mathcal{D} \rightarrow \mathbb{R}$  coercive admet un minimum global (et aucun maximum global). Si  $-f$  est coercive,  $f$  admet un maximum global (et aucun minimum global).*

**Preuve.** Soit  $a \in \mathbb{R}$  suffisamment grand pour que  $f^{-1}(]-\infty, a]) = \mathcal{K}$  soit non vide.  $f$  est continue et  $] -\infty, a]$  fermé de  $\mathbb{R} \Rightarrow \mathcal{K}$  est un fermé de  $\mathbb{R}^n$ .

## Une application coercive a un min et aucun max.

### Théorème (Une application coercive a un minimum.)

*Un fonction  $f : \mathcal{D} \rightarrow \mathbb{R}$  coercive admet un minimum global (et aucun maximum global). Si  $-f$  est coercive,  $f$  admet un maximum global (et aucun minimum global).*

**Preuve.** Soit  $a \in \mathbb{R}$  suffisamment grand pour que  $f^{-1}(]-\infty, a]) = \mathcal{K}$  soit non vide.  $f$  est continue et  $]-\infty, a]$  fermé de  $\mathbb{R} \implies \mathcal{K}$  est un fermé de  $\mathbb{R}^n$ .

De plus  $\mathcal{K}$  est borné



## Une application coercive a un min et aucun max.

### Théorème (Une application coercive a un minimum.)

*Un fonction  $f : \mathcal{D} \rightarrow \mathbb{R}$  coercive admet un minimum global (et aucun maximum global). Si  $-f$  est coercive,  $f$  admet un maximum global (et aucun minimum global).*

**Preuve.** Soit  $a \in \mathbb{R}$  suffisamment grand pour que  $f^{-1}(]-\infty, a]) = \mathcal{K}$  soit non vide.  $f$  est continue et  $]-\infty, a]$  fermé de  $\mathbb{R} \implies \mathcal{K}$  est un fermé de  $\mathbb{R}^n$ .

De plus  $\mathcal{K}$  est borné : sinon  $\mathcal{K}$  contiendrait une suite  $(\mathbf{x}_n)_{n \in \mathbb{N}}$  avec  $\lim_{n \rightarrow \infty} \|\mathbf{x}_n\| = +\infty$  et  $\forall n \in \mathbb{N}, f(\mathbf{x}_n) \leq a$  : contredirait  $f$  coercive.

# Une application coercive a un min et aucun max.

## Théorème (Une application coercive a un minimum.)

*Un fonction  $f : \mathcal{D} \rightarrow \mathbb{R}$  coercive admet un minimum global (et aucun maximum global). Si  $-f$  est coercive,  $f$  admet un maximum global (et aucun minimum global).*

**Preuve.** Soit  $a \in \mathbb{R}$  suffisamment grand pour que  $f^{-1}(]-\infty, a]) = \mathcal{K}$  soit non vide.  $f$  est continue et  $]-\infty, a]$  fermé de  $\mathbb{R} \Rightarrow \mathcal{K}$  est un fermé de  $\mathbb{R}^n$ .

De plus  $\mathcal{K}$  est borné : sinon  $\mathcal{K}$  contiendrait une suite  $(\mathbf{x}_n)_{n \in \mathbb{N}}$  avec  $\lim_{n \rightarrow \infty} \|\mathbf{x}_n\| = +\infty$  et  $\forall n \in \mathbb{N}, f(\mathbf{x}_n) \leq a$  : contredirait  $f$  coercive.

$\Rightarrow \mathcal{K}$  est un compact de  $\mathbb{R}^n$ .

# Une application coercive a un min et aucun max.

## Théorème (Une application coercive a un minimum.)

*Un fonction  $f : \mathcal{D} \rightarrow \mathbb{R}$  coercive admet un minimum global (et aucun maximum global). Si  $-f$  est coercive,  $f$  admet un maximum global (et aucun minimum global).*

**Preuve.** Soit  $a \in \mathbb{R}$  suffisamment grand pour que  $f^{-1}(]-\infty, a]) = \mathcal{K}$  soit non vide.  $f$  est continue et  $]-\infty, a]$  fermé de  $\mathbb{R} \Rightarrow \mathcal{K}$  est un fermé de  $\mathbb{R}^n$ .

De plus  $\mathcal{K}$  est borné : sinon  $\mathcal{K}$  contiendrait une suite  $(\mathbf{x}_n)_{n \in \mathbb{N}}$  avec  $\lim_{n \rightarrow \infty} \|\mathbf{x}_n\| = +\infty$  et  $\forall n \in \mathbb{N}, f(\mathbf{x}_n) \leq a$  : contredirait  $f$  coercive.

$\Rightarrow \mathcal{K}$  est un compact de  $\mathbb{R}^n$ . (Théorème précédent)  $\Rightarrow f$  admet un min global u sur  $\mathcal{K}$ .

# Une application coercive a un min et aucun max.

## Théorème (Une application coercive a un minimum.)

*Un fonction  $f : \mathcal{D} \rightarrow \mathbb{R}$  coercive admet un minimum global (et aucun maximum global). Si  $-f$  est coercive,  $f$  admet un maximum global (et aucun minimum global).*

**Preuve.** Soit  $a \in \mathbb{R}$  suffisamment grand pour que  $f^{-1}(]-\infty, a]) = \mathcal{K}$  soit non vide.  $f$  est continue et  $]-\infty, a]$  fermé de  $\mathbb{R} \Rightarrow \mathcal{K}$  est un fermé de  $\mathbb{R}^n$ .

De plus  $\mathcal{K}$  est borné : sinon  $\mathcal{K}$  contiendrait une suite  $(\mathbf{x}_n)_{n \in \mathbb{N}}$  avec  $\lim_{n \rightarrow \infty} \|\mathbf{x}_n\| = +\infty$  et  $\forall n \in \mathbb{N}, f(\mathbf{x}_n) \leq a$  : contredirait  $f$  coercive.

$\Rightarrow \mathcal{K}$  est un compact de  $\mathbb{R}^n$ . (Théorème précédent)  $\Rightarrow f$  admet un min global  $\mathbf{u}$  sur  $\mathcal{K}$ .

Par construction  $\forall \mathbf{x} \in \mathcal{D} \setminus \mathcal{K}, f(\mathbf{x}) \geq a \geq f(\mathbf{u})$

# Une application coercive a un min et aucun max.

## Théorème (Une application coercive a un minimum.)

*Un fonction  $f : \mathcal{D} \rightarrow \mathbb{R}$  coercive admet un minimum global (et aucun maximum global). Si  $-f$  est coercive,  $f$  admet un maximum global (et aucun minimum global).*

**Preuve.** Soit  $a \in \mathbb{R}$  suffisamment grand pour que  $f^{-1}(]-\infty, a]) = \mathcal{K}$  soit non vide.  $f$  est continue et  $]-\infty, a]$  fermé de  $\mathbb{R} \Rightarrow \mathcal{K}$  est un fermé de  $\mathbb{R}^n$ .

De plus  $\mathcal{K}$  est borné : sinon  $\mathcal{K}$  contiendrait une suite  $(\mathbf{x}_n)_{n \in \mathbb{N}}$  avec  $\lim_{n \rightarrow \infty} \|\mathbf{x}_n\| = +\infty$  et  $\forall n \in \mathbb{N}, f(\mathbf{x}_n) \leq a$  : contredirait  $f$  coercive.

$\Rightarrow \mathcal{K}$  est un compact de  $\mathbb{R}^n$ . (Théorème précédent)  $\Rightarrow f$  admet un min global  $\mathbf{u}$  sur  $\mathcal{K}$ .

Par construction  $\forall \mathbf{x} \in \mathcal{D} \setminus \mathcal{K}, f(\mathbf{x}) \geq a \geq f(\mathbf{u}) \Rightarrow \forall \mathbf{x} \in \mathcal{D}, f(\mathbf{x}) \geq f(\mathbf{u})$ .

# Une application coercive a un min et aucun max.

## Théorème (Une application coercive a un minimum.)

*Un fonction  $f : \mathcal{D} \rightarrow \mathbb{R}$  coercive admet un minimum global (et aucun maximum global). Si  $-f$  est coercive,  $f$  admet un maximum global (et aucun minimum global).*

**Preuve.** Soit  $a \in \mathbb{R}$  suffisamment grand pour que  $f^{-1}(]-\infty, a]) = \mathcal{K}$  soit non vide.  $f$  est continue et  $]-\infty, a]$  fermé de  $\mathbb{R} \Rightarrow \mathcal{K}$  est un fermé de  $\mathbb{R}^n$ .

De plus  $\mathcal{K}$  est borné : sinon  $\mathcal{K}$  contiendrait une suite  $(\mathbf{x}_n)_{n \in \mathbb{N}}$  avec  $\lim_{n \rightarrow \infty} \|\mathbf{x}_n\| = +\infty$  et  $\forall n \in \mathbb{N}, f(\mathbf{x}_n) \leq a$  : contredirait  $f$  coercive.

$\Rightarrow \mathcal{K}$  est un compact de  $\mathbb{R}^n$ . (Théorème précédent)  $\Rightarrow f$  admet un min global  $\mathbf{u}$  sur  $\mathcal{K}$ .

Par construction  $\forall \mathbf{x} \in \mathcal{D} \setminus \mathcal{K}, f(\mathbf{x}) \geq a \geq f(\mathbf{u}) \Rightarrow \forall \mathbf{x} \in \mathcal{D}, f(\mathbf{x}) \geq f(\mathbf{u})$ .

i.e.  $\mathbf{u}$  est un min global de  $f$  sur  $\mathcal{D}$ .



## Une application coercive a un min et aucun max.

### Théorème (Une application coercive a un minimum.)

*Un fonction  $f : \mathcal{D} \rightarrow \mathbb{R}$  coercive admet un minimum global (et aucun maximum global). Si  $-f$  est coercive,  $f$  admet un maximum global (et aucun minimum global).*

**Preuve.** Soit  $a \in \mathbb{R}$  suffisamment grand pour que  $f^{-1}(]-\infty, a]) = \mathcal{K}$  soit non vide.  $f$  est continue et  $]-\infty, a]$  fermé de  $\mathbb{R} \Rightarrow \mathcal{K}$  est un fermé de  $\mathbb{R}^n$ .

De plus  $\mathcal{K}$  est borné : sinon  $\mathcal{K}$  contiendrait une suite  $(\mathbf{x}_n)_{n \in \mathbb{N}}$  avec  $\lim_{n \rightarrow \infty} \|\mathbf{x}_n\| = +\infty$  et  $\forall n \in \mathbb{N}, f(\mathbf{x}_n) \leq a$  : contredirait  $f$  coercive.

$\Rightarrow \mathcal{K}$  est un compact de  $\mathbb{R}^n$ . (Théorème précédent)  $\Rightarrow f$  admet un min global  $\mathbf{u}$  sur  $\mathcal{K}$ .

Par construction  $\forall \mathbf{x} \in \mathcal{D} \setminus \mathcal{K}, f(\mathbf{x}) \geq a \geq f(\mathbf{u}) \Rightarrow \forall \mathbf{x} \in \mathcal{D}, f(\mathbf{x}) \geq f(\mathbf{u})$ .  
i.e.  $\mathbf{u}$  est un min global de  $f$  sur  $\mathcal{D}$ . □

Utile en programmation sous contrainte et sans contrainte  
( $\mathcal{D} = \mathbb{R}^n$ ).

## Exemple.

Une fonction polynomiale  $f : \mathbb{R} \longrightarrow \mathbb{R}$  de degré  $> 0$  :



## Exemple.

Une fonction polynomiale  $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  de degré  $> 0$  :

– de degré pair est coercive sur  $\mathbb{R}$  si et seulement si le coef. de son terme de + haut degré est  $> 0$ ,

## Exemple.

Une fonction polynomiale  $f : \mathbb{R} \longrightarrow \mathbb{R}$  de degré  $> 0$  :

- de degré pair est coercive sur  $\mathbb{R}$  si et seulement si le coef. de son terme de + haut degré est  $> 0$ ,
- de degré impair (de coef. du terme de plus haut degré  $\alpha$ ) n'est jamais coercive sur  $\mathbb{R}$

## Exemple.

Une fonction polynomiale  $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  de degré  $> 0$  :

- de degré pair est coercive sur  $\mathbb{R}$  si et seulement si le coef. de son terme de + haut degré est  $> 0$ ,
- de degré impair (de coef. du terme de plus haut degré  $\alpha$ ) n'est jamais coercive sur  $\mathbb{R}$

(est coercive sur  $[c, +\infty[$  si  $\alpha > 0$  et sur  $] -\infty, c]$  si  $\alpha < 0$ .)

## Exemple.

Une fonction polynomiale  $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  de degré  $> 0$  :

- de degré pair est coercive sur  $\mathbb{R}$  si et seulement si le coef. de son terme de + haut degré est  $> 0$ ,
- de degré impair (de coef. du terme de plus haut degré  $\alpha$ ) n'est jamais coercive sur  $\mathbb{R}$

(est coercive sur  $[c, +\infty[$  si  $\alpha > 0$  et sur  $] -\infty, c]$  si  $\alpha < 0$ .)

**Conclusion.** Une application polynomiale sur  $\mathbb{R}$  admet :

## Exemple.

Une fonction polynomiale  $f : \mathbb{R} \longrightarrow \mathbb{R}$  de degré  $> 0$  :

- de degré pair est coercive sur  $\mathbb{R}$  si et seulement si le coef. de son terme de + haut degré est  $> 0$ ,
- de degré impair (de coef. du terme de plus haut degré  $\alpha$ ) n'est jamais coercive sur  $\mathbb{R}$

(est coercive sur  $[c, +\infty[$  si  $\alpha > 0$  et sur  $] -\infty, c]$  si  $\alpha < 0$ .)

**Conclusion.** Une application polynomiale sur  $\mathbb{R}$  admet :

Si son degré est pair :

## Exemple.

Une fonction polynomiale  $f : \mathbb{R} \longrightarrow \mathbb{R}$  de degré  $> 0$  :

- de degré pair est coercive sur  $\mathbb{R}$  si et seulement si le coef. de son terme de + haut degré est  $> 0$ ,
- de degré impair (de coef. du terme de plus haut degré  $\alpha$ ) n'est jamais coercive sur  $\mathbb{R}$   
(est coercive sur  $[c, +\infty[$  si  $\alpha > 0$  et sur  $] -\infty, c]$  si  $\alpha < 0$ .)

**Conclusion.** Une application polynomiale sur  $\mathbb{R}$  admet :

**Si son degré est pair :**

- Si le coef. de son terme de plus haut degré est  $> 0$  : un min global et aucun max global.

## Exemple.

Une fonction polynomiale  $f : \mathbb{R} \longrightarrow \mathbb{R}$  de degré  $> 0$  :

- de degré pair est coercive sur  $\mathbb{R}$  si et seulement si le coef. de son terme de + haut degré est  $> 0$ ,
- de degré impair (de coef. du terme de plus haut degré  $\alpha$ ) n'est jamais coercive sur  $\mathbb{R}$

(est coercive sur  $[c, +\infty[$  si  $\alpha > 0$  et sur  $] -\infty, c]$  si  $\alpha < 0$ .)

**Conclusion.** Une application polynomiale sur  $\mathbb{R}$  admet :

**Si son degré est pair :**

- Si le coef. de son terme de plus haut degré est  $> 0$  : un min global et aucun max global.
- Si le coef. de son terme de plus haut degré est  $< 0$  : un max global et aucun min global.

## Exemple.

Une fonction polynomiale  $f : \mathbb{R} \longrightarrow \mathbb{R}$  de degré  $> 0$  :

- de degré pair est coercive sur  $\mathbb{R}$  si et seulement si le coef. de son terme de + haut degré est  $> 0$ ,
- de degré impair (de coef. du terme de plus haut degré  $\alpha$ ) n'est jamais coercive sur  $\mathbb{R}$

(est coercive sur  $[c, +\infty[$  si  $\alpha > 0$  et sur  $] -\infty, c]$  si  $\alpha < 0$ .)

**Conclusion.** Une application polynomiale sur  $\mathbb{R}$  admet :

**Si son degré est pair :**

- Si le coef. de son terme de plus haut degré est  $> 0$  : un min global et aucun max global.
- Si le coef. de son terme de plus haut degré est  $< 0$  : un max global et aucun min global.

**Si son degré est impair :** ni minimum ni maximum global.



# Recherche d'extrema locaux.

## Recherche d'extrema locaux.

- Ne s'applique qu'à une fonction différentiable (1 ou 2 fois)

## Recherche d'extrema locaux.

- Ne s'applique qu'à une fonction différentiable (1 ou 2 fois)
- Ne détermine que les extrema locaux dans l'intérieur du domaine  
– ou sur un domaine ouvert–.

## Recherche d'extrema locaux.

- Ne s'applique qu'à une fonction différentiable (1 ou 2 fois)
- Ne détermine que les extrema locaux dans l'intérieur du domaine – ou sur un domaine ouvert–.

### Plan.

# Recherche d'extrema locaux.

- Ne s'applique qu'à une fonction différentiable (1 ou 2 fois)
- Ne détermine que les extrema locaux dans l'intérieur du domaine – ou sur un domaine ouvert–.

## Plan.

### 1. Condition du 1<sup>er</sup> ordre.

condition nécessaire portant sur les dérivées premières.

# Recherche d'extrema locaux.

- Ne s'applique qu'à une fonction différentiable (1 ou 2 fois)
- Ne détermine que les extrema locaux dans l'intérieur du domaine – ou sur un domaine ouvert–.

## Plan.

### 1. Condition du 1<sup>er</sup> ordre.

condition nécessaire portant sur les dérivées premières.

### 2. Conditions du 2<sup>nd</sup> ordre.

Condition nécessaire, condition suffisante, portant sur les dérivées secondes.

# Vecteur gradient

Soit  $\mathcal{U}$  est un ouvert de  $\mathbb{R}^n$ ,  $\mathbf{x}_0 \in \mathbb{R}^n$  et  $f : \mathcal{U} \subset \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  une application différentiable en  $\mathbf{x}_0$  on note :

# Vecteur gradient

Soit  $\mathcal{U}$  est un ouvert de  $\mathbb{R}^n$ ,  $\mathbf{x}_0 \in \mathbb{R}^n$  et  $f : \mathcal{U} \subset \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}$  une application différentiable en  $\mathbf{x}_0$  on note :

$$\nabla f(\mathbf{x}_0) \triangleq \begin{pmatrix} \frac{\partial f}{\partial x_1}(\mathbf{x}_0) \\ \vdots \\ \frac{\partial f}{\partial x_n}(\mathbf{x}_0) \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^n$$

le vecteur gradient de  $f$  en  $\mathbf{x}_0$  (on prononce "nabla  $f$  de  $\mathbf{x}_0$ ").



# Vecteur gradient

Soit  $\mathcal{U}$  est un ouvert de  $\mathbb{R}^n$ ,  $\mathbf{x}_0 \in \mathbb{R}^n$  et  $f : \mathcal{U} \subset \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  une application différentiable en  $\mathbf{x}_0$  on note :

$$\nabla f(\mathbf{x}_0) \triangleq \begin{pmatrix} \frac{\partial f}{\partial x_1}(\mathbf{x}_0) \\ \vdots \\ \frac{\partial f}{\partial x_n}(\mathbf{x}_0) \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^n$$

le vecteur gradient de  $f$  en  $\mathbf{x}_0$  (on prononce "nabla  $f$  de  $\mathbf{x}_0$ ").

On a alors le  
développement de Taylor-Young de  $f$  à l'ordre 1 au voisinage de  $\mathbf{x}_0$  :

$$f(\mathbf{x}) = f(\mathbf{x}_0) + \langle \nabla f(\mathbf{x}_0), \mathbf{x} - \mathbf{x}_0 \rangle + o(\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_0\|) .$$

# Equation d'Euler

Théorème (Equation d'Euler)

Soit  $f : \mathcal{D} \subset \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}$ , différentiable en  $\mathbf{x}_0 \in \text{Int}(\mathcal{D})$ .

$\mathbf{x}_0$  extremum local de  $f \implies \nabla f(\mathbf{x}_0) = \mathbf{0}$ .

# Equation d'Euler

## Théorème (Equation d'Euler)

Soit  $f : \mathcal{D} \subset \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}$ , différentiable en  $\mathbf{x}_0 \in \text{Int}(\mathcal{D})$ .

$$\mathbf{x}_0 \text{ extremum local de } f \implies \nabla f(\mathbf{x}_0) = \mathbf{0}.$$

**Preuve.** On applique en  $\mathbf{x}_0$  le développement de Taylor-Young (ordre 1) :

$$\underbrace{f(\mathbf{x}) - f(\mathbf{x}_0)}_{\text{de signe constant}} = \langle \nabla f(\mathbf{x}_0), \mathbf{x} - \mathbf{x}_0 \rangle + o(\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_0\|).$$

# Equation d'Euler

## Théorème (Equation d'Euler)

Soit  $f : \mathcal{D} \subset \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}$ , différentiable en  $\mathbf{x}_0 \in \text{Int}(\mathcal{D})$ .

$$\mathbf{x}_0 \text{ extremum local de } f \implies \nabla f(\mathbf{x}_0) = \mathbf{0}.$$

**Preuve.** On applique en  $\mathbf{x}_0$  le développement de Taylor-Young (ordre 1) :

$$\underbrace{f(\mathbf{x}) - f(\mathbf{x}_0)}_{\text{de signe constant}} = \langle \nabla f(\mathbf{x}_0), \mathbf{x} - \mathbf{x}_0 \rangle + o(\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_0\|).$$

• Si  $\nabla f(\mathbf{x}_0) \neq \mathbf{0}$  : pour  $\mathbf{x}$  suffisamment proche de  $\mathbf{x}_0$ ,  $o(\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_0\|)$  est négligeable devant  $\langle \nabla f(\mathbf{x}_0), \mathbf{x} - \mathbf{x}_0 \rangle$

# Equation d'Euler

## Théorème (Equation d'Euler)

Soit  $f : \mathcal{D} \subset \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}$ , différentiable en  $\mathbf{x}_0 \in \text{Int}(\mathcal{D})$ .

$$\mathbf{x}_0 \text{ extremum local de } f \implies \nabla f(\mathbf{x}_0) = \mathbf{0}.$$

**Preuve.** On applique en  $\mathbf{x}_0$  le développement de Taylor-Young (ordre 1) :

$$\underbrace{f(\mathbf{x}) - f(\mathbf{x}_0)}_{\text{de signe constant}} = \langle \nabla f(\mathbf{x}_0), \mathbf{x} - \mathbf{x}_0 \rangle + o(\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_0\|).$$

• Si  $\nabla f(\mathbf{x}_0) \neq \mathbf{0}$  : pour  $\mathbf{x}$  suffisamment proche de  $\mathbf{x}_0$ ,  $o(\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_0\|)$  est négligeable devant  $\langle \nabla f(\mathbf{x}_0), \mathbf{x} - \mathbf{x}_0 \rangle$

$$\implies f(\mathbf{x}) - f(\mathbf{x}_0) \text{ a le signe de } \langle \nabla f(\mathbf{x}_0), \mathbf{x} - \mathbf{x}_0 \rangle$$

# Equation d'Euler

## Théorème (Equation d'Euler)

Soit  $f : \mathcal{D} \subset \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}$ , différentiable en  $\mathbf{x}_0 \in \text{Int}(\mathcal{D})$ .

$$\mathbf{x}_0 \text{ extremum local de } f \implies \nabla f(\mathbf{x}_0) = \mathbf{0}.$$

**Preuve.** On applique en  $\mathbf{x}_0$  le développement de Taylor-Young (ordre 1) :

$$\underbrace{f(\mathbf{x}) - f(\mathbf{x}_0)}_{\text{de signe constant}} = \langle \nabla f(\mathbf{x}_0), \mathbf{x} - \mathbf{x}_0 \rangle + o(\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_0\|).$$

• Si  $\nabla f(\mathbf{x}_0) \neq \mathbf{0}$  : pour  $\mathbf{x}$  suffisamment proche de  $\mathbf{x}_0$ ,  $o(\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_0\|)$  est négligeable devant  $\langle \nabla f(\mathbf{x}_0), \mathbf{x} - \mathbf{x}_0 \rangle$

$$\implies f(\mathbf{x}) - f(\mathbf{x}_0) \text{ a le signe de } \langle \nabla f(\mathbf{x}_0), \mathbf{x} - \mathbf{x}_0 \rangle$$

Or quand  $\mathbf{x}$  décrit un voisinage de  $\mathbf{x}_0$ , par bilinéarité du produit scalaire  $\langle \nabla f(\mathbf{x}_0), \mathbf{x} - \mathbf{x}_0 \rangle$  ne garde pas un signe constant.

# Equation d'Euler

## Théorème (Equation d'Euler)

Soit  $f : \mathcal{D} \subset \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}$ , différentiable en  $\mathbf{x}_0 \in \text{Int}(\mathcal{D})$ .

$$\mathbf{x}_0 \text{ extremum local de } f \implies \nabla f(\mathbf{x}_0) = \mathbf{0}.$$

**Preuve.** On applique en  $\mathbf{x}_0$  le développement de Taylor-Young (ordre 1) :

$$\underbrace{f(\mathbf{x}) - f(\mathbf{x}_0)}_{\text{de signe constant}} = \langle \nabla f(\mathbf{x}_0), \mathbf{x} - \mathbf{x}_0 \rangle + o(\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_0\|).$$

• Si  $\nabla f(\mathbf{x}_0) \neq \mathbf{0}$  : pour  $\mathbf{x}$  suffisamment proche de  $\mathbf{x}_0$ ,  $o(\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_0\|)$  est négligeable devant  $\langle \nabla f(\mathbf{x}_0), \mathbf{x} - \mathbf{x}_0 \rangle$

$$\implies f(\mathbf{x}) - f(\mathbf{x}_0) \text{ a le signe de } \langle \nabla f(\mathbf{x}_0), \mathbf{x} - \mathbf{x}_0 \rangle$$

Or quand  $\mathbf{x}$  décrit un voisinage de  $\mathbf{x}_0$ , par bilinéarité du produit scalaire  $\langle \nabla f(\mathbf{x}_0), \mathbf{x} - \mathbf{x}_0 \rangle$  ne garde pas un signe constant. **Contradiction.**

# Equation d'Euler

## Théorème (Equation d'Euler)

Soit  $f : \mathcal{D} \subset \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}$ , différentiable en  $\mathbf{x}_0 \in \text{Int}(\mathcal{D})$ .

$$\mathbf{x}_0 \text{ extremum local de } f \implies \nabla f(\mathbf{x}_0) = \mathbf{0}.$$

**Preuve.** On applique en  $\mathbf{x}_0$  le développement de Taylor-Young (ordre 1) :

$$\underbrace{f(\mathbf{x}) - f(\mathbf{x}_0)}_{\text{de signe constant}} = \langle \nabla f(\mathbf{x}_0), \mathbf{x} - \mathbf{x}_0 \rangle + o(\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_0\|).$$

• Si  $\nabla f(\mathbf{x}_0) \neq \mathbf{0}$  : pour  $\mathbf{x}$  suffisamment proche de  $\mathbf{x}_0$ ,  $o(\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_0\|)$  est négligeable devant  $\langle \nabla f(\mathbf{x}_0), \mathbf{x} - \mathbf{x}_0 \rangle$

$$\implies f(\mathbf{x}) - f(\mathbf{x}_0) \text{ a le signe de } \langle \nabla f(\mathbf{x}_0), \mathbf{x} - \mathbf{x}_0 \rangle$$

Or quand  $\mathbf{x}$  décrit un voisinage de  $\mathbf{x}_0$ , par bilinéarité du produit scalaire  $\langle \nabla f(\mathbf{x}_0), \mathbf{x} - \mathbf{x}_0 \rangle$  ne garde pas un signe constant. Contradiction.  $\nabla f(\mathbf{x}_0) = \mathbf{0}$ .  $\square$



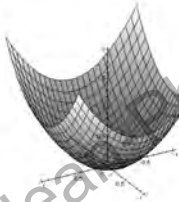
$x_0$  est appelé **point critique** ou **point stationnaire**.

$x_0$  est appelé **point critique** ou **point stationnaire**.

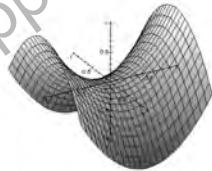
L'équation d'Euler est une condition nécessaire non suffisante.



max local



min local



point-selle

$x_0$  est appelé **point critique** ou **point stationnaire**.

L'équation d'Euler est une condition nécessaire non suffisante.

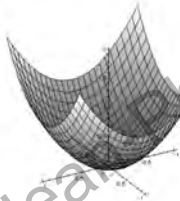


max local

$$1 - x^2 - y^2$$

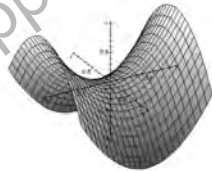
Matrice hessienne :

$$\begin{pmatrix} -2 & 0 \\ 0 & -2 \end{pmatrix}$$



min local

$$x^2 + y^2$$



point-selle

$$x^2 - y^2$$

$$\begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & -2 \end{pmatrix}$$

## Matrice hessienne

Si  $f : \mathcal{U} \subset \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}$  est 2 fois différentiable en  $\mathbf{x}_0$  on note :

## Matrice hessienne

Si  $f : \mathcal{U} \subset \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}$  est 2 fois différentiable en  $\mathbf{x}_0$  on note :

$$\nabla^2 f(\mathbf{x}_0) \triangleq \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_1}(\mathbf{x}_0) & \cdots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_n}(\mathbf{x}_0) \\ \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x_n \partial x_1}(\mathbf{x}_0) & \cdots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_n \partial x_n}(\mathbf{x}_0) \end{pmatrix}$$

la matrice Hessienne de  $f$  en  $\mathbf{x}_0$ .

## Matrice hessienne

Si  $f : \mathcal{U} \subset \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}$  est 2 fois différentiable en  $\mathbf{x}_0$  on note :

$$\nabla^2 f(\mathbf{x}_0) \triangleq \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_1}(\mathbf{x}_0) & \cdots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_n}(\mathbf{x}_0) \\ \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x_n \partial x_1}(\mathbf{x}_0) & \cdots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_n \partial x_n}(\mathbf{x}_0) \end{pmatrix}$$

la matrice Hessienne de  $f$  en  $\mathbf{x}_0$ .

C'est une matrice symétrique ; en particulier elle est diagonalisable.

## Matrice hessienne

Si  $f : \mathcal{U} \subset \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}$  est 2 fois différentiable en  $\mathbf{x}_0$  on note :

$$\nabla^2 f(\mathbf{x}_0) \triangleq \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_1}(\mathbf{x}_0) & \cdots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_n}(\mathbf{x}_0) \\ \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x_n \partial x_1}(\mathbf{x}_0) & \cdots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_n \partial x_n}(\mathbf{x}_0) \end{pmatrix}$$

la matrice Hessienne de  $f$  en  $\mathbf{x}_0$ .

C'est une matrice symétrique ; en particulier elle est diagonalisable.

On a le développement de Taylor-Young à l'ordre 2 de  $f$  en  $\mathbf{x}_0$  :

$$f(\mathbf{x}) = f(\mathbf{x}_0) + \langle \nabla f(\mathbf{x}_0), \mathbf{x} - \mathbf{x}_0 \rangle + \frac{1}{2} (\mathbf{x} - \mathbf{x}_0)^\top \nabla^2 f(\mathbf{x}_0) (\mathbf{x} - \mathbf{x}_0) + o(\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_0\|^2)$$

# Matrice définie positive, semi-définie positive, etc...

## Définitions.



## Matrice définie positive, semi-définie positive, etc...

### Définitions.

- Une matrice  $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$  est semi-définie positive si  $\forall \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ ,  $\mathbf{x}^\top A \mathbf{x} \geq 0$ .

## Matrice définie positive, semi-définie positive, etc...

### Définitions.

- Une matrice  $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$  est semi-définie positive si  $\forall \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ ,  $\mathbf{x}^\top A \mathbf{x} \geq 0$ .
- Une matrice  $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$  est définie positive si  $\forall \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n \setminus \{\mathbf{0}\}$ ,  $\mathbf{x}^\top A \mathbf{x} > 0$ .

## Matrice définie positive, semi-définie positive, etc...

### Définitions.

- Une matrice  $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$  est semi-définie positive si  $\forall \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ ,  $\mathbf{x}^\top A \mathbf{x} \geq 0$ .
- Une matrice  $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$  est définie positive si  $\forall \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n \setminus \{\mathbf{0}\}$ ,  $\mathbf{x}^\top A \mathbf{x} > 0$ .
- Et de façon analogue (semi)-définie négative.

## Matrice définie positive, semi-définie positive, etc...

### Définitions.

- Une matrice  $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$  est semi-définie positive si  $\forall \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ ,  $\mathbf{x}^\top A \mathbf{x} \geq 0$ .
- Une matrice  $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$  est définie positive si  $\forall \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n \setminus \{\mathbf{0}\}$ ,  $\mathbf{x}^\top A \mathbf{x} > 0$ .
- Et de façon analogue (semi)-définie négative.

### Proposition

Si  $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$  est diagonalisable, alors :

- $A$  est semi-définie positive ssi toutes ses valeurs propres sont  $\geq 0$ .
- $A$  est définie positive ssi toutes ses valeurs propres sont  $> 0$ .

## Matrice définie positive, semi-définie positive, etc...

### Définitions.

- Une matrice  $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$  est semi-définie positive si  $\forall \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ ,  $\mathbf{x}^\top A \mathbf{x} \geq 0$ .
- Une matrice  $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$  est définie positive si  $\forall \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n \setminus \{\mathbf{0}\}$ ,  $\mathbf{x}^\top A \mathbf{x} > 0$ .
- Et de façon analogue (semi)-définie négative.

### Proposition

Si  $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$  est diagonalisable, alors :

- $A$  est semi-définie positive ssi toutes ses valeurs propres sont  $\geq 0$ .
- $A$  est définie positive ssi toutes ses valeurs propres sont  $> 0$ .

### Théorème

$A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$  symétrique  $\implies A$  diagonalisable.

## Conditions du 2<sup>e</sup> ordre

### Théorème

*Soit  $f : \mathcal{D} \subset \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}$ , et  $\mathbf{u} \in \text{Int}(\mathcal{D})$ , avec  $f$  2 fois différentiable en  $\mathbf{u}$ .*

## Conditions du 2<sup>e</sup> ordre

### Théorème

Soit  $f : \mathcal{D} \subset \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}$ , et  $\mathbf{u} \in \text{Int}(\mathcal{D})$ , avec  $f$  2 fois différentiable en  $\mathbf{u}$ .

#### 1. (Condition nécessaire du 2<sup>e</sup> ordre.)

Si  $\mathbf{u}$  est un minimum local de  $f$ , alors  $\nabla f(\mathbf{u}) = \mathbf{0}$  et  $\nabla^2 f(\mathbf{u})$  est semi-définie positive.

## Conditions du 2<sup>e</sup> ordre

### Théorème

Soit  $f : \mathcal{D} \subset \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}$ , et  $\mathbf{u} \in \text{Int}(\mathcal{D})$ , avec  $f$  2 fois différentiable en  $\mathbf{u}$ .

#### 1. (Condition nécessaire du 2<sup>e</sup> ordre.)

Si  $\mathbf{u}$  est un minimum local de  $f$ , alors  $\nabla f(\mathbf{u}) = \mathbf{0}$  et  $\nabla^2 f(\mathbf{u})$  est semi-définie positive.

#### 2. (Condition suffisante du 2<sup>e</sup> ordre.)

Si  $\nabla f(\mathbf{u}) = \mathbf{0}$  et  $\nabla^2 f(\mathbf{u})$  est définie positive, alors  $\mathbf{u}$  est un minimum local strict de  $f$ .



## Conditions du 2<sup>e</sup> ordre

### Théorème

Soit  $f : \mathcal{D} \subset \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}$ , et  $\mathbf{u} \in \text{Int}(\mathcal{D})$ , avec  $f$  2 fois différentiable en  $\mathbf{u}$ .

#### 1. (Condition nécessaire du 2<sup>e</sup> ordre.)

Si  $\mathbf{u}$  est un minimum local de  $f$ , alors  $\nabla f(\mathbf{u}) = \mathbf{0}$  et  $\nabla^2 f(\mathbf{u})$  est semi-définie positive.

#### 2. (Condition suffisante du 2<sup>e</sup> ordre.)

Si  $\nabla f(\mathbf{u}) = \mathbf{0}$  et  $\nabla^2 f(\mathbf{u})$  est définie positive, alors  $\mathbf{u}$  est un minimum local strict de  $f$ .

- La condition suffisante du 2<sup>e</sup> ordre s'utilise pour montrer qu'un point critique est un extremum local.
- La condition nécessaire du 2<sup>e</sup> ordre s'utilise pour montrer qu'un point critique n'est pas un extremum local.

Preuve.

1.

**Preuve.**

1. Puisque  $\mathbf{u}$  est un extremum local alors  $\nabla f(\mathbf{u}) = \mathbf{0}$  (équation d'Euler).

**Preuve.**

1. Puisque  $\mathbf{u}$  est un extremum local alors  $\nabla f(\mathbf{u}) = \mathbf{0}$  (équation d'Euler). La formule de Taylor-Young à l'ordre 2 s'écrit :

$$\underbrace{f(\mathbf{x} + \mathbf{u}) - f(\mathbf{u})}_{\geq 0} = \mathbf{x}^T \nabla^2 f(\mathbf{u}) \mathbf{x} + o(\|\mathbf{x}\|^2)$$

**Preuve.**

1. Puisque  $\mathbf{u}$  est un extremum local alors  $\nabla f(\mathbf{u}) = \mathbf{0}$  (équation d'Euler). La formule de Taylor-Young à l'ordre 2 s'écrit :

$$\underbrace{f(\mathbf{x} + \mathbf{u}) - f(\mathbf{u})}_{\geq 0} = \mathbf{x}^\top \nabla^2 f(\mathbf{u}) \mathbf{x} + o(\|\mathbf{x}\|^2)$$

Il existe une boule ouverte  $B(\mathbf{0}, r)$  dans  $\mathcal{D}$  sur laquelle  $o(\|\mathbf{x}\|^2)$  est négligeable  $\implies \mathbf{x}^\top \nabla^2 f(\mathbf{u}) \mathbf{x} \geq 0$ .

### Preuve.

1. Puisque  $\mathbf{u}$  est un extremum local alors  $\nabla f(\mathbf{u}) = \mathbf{0}$  (équation d'Euler). La formule de Taylor-Young à l'ordre 2 s'écrit :

$$\underbrace{f(\mathbf{x} + \mathbf{u}) - f(\mathbf{u})}_{\geq 0} = \mathbf{x}^T \nabla^2 f(\mathbf{u}) \mathbf{x} + o(\|\mathbf{x}\|^2)$$

Il existe une boule ouverte  $B(\mathbf{0}, r)$  dans  $\mathcal{D}$  sur laquelle  $o(\|\mathbf{x}\|^2)$  est négligeable  $\implies \mathbf{x}^T \nabla^2 f(\mathbf{u}) \mathbf{x} \geq 0$ .

Soit  $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$ ; alors  $\exists k > 0$ ,  $\mathbf{x} = \mathbf{y}/k$  est dans  $B(\mathbf{0}, r)$ .

### Preuve.

1. Puisque  $\mathbf{u}$  est un extremum local alors  $\nabla f(\mathbf{u}) = \mathbf{0}$  (équation d'Euler). La formule de Taylor-Young à l'ordre 2 s'écrit :

$$\underbrace{f(\mathbf{x} + \mathbf{u}) - f(\mathbf{u})}_{\geq 0} = \mathbf{x}^T \nabla^2 f(\mathbf{u}) \mathbf{x} + o(\|\mathbf{x}\|^2)$$

Il existe une boule ouverte  $B(\mathbf{0}, r)$  dans  $\mathcal{D}$  sur laquelle  $o(\|\mathbf{x}\|^2)$  est négligeable  $\implies \mathbf{x}^T \nabla^2 f(\mathbf{u}) \mathbf{x} \geq 0$ .

Soit  $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$ ; alors  $\exists k > 0$ ,  $\mathbf{x} = \mathbf{y}/k$  est dans  $B(\mathbf{0}, r)$ .

Alors  $\mathbf{y}^T \nabla^2 f(\mathbf{u}) \mathbf{y} = k^2 \mathbf{x}^T \nabla^2 f(\mathbf{u}) \mathbf{x} \geq 0 \implies \nabla^2 f(\mathbf{u})$  est semi-définie positive.

**Preuve.**

1. Puisque  $\mathbf{u}$  est un extremum local alors  $\nabla f(\mathbf{u}) = \mathbf{0}$  (équation d'Euler). La formule de Taylor-Young à l'ordre 2 s'écrit :

$$\underbrace{f(\mathbf{x} + \mathbf{u}) - f(\mathbf{u})}_{\geq 0} = \mathbf{x}^\top \nabla^2 f(\mathbf{u}) \mathbf{x} + o(\|\mathbf{x}\|^2)$$

Il existe une boule ouverte  $B(\mathbf{0}, r)$  dans  $\mathcal{D}$  sur laquelle  $o(\|\mathbf{x}\|^2)$  est négligeable  $\implies \mathbf{x}^\top \nabla^2 f(\mathbf{u}) \mathbf{x} \geq 0$ .

Soit  $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$ ; alors  $\exists k > 0$ ,  $\mathbf{x} = \mathbf{y}/k$  est dans  $B(\mathbf{0}, r)$ .

Alors  $\mathbf{y}^\top \nabla^2 f(\mathbf{u}) \mathbf{y} = k^2 \mathbf{x}^\top \nabla^2 f(\mathbf{u}) \mathbf{x} \geq 0 \implies \nabla^2 f(\mathbf{u})$  est semi-définie positive.

2.



### Preuve.

1. Puisque  $\mathbf{u}$  est un extremum local alors  $\nabla f(\mathbf{u}) = \mathbf{0}$  (équation d'Euler). La formule de Taylor-Young à l'ordre 2 s'écrit :

$$\underbrace{f(\mathbf{x} + \mathbf{u}) - f(\mathbf{u})}_{\geq 0} = \mathbf{x}^\top \nabla^2 f(\mathbf{u}) \mathbf{x} + o(\|\mathbf{x}\|^2)$$

Il existe une boule ouverte  $B(\mathbf{0}, r)$  dans  $\mathcal{D}$  sur laquelle  $o(\|\mathbf{x}\|^2)$  est négligeable  $\implies \mathbf{x}^\top \nabla^2 f(\mathbf{u}) \mathbf{x} \geq 0$ .

Soit  $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$ ; alors  $\exists k > 0$ ,  $\mathbf{x} = \mathbf{y}/k$  est dans  $B(\mathbf{0}, r)$ .

Alors  $\mathbf{y}^\top \nabla^2 f(\mathbf{u}) \mathbf{y} = k^2 \mathbf{x}^\top \nabla^2 f(\mathbf{u}) \mathbf{x} \geq 0 \implies \nabla^2 f(\mathbf{u})$  est semi-définie positive.

2. Puisque  $\nabla f(\mathbf{u}) = \mathbf{0}$  et  $\nabla^2 f(\mathbf{u})$  est définie positive la formule de Taylor-Young à l'ordre 2 s'écrit :

$$f(\mathbf{x} + \mathbf{u}) - f(\mathbf{u}) = \underbrace{\mathbf{x}^\top \nabla^2 f(\mathbf{u}) \mathbf{x}}_{> 0} + o(\|\mathbf{x}\|^2)$$

### Preuve.

1. Puisque  $\mathbf{u}$  est un extremum local alors  $\nabla f(\mathbf{u}) = \mathbf{0}$  (équation d'Euler). La formule de Taylor-Young à l'ordre 2 s'écrit :

$$\underbrace{f(\mathbf{x} + \mathbf{u}) - f(\mathbf{u})}_{\geq 0} = \mathbf{x}^\top \nabla^2 f(\mathbf{u}) \mathbf{x} + o(\|\mathbf{x}\|^2)$$

Il existe une boule ouverte  $B(\mathbf{0}, r)$  dans  $\mathcal{D}$  sur laquelle  $o(\|\mathbf{x}\|^2)$  est négligeable  $\implies \mathbf{x}^\top \nabla^2 f(\mathbf{u}) \mathbf{x} \geq 0$ .

Soit  $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$ ; alors  $\exists k > 0$ ,  $\mathbf{x} = \mathbf{y}/k$  est dans  $B(\mathbf{0}, r)$ .

Alors  $\mathbf{y}^\top \nabla^2 f(\mathbf{u}) \mathbf{y} = k^2 \mathbf{x}^\top \nabla^2 f(\mathbf{u}) \mathbf{x} \geq 0 \implies \nabla^2 f(\mathbf{u})$  est semi-définie positive.

2. Puisque  $\nabla f(\mathbf{u}) = \mathbf{0}$  et  $\nabla^2 f(\mathbf{u})$  est définie positive la formule de Taylor-Young à l'ordre 2 s'écrit :

$$f(\mathbf{x} + \mathbf{u}) - f(\mathbf{u}) = \underbrace{\mathbf{x}^\top \nabla^2 f(\mathbf{u}) \mathbf{x}}_{> 0} + o(\|\mathbf{x}\|^2)$$

Il existe un ouvert de  $\mathbb{R}^n$  contenant  $\mathbf{u}$  sur lequel  $o(\|\mathbf{x}\|^2)$  est négligeable

1. Puisque  $\mathbf{u}$  est un extremum local alors  $\nabla f(\mathbf{u}) = \mathbf{0}$  (équation d'Euler). La formule de Taylor-Young à l'ordre 2 s'écrit :

$$\underbrace{f(\mathbf{x} + \mathbf{u}) - f(\mathbf{u})}_{\geq 0} = \mathbf{x}^\top \nabla^2 f(\mathbf{u}) \mathbf{x} + o(\|\mathbf{x}\|^2)$$

Il existe une boule ouverte  $B(\mathbf{0}, r)$  dans  $\mathcal{D}$  sur laquelle  $o(\|\mathbf{x}\|^2)$  est négligeable  $\Rightarrow \mathbf{x}^\top \nabla^2 f(\mathbf{u}) \mathbf{x} \geq 0$ .

Soit  $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$ ; alors  $\exists k > 0$ ,  $\mathbf{x} = \mathbf{y}/k$  est dans  $B(\mathbf{0}, r)$ .

Alors  $\mathbf{y}^\top \nabla^2 f(\mathbf{u}) \mathbf{y} = k^2 \mathbf{x}^\top \nabla^2 f(\mathbf{u}) \mathbf{x} \geq 0 \implies \nabla^2 f(\mathbf{u})$  est semi-définie positive.

2. Puisque  $\nabla f(\mathbf{u}) = \mathbf{0}$  et  $\nabla^2 f(\mathbf{u})$  est définie positive la formule de Taylor-Young à l'ordre 2 s'écrit :

$$f(\mathbf{x} + \mathbf{u}) - f(\mathbf{u}) = \underbrace{\mathbf{x}^\top \nabla^2 f(\mathbf{u}) \mathbf{x}}_{\geq 0} + o(\|\mathbf{x}\|^2)$$

Il existe un ouvert de  $\mathbb{R}^n$  contenant  $\mathbf{u}$  sur lequel  $o(\|\mathbf{x}\|^2)$  est négligeable  
 $\Rightarrow f(\mathbf{x} + \mathbf{u}) - f(\mathbf{u}) \geq 0$  :  $\mathbf{u}$  est donc un minimum local (strict) de  $f$ .

## Théorème

Soit  $A = (a_{ij})_{i,j=1..n}$  une matrice symétrique. Les assertions suivantes sont équivalentes :

- (i)  $A$  est définie positive.

## Théorème

Soit  $A = (a_{ij})_{i,j=1..n}$  une matrice symétrique. Les assertions suivantes sont équivalentes :

- (i)  $A$  est définie positive.
- (ii) Toutes les valeurs propres de  $A$  sont  $> 0$ .

## Théorème

Soit  $A = (a_{ij})_{i,j=1..n}$  une matrice symétrique. Les assertions suivantes sont équivalentes :

- (i)  $A$  est définie positive.
- (ii) Toutes les valeurs propres de  $A$  sont  $> 0$ .
- (iii)  $\forall i = 0, \dots, n, c_i > 0$ , où  $p_A(\lambda) = \sum_{i=0}^n (-1)^i c_i \lambda^i$  est le polynôme caractéristique de  $A$ .

## Théorème

Soit  $A = (a_{ij})_{i,j=1..n}$  une matrice symétrique. Les assertions suivantes sont équivalentes :

- (i)  $A$  est définie positive.
- (ii) Toutes les valeurs propres de  $A$  sont  $> 0$ .
- (iii)  $\forall i = 0, \dots, n, c_i > 0$ , où  $p_A(\lambda) = \sum_{i=0}^n (-1)^i c_i \lambda_i^n$  est le polynôme caractéristique de  $A$ .
- (iv) Les déterminants  $\det(A_k)$  où  $A_k$  désigne  $A_k = (a_{ij})_{i,j=1..k}$  sont tous  $> 0$ .

## Théorème

Soit  $A = (a_{ij})_{i,j=1..n}$  une matrice symétrique. Les assertions suivantes sont équivalentes :

- (i)  $A$  est définie positive.
- (ii) Toutes les valeurs propres de  $A$  sont  $> 0$ .
- (iii)  $\forall i = 0, \dots, n, c_i > 0$ , où  $p_A(\lambda) = \sum_{i=0}^n (-1)^i c_i \lambda_i^n$  est le polynôme caractéristique de  $A$ .
- (iv) Les déterminants  $\det(A_k)$  où  $A_k$  désigne  $A_k = (a_{ij})_{i,j=1..k}$  sont tous  $> 0$ .
- (v) Il existe une matrice  $M$  inversible tel que  $M^T M = A$ .



## Théorème

Soit  $A = (a_{ij})_{i,j=1..n}$  une matrice symétrique. Les assertions suivantes sont équivalentes :

- (i)  $A$  est définie positive.
- (ii) Toutes les valeurs propres de  $A$  sont  $> 0$ .
- (iii)  $\forall i = 0, \dots, n, c_i > 0$ , où  $p_A(\lambda) = \sum_{i=0}^n (-1)^i c_i \lambda_i^n$  est le polynôme caractéristique de  $A$ .
- (iv) Les déterminants  $\det(A_k)$  où  $A_k$  désigne  $A_k = (a_{ij})_{i,j=1..k}$  sont tous  $> 0$ .
- (v) Il existe une matrice  $M$  inversible tel que  $M^T M = A$ .

De plus :

- (a) Si  $A$  est définie positive alors  $\forall i = 1, \dots, n, a_{ii} > 0$ .

## Théorème

Soit  $A = (a_{ij})_{i,j=1..n}$  une matrice symétrique. Les assertions suivantes sont équivalentes :

- (i)  $A$  est définie positive.
- (ii) Toutes les valeurs propres de  $A$  sont  $> 0$ .
- (iii)  $\forall i = 0, \dots, n$ ,  $c_i > 0$ , où  $p_A(\lambda) = \sum_{i=0}^n (-1)^i c_i \lambda_i^n$  est le polynôme caractéristique de  $A$ .
- (iv) Les déterminants  $\det(A_k)$  où  $A_k$  désigne  $A_k = (a_{ij})_{i,j=1..k}$  sont tous  $> 0$ .
- (v) Il existe une matrice  $M$  inversible tel que  $M^T M = A$ .

De plus :

- (a) Si  $A$  est définie positive alors  $\forall i = 1, \dots, n$ ,  $a_{ii} > 0$ .
- (b) Si  $A \in \mathcal{M}_2(\mathbb{R})$ ,  $A$  est définie positive si et seulement si  $\det(A) > 0$  et  $\text{tr}(A) > 0$ .

## Théorème

Soit  $A = (a_{ij})_{i,j=1..n}$  une matrice symétrique. Les assertions suivantes sont équivalentes :

- (i)  $A$  est semi-définie positive.

## Théorème

Soit  $A = (a_{ij})_{i,j=1..n}$  une matrice symétrique. Les assertions suivantes sont équivalentes :

- (i)  $A$  est semi-définie positive.
- (ii) Toutes les valeurs propres de  $A$  sont  $\geq 0$ .

## Théorème

Soit  $A = (a_{ij})_{i,j=1..n}$  une matrice symétrique. Les assertions suivantes sont équivalentes :

- (i)  $A$  est semi-définie positive.
- (ii) Toutes les valeurs propres de  $A$  sont  $\geq 0$ .
- (iii)  $\forall i = 0, \dots, n, c_i \geq 0$ , où  $p_A(\lambda) = \sum_{i=0}^n (-1)^i c_i \lambda^i$  est le polynôme caractéristique de  $A$ .

## Théorème

Soit  $A = (a_{ij})_{i,j=1..n}$  une matrice symétrique. Les assertions suivantes sont équivalentes :

- (i)  $A$  est semi-définie positive.
- (ii) Toutes les valeurs propres de  $A$  sont  $\geq 0$ .
- (iii)  $\forall i = 0, \dots, n, c_i \geq 0$ , où  $p_A(\lambda) = \sum_{i=0}^n (-1)^i c_i \lambda^i$  est le polynôme caractéristique de  $A$ .
- (iv) Les mineurs principaux de  $A$  sont tous  $\geq 0$ .

## Théorème

Soit  $A = (a_{ij})_{i,j=1..n}$  une matrice symétrique. Les assertions suivantes sont équivalentes :

- (i)  $A$  est semi-définie positive.
- (ii) Toutes les valeurs propres de  $A$  sont  $\geq 0$ .
- (iii)  $\forall i = 0, \dots, n$ ,  $c_i \geq 0$ , où  $p_A(\lambda) = \sum_{i=0}^n (-1)^i c_i \lambda^i$  est le polynôme caractéristique de  $A$ .
- (iv) Les mineurs principaux de  $A$  sont tous  $\geq 0$ .
- (v) Il existe une matrice  $M$  tel que  $M^\top M = A$ .

## Théorème

Soit  $A = (a_{ij})_{i,j=1..n}$  une matrice symétrique. Les assertions suivantes sont équivalentes :

- (i)  $A$  est semi-définie positive.
- (ii) Toutes les valeurs propres de  $A$  sont  $\geq 0$ .
- (iii)  $\forall i = 0, \dots, n$ ,  $c_i \geq 0$ , où  $p_A(\lambda) = \sum_{i=0}^n (-1)^i c_i \lambda^i$  est le polynôme caractéristique de  $A$ .
- (iv) Les mineurs principaux de  $A$  sont tous  $\geq 0$ .
- (v) Il existe une matrice  $M$  tel que  $M^\top M = A$ .

De plus :



## Théorème

Soit  $A = (a_{ij})_{i,j=1..n}$  une matrice symétrique. Les assertions suivantes sont équivalentes :

- (i)  $A$  est semi-définie positive.
- (ii) Toutes les valeurs propres de  $A$  sont  $\geq 0$ .
- (iii)  $\forall i = 0, \dots, n$ ,  $c_i \geq 0$ , où  $p_A(\lambda) = \sum_{i=0}^n (-1)^i c_i \lambda^i$  est le polynôme caractéristique de  $A$ .
- (iv) Les mineurs principaux de  $A$  sont tous  $\geq 0$ .
- (v) Il existe une matrice  $M$  tel que  $M^\top M = A$ .

De plus :

- (a) Si  $A$  est semi-définie positive alors  $\forall i = 1, \dots, n$ ,  $a_{ii} \geq 0$ .

## Théorème

Soit  $A = (a_{ij})_{i,j=1..n}$  une matrice symétrique. Les assertions suivantes sont équivalentes :

- (i)  $A$  est semi-définie positive.
- (ii) Toutes les valeurs propres de  $A$  sont  $\geq 0$ .
- (iii)  $\forall i = 0, \dots, n$ ,  $c_i \geq 0$ , où  $p_A(\lambda) = \sum_{i=0}^n (-1)^i c_i \lambda^i$  est le polynôme caractéristique de  $A$ .
- (iv) Les mineurs principaux de  $A$  sont tous  $\geq 0$ .
- (v) Il existe une matrice  $M$  tel que  $M^\top M = A$ .

De plus :

- (a) Si  $A$  est semi-définie positive alors  $\forall i = 1, \dots, n$ ,  $a_{ii} \geq 0$ .
- (b) Si  $A \in \mathcal{M}_2(\mathbb{R})$ ,  $A$  est définie positive si et seulement si  $\det(A) \geq 0$  et  $\text{tr}(A) \geq 0$ .

## Exemple.

Soit l'application  $f$  de classe  $C^\infty$  (i.e. infiniment différentiable) :

$$\begin{aligned} f : \mathbb{R}^2 &\longrightarrow \mathbb{R} \\ (x, y) &\longrightarrow f(x, y) = x^3 + y^3 - 9xy \end{aligned}$$

## Exemple.

Soit l'application  $f$  de classe  $C^\infty$  (i.e. infiniment différentiable) :

$$\begin{aligned} f : \mathbb{R}^2 &\longrightarrow \mathbb{R} \\ (x, y) &\longrightarrow f(x, y) = x^3 + y^3 - 9xy \end{aligned}$$

Son vecteur gradient en un point  $(x, y)$  est :

$$\nabla f(x, y) = \begin{pmatrix} 3x^2 - 9y \\ 3y^2 - 9x \end{pmatrix},$$

## Exemple.

Soit l'application  $f$  de classe  $C^\infty$  (i.e. infiniment différentiable) :

$$\begin{aligned} f : \mathbb{R}^2 &\longrightarrow \mathbb{R} \\ (x, y) &\longrightarrow f(x, y) = x^3 + y^3 - 9xy \end{aligned}$$

Son vecteur gradient en un point  $(x, y)$  est :

$$\nabla f(x, y) = \begin{pmatrix} 3x^2 - 9y \\ 3y^2 - 9x \end{pmatrix},$$

et sa matrice Hessienne :

$$\nabla^2 f(x, y) = \begin{pmatrix} 6x & -9 \\ -9 & 6y \end{pmatrix}$$

Les points critiques, solutions de  $\nabla f(x, y) = 0$  sont les 2 points  $(0, 0)$  et  $(3, 3)$ .

Les points critiques, solutions de  $\nabla f(x, y) = 0$  sont les 2 points  $(0, 0)$  et  $(3, 3)$ . En ces points, les matrices Hessiennes sont :

$$\nabla^2 f(0, 0) = \begin{pmatrix} 0 & -9 \\ -9 & 0 \end{pmatrix} \quad \nabla^2 f(3, 3) = \begin{pmatrix} 18 & -9 \\ -9 & 18 \end{pmatrix}$$

Les points critiques, solutions de  $\nabla f(x, y) = 0$  sont les 2 points  $(0, 0)$  et  $(3, 3)$ . En ces points, les matrices Hessiennes sont :

$$\nabla^2 f(0, 0) = \begin{pmatrix} 0 & -9 \\ -9 & 0 \end{pmatrix} \quad \nabla^2 f(3, 3) = \begin{pmatrix} 18 & -9 \\ -9 & 18 \end{pmatrix}$$

- $\nabla^2 f(0, 0)$  a une trace nulle et un déterminant strictement négatif, elle n'est donc ni semi-définie positive, ni semi-définie négative :  $(0, 0)$  n'est pas un extremum local.



Les points critiques, solutions de  $\nabla f(x, y) = 0$  sont les 2 points  $(0, 0)$  et  $(3, 3)$ . En ces points, les matrices Hessiennes sont :

$$\nabla^2 f(0, 0) = \begin{pmatrix} 0 & -9 \\ -9 & 0 \end{pmatrix} \quad \nabla^2 f(3, 3) = \begin{pmatrix} 18 & -9 \\ -9 & 18 \end{pmatrix}$$

- $\nabla^2 f(0, 0)$  a une trace nulle et un déterminant strictement négatif, elle n'est donc ni semi-définie positive, ni semi-définie négative :  $(0, 0)$  n'est pas un extremum local.
- $\nabla^2 f(3, 3)$  a une trace et un déterminant strictement positifs :  $(3, 3)$  est un minimum local.

Les points critiques, solutions de  $\nabla f(x, y) = 0$  sont les 2 points  $(0, 0)$  et  $(3, 3)$ . En ces points, les matrices Hessiennes sont :

$$\nabla^2 f(0, 0) = \begin{pmatrix} 0 & -9 \\ -9 & 0 \end{pmatrix} \quad \nabla^2 f(3, 3) = \begin{pmatrix} 18 & -9 \\ -9 & 18 \end{pmatrix}$$

- $\nabla^2 f(0, 0)$  a une trace nulle et un déterminant strictement négatif, elle n'est donc ni semi-définie positive, ni semi-définie négative :  $(0, 0)$  n'est pas un extremum local.
- $\nabla^2 f(3, 3)$  a une trace et un déterminant strictement positifs :  $(3, 3)$  est un minimum local.
- $f$  n'admet aucun extremum global puisque :

$$\lim_{x \rightarrow +\infty} f(x, 0) = +\infty \quad \lim_{x \rightarrow -\infty} f(x, 0) = -\infty .$$

# Programmation convexe.

## Plan.

# Programmation convexe.

## Plan.

### 1. Applications convexes, strictement convexe

# Programmation convexe.

## Plan.

### 1. Applications convexes, strictement convexe

#### 1.1. Définitions - Propriétés

# Programmation convexe.

## Plan.

### 1. Applications convexes, strictement convexe

#### 1.1. Définitions - Propriétés

#### 1.2. Caractérisations à l'ordre 1 et 2

# Programmation convexe.

## Plan.

### 1. Applications convexes, strictement convexe

#### 1.1. Définitions - Propriétés

#### 1.2. Caractérisations à l'ordre 1 et 2

#### 1.3. Programmation convexe

# Programmation convexe.

## Plan.

### 1. Applications convexes, strictement convexe

#### 1.1. Définitions - Propriétés

#### 1.2. Caractérisations à l'ordre 1 et 2

#### 1.3. Programmation convexe

### 2. Applications elliptiques (ou fortement convexes)



# Programmation convexe.

## Plan.

### 1. Applications convexes, strictement convexe

#### 1.1. Définitions - Propriétés

#### 1.2. Caractérisations à l'ordre 1 et 2

#### 1.3. Programmation convexe

### 2. Applications elliptiques (ou fortement convexes)

#### 2.1. Définition - Propriétés

# Programmation convexe.

## Plan.

### 1. Applications convexes, strictement convexe

#### 1.1. Définitions - Propriétés

#### 1.2. Caractérisations à l'ordre 1 et 2

#### 1.3. Programmation convexe

### 2. Applications elliptiques (ou fortement convexes)

#### 2.1. Définition - Propriétés

#### 2.2. Caractérisation à l'ordre 2

# Programmation convexe.

## Plan.

### 1. Applications convexes, strictement convexe

#### 1.1. Définitions - Propriétés

#### 1.2. Caractérisations à l'ordre 1 et 2

#### 1.3. Programmation convexe

### 2. Applications elliptiques (ou fortement convexes)

#### 2.1. Définition - Propriétés

#### 2.2. Caractérisation à l'ordre 2

#### 2.3. Programmation elliptique

## Ensemble convexe - Définition

**Définition.** Un sous-ensemble  $\mathcal{C}$  de  $\mathbb{R}^n$  est convexe si

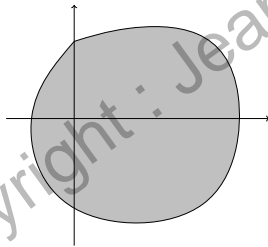
$$\forall \mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathcal{C}, \forall t \in [0, 1], t\mathbf{x} + (1-t)\mathbf{y} \in \mathcal{C}$$

## Ensemble convexe - Définition

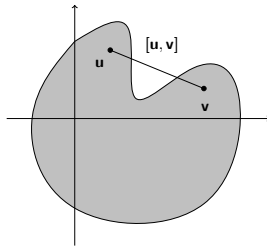
**Définition.** Un sous-ensemble  $\mathcal{C}$  de  $\mathbb{R}^n$  est convexe si

$$\forall \mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathcal{C}, \forall t \in [0, 1], t\mathbf{x} + (1-t)\mathbf{y} \in \mathcal{C}$$

i.e.  $\forall \mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathcal{C}$  le segment  $[\mathbf{x}, \mathbf{y}]$  est inclus dans  $\mathcal{C}$ .



convexe



non-convexe

# Ensemble convexe - Propriétés

**Propriétés.**

# Ensemble convexe - Propriétés

## Propriétés.

- Tout sous-espace affine de  $\mathbb{R}^n$  (en particulier  $\mathbb{R}^n$ ) est convexe.

# Ensemble convexe - Propriétés

## Propriétés.

- Tout sous-espace affine de  $\mathbb{R}^n$  (en particulier  $\mathbb{R}^n$ ) est convexe.
- Toute boule de  $\mathbb{R}^n$ , ouverte ou fermée, est un convexe de  $\mathbb{R}^n$ .



# Ensemble convexe - Propriétés

## Propriétés.

- Tout sous-espace affine de  $\mathbb{R}^n$  (en particulier  $\mathbb{R}^n$ ) est convexe.
- Toute boule de  $\mathbb{R}^n$ , ouverte ou fermée, est un convexe de  $\mathbb{R}^n$ .
- L'intersection de convexes de  $\mathbb{R}^n$  est un convexe de  $\mathbb{R}^n$ .

# Ensemble convexe - Propriétés

## Propriétés.

- Tout sous-espace affine de  $\mathbb{R}^n$  (en particulier  $\mathbb{R}^n$ ) est convexe.
- Toute boule de  $\mathbb{R}^n$ , ouverte ou fermée, est un convexe de  $\mathbb{R}^n$ .
- L'intersection de convexes de  $\mathbb{R}^n$  est un convexe de  $\mathbb{R}^n$ .
- Si  $\mathcal{C}_1, \mathcal{C}_2$  sont deux convexes de  $\mathbb{R}^n$ , et  $\lambda \in \mathbb{R}$ , alors  $\mathcal{C}_1 + \mathcal{C}_2$  et  $\lambda\mathcal{C}_1$  sont des convexes de  $\mathbb{R}^n$ .

# Ensemble convexe - Propriétés

## Propriétés.

- Tout sous-espace affine de  $\mathbb{R}^n$  (en particulier  $\mathbb{R}^n$ ) est convexe.
- Toute boule de  $\mathbb{R}^n$ , ouverte ou fermée, est un convexe de  $\mathbb{R}^n$ .
- L'intersection de convexes de  $\mathbb{R}^n$  est un convexe de  $\mathbb{R}^n$ .
- Si  $\mathcal{C}_1, \mathcal{C}_2$  sont deux convexes de  $\mathbb{R}^n$ , et  $\lambda \in \mathbb{R}$ , alors  $\mathcal{C}_1 + \mathcal{C}_2$  et  $\lambda\mathcal{C}_1$  sont des convexes de  $\mathbb{R}^n$ .
- Si  $\mathcal{C}_1$  est un convexe de  $\mathbb{R}^p$  et  $\mathcal{C}_2$  est un convexe de  $\mathbb{R}^q$ , leur produit cartésien  $\mathcal{C}_1 \times \mathcal{C}_2 = \{(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \in \mathbb{R}^p \times \mathbb{R}^q \mid \mathbf{x} \in \mathcal{C}_1, \mathbf{y} \in \mathcal{C}_2\}$  est un convexe de  $\mathbb{R}^p \times \mathbb{R}^q \approx \mathbb{R}^{p+q}$ .

## Applications convexes - Définitions

**Définitions.** Soit  $\mathcal{C} \subset \mathbb{R}^n$  un ensemble convexe non vide et  $f : \mathcal{C} \longrightarrow \mathbb{R}$ .

## Applications convexes - Définitions

**Définitions.** Soit  $\mathcal{C} \subset \mathbb{R}^n$  un ensemble convexe non vide et  $f : \mathcal{C} \longrightarrow \mathbb{R}$ .

- L'application  $f$  est convexe si :

$$\forall \mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathcal{C}, \forall t \in [0, 1], \quad tf(\mathbf{x}) + (1 - t)f(\mathbf{y}) \geq f(t\mathbf{x} + (1 - t)\mathbf{y})$$

## Applications convexes - Définitions

**Définitions.** Soit  $\mathcal{C} \subset \mathbb{R}^n$  un ensemble convexe non vide et  $f : \mathcal{C} \rightarrow \mathbb{R}$ .

- L'application  $f$  est convexe si :

$$\forall \mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathcal{C}, \forall t \in [0, 1], \quad tf(\mathbf{x}) + (1 - t)f(\mathbf{y}) \geq f(t\mathbf{x} + (1 - t)\mathbf{y})$$

(i.e. dans  $\mathbb{R}^{n+1}$  le segment joignant  $(\mathbf{x}, f(\mathbf{x}))$  et  $(\mathbf{y}, f(\mathbf{y}))$  reste au-dessus de la nappe représentative de la fonction.)

## Applications convexes - Définitions

**Définitions.** Soit  $\mathcal{C} \subset \mathbb{R}^n$  un ensemble convexe non vide et  $f : \mathcal{C} \rightarrow \mathbb{R}$ .

- L'application  $f$  est convexe si :

$$\forall \mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathcal{C}, \forall t \in [0, 1], \quad tf(\mathbf{x}) + (1 - t)f(\mathbf{y}) \geq f(t\mathbf{x} + (1 - t)\mathbf{y})$$

(i.e. dans  $\mathbb{R}^{n+1}$  le segment joignant  $(\mathbf{x}, f(\mathbf{x}))$  et  $(\mathbf{y}, f(\mathbf{y}))$  reste au-dessus de la nappe représentative de la fonction.)

- L'application  $f$  est strictement convexe si :

$$\forall \mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathcal{C}, \mathbf{x} \neq \mathbf{y}, \forall t \in ]0, 1[, \quad tf(\mathbf{x}) + (1 - t)f(\mathbf{y}) > f(t\mathbf{x} + (1 - t)\mathbf{y})$$

## Applications convexes - Définitions

**Définitions.** Soit  $\mathcal{C} \subset \mathbb{R}^n$  un ensemble convexe non vide et  $f : \mathcal{C} \rightarrow \mathbb{R}$ .

- L'application  $f$  est convexe si :

$$\forall \mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathcal{C}, \forall t \in [0, 1], \quad tf(\mathbf{x}) + (1 - t)f(\mathbf{y}) \geq f(t\mathbf{x} + (1 - t)\mathbf{y})$$

(i.e. dans  $\mathbb{R}^{n+1}$  le segment joignant  $(\mathbf{x}, f(\mathbf{x}))$  et  $(\mathbf{y}, f(\mathbf{y}))$  reste au-dessus de la nappe représentative de la fonction.)

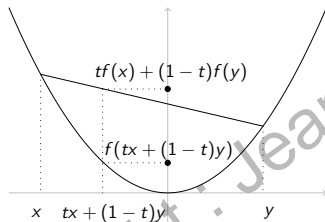
- L'application  $f$  est strictement convexe si :

$$\forall \mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathcal{C}, \mathbf{x} \neq \mathbf{y}, \forall t \in ]0, 1[, \quad tf(\mathbf{x}) + (1 - t)f(\mathbf{y}) > f(t\mathbf{x} + (1 - t)\mathbf{y})$$

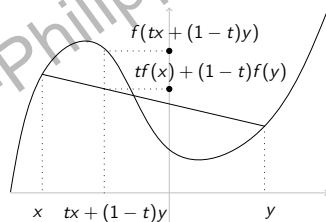
(i.e. dans  $\mathbb{R}^{n+1}$  le segment joignant  $(\mathbf{x}, f(\mathbf{x}))$  et  $(\mathbf{y}, f(\mathbf{y}))$  reste strictement au dessus de la nappe représentative de la fonction.)



## Applications convexes



convexe



non-convexe

# Applications convexes - Propriétés

**Propriétés.**

# Applications convexes - Propriétés

## Propriétés.

- Toute application affine, définie sur un convexe, est convexe et non strictement convexe.

# Applications convexes - Propriétés

## Propriétés.

- Toute application affine, définie sur un convexe, est convexe et non strictement convexe.
- La somme d'application (resp. strictement) convexes est (resp. strictement) convexe.

# Applications convexes - Propriétés

## Propriétés.

- Toute application affine, définie sur un convexe, est convexe et non strictement convexe.
- La somme d'application (resp. strictement) convexes est (resp. strictement) convexe.
- Si  $f$  est (resp. strictement) convexe et  $\lambda \in \mathbb{R}_+$  (resp.  $\lambda \in \mathbb{R}_+^*$ ) alors  $\lambda f$  est (resp. strictement) convexe.

# Applications convexes - Propriétés

## Propriétés.

- Toute application affine, définie sur un convexe, est convexe et non strictement convexe.
- La somme d'application (resp. strictement) convexes est (resp. strictement) convexe.
- Si  $f$  est (resp. strictement) convexe et  $\lambda \in \mathbb{R}_+$  (resp.  $\lambda \in \mathbb{R}_+^*$ ) alors  $\lambda f$  est (resp. strictement) convexe.
- Si  $f$  est (resp. strictement) convexe et  $a, b \in \mathbb{R}$ ,  $a \neq 0$ , alors l'application  $x \mapsto f(ax + b)$  est (resp. strictement) convexe.

# Applications convexes - Propriétés

## Propriétés.

- Toute application affine, définie sur un convexe, est convexe et non strictement convexe.
- La somme d'application (resp. strictement) convexes est (resp. strictement) convexe.
- Si  $f$  est (resp. strictement) convexe et  $\lambda \in \mathbb{R}_+$  (resp.  $\lambda \in \mathbb{R}_+^*$ ) alors  $\lambda f$  est (resp. strictement) convexe.
- Si  $f$  est (resp. strictement) convexe et  $a, b \in \mathbb{R}$ ,  $a \neq 0$ , alors l'application  $\mathbf{x} \longrightarrow f(a\mathbf{x} + b)$  est (resp. strictement) convexe.
- Une application convexe sur  $\mathcal{C}$  est continue en tout point de  $\text{Int}(\mathcal{C})$ .

# Caractérisation de la convexité.

Théorème (Caractérisations de la convexité.)

*Soit  $\mathcal{U}$  un ouvert convexe de  $\mathbb{R}^n$  et  $f : \mathcal{U} \rightarrow \mathbb{R}$ .*



# Caractérisation de la convexité.

## Théorème (Caractérisations de la convexité.)

Soit  $\mathcal{U}$  un ouvert convexe de  $\mathbb{R}^n$  et  $f : \mathcal{U} \rightarrow \mathbb{R}$ .

1. Si  $f$  est différentiable sur  $\mathcal{U}$ , alors

- a.  $\forall \mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathcal{U}, f(\mathbf{y}) \geq f(\mathbf{x}) + \langle \nabla f(\mathbf{x}), \mathbf{y} - \mathbf{x} \rangle \iff f$  est convexe sur  $\mathcal{U}$ ,
- b.  $\forall \mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathcal{U}, \mathbf{x} \neq \mathbf{y}, f(\mathbf{y}) > f(\mathbf{x}) + \langle \nabla f(\mathbf{x}), \mathbf{y} - \mathbf{x} \rangle \iff f$  est strictement convexe sur  $\mathcal{U}$ .

# Caractérisation de la convexité.

## Théorème (Caractérisations de la convexité.)

Soit  $\mathcal{U}$  un ouvert convexe de  $\mathbb{R}^n$  et  $f : \mathcal{U} \rightarrow \mathbb{R}$ .

1. Si  $f$  est différentiable sur  $\mathcal{U}$ , alors

- a.  $\forall \mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathcal{U}, f(\mathbf{y}) \geq f(\mathbf{x}) + \langle \nabla f(\mathbf{x}), \mathbf{y} - \mathbf{x} \rangle \iff f$  est convexe sur  $\mathcal{U}$ ,
- b.  $\forall \mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathcal{U}, \mathbf{x} \neq \mathbf{y}, f(\mathbf{y}) > f(\mathbf{x}) + \langle \nabla f(\mathbf{x}), \mathbf{y} - \mathbf{x} \rangle \iff f$  est strictement convexe sur  $\mathcal{U}$ .

*Géométriquement : en tout point la nappe représentative de  $f$  est au dessus de son hyperplan tangent.*

# Caractérisation de la convexité.

## Théorème (Caractérisations de la convexité.)

Soit  $\mathcal{U}$  un ouvert convexe de  $\mathbb{R}^n$  et  $f : \mathcal{U} \rightarrow \mathbb{R}$ .

1. Si  $f$  est différentiable sur  $\mathcal{U}$ , alors

- a.  $\forall \mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathcal{U}, f(\mathbf{y}) \geq f(\mathbf{x}) + \langle \nabla f(\mathbf{x}), \mathbf{y} - \mathbf{x} \rangle \iff f$  est convexe sur  $\mathcal{U}$ ,
- b.  $\forall \mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathcal{U}, \mathbf{x} \neq \mathbf{y}, f(\mathbf{y}) > f(\mathbf{x}) + \langle \nabla f(\mathbf{x}), \mathbf{y} - \mathbf{x} \rangle \iff f$  est strictement convexe sur  $\mathcal{U}$ .

Géométriquement : en tout point la nappe représentative de  $f$  est au dessus de son hyperplan tangent.

2. Si  $f$  est 2 fois différentiable sur  $\mathcal{U}$ , alors

- a.  $\forall \mathbf{x} \in \mathcal{U}, \nabla^2 f(\mathbf{x})$  est semi-définie positive  $\iff f$  est convexe sur  $\mathcal{U}$ ,
- b.  $\forall \mathbf{x} \in \mathcal{U}, \nabla^2 f(\mathbf{x})$  définie positive  $\implies f$  est strictement convexe.

# Programmation convexe.

On parle de programmation convexe lorsque :

## Programmation convexe.

On parle de programmation convexe lorsque :

–  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  est une application convexe, à optimiser sur

$$\mathcal{D} = \{\mathbf{x} \in \mathcal{U} \subset \mathbb{R}^n \mid \varphi_i(\mathbf{x}) = 0, \forall i = 1, \dots, p, \\ \psi_j(\mathbf{x}) \leq 0, \forall j = 1, \dots, q\}$$

où :

## Programmation convexe.

On parle de programmation convexe lorsque :

- $f : \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}$  est une application convexe, à optimiser sur

$$\mathcal{D} = \{\mathbf{x} \in \mathcal{U} \subset \mathbb{R}^n \mid \varphi_i(\mathbf{x}) = 0, \forall i = 1, \dots, p, \\ \psi_j(\mathbf{x}) \leq 0, \forall j = 1, \dots, q\}$$

où :

- L'ensemble  $\mathcal{U}$  est un sous-ensemble convexe non vide de  $\mathbb{R}^n$ ,
- les applications  $\varphi_1, \dots, \varphi_p : \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}$  sont affines,
- les applications  $\psi_1, \dots, \psi_q : \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}$  sont convexes.

## Proposition (Convexité du domaine.)

- $\varphi_1, \dots, \varphi_p$  *affines*,
- $\psi_1, \dots, \psi_q$  *convexes*,
- $\mathcal{U}$  *convexe*,

## Proposition (Convexité du domaine.)

- $\varphi_1, \dots, \varphi_p$  *affines*,
  - $\psi_1, \dots, \psi_q$  *convexes*,
  - $\mathcal{U}$  *convexe*,
- $\implies \mathcal{D}$  est un ensemble convexe de  $\mathbb{R}^n$ .



## Proposition (Convexité du domaine.)

- $\varphi_1, \dots, \varphi_p$  *affines*,
  - $\psi_1, \dots, \psi_q$  *convexes*,
  - $\mathcal{U}$  *convexe*,
- $\implies \mathcal{D}$  est un ensemble convexe de  $\mathbb{R}^n$ .

**Démonstration.**  $\psi_j$  étant convexe,  $\mathcal{C}_j = \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n \mid \psi_j(\mathbf{x}) \leq 0\}$  est un convexe de  $\mathbb{R}^n$ . En effet :

## Proposition (Convexité du domaine.)

- $\varphi_1, \dots, \varphi_p$  affines,
- $\psi_1, \dots, \psi_q$  convexes,
- $\mathcal{U}$  convexe,

$\implies \mathcal{D}$  est un ensemble convexe de  $\mathbb{R}^n$ .

**Démonstration.**  $\psi_j$  étant convexe,  $\mathcal{C}_j = \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n \mid \psi_j(\mathbf{x}) \leq 0\}$  est un convexe de  $\mathbb{R}^n$ . En effet : Soient  $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathcal{C}_j : \psi_j(\mathbf{x}) \leq 0$ , et  $\psi_j(\mathbf{y}) \leq 0$ .

## Proposition (Convexité du domaine.)

- $\varphi_1, \dots, \varphi_p$  affines,
- $\psi_1, \dots, \psi_q$  convexes,
- $\mathcal{U}$  convexe,

$\implies \mathcal{D}$  est un ensemble convexe de  $\mathbb{R}^n$ .

**Démonstration.**  $\psi_j$  étant convexe,  $\mathcal{C}_j = \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n \mid \psi_j(\mathbf{x}) \leq 0\}$  est un convexe de  $\mathbb{R}^n$ . En effet : Soient  $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathcal{C}_j : \psi_j(\mathbf{x}) \leq 0$ , et  $\psi_j(\mathbf{y}) \leq 0$ . Par convexité de  $\psi_j$ , pour  $t \in [0, 1]$ ,  
 $\psi_j(t\mathbf{x} + (1-t)\mathbf{y}) \leq t\psi_j(\mathbf{x}) + (1-t)\psi_j(\mathbf{y})$

## Proposition (Convexité du domaine.)

- $\varphi_1, \dots, \varphi_p$  affines,
- $\psi_1, \dots, \psi_q$  convexes,
- $\mathcal{U}$  convexe,

$\implies \mathcal{D}$  est un ensemble convexe de  $\mathbb{R}^n$ .

**Démonstration.**  $\psi_j$  étant convexe,  $\mathcal{C}_j = \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n \mid \psi_j(\mathbf{x}) \leq 0\}$  est un convexe de  $\mathbb{R}^n$ . En effet : Soient  $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathcal{C}_j : \psi_j(\mathbf{x}) \leq 0$ , et  $\psi_j(\mathbf{y}) \leq 0$ . Par convexité de  $\psi_j$ , pour  $t \in [0, 1]$ ,  
 $\psi_j(t\mathbf{x} + (1-t)\mathbf{y}) \leq t\psi_j(\mathbf{x}) + (1-t)\psi_j(\mathbf{y}) \leq 0$ .

## Proposition (Convexité du domaine.)

- $\varphi_1, \dots, \varphi_p$  affines,
- $\psi_1, \dots, \psi_q$  convexes,
- $\mathcal{U}$  convexe,

$\implies \mathcal{D}$  est un ensemble convexe de  $\mathbb{R}^n$ .

**Démonstration.**  $\psi_j$  étant convexe,  $\mathcal{C}_j = \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n \mid \psi_j(\mathbf{x}) \leq 0\}$  est un convexe de  $\mathbb{R}^n$ . En effet : Soient  $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathcal{C}_j : \psi_j(\mathbf{x}) \leq 0$ , et  $\psi_j(\mathbf{y}) \leq 0$ . Par convexité de  $\psi_j$ , pour  $t \in [0, 1]$ ,  
 $\psi_j(t\mathbf{x} + (1-t)\mathbf{y}) \leq t\psi_j(\mathbf{x}) + (1-t)\psi_j(\mathbf{y}) \leq 0$ . Ainsi  $[\mathbf{x}, \mathbf{y}] \subset \mathcal{C}_j$

## Proposition (Convexité du domaine.)

- $\varphi_1, \dots, \varphi_p$  affines,
- $\psi_1, \dots, \psi_q$  convexes,
- $\mathcal{U}$  convexe,

$\implies \mathcal{D}$  est un ensemble convexe de  $\mathbb{R}^n$ .

**Démonstration.**  $\psi_j$  étant convexe,  $\mathcal{C}_j = \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n \mid \psi_j(\mathbf{x}) \leq 0\}$  est un convexe de  $\mathbb{R}^n$ . En effet : Soient  $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathcal{C}_j : \psi_j(\mathbf{x}) \leq 0$ , et  $\psi_j(\mathbf{y}) \leq 0$ . Par convexité de  $\psi_j$ , pour  $t \in [0, 1]$ ,  
 $\psi_j(t\mathbf{x} + (1-t)\mathbf{y}) \leq t\psi_j(\mathbf{x}) + (1-t)\psi_j(\mathbf{y}) \leq 0$ . Ainsi  $[\mathbf{x}, \mathbf{y}] \subset \mathcal{C}_j$   
 $\implies \mathcal{C}_j$  est un convexe.

## Proposition (Convexité du domaine.)

- $\varphi_1, \dots, \varphi_p$  affines,
- $\psi_1, \dots, \psi_q$  convexes,
- $\mathcal{U}$  convexe,

$\implies \mathcal{D}$  est un ensemble convexe de  $\mathbb{R}^n$ .

**Démonstration.**  $\psi_j$  étant convexe,  $\mathcal{C}_j = \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n \mid \psi_j(\mathbf{x}) \leq 0\}$  est un convexe de  $\mathbb{R}^n$ . En effet : Soient  $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathcal{C}_j : \psi_j(\mathbf{x}) \leq 0$ , et  $\psi_j(\mathbf{y}) \leq 0$ . Par convexité de  $\psi_j$ , pour  $t \in [0, 1]$ ,  
 $\psi_j(t\mathbf{x} + (1-t)\mathbf{y}) \leq t\psi_j(\mathbf{x}) + (1-t)\psi_j(\mathbf{y}) \leq 0$ . Ainsi  $[\mathbf{x}, \mathbf{y}] \subset \mathcal{C}_j$   
 $\implies \mathcal{C}_j$  est un convexe.

Puisque  $\varphi_i$  est affine,  $\{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n \mid \varphi_i(\mathbf{x}) = 0\}$  est un sous-espace affine.

## Proposition (Convexité du domaine.)

- $\varphi_1, \dots, \varphi_p$  affines,
- $\psi_1, \dots, \psi_q$  convexes,
- $\mathcal{U}$  convexe,

$\implies \mathcal{D}$  est un ensemble convexe de  $\mathbb{R}^n$ .

**Démonstration.**  $\psi_j$  étant convexe,  $\mathcal{C}_j = \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n \mid \psi_j(\mathbf{x}) \leq 0\}$  est un convexe de  $\mathbb{R}^n$ . En effet : Soient  $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathcal{C}_j : \psi_j(\mathbf{x}) \leq 0$ , et  $\psi_j(\mathbf{y}) \leq 0$ . Par convexité de  $\psi_j$ , pour  $t \in [0, 1]$ ,  
 $\psi_j(t\mathbf{x} + (1-t)\mathbf{y}) \leq t\psi_j(\mathbf{x}) + (1-t)\psi_j(\mathbf{y}) \leq 0$ . Ainsi  $[\mathbf{x}, \mathbf{y}] \subset \mathcal{C}_j$   
 $\implies \mathcal{C}_j$  est un convexe.

Puisque  $\varphi_i$  est affine,  $\{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n \mid \varphi_i(\mathbf{x}) = 0\}$  est un sous-espace affine donc un convexe de  $\mathbb{R}^n$ .



## Proposition (Convexité du domaine.)

- $\varphi_1, \dots, \varphi_p$  affines,
- $\psi_1, \dots, \psi_q$  convexes,
- $\mathcal{U}$  convexe,

$\implies \mathcal{D}$  est un ensemble convexe de  $\mathbb{R}^n$ .

**Démonstration.**  $\psi_j$  étant convexe,  $\mathcal{C}_j = \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n \mid \psi_j(\mathbf{x}) \leq 0\}$  est un convexe de  $\mathbb{R}^n$ . En effet : Soient  $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathcal{C}_j : \psi_j(\mathbf{x}) \leq 0$ , et  $\psi_j(\mathbf{y}) \leq 0$ . Par convexité de  $\psi_j$ , pour  $t \in [0, 1]$ ,  
 $\psi_j(t\mathbf{x} + (1-t)\mathbf{y}) \leq t\psi_j(\mathbf{x}) + (1-t)\psi_j(\mathbf{y}) \leq 0$ . Ainsi  $[\mathbf{x}, \mathbf{y}] \subset \mathcal{C}_j$   
 $\implies \mathcal{C}_j$  est un convexe.

Puisque  $\varphi_i$  est affine,  $\{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n \mid \varphi_i(\mathbf{x}) = 0\}$  est un sous-espace affine donc un convexe de  $\mathbb{R}^n$ .

$\implies \mathcal{D}$  est une intersection de convexes

## Proposition (Convexité du domaine.)

- $\varphi_1, \dots, \varphi_p$  affines,
- $\psi_1, \dots, \psi_q$  convexes,
- $\mathcal{U}$  convexe,

$\implies \mathcal{D}$  est un ensemble convexe de  $\mathbb{R}^n$ .

**Démonstration.**  $\psi_j$  étant convexe,  $\mathcal{C}_j = \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n \mid \psi_j(\mathbf{x}) \leq 0\}$  est un convexe de  $\mathbb{R}^n$ . En effet : Soient  $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathcal{C}_j : \psi_j(\mathbf{x}) \leq 0$ , et  $\psi_j(\mathbf{y}) \leq 0$ . Par convexité de  $\psi_j$ , pour  $t \in [0, 1]$ ,  
 $\psi_j(t\mathbf{x} + (1-t)\mathbf{y}) \leq t\psi_j(\mathbf{x}) + (1-t)\psi_j(\mathbf{y}) \leq 0$ . Ainsi  $[\mathbf{x}, \mathbf{y}] \subset \mathcal{C}_j$   
 $\implies \mathcal{C}_j$  est un convexe.

Puisque  $\varphi_i$  est affine,  $\{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n \mid \varphi_i(\mathbf{x}) = 0\}$  est un sous-espace affine donc un convexe de  $\mathbb{R}^n$ .

$\implies \mathcal{D}$  est une intersection de convexes  $\implies \mathcal{D}$  est convexe.  $\square$

## Théorème (Fondamental en programmation convexe)

*Soient  $C$  un sous-ensemble convexe de  $\mathbb{R}^n$ ,  $f : C \rightarrow \mathbb{R}$  une application convexe et  $x_0 \in C$ .*

*1. Les conditions suivantes sont équivalentes :*

## Théorème (Fondamental en programmation convexe)

Soient  $\mathcal{C}$  un sous-ensemble convexe de  $\mathbb{R}^n$ ,  $f : \mathcal{C} \longrightarrow \mathbb{R}$  une application convexe et  $\mathbf{x}_0 \in \mathcal{C}$ .

1. Les conditions suivantes sont équivalentes :

- (i)  $\mathbf{x}_0$  est un minimum local de  $f$ ,
- (ii)  $\mathbf{x}_0$  est un minimum global de  $f$ .

## Théorème (Fondamental en programmation convexe)

Soient  $\mathcal{C}$  un sous-ensemble convexe de  $\mathbb{R}^n$ ,  $f : \mathcal{C} \longrightarrow \mathbb{R}$  une application convexe et  $\mathbf{x}_0 \in \mathcal{C}$ .

1. Les conditions suivantes sont équivalentes :

- (i)  $\mathbf{x}_0$  est un minimum local de  $f$ ,
- (ii)  $\mathbf{x}_0$  est un minimum global de  $f$ .

Si de plus  $f$  est différentiable en  $\mathbf{x}_0 \in \mathcal{C}$ , (i), (ii) sont équivalents à :

- (iii) si  $\mathbf{x}_0 \in \text{Int}(\mathcal{C})$ ,  $\nabla f(\mathbf{x}_0) = \mathbf{0}$ .

## Théorème (Fondamental en programmation convexe)

Soient  $\mathcal{C}$  un sous-ensemble convexe de  $\mathbb{R}^n$ ,  $f : \mathcal{C} \rightarrow \mathbb{R}$  une application convexe et  $\mathbf{x}_0 \in \mathcal{C}$ .

1. Les conditions suivantes sont équivalentes :

- (i)  $\mathbf{x}_0$  est un minimum local de  $f$ ,
- (ii)  $\mathbf{x}_0$  est un minimum global de  $f$ .

Si de plus  $f$  est différentiable en  $\mathbf{x}_0 \in \mathcal{C}$ , (i), (ii) sont équivalents à :

- (iii) si  $\mathbf{x}_0 \in \text{Int}(\mathcal{C})$ ,  $\nabla f(\mathbf{x}_0) = \mathbf{0}$ .
- (iv)  $\forall \mathbf{x} \in \mathcal{C}$ ,  $\langle \nabla f(\mathbf{x}_0), \mathbf{x} - \mathbf{x}_0 \rangle \geq 0$

## Théorème (Fondamental en programmation convexe)

Soient  $\mathcal{C}$  un sous-ensemble convexe de  $\mathbb{R}^n$ ,  $f : \mathcal{C} \longrightarrow \mathbb{R}$  une application convexe et  $\mathbf{x}_0 \in \mathcal{C}$ .

1. Les conditions suivantes sont équivalentes :

- (i)  $\mathbf{x}_0$  est un minimum local de  $f$ ,
- (ii)  $\mathbf{x}_0$  est un minimum global de  $f$ .

Si de plus  $f$  est différentiable en  $\mathbf{x}_0 \in \mathcal{C}$ , (i), (ii) sont équivalents à :

- (iii) si  $\mathbf{x}_0 \in \text{Int}(\mathcal{C})$ ,  $\nabla f(\mathbf{x}_0) = \mathbf{0}$ .
- (iv)  $\forall \mathbf{x} \in \mathcal{C}$ ,  $\langle \nabla f(\mathbf{x}_0), \mathbf{x} - \mathbf{x}_0 \rangle \geq 0$

2. Si  $f$  est strictement convexe,  $f$  admet au plus un minimum, et un minimum de  $f$  est toujours strict.

## Théorème (Fondamental en programmation convexe)

Soient  $\mathcal{C}$  un sous-ensemble convexe de  $\mathbb{R}^n$ ,  $f : \mathcal{C} \rightarrow \mathbb{R}$  une application convexe et  $\mathbf{x}_0 \in \mathcal{C}$ .

1. Les conditions suivantes sont équivalentes :

- (i)  $\mathbf{x}_0$  est un minimum local de  $f$ ,
- (ii)  $\mathbf{x}_0$  est un minimum global de  $f$ .

Si de plus  $f$  est différentiable en  $\mathbf{x}_0 \in \mathcal{C}$ , (i), (ii) sont équivalents à :

- (iii) si  $\mathbf{x}_0 \in \text{Int}(\mathcal{C})$ ,  $\nabla f(\mathbf{x}_0) = \mathbf{0}$ .
- (iv)  $\forall \mathbf{x} \in \mathcal{C}$ ,  $\langle \nabla f(\mathbf{x}_0), \mathbf{x} - \mathbf{x}_0 \rangle \geq 0$

2. Si  $f$  est strictement convexe,  $f$  admet au plus un minimum, et un minimum de  $f$  est toujours strict.

**Remarque.**  $f(x) = e^x$  est strictement convexe ( $f''(x) = e^x > 0$ ) et n'admet aucun minimum (puisque  $f'(x) = e^x \neq 0$ ).



## Application elliptique - Définition

**Définition.** Soit  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  de classe  $C^1$ . L'application  $f$  est elliptique ou encore  $\alpha$ -elliptique, s'il existe un réel  $\alpha > 0$ , tel que :

$$\forall \mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathbb{R}^n, \quad \langle \nabla f(\mathbf{x}) - \nabla f(\mathbf{y}), \mathbf{x} - \mathbf{y} \rangle \geq \alpha \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2$$

## Application elliptique - Définition

**Définition.** Soit  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  de classe  $C^1$ . L'application  $f$  est elliptique ou encore  $\alpha$ -elliptique, s'il existe un réel  $\alpha > 0$ , tel que :

$$\forall \mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathbb{R}^n, \quad \langle \nabla f(\mathbf{x}) - \nabla f(\mathbf{y}), \mathbf{x} - \mathbf{y} \rangle \geq \alpha \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2$$

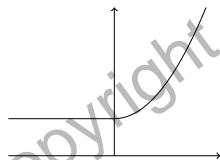
**Proposition.** Si  $f$  est deux fois différentiable,  $f$  est  $\alpha$ -elliptique si et seulement si :  $\forall \mathbf{x}, \mathbf{u} \in \mathbb{R}^n, \quad \mathbf{x}^\top \nabla^2 f(\mathbf{u}) \mathbf{x} \geq \alpha \|\mathbf{x}\|^2$ .

# Application elliptique - Définition

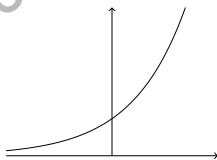
**Définition.** Soit  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  de classe  $C^1$ . L'application  $f$  est elliptique ou encore  $\alpha$ -elliptique, s'il existe un réel  $\alpha > 0$ , tel que :

$$\forall \mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathbb{R}^n, \quad \langle \nabla f(\mathbf{x}) - \nabla f(\mathbf{y}), \mathbf{x} - \mathbf{y} \rangle \geq \alpha \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2$$

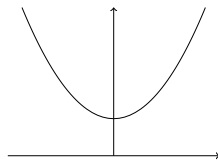
**Proposition.** Si  $f$  est deux fois différentiable,  $f$  est  $\alpha$ -elliptique si et seulement si :  $\forall \mathbf{x}, \mathbf{u} \in \mathbb{R}^n, \quad \mathbf{x}^\top \nabla^2 f(\mathbf{u}) \mathbf{x} \geq \alpha \|\mathbf{x}\|^2$ .



convexe



strict. convexe



elliptique

# Programmation elliptique

## Théorème

*Soit  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  une application  $\alpha$ -elliptique.*

# Programmation elliptique

## Théorème

Soit  $f : \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}$  une application  $\alpha$ -elliptique. Alors  $f$  est coercive et strictement convexe.

# Programmation elliptique

## Théorème

Soit  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  une application  $\alpha$ -elliptique. Alors  $f$  est coercive et strictement convexe. Sur un domaine convexe fermé et non vide de  $\mathbb{R}^n$ , elle admet un unique minimum.

# Applications quadratiques

**Définition.** Une application  $f : \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}$  est quadratique lorsque c'est un polynôme de degré 2.

# Applications quadratiques

**Définition.** Une application  $f : \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}$  est quadratique lorsque c'est un polynôme de degré 2.

Une application quadratique est de la forme :

$$f(x_1, x_2, \dots, x_n) = \underbrace{\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n a_{ii} x_i^2 + \sum_{i < j} a_{ij} x_i x_j}_{\text{forme quadratique}} - \underbrace{\sum_{i=1}^n b_i x_i}_{\text{forme linéaire}} + \underbrace{c}_{\text{constante}}$$



# Applications quadratiques

**Définition.** Une application  $f : \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}$  est quadratique lorsque c'est un polynôme de degré 2.

Une application quadratique est de la forme :

$$f(x_1, x_2, \dots, x_n) = \underbrace{\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n a_{ii} x_i^2 + \sum_{i < j} a_{ij} x_i x_j}_{\text{forme quadratique}} - \underbrace{\sum_{i=1}^n b_i x_i}_{\text{forme linéaire}} + \underbrace{c}_{\text{constante}}$$

En posant  $A = (a_{ij})_{\substack{i=1, \dots, n \\ j=1, \dots, n}} \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$ ,  $\mathbf{b} = (b_1, \dots, b_n) \in \mathbb{R}^n$  et  $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n) \in \mathbb{R}^n$ , on l'écrit sous forme matricielle :

$$f(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} \langle A\mathbf{x}, \mathbf{x} \rangle - \langle \mathbf{b}, \mathbf{x} \rangle + c$$

# Gradient et Hessienne d'une application quadratique.

Théorème

Soit  $f(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} \langle A\mathbf{x}, \mathbf{x} \rangle - \langle \mathbf{b}, \mathbf{x} \rangle + c$  une application quadratique.  
Alors  $f$  est infiniment différentiable et,

$$\nabla f(\mathbf{x}) = A\mathbf{x} - \mathbf{b},$$

$$\nabla^2 f(\mathbf{x}) = A.$$

# Gradient et Hessienne d'une application quadratique.

## Théorème

Soit  $f(\mathbf{x}) = \frac{1}{2}\langle A\mathbf{x}, \mathbf{x} \rangle - \langle \mathbf{b}, \mathbf{x} \rangle + c$  une application quadratique.  
Alors  $f$  est infiniment différentiable et,

$$\nabla f(\mathbf{x}) = A\mathbf{x} - \mathbf{b},$$

$$\nabla^2 f(\mathbf{x}) = A.$$

**Démonstration.**  $f$  polynomiale  $\implies C^\infty$ .

# Gradient et Hessienne d'une application quadratique.

## Théorème

Soit  $f(\mathbf{x}) = \frac{1}{2}\langle A\mathbf{x}, \mathbf{x} \rangle - \langle \mathbf{b}, \mathbf{x} \rangle + c$  une application quadratique.  
Alors  $f$  est infiniment différentiable et,

$$\nabla f(\mathbf{x}) = A\mathbf{x} - \mathbf{b},$$

$$\nabla^2 f(\mathbf{x}) = A.$$

**Démonstration.**  $f$  polynomiale  $\implies C^\infty$ .

Pour tout  $i = 1, 2, \dots, n$ , le calcul donne  $\frac{\partial f}{\partial x_i}(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^n a_{ij}x_j - b_i$ ,  
donc  $\nabla f(\mathbf{x}) = A\mathbf{x} - \mathbf{b}$ .

# Gradient et Hessienne d'une application quadratique.

## Théorème

Soit  $f(\mathbf{x}) = \frac{1}{2}\langle A\mathbf{x}, \mathbf{x} \rangle - \langle \mathbf{b}, \mathbf{x} \rangle + c$  une application quadratique.  
Alors  $f$  est infiniment différentiable et,

$$\begin{aligned}\nabla f(\mathbf{x}) &= A\mathbf{x} - \mathbf{b}, \\ \nabla^2 f(\mathbf{x}) &= A.\end{aligned}$$

**Démonstration.**  $f$  polynomiale  $\implies C^\infty$ .

Pour tout  $i = 1, 2, \dots, n$ , le calcul donne  $\frac{\partial f}{\partial x_i}(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^n a_{ij}x_j - b_i$ ,  
donc  $\nabla f(\mathbf{x}) = A\mathbf{x} - \mathbf{b}$ .

Pour tout  $i, j = 1, 2, \dots, n$ ,  $\frac{\partial^2 f}{\partial x_i \partial x_j}(\mathbf{x}) = a_{ij}$ , et l'on obtient  
 $\nabla^2 f(\mathbf{x}) = A$ . □

# Convexité d'une application quadratique

## Théorème

Soit l'application quadratique  $f(\mathbf{x}) = \frac{1}{2}\langle A\mathbf{x}, \mathbf{x} \rangle - \langle \mathbf{b}, \mathbf{x} \rangle + c$ . Alors :

- $f$  convexe  $\iff A$  semi-définie positive
- $f$  strictement convexe  $\iff f$  elliptique  $\iff A$  définie positive.

# Convexité d'une application quadratique

## Théorème

Soit l'application quadratique  $f(\mathbf{x}) = \frac{1}{2}\langle A\mathbf{x}, \mathbf{x} \rangle - \langle \mathbf{b}, \mathbf{x} \rangle + c$ . Alors :

- $f$  convexe  $\iff A$  semi-définie positive
- $f$  strictement convexe  $\iff f$  elliptique  $\iff A$  définie positive.

**Preuve (esquisse).** Utiliser la caractérisation des diverses convexités à l'ordre 2. □

# Programmation quadratique

Théorème

Soit  $f(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} \langle \mathbf{A}\mathbf{x}, \mathbf{x} \rangle - \langle \mathbf{b}, \mathbf{x} \rangle + c$ .



# Programmation quadratique

## Théorème

Soit  $f(\mathbf{x}) = \frac{1}{2}\langle A\mathbf{x}, \mathbf{x} \rangle - \langle \mathbf{b}, \mathbf{x} \rangle + c$ . Si  $A$  est semi-définie positive (resp. négative), alors les propositions suivantes sont équivalentes :

- $\mathbf{u}$  est un minimum (resp. maximum) local de  $f$ ,
- $\mathbf{u}$  est un minimum (resp. maximum) global de  $f$ ,
- $A\mathbf{u} = \mathbf{b}$ , i.e.  $\mathbf{u}$  est solution du système d'équations linéaires  $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$ .

# Programmation quadratique

## Théorème

Soit  $f(\mathbf{x}) = \frac{1}{2}\langle \mathbf{A}\mathbf{x}, \mathbf{x} \rangle - \langle \mathbf{b}, \mathbf{x} \rangle + c$ . Si  $A$  est semi-définie positive (resp. négative), alors les propositions suivantes sont équivalentes :

- $\mathbf{u}$  est un minimum (resp. maximum) local de  $f$ ,
- $\mathbf{u}$  est un minimum (resp. maximum) global de  $f$ ,
- $\mathbf{A}\mathbf{u} = \mathbf{b}$ , i.e.  $\mathbf{u}$  est solution du système d'équations linéaires  $\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{b}$ .

Si  $A$  est définie positive  $f$  admet un unique minimum (resp. maximum) global.

# Programmation quadratique

## Théorème

Soit  $f(\mathbf{x}) = \frac{1}{2}\langle \mathbf{A}\mathbf{x}, \mathbf{x} \rangle - \langle \mathbf{b}, \mathbf{x} \rangle + c$ . Si  $A$  est semi-définie positive (resp. négative), alors les propositions suivantes sont équivalentes :

- $\mathbf{u}$  est un minimum (resp. maximum) local de  $f$ ,
- $\mathbf{u}$  est un minimum (resp. maximum) global de  $f$ ,
- $\mathbf{A}\mathbf{u} = \mathbf{b}$ , i.e.  $\mathbf{u}$  est solution du système d'équations linéaires  $\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{b}$ .

Si  $A$  est définie positive  $f$  admet un unique minimum (resp. maximum) global.

Si  $A$  n'est pas semi-définie positive (resp. négative)  $f$  n'admet aucun minimum (resp. maximum) local ou global.

# Programmation quadratique

## Théorème

Soit  $f(\mathbf{x}) = \frac{1}{2}\langle \mathbf{A}\mathbf{x}, \mathbf{x} \rangle - \langle \mathbf{b}, \mathbf{x} \rangle + c$ . Si  $A$  est semi-définie positive (resp. négative), alors les propositions suivantes sont équivalentes :

- $\mathbf{u}$  est un minimum (resp. maximum) local de  $f$ ,
- $\mathbf{u}$  est un minimum (resp. maximum) global de  $f$ ,
- $\mathbf{A}\mathbf{u} = \mathbf{b}$ , i.e.  $\mathbf{u}$  est solution du système d'équations linéaires  $\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{b}$ .

Si  $A$  est définie positive  $f$  admet un unique minimum (resp. maximum) global.

Si  $A$  n'est pas semi-définie positive (resp. négative)  $f$  n'admet aucun minimum (resp. maximum) local ou global.

**Preuve (esquisse).** Découle immédiatement des théorèmes précédents

## Exemple.

Soit  $f(\mathbf{x}) = \frac{1}{2}\mathbf{x}^\top A\mathbf{x} - \mathbf{b}^\top \mathbf{x}$  avec  $A = \begin{pmatrix} 2 & -1 & 0 \\ -1 & 2 & -1 \\ 0 & -1 & 2 \end{pmatrix}$  et  
 $\mathbf{b} = (-3, 1, -2)$ .

## Exemple.

Soit  $f(\mathbf{x}) = \frac{1}{2}\mathbf{x}^\top A\mathbf{x} - \mathbf{b}^\top \mathbf{x}$  avec  $A = \begin{pmatrix} 2 & -1 & 0 \\ -1 & 2 & -1 \\ 0 & -1 & 2 \end{pmatrix}$  et

$\mathbf{b} = (-3, 1, -2)$ . Le polynôme caractéristique de  $A$  est

$$p_A(\lambda) = 8 - 12\lambda + 6\lambda^2 - \lambda^3$$

## Exemple.

Soit  $f(\mathbf{x}) = \frac{1}{2}\mathbf{x}^\top A\mathbf{x} - \mathbf{b}^\top \mathbf{x}$  avec  $A = \begin{pmatrix} 2 & -1 & 0 \\ -1 & 2 & -1 \\ 0 & -1 & 2 \end{pmatrix}$  et  
 $\mathbf{b} = (-3, 1, -2)$ . Le polynôme caractéristique de  $A$  est

$$p_A(\lambda) = 8 - 12\lambda + 6\lambda^2 - \lambda^3$$

$\Rightarrow A$  est définie positive

## Exemple.

Soit  $f(\mathbf{x}) = \frac{1}{2}\mathbf{x}^\top A\mathbf{x} - \mathbf{b}^\top \mathbf{x}$  avec  $A = \begin{pmatrix} 2 & -1 & 0 \\ -1 & 2 & -1 \\ 0 & -1 & 2 \end{pmatrix}$  et

$\mathbf{b} = (-3, 1, -2)$ . Le polynôme caractéristique de  $A$  est

$$p_A(\lambda) = 8 - 12\lambda + 6\lambda^2 - \lambda^3$$

$\implies A$  est définie positive  $\implies f$  a un unique minimum global  
qui est l'unique solution de  $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$ .



## Exemple.

Soit  $f(\mathbf{x}) = \frac{1}{2}\mathbf{x}^\top A\mathbf{x} - \mathbf{b}^\top \mathbf{x}$  avec  $A = \begin{pmatrix} 2 & -1 & 0 \\ -1 & 2 & -1 \\ 0 & -1 & 2 \end{pmatrix}$  et

$\mathbf{b} = (-3, 1, -2)$ . Le polynôme caractéristique de  $A$  est

$$p_A(\lambda) = 8 - 12\lambda + 6\lambda^2 - \lambda^3$$

$\implies A$  est définie positive  $\implies f$  a un unique minimum global  
qui est l'unique solution de  $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$ .

$$A\mathbf{x} = \mathbf{b} \iff \begin{cases} 2x & -y & & = & -3 \\ -x & +2y & -z & = & 1 \\ & -y & +2z & = & -2 \end{cases} \implies \mathbf{x}_{\min} = \begin{pmatrix} -9/4 \\ -3/2 \\ -7/4 \end{pmatrix}$$

# Exercices

► Exercice 1.

► Exercice 2.

► Exercice 3.

► Exercice 4.

► Exercice 5.

**Exercice 1.** Déterminer les extrema locaux et globaux de l'application  $f : \mathbb{R}^2 \longrightarrow \mathbb{R}$  définie par :

$$f(x, y) = x^3 + y^3 + x^2 + y^2 - 1.$$

◀ Retour.

**Exercice 1.** Déterminer les extrema locaux et globaux de l'application  $f : \mathbb{R}^2 \longrightarrow \mathbb{R}$  définie par :

$$f(x, y) = x^3 + y^3 + x^2 + y^2 - 1.$$

◀ Retour.

$f$  est  $C^\infty$ . On détermine en chaque point son gradient et sa matrice Hessienne.

$$\nabla f(x, y) = \begin{pmatrix} 3x^2 + 2x \\ 3y^2 + 2y \end{pmatrix} \quad \nabla^2 f(x, y) = \begin{pmatrix} 6x + 2 & 0 \\ 0 & 6y + 2 \end{pmatrix}$$

**Exercice 1.** Déterminer les extrema locaux et globaux de l'application  $f : \mathbb{R}^2 \longrightarrow \mathbb{R}$  définie par :

$$f(x, y) = x^3 + y^3 + x^2 + y^2 - 1.$$

◀ Retour.

$f$  est  $C^\infty$ . On détermine en chaque point son gradient et sa matrice Hessienne.

$$\nabla f(x, y) = \begin{pmatrix} 3x^2 + 2x \\ 3y^2 + 2y \end{pmatrix} \quad \nabla^2 f(x, y) = \begin{pmatrix} 6x + 2 & 0 \\ 0 & 6y + 2 \end{pmatrix}$$

$$\nabla f(x, y) = \begin{pmatrix} 3x^2 + 2x \\ 3y^2 + 2y \end{pmatrix} = 0 \quad \Longleftrightarrow \quad \begin{cases} x = 0 \text{ ou } x = -\frac{2}{3} \\ y = 0 \text{ ou } y = -\frac{2}{3} \end{cases}$$

Les points critiques sont :

$$(0, 0), \quad (0, -2/3), \quad (-2/3, 0), \quad (-2/3, -2/3).$$

On évalue en chaque point critique la matrice Hessienne.

On évalue en chaque point critique la matrice Hessienne.

$$\nabla^2 f(0,0) = \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix} \text{ définie positive : } (0,0) \text{ min local.}$$

On évalue en chaque point critique la matrice Hessienne.

$$\nabla^2 f(0,0) = \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix} \text{ définie positive : } (0,0) \text{ min local.}$$

$$\nabla^2 f(0, -\frac{2}{3}) = \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & -2 \end{pmatrix} \text{ non semi-définie : n'est pas un extremum.}$$



On évalue en chaque point critique la matrice Hessienne.

$$\nabla^2 f(0, 0) = \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix} \text{ définie positive : } (0, 0) \text{ min local.}$$

$$\nabla^2 f(0, -\frac{2}{3}) = \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & -2 \end{pmatrix} \text{ non semi-définie : n'est pas un extremum.}$$

$$\nabla^2 f(-\frac{2}{3}, 0) = \begin{pmatrix} -2 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix} \text{ non semi-définie : n'est pas un extremum.}$$

On évalue en chaque point critique la matrice Hessienne.

$$\nabla^2 f(0, 0) = \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix} \text{ définie positive : } (0, 0) \text{ min local.}$$

$$\nabla^2 f(0, -\frac{2}{3}) = \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & -2 \end{pmatrix} \text{ non semi-définie : n'est pas un extremum.}$$

$$\nabla^2 f(-\frac{2}{3}, 0) = \begin{pmatrix} -2 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix} \text{ non semi-définie : n'est pas un extremum.}$$

$$\nabla^2 f(-\frac{2}{3}, -\frac{2}{3}) = \begin{pmatrix} -2 & 0 \\ 0 & -2 \end{pmatrix} \text{ définie négative : } (-\frac{2}{3}, -\frac{2}{3}) \text{ max local.}$$

L'application  $f$  n'admet pas d'extremum global, car elle est surjective sur  $\mathbb{R}$  :

$$\lim_{x \rightarrow +\infty} f(x, 0) = +\infty \quad \lim_{x \rightarrow -\infty} f(x, 0) = -\infty .$$

◀ Retour.

## Exercice 2.

On considère l'application  $f : \mathbb{R}^2 \longrightarrow \mathbb{R}$  définie par :

$$f(x, y) = x^4 + y^4 - x^3 - y^3.$$

- a. Que peut-on dire de l'existence d'extrema globaux pour  $f$  ?
- b. Déterminer tous les extrema globaux de  $f$ .
- c. Montrer le résultat :

*Soit  $g : \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}$  une application différentiable et  $\mathbf{u}$  un point critique de  $g$ , alors  $\mathbf{u}$  est un minimum local de  $g$  si et seulement si  $g$  est convexe sur une boule ouverte centrée en  $\mathbf{u}$ .*

- d. En déduire tous les extrema locaux de  $f$ .

$$f(x, y) = x^4 + y^4 - x^3 - y^3 .$$

a. Que peut-on dire de l'existence d'extrema globaux pour  $f$  ?

$$f(x, y) = x^4 + y^4 - x^3 - y^3 .$$

a. Que peut-on dire de l'existence d'extrema globaux pour  $f$  ?  
Montrons que  $f$  est coercive. Formons :

$$f(x, y) - \|(x, y)\|^2 = x^2(x^2 - x - 1) + y^2(y^2 - y - 1) .$$

$$f(x, y) = x^4 + y^4 - x^3 - y^3 .$$

a. Que peut-on dire de l'existence d'extrema globaux pour  $f$  ?  
Montrons que  $f$  est coercive. Formons :

$$f(x, y) - \|(x, y)\|^2 = x^2(x^2 - x - 1) + y^2(y^2 - y - 1) .$$

Le trinôme  $t^2 - t - 1$  est minoré par  $-\frac{1}{4}$  et positif lorsque  
 $t \notin ]\frac{-1-\sqrt{5}}{2}, \frac{-1+\sqrt{5}}{2}[$ .

$$f(x, y) = x^4 + y^4 - x^3 - y^3 .$$

a. Que peut-on dire de l'existence d'extrema globaux pour  $f$  ?  
Montrons que  $f$  est coercive. Formons :

$$f(x, y) - \|(x, y)\|^2 = x^2(x^2 - x - 1) + y^2(y^2 - y - 1) .$$

Le trinôme  $t^2 - t - 1$  est minoré par  $-\frac{1}{4}$  et positif lorsque  $t \notin ]\frac{-1-\sqrt{5}}{2}, \frac{-1+\sqrt{5}}{2}[$ .

Ainsi lorsque  $x$  ou  $y$  est suffisamment grand,  $f(x, y) \geq \|(x, y)\|^2$ .



$$f(x, y) = x^4 + y^4 - x^3 - y^3 .$$

a. Que peut-on dire de l'existence d'extrema globaux pour  $f$  ?  
Montrons que  $f$  est coercive. Formons :

$$f(x, y) - \|(x, y)\|^2 = x^2(x^2 - x - 1) + y^2(y^2 - y - 1) .$$

Le trinôme  $t^2 - t - 1$  est minoré par  $-\frac{1}{4}$  et positif lorsque  $t \notin ]\frac{-1-\sqrt{5}}{2}, \frac{-1+\sqrt{5}}{2}[$ .

Ainsi lorsque  $x$  ou  $y$  est suffisamment grand,  $f(x, y) \geq \|(x, y)\|^2$ .  
Lorsque  $\|(x, y)\|$  tend vers  $+\infty$ ,  $f(x, y) \geq \|(x, y)\|$  tend aussi vers  $+\infty$ . Donc  $f$  est coercive.

$$f(x, y) = x^4 + y^4 - x^3 - y^3 .$$

a. Que peut-on dire de l'existence d'extrema globaux pour  $f$  ?  
Montrons que  $f$  est coercive. Formons :

$$f(x, y) - \|(x, y)\|^2 = x^2(x^2 - x - 1) + y^2(y^2 - y - 1) .$$

Le trinôme  $t^2 - t - 1$  est minoré par  $-\frac{1}{4}$  et positif lorsque  $t \notin ]\frac{-1-\sqrt{5}}{2}, \frac{-1+\sqrt{5}}{2}[$ .

Ainsi lorsque  $x$  ou  $y$  est suffisamment grand,  $f(x, y) \geq \|(x, y)\|^2$ .  
Lorsque  $\|(x, y)\|$  tend vers  $+\infty$ ,  $f(x, y) \geq \|(x, y)\|^2$  tend aussi vers  $+\infty$ . Donc  $f$  est coercive.

On en déduit l'existence d'un minimum global et d'aucun maximum global.

**b.** Déterminer tous les extrema globaux de  $f$ .

**b.** Déterminer tous les extrema globaux de  $f$ .

On cherche les extrema locaux.

**b.** Déterminer tous les extrema globaux de  $f$ .

On cherche les extrema locaux. L'application  $f$  est  $C^\infty$  ; son gradient est :

$$\nabla f(x, y) = \begin{pmatrix} 4x^3 - 3x^2 \\ 4y^3 - 3y^2 \end{pmatrix}$$

**b.** Déterminer tous les extrema globaux de  $f$ .

On cherche les extrema locaux. L'application  $f$  est  $C^\infty$  ; son gradient est :

$$\nabla f(x, y) = \begin{pmatrix} 4x^3 - 3x^2 \\ 4y^3 - 3y^2 \end{pmatrix}$$

Ainsi  $f$  a 4 points critiques  $A = (0, 0)$ ,  $B = (0, \frac{3}{4})$ ,  $C = (\frac{3}{4}, 0)$  et  $D = (\frac{3}{4}, \frac{3}{4})$ .

**b.** Déterminer tous les extrema globaux de  $f$ .

On cherche les extrema locaux. L'application  $f$  est  $C^\infty$  ; son gradient est :

$$\nabla f(x, y) = \begin{pmatrix} 4x^3 - 3x^2 \\ 4y^3 - 3y^2 \end{pmatrix}$$

Ainsi  $f$  a 4 points critiques  $A = (0, 0)$ ,  $B = (0, \frac{3}{4})$ ,  $C = (\frac{3}{4}, 0)$  et  $D = (\frac{3}{4}, \frac{3}{4})$ .

Sa matrice hessienne est :

$$\nabla^2 f(x, y) = \begin{pmatrix} 12x^2 - 6x & 0 \\ 0 & 12y^2 - 6y \end{pmatrix}.$$

**b.** Déterminer tous les extrema globaux de  $f$ .

On cherche les extrema locaux. L'application  $f$  est  $C^\infty$  ; son gradient est :

$$\nabla f(x, y) = \begin{pmatrix} 4x^3 - 3x^2 \\ 4y^3 - 3y^2 \end{pmatrix}$$

Ainsi  $f$  a 4 points critiques  $A = (0, 0)$ ,  $B = (0, \frac{3}{4})$ ,  $C = (\frac{3}{4}, 0)$  et  $D = (\frac{3}{4}, \frac{3}{4})$ .

Sa matrice hessienne est :

$$\nabla^2 f(x, y) = \begin{pmatrix} 12x^2 - 6x & 0 \\ 0 & 12y^2 - 6y \end{pmatrix}.$$

$\nabla^2 f(D)$  est définie positive :  $D$  est un min local. En  $A$ ,  $B$ ,  $C$ ,  $\nabla^2 f(\cdot)$  est semi-définie positive : on ne peut rien déduire...



Pour déterminer le(s) minimum(s) de  $f$  il suffit d'évaluer  $f$  en  $A$ ,  $B$ ,  $C$ ,  $D$ .

$$f(0,0) = 0 ; f\left(0, \frac{3}{4}\right) = f\left(\frac{3}{4}, 0\right) = -\frac{3^3}{4^4} ; f\left(\frac{3}{4}, \frac{3}{4}\right) = -2\frac{3^3}{4^4} .$$

Ainsi le minimum de  $f$  est  $D = \left(\frac{3}{4}, \frac{3}{4}\right)$ .

c. Montrer le résultat :

Soit  $g : \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}$  une application différentiable et  $\mathbf{u}$  un point critique de  $g$ , alors  $\mathbf{u}$  est un minimum local de  $g$  si et seulement si  $g$  est convexe sur une boule ouverte centrée en  $\mathbf{u}$ .

c. Montrer le résultat :

Soit  $g : \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}$  une application différentiable et  $\mathbf{u}$  un point critique de  $g$ , alors  $\mathbf{u}$  est un minimum local de  $g$  si et seulement si  $g$  est convexe sur une boule ouverte centrée en  $\mathbf{u}$ .

Soit  $\mathbf{u}$  un point critique de  $g$ , i.e.  $\nabla g(\mathbf{u}) = \mathbf{0}$ .

c. Montrer le résultat :

Soit  $g : \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}$  une application différentiable et  $\mathbf{u}$  un point critique de  $g$ , alors  $\mathbf{u}$  est un minimum local de  $g$  si et seulement si  $g$  est convexe sur une boule ouverte centrée en  $\mathbf{u}$ .

Soit  $\mathbf{u}$  un point critique de  $g$ , i.e.  $\nabla g(\mathbf{u}) = \mathbf{0}$ .

$\mathbf{u}$  min local de  $g \implies \exists$  une boule ouverte  $\mathcal{B}$  centrée en  $\mathbf{u}$  tel que,

$$\forall \mathbf{x} \in \mathcal{B}, \quad g(\mathbf{x}) \geq g(\mathbf{u})$$

c. Montrer le résultat :

Soit  $g : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  une application différentiable et  $\mathbf{u}$  un point critique de  $g$ , alors  $\mathbf{u}$  est un minimum local de  $g$  si et seulement si  $g$  est convexe sur une boule ouverte centrée en  $\mathbf{u}$ .

Soit  $\mathbf{u}$  un point critique de  $g$ , i.e.  $\nabla g(\mathbf{u}) = \mathbf{0}$ .

$\mathbf{u}$  min local de  $g \implies \exists$  une boule ouverte  $\mathcal{B}$  centrée en  $\mathbf{u}$  tel que,

$$\forall \mathbf{x} \in \mathcal{B}, \quad g(\mathbf{x}) \geq g(\mathbf{u}) = g(\mathbf{u}) + \langle \nabla g(\mathbf{u}), \mathbf{x} - \mathbf{u} \rangle .$$

$\implies$  la restriction de  $g$  à  $\mathcal{B}$  est une application convexe.

### c. Montrer le résultat :

Soit  $g : \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}$  une application différentiable et  $\mathbf{u}$  un point critique de  $g$ , alors  $\mathbf{u}$  est un minimum local de  $g$  si et seulement si  $g$  est convexe sur une boule ouverte centrée en  $\mathbf{u}$ .

Soit  $\mathbf{u}$  un point critique de  $g$ , i.e.  $\nabla g(\mathbf{u}) = \mathbf{0}$ .

$\mathbf{u}$  min local de  $g \implies \exists$  une boule ouverte  $\mathcal{B}$  centrée en  $\mathbf{u}$  tel que,

$$\forall \mathbf{x} \in \mathcal{B}, \quad g(\mathbf{x}) \geq g(\mathbf{u}) = g(\mathbf{u}) + \langle \nabla g(\mathbf{u}), \mathbf{x} - \mathbf{u} \rangle .$$

$\implies$  la restriction de  $g$  à  $\mathcal{B}$  est une application convexe.

Réciproquement, si  $g$  est convexe sur une boule  $\mathcal{B}$  centrée en  $\mathbf{u}$ , alors

$$\forall \mathbf{x} \in \mathcal{B}, \quad g(\mathbf{x}) \geq g(\mathbf{u}) + \langle \nabla g(\mathbf{u}), \mathbf{x} - \mathbf{u} \rangle$$

c. Montrer le résultat :

Soit  $g : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  une application différentiable et  $\mathbf{u}$  un point critique de  $g$ , alors  $\mathbf{u}$  est un minimum local de  $g$  si et seulement si  $g$  est convexe sur une boule ouverte centrée en  $\mathbf{u}$ .

Soit  $\mathbf{u}$  un point critique de  $g$ , i.e.  $\nabla g(\mathbf{u}) = \mathbf{0}$ .

$\mathbf{u}$  min local de  $g \implies \exists$  une boule ouverte  $\mathcal{B}$  centrée en  $\mathbf{u}$  tel que,

$$\forall \mathbf{x} \in \mathcal{B}, \quad g(\mathbf{x}) \geq g(\mathbf{u}) = g(\mathbf{u}) + \langle \nabla g(\mathbf{u}), \mathbf{x} - \mathbf{u} \rangle .$$

$\implies$  la restriction de  $g$  à  $\mathcal{B}$  est une application convexe.

Réciproquement, si  $g$  est convexe sur une boule  $\mathcal{B}$  centrée en  $\mathbf{u}$ , alors

$$\forall \mathbf{x} \in \mathcal{B}, \quad g(\mathbf{x}) \geq g(\mathbf{u}) + \langle \nabla g(\mathbf{u}), \mathbf{x} - \mathbf{u} \rangle = g(\mathbf{u})$$

$\implies \mathbf{u}$  est un min local de  $g$ .

d. En déduire tous les extrema locaux de  $f$ .



d. En déduire tous les extrema locaux de  $f$ .

Nous avons déterminé :

$$\nabla^2 f(x, y) = \begin{pmatrix} 12x^2 - 6x & 0 \\ 0 & 12y^2 - 6y \end{pmatrix}.$$

**d.** En déduire tous les extrema locaux de  $f$ .

Nous avons déterminé :

$$\nabla^2 f(x, y) = \begin{pmatrix} 12x^2 - 6x & 0 \\ 0 & 12y^2 - 6y \end{pmatrix}.$$

Le binôme  $12t^2 - 6t$  ne garde pas un signe constant sur un voisinage de 0

**d.** En déduire tous les extrema locaux de  $f$ .

Nous avons déterminé :

$$\nabla^2 f(x, y) = \begin{pmatrix} 12x^2 - 6x & 0 \\ 0 & 12y^2 - 6y \end{pmatrix}.$$

Le binôme  $12t^2 - 6t$  ne garde pas un signe constant sur un voisinage de 0  $\implies$  sur aucun voisinage de  $A$ ,  $B$  et  $C$ , la matrice hessienne ne reste semi-définie positive ou négative.

**d.** En déduire tous les extrema locaux de  $f$ .

Nous avons déterminé :

$$\nabla^2 f(x, y) = \begin{pmatrix} 12x^2 - 6x & 0 \\ 0 & 12y^2 - 6y \end{pmatrix}.$$

Le binôme  $12t^2 - 6t$  ne garde pas un signe constant sur un voisinage de 0  $\implies$  sur aucun voisinage de  $A$ ,  $B$  et  $C$ , la matrice hessienne ne reste semi-définie positive ou négative.  $\implies f$  n'est ni localement convexe ni localement concave sur un voisinage convexe de  $A$ ,  $B$  ou  $C$ .

Nous avons déterminé :

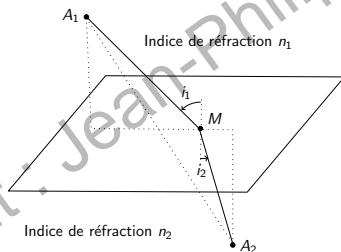
$$\nabla^2 f(x, y) = \begin{pmatrix} 12x^2 - 6x & 0 \\ 0 & 12y^2 - 6y \end{pmatrix}.$$

Le binôme  $12t^2 - 6t$  ne garde pas un signe constant sur un voisinage de 0  $\implies$  sur aucun voisinage de  $A$ ,  $B$  et  $C$ , la matrice hessienne ne reste semi-définie positive ou négative.  $\implies f$  n'est ni localement convexe ni localement concave sur un voisinage convexe de  $A$ ,  $B$  ou  $C$ .

(c)  $\Rightarrow$  ni  $A$ , ni  $B$ , ni  $C$  n'est un extremum local de  $f$ .

## Exercice 3.

Un rayon lumineux effectue un trajet spatial d'un point  $A_1$  situé dans un milieu ayant pour indice de réfraction  $n_1$  à un point  $A_2$  situé dans un milieu ayant pour indice de réfraction  $n_2$  ; les deux milieux étant séparés par un plan  $\mathcal{P}$ .



En appliquant le principe que la lumière parcourt le trajet le plus rapide, retrouver la loi de Descartes de réfraction de la lumière :  $n_1 \sin i_1 = n_2 \sin i_2$ .

On rappelle que l'indice de réfraction est  $n_i = \frac{c}{v_i}$  où  $c$  désigne la vitesse de propagation de la lumière dans le vide et  $v_i$  sa vitesse de propagation dans le milieu.

On rappelle que l'indice de réfraction est  $n_i = \frac{c}{v_i}$  où  $c$  désigne la vitesse de propagation de la lumière dans le vide et  $v_i$  sa vitesse de propagation dans le milieu.

La lumière parcourt le trajet qui minimise le temps de parcours.



On rappelle que l'indice de réfraction est  $n_i = \frac{c}{v_i}$  où  $c$  désigne la vitesse de propagation de la lumière dans le vide et  $v_i$  sa vitesse de propagation dans le milieu.

La lumière parcourt le trajet qui minimise le temps de parcours. Ce dernier est :

$$\frac{A_1 M}{v_1} + \frac{A_2 M}{v_2} = \frac{n_1 A_1 M}{c} + \frac{n_2 A_2 M}{c} .$$

On rappelle que l'indice de réfraction est  $n_i = \frac{c}{v_i}$  où  $c$  désigne la vitesse de propagation de la lumière dans le vide et  $v_i$  sa vitesse de propagation dans le milieu.

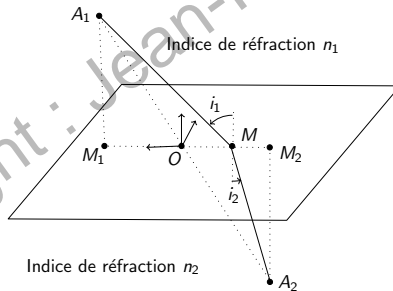
La lumière parcourt le trajet qui minimise le temps de parcours. Ce dernier est :

$$\frac{A_1 M}{v_1} + \frac{A_2 M}{v_2} = \frac{n_1 A_1 M}{c} + \frac{n_2 A_2 M}{c} .$$

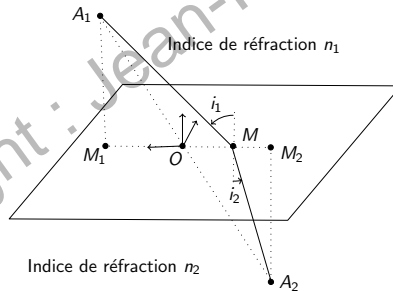
Il s'agit donc de déterminer le point  $M$  de façon à minimiser le *chemin optique*  $n_1 A_1 M + n_2 A_2 M$ .

$$\min_{M \in \mathcal{P}} n_1 A_1 M + n_2 A_2 M .$$

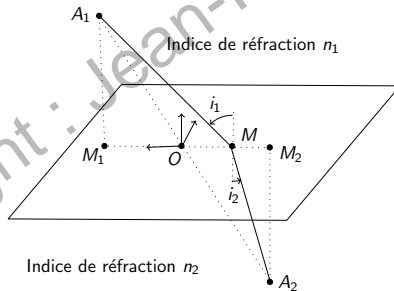
On se donne un repère orthonormé construit de la façon suivante :



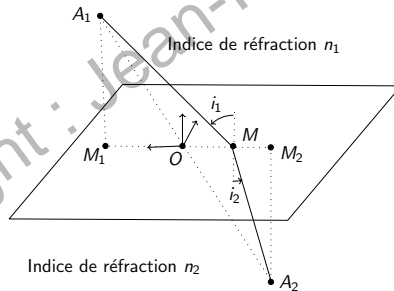
On se donne un repère orthonormé construit de la façon suivante :  
soit  $O$  le point d'intersection de la droite  $(A_1A_2)$  avec le plan de séparation  $\mathcal{P}$ .



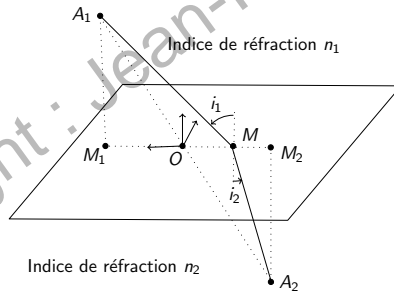
On se donne un repère orthonormé construit de la façon suivante :  
soit  $O$  le point d'intersection de la droite  $(A_1A_2)$  avec le plan de séparation  $\mathcal{P}$ . Soient  $M_1$  et  $M_2$  les projetés orthogonaux respectifs de  $A_1$  et  $A_2$  sur  $\mathcal{P}$ .



On se donne un repère orthonormé construit de la façon suivante :  
soit  $O$  le point d'intersection de la droite  $(A_1A_2)$  avec le plan de séparation  $\mathcal{P}$ . Soient  $M_1$  et  $M_2$  les projetés orthogonaux respectifs de  $A_1$  et  $A_2$  sur  $\mathcal{P}$ . Le segment  $[M_1M_2]$  passe par  $O$ .



On se donne un repère orthonormé construit de la façon suivante :  
 soit  $O$  le point d'intersection de la droite  $(A_1A_2)$  avec le plan de  
 séparation  $\mathcal{P}$ . Soient  $M_1$  et  $M_2$  les projetés orthogonaux respectifs  
 de  $A_1$  et  $A_2$  sur  $\mathcal{P}$ . Le segment  $[M_1M_2]$  passe par  $O$ . On choisit un  
 repère orthonormal d'origine  $O$ , tel que  $(O_i)$  est confondu avec  
 $(M_1M_2)$  et  $(O_j)$  est dans  $\mathcal{P}$ ; alors  $k$  est orthogonal à  $\mathcal{P}$ .



Les coordonnées de  $M, A_1, A_2$  dans ce repère sont respectivement  $(x, y, 0)$ ,  $(x_1, 0, z_1)$  et  $(x_2, 0, z_2)$ .



Les coordonnées de  $M, A_1, A_2$  dans ce repère sont respectivement  $(x, y, 0)$ ,  $(x_1, 0, z_1)$  et  $(x_2, 0, z_2)$ . Le chemin optique s'exprime alors :

$$f(x, y) = n_1 \sqrt{(x - x_1)^2 + y^2 + z_1^2} + n_2 \sqrt{(x - x_2)^2 + y^2 + z_2^2}$$

et il s'agit de le minimiser.

Les coordonnées de  $M, A_1, A_2$  dans ce repère sont respectivement  $(x, y, 0)$ ,  $(x_1, 0, z_1)$  et  $(x_2, 0, z_2)$ . Le chemin optique s'exprime alors :

$$f(x, y) = n_1 \sqrt{(x - x_1)^2 + y^2 + z_1^2} + n_2 \sqrt{(x - x_2)^2 + y^2 + z_2^2}$$

et il s'agit de le minimiser. L'application  $f$  est clairement coercive et admet donc un minimum.

Etudions ses points critiques :

Etudions ses points critiques :

$$\frac{\partial f}{\partial x}(x, y) = n_1 \frac{x - x_1}{\sqrt{(x - x_1)^2 + y^2 + z_1^2}} + n_2 \frac{x - x_2}{\sqrt{(x - x_2)^2 + y^2 + z_2^2}}$$

$$\frac{\partial f}{\partial y}(x, y) = n_1 \frac{y}{\sqrt{(x - x_1)^2 + y^2 + z_1^2}} + n_2 \frac{y}{\sqrt{(x - x_2)^2 + y^2 + z_2^2}}$$

Etudions ses points critiques :

$$\frac{\partial f}{\partial x}(x, y) = n_1 \frac{x - x_1}{\sqrt{(x - x_1)^2 + y^2 + z_1^2}} + n_2 \frac{x - x_2}{\sqrt{(x - x_2)^2 + y^2 + z_2^2}}$$

$$\frac{\partial f}{\partial y}(x, y) = n_1 \frac{y}{\sqrt{(x - x_1)^2 + y^2 + z_1^2}} + n_2 \frac{y}{\sqrt{(x - x_2)^2 + y^2 + z_2^2}}$$

Puisque  $\frac{\partial f}{\partial y}(x, y) = 0$ , on a  $y = 0$ .

Etudions ses points critiques :

$$\frac{\partial f}{\partial x}(x, y) = n_1 \frac{x - x_1}{\sqrt{(x - x_1)^2 + y^2 + z_1^2}} + n_2 \frac{x - x_2}{\sqrt{(x - x_2)^2 + y^2 + z_2^2}}$$

$$\frac{\partial f}{\partial y}(x, y) = n_1 \frac{y}{\sqrt{(x - x_1)^2 + y^2 + z_1^2}} + n_2 \frac{y}{\sqrt{(x - x_2)^2 + y^2 + z_2^2}}$$

Puisque  $\frac{\partial f}{\partial y}(x, y) = 0$ , on a  $y = 0$ .

$\Rightarrow M$  est situé sur la droite  $(M_1 M_2)$ .

Etudions ses points critiques :

$$\frac{\partial f}{\partial x}(x, y) = n_1 \frac{x - x_1}{\sqrt{(x - x_1)^2 + y^2 + z_1^2}} + n_2 \frac{x - x_2}{\sqrt{(x - x_2)^2 + y^2 + z_2^2}}$$

$$\frac{\partial f}{\partial y}(x, y) = n_1 \frac{y}{\sqrt{(x - x_1)^2 + y^2 + z_1^2}} + n_2 \frac{y}{\sqrt{(x - x_2)^2 + y^2 + z_2^2}}$$

Puisque  $\frac{\partial f}{\partial y}(x, y) = 0$ , on a  $y = 0$ .

$\implies M$  est situé sur la droite  $(M_1 M_2)$ .

Puisque  $\frac{\partial f}{\partial x}(x, y) = 0$ ,  $x - x_1$  et  $x - x_2$  sont de signes opposés,

Etudions ses points critiques :

$$\frac{\partial f}{\partial x}(x, y) = n_1 \frac{x - x_1}{\sqrt{(x - x_1)^2 + y^2 + z_1^2}} + n_2 \frac{x - x_2}{\sqrt{(x - x_2)^2 + y^2 + z_2^2}}$$

$$\frac{\partial f}{\partial y}(x, y) = n_1 \frac{y}{\sqrt{(x - x_1)^2 + y^2 + z_1^2}} + n_2 \frac{y}{\sqrt{(x - x_2)^2 + y^2 + z_2^2}}$$

Puisque  $\frac{\partial f}{\partial y}(x, y) = 0$ , on a  $y = 0$ .

$\implies M$  est situé sur la droite  $(M_1 M_2)$ .

Puisque  $\frac{\partial f}{\partial x}(x, y) = 0$ ,  $x - x_1$  et  $x - x_2$  sont de signes opposés,

$\implies x_1 \leq x \leq x_2$  :  $M$  est situé sur le segment  $[M_1 M_2]$ .



Alors au point  $M(x, 0)$ ,

Alors au point  $M(x, 0)$ ,

$$\begin{aligned}\frac{\partial f}{\partial x}(x, 0) &= n_1 \frac{x - x_1}{\sqrt{(x - x_1)^2 + z_1^2}} + n_2 \frac{x - x_2}{\sqrt{(x - x_2)^2 + z_2^2}} \\ &= n_1 \frac{M_1 M}{A_1 M} - n_2 \frac{M_2 M}{A_2 M} = 0\end{aligned}$$

Alors au point  $M(x, 0)$ ,

$$\begin{aligned}\frac{\partial f}{\partial x}(x, 0) &= n_1 \frac{x - x_1}{\sqrt{(x - x_1)^2 + z_1^2}} + n_2 \frac{x - x_2}{\sqrt{(x - x_2)^2 + z_2^2}} \\ &= n_1 \frac{M_1 M}{A_1 M} - n_2 \frac{M_2 M}{A_2 M} = 0\end{aligned}$$

$$\Rightarrow n_1 \frac{M_1 M}{A_1 M} = n_2 \frac{M_2 M}{A_2 M}.$$

Alors au point  $M(x, 0)$ ,

$$\begin{aligned}\frac{\partial f}{\partial x}(x, 0) &= n_1 \frac{x - x_1}{\sqrt{(x - x_1)^2 + z_1^2}} + n_2 \frac{x - x_2}{\sqrt{(x - x_2)^2 + z_2^2}} \\ &= n_1 \frac{M_1 M}{A_1 M} - n_2 \frac{M_2 M}{A_2 M} = 0\end{aligned}$$

$$\Rightarrow n_1 \frac{M_1 M}{A_1 M} = n_2 \frac{M_2 M}{A_2 M}.$$

Or pour  $k = 1, 2$ , le triangle  $A_k M_k M$  étant rectangle en  $M_k$

$$\frac{M_k M}{A_k M} = \cos\left(\frac{\pi}{2} - i_k\right) = \sin i_k.$$

Alors au point  $M(x, 0)$ ,

$$\begin{aligned}\frac{\partial f}{\partial x}(x, 0) &= n_1 \frac{x - x_1}{\sqrt{(x - x_1)^2 + z_1^2}} + n_2 \frac{x - x_2}{\sqrt{(x - x_2)^2 + z_2^2}} \\ &= n_1 \frac{M_1 M}{A_1 M} - n_2 \frac{M_2 M}{A_2 M} = 0\end{aligned}$$

$$\implies n_1 \frac{M_1 M}{A_1 M} = n_2 \frac{M_2 M}{A_2 M}.$$

Or pour  $k = 1, 2$ , le triangle  $A_k M_k M$  étant rectangle en  $M_k$

$$\frac{M_k M}{A_k M} = \cos\left(\frac{\pi}{2} - i_k\right) = \sin i_k.$$

On trouve donc qu'au minimum on a :

$$n_1 \sin i_1 = n_2 \sin i_2.$$

## Exercice 4.

Prouver le **théorème de projection convexe** :

Soit  $\mathcal{C}$  un sous-ensemble convexe fermé non vide de  $\mathbb{R}^n$ . Donné  $\mathbf{u} \in \mathbb{R}^n$  il existe un unique point  $P_{\mathcal{C}}(\mathbf{u}) \in \mathcal{C}$ , tel que :

$$\|P_{\mathcal{C}}(\mathbf{u}) - \mathbf{u}\| = \min_{\mathbf{v} \in \mathcal{C}} \|\mathbf{v} - \mathbf{u}\| .$$

On l'appelle le projeté de  $\mathbf{u}$  sur  $\mathcal{C}$ . Il est caractérisé par :

$$\forall \mathbf{v} \in \mathcal{C}, \langle P_{\mathcal{C}}(\mathbf{u}) - \mathbf{u}, \mathbf{v} - P_{\mathcal{C}}(\mathbf{u}) \rangle \geq 0 .$$

De plus l'application  $P_{\mathcal{C}}$  est contractante, i.e. :

$$\forall \mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathbb{R}^n, \|P_{\mathcal{C}}(\mathbf{x}) - P_{\mathcal{C}}(\mathbf{y})\| \leq \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\| .$$



a. Prouver l'existence et l'unicité de  $P_C(\mathbf{u})$ .



a. Prouver l'existence et l'unicité de  $P_C(\mathbf{u})$ .

Le problème de minimisation  $\min_{\mathbf{v} \in C} \|\mathbf{u} - \mathbf{v}\|$  est équivalent au problème  $\min_{\mathbf{v} \in C} \|\mathbf{u} - \mathbf{v}\|^2$ .

a. Prouver l'existence et l'unicité de  $P_C(\mathbf{u})$ .

Le problème de minimisation  $\min_{\mathbf{v} \in C} \|\mathbf{u} - \mathbf{v}\|$  est équivalent au problème  $\min_{\mathbf{v} \in C} \|\mathbf{u} - \mathbf{v}\|^2$ . Or l'application

$$f : \mathbf{x} \mapsto \|\mathbf{u} - \mathbf{x}\|^2 = \sum_{i=1}^n (u_i - x_i)^2 = \mathbf{x}^\top \text{Id } \mathbf{x} - 2\mathbf{u}^\top \mathbf{x} + \|\mathbf{u}\|^2$$

est une application quadratique de matrice hessienne  $2 \text{Id}$ .

a. Prouver l'existence et l'unicité de  $P_C(\mathbf{u})$ .

Le problème de minimisation  $\min_{\mathbf{v} \in C} \|\mathbf{u} - \mathbf{v}\|$  est équivalent au problème  $\min_{\mathbf{v} \in C} \|\mathbf{u} - \mathbf{v}\|^2$ . Or l'application

$$f : \mathbf{x} \mapsto \|\mathbf{u} - \mathbf{x}\|^2 = \sum_{i=1}^n (u_i - x_i)^2 = \mathbf{x}^\top \text{Id} \mathbf{x} - 2\mathbf{u}^\top \mathbf{x} + \|\mathbf{u}\|^2$$

est une application quadratique de matrice hessienne  $2 \text{Id}$ .  $f$  est donc une elliptique, et donc strictement convexe et coercive.

a. Prouver l'existence et l'unicité de  $P_C(\mathbf{u})$ .

Le problème de minimisation  $\min_{\mathbf{v} \in C} \|\mathbf{u} - \mathbf{v}\|$  est équivalent au problème  $\min_{\mathbf{v} \in C} \|\mathbf{u} - \mathbf{v}\|^2$ . Or l'application

$$f : \mathbf{x} \mapsto \|\mathbf{u} - \mathbf{x}\|^2 = \sum_{i=1}^n (u_i - x_i)^2 = \mathbf{x}^\top \text{Id} \mathbf{x} - 2\mathbf{u}^\top \mathbf{x} + \|\mathbf{u}\|^2$$

est une application quadratique de matrice hessienne  $2 \text{Id}$ .  $f$  est donc une elliptique, et donc strictement convexe et coercive. Le domaine  $C$  étant convexe fermé et non vide elle y admet un unique minimum,  $P_C(\mathbf{u})$ .

**b.** Prouver la caractérisation donnée de  $P_{\mathcal{C}}(\mathbf{u})$ .

**b.** Prouver la caractérisation donnée de  $P_{\mathcal{C}}(\mathbf{u})$ .

On est en programmation convexe, et  $f$  est différentiable. La caractérisation de  $P_{\mathcal{C}}(\mathbf{u})$  est donnée par :

$$\forall \mathbf{v} \in \mathcal{C}, \quad \langle \nabla f(P_{\mathcal{C}}(\mathbf{u})), \mathbf{v} - P_{\mathcal{C}}(\mathbf{u}) \rangle \geq 0 .$$

**b.** Prouver la caractérisation donnée de  $P_{\mathcal{C}}(\mathbf{u})$ .

On est en programmation convexe, et  $f$  est différentiable. La caractérisation de  $P_{\mathcal{C}}(\mathbf{u})$  est donnée par :

$$\forall \mathbf{v} \in \mathcal{C}, \quad \langle \nabla f(P_{\mathcal{C}}(\mathbf{u})), \mathbf{v} - P_{\mathcal{C}}(\mathbf{u}) \rangle \geq 0 .$$

Or  $f$  est quadratique,  $\nabla f(\mathbf{x}) = 2\mathbf{x} - 2\mathbf{u}$ , donc :

$$\nabla f(P_{\mathcal{C}}(\mathbf{u})) = 2(P_{\mathcal{C}}(\mathbf{u}) - \mathbf{u}) .$$

**b.** Prouver la caractérisation donnée de  $P_{\mathcal{C}}(\mathbf{u})$ .

On est en programmation convexe, et  $f$  est différentiable. La caractérisation de  $P_{\mathcal{C}}(\mathbf{u})$  est donnée par :

$$\forall \mathbf{v} \in \mathcal{C}, \quad \langle \nabla f(P_{\mathcal{C}}(\mathbf{u})), \mathbf{v} - P_{\mathcal{C}}(\mathbf{u}) \rangle \geq 0.$$

Or  $f$  est quadratique,  $\nabla f(\mathbf{x}) = 2\mathbf{x} - 2\mathbf{u}$ , donc :

$$\nabla f(P_{\mathcal{C}}(\mathbf{u})) = 2(P_{\mathcal{C}}(\mathbf{u}) - \mathbf{u}).$$

On obtient donc :

$$\forall \mathbf{v} \in \mathcal{C}, \quad 2\langle P_{\mathcal{C}}(\mathbf{u}) - \mathbf{u}, \mathbf{v} - P_{\mathcal{C}}(\mathbf{u}) \rangle \geq 0$$

et la caractérisation donnée en découle immédiatement.



c. Utiliser cette caractérisation pour prouver que  $P_C$  est une application contractante.

c. Utiliser cette caractérisation pour prouver que  $P_C$  est une application contractante.

En appliquant la caractérisation des points  $P_C(\mathbf{x})$  et  $P_C(\mathbf{y})$  :

$$\langle P_C(\mathbf{x}) - \mathbf{x}, P_C(\mathbf{y}) - P_C(\mathbf{x}) \rangle \geq 0$$

$$\langle P_C(\mathbf{y}) - \mathbf{y}, P_C(\mathbf{x}) - P_C(\mathbf{y}) \rangle \geq 0$$

c. Utiliser cette caractérisation pour prouver que  $P_C$  est une application contractante.

En appliquant la caractérisation des points  $P_C(\mathbf{x})$  et  $P_C(\mathbf{y})$  :

$$\langle P_C(\mathbf{x}) - \mathbf{x}, P_C(\mathbf{y}) - P_C(\mathbf{x}) \rangle \geq 0$$

$$\langle P_C(\mathbf{y}) - \mathbf{y}, P_C(\mathbf{x}) - P_C(\mathbf{y}) \rangle \geq 0$$

En additionnant ces deux inégalités :

$$\langle P_C(\mathbf{x}) - P_C(\mathbf{y}) - \mathbf{x} + \mathbf{y}, P_C(\mathbf{y}) - P_C(\mathbf{x}) \rangle \geq 0 ,$$

c. Utiliser cette caractérisation pour prouver que  $P_C$  est une application contractante.

En appliquant la caractérisation des points  $P_C(\mathbf{x})$  et  $P_C(\mathbf{y})$  :

$$\langle P_C(\mathbf{x}) - \mathbf{x}, P_C(\mathbf{y}) - P_C(\mathbf{x}) \rangle \geq 0$$

$$\langle P_C(\mathbf{y}) - \mathbf{y}, P_C(\mathbf{x}) - P_C(\mathbf{y}) \rangle \geq 0$$

En additionnant ces deux inégalités :

$$\langle P_C(\mathbf{x}) - P_C(\mathbf{y}) - \mathbf{x} + \mathbf{y}, P_C(\mathbf{y}) - P_C(\mathbf{x}) \rangle \geq 0 ,$$

soit

$$\langle \mathbf{y} - \mathbf{x}, P_C(\mathbf{y}) - P_C(\mathbf{x}) \rangle \geq \|P_C(\mathbf{y}) - P_C(\mathbf{x})\|^2$$

c. Utiliser cette caractérisation pour prouver que  $P_C$  est une application contractante.

En appliquant la caractérisation des points  $P_C(\mathbf{x})$  et  $P_C(\mathbf{y})$  :

$$\langle P_C(\mathbf{x}) - \mathbf{x}, P_C(\mathbf{y}) - P_C(\mathbf{x}) \rangle \geq 0$$

$$\langle P_C(\mathbf{y}) - \mathbf{y}, P_C(\mathbf{x}) - P_C(\mathbf{y}) \rangle \geq 0$$

En additionnant ces deux inégalités :

$$\langle P_C(\mathbf{x}) - P_C(\mathbf{y}) - \mathbf{x} + \mathbf{y}, P_C(\mathbf{y}) - P_C(\mathbf{x}) \rangle \geq 0 ,$$

soit

$$\langle \mathbf{y} - \mathbf{x}, P_C(\mathbf{y}) - P_C(\mathbf{x}) \rangle \geq \|P_C(\mathbf{y}) - P_C(\mathbf{x})\|^2$$

et en appliquant l'inégalité de Cauchy-Schwartz :

$$\|\mathbf{y} - \mathbf{x}\| \|P_C(\mathbf{y}) - P_C(\mathbf{x})\| \geq \langle \mathbf{y} - \mathbf{x}, P_C(\mathbf{y}) - P_C(\mathbf{x}) \rangle \geq \|P_C(\mathbf{y}) - P_C(\mathbf{x})\|^2$$

dont on déduit l'inégalité recherchée.

## Exercice 5

Le but de l'exercice est de prouver la **proposition** :

*Soient  $\mathcal{D} \subset \mathbb{R}^n$  connexe,  $f : \mathcal{D} \rightarrow \mathbb{R}$  continue, et  $\mathbf{u} \in \mathcal{D}$  un min (resp. max) local de  $f$ . Alors  $\mathbf{u}$  est un min (resp. max) global de  $f$  ssi  $\forall \mathbf{x}$  tel que  $f(\mathbf{x}) = f(\mathbf{u})$ ,  $\mathbf{x}$  est un min (resp. max) local de  $f$ .*

## Exercice 5

Le but de l'exercice est de prouver la **proposition** :

*Soient  $\mathcal{D} \subset \mathbb{R}^n$  connexe,  $f : \mathcal{D} \rightarrow \mathbb{R}$  continue, et  $\mathbf{u} \in \mathcal{D}$  un min (resp. max) local de  $f$ . Alors  $\mathbf{u}$  est un min (resp. max) global de  $f$  ssi  $\forall \mathbf{x}$  tel que  $f(\mathbf{x}) = f(\mathbf{u})$ ,  $\mathbf{x}$  est un min (resp. max) local de  $f$ .*

Sans perte de généralité, quitte à changer  $f$  en  $-f$ , on la montrera pour  $\mathbf{u}$  un min local.

Soit  $u = f(\mathbf{u}) \in \mathbb{R}$ .

1. Montrer que  $f^{-1}(]-\infty, u])$  est un ouvert de  $\mathcal{D}$ .
2. Montrer que  $\mathcal{C}_{\mathcal{D}} f^{-1}(]-\infty, u])$  est un voisinage de tout point de  $f^{-1}(\{v\})$  pour  $v > u$ .
3. Soit  $\mathbf{x} \in f^{-1}(\{u\})$ ; appliquer l'hypothèse que  $\mathbf{x}$  est un min local pour montrer que  $\mathcal{C}_{\mathcal{D}} f^{-1}(]-\infty, u])$  est un voisinage de  $\mathbf{x}$ .
4. Dédire de 2 et 3 que  $f^{-1}(]-\infty, u])$  est un fermé de  $\mathcal{D}$ .
5. Appliquer la connexité de  $\mathcal{D}$  avec 1 et 4 pour montrer que  $f^{-1}(]-\infty, u]) = \emptyset$ . Conclure.

Soit  $u = f(\mathbf{u}) \in \mathbb{R}$ .

1. Montrer que  $f^{-1}(]-\infty, u])$  est un ouvert de  $\mathcal{D}$ .



Soit  $u = f(\mathbf{u}) \in \mathbb{R}$ .

1. Montrer que  $f^{-1}(]-\infty, u])$  est un ouvert de  $\mathcal{D}$ .

Puisque  $] - \infty, u[$  est un ouvert de  $\mathbb{R}$  et que  $f : \mathcal{D} \rightarrow \mathbb{R}$  est continue,  $f^{-1}(]-\infty, u[)$  est un ouvert de  $\mathcal{D}$ .

Soit  $u = f(\mathbf{u}) \in \mathbb{R}$ .

1. Montrer que  $f^{-1}(]-\infty, u])$  est un ouvert de  $\mathcal{D}$ .

Puisque  $] - \infty, u[$  est un ouvert de  $\mathbb{R}$  et que  $f : \mathcal{D} \rightarrow \mathbb{R}$  est continue,  $f^{-1}(]-\infty, u[)$  est un ouvert de  $\mathcal{D}$ .

2. Montrer que  $\bigcup_{v > u} f^{-1}(]-\infty, v])$  est un voisinage de tout point de  $f^{-1}(\{v\})$  pour  $v > u$ .

Soit  $u = f(\mathbf{u}) \in \mathbb{R}$ .

1. Montrer que  $f^{-1}(]-\infty, u])$  est un ouvert de  $\mathcal{D}$ .

Puisque  $]-\infty, u[$  est un ouvert de  $\mathbb{R}$  et que  $f : \mathcal{D} \rightarrow \mathbb{R}$  est continue,  $f^{-1}(]-\infty, u[)$  est un ouvert de  $\mathcal{D}$ .

2. Montrer que  $\mathcal{U}_D f^{-1}(]-\infty, u])$  est un voisinage de tout point de  $f^{-1}(\{v\})$  pour  $v > u$ .

Soit  $r = v - u$ , alors tout point  $x$  de la boule ouverte  $B$  de  $\mathbb{R}$  centrée en  $v$  et de rayon  $r$  vérifie  $x \geq u$ ,

Soit  $u = f(\mathbf{u}) \in \mathbb{R}$ .

1. Montrer que  $f^{-1}(]-\infty, u])$  est un ouvert de  $\mathcal{D}$ .

Puisque  $]-\infty, u[$  est un ouvert de  $\mathbb{R}$  et que  $f : \mathcal{D} \rightarrow \mathbb{R}$  est continue,  $f^{-1}(]-\infty, u[)$  est un ouvert de  $\mathcal{D}$ .

2. Montrer que  $\mathcal{C}_{\mathcal{D}} f^{-1}(]-\infty, u])$  est un voisinage de tout point de  $f^{-1}(\{v\})$  pour  $v > u$ .

Soit  $r = v - u$ , alors tout point  $x$  de la boule ouverte  $B$  de  $\mathbb{R}$  centrée en  $v$  et de rayon  $r$  vérifie  $x \geq u$ ,  $\implies f^{-1}(B)$  est contenu dans  $\mathcal{C}_{\mathcal{D}} f^{-1}(]-\infty, u])$  et contient  $f^{-1}(\{v\})$ .

Soit  $u = f(\mathbf{u}) \in \mathbb{R}$ .

1. Montrer que  $f^{-1}(]-\infty, u])$  est un ouvert de  $\mathcal{D}$ .

Puisque  $]-\infty, u[$  est un ouvert de  $\mathbb{R}$  et que  $f : \mathcal{D} \rightarrow \mathbb{R}$  est continue,  $f^{-1}(]-\infty, u[)$  est un ouvert de  $\mathcal{D}$ .

2. Montrer que  $\mathcal{C}_{\mathcal{D}} f^{-1}(]-\infty, u])$  est un voisinage de tout point de  $f^{-1}(\{v\})$  pour  $v > u$ .

Soit  $r = v - u$ , alors tout point  $x$  de la boule ouverte  $B$  de  $\mathbb{R}$  centrée en  $v$  et de rayon  $r$  vérifie  $x \geq u$ ,  $\implies f^{-1}(B)$  est contenu dans  $\mathcal{C}_{\mathcal{D}} f^{-1}(]-\infty, u])$  et contient  $f^{-1}(\{v\})$ . Puisque  $B$  est un ouvert de  $\mathbb{R}$  et  $f$  est continue,  $f^{-1}(B)$  est un ouvert de  $\mathcal{D}$ .

Soit  $u = f(\mathbf{u}) \in \mathbb{R}$ .

1. Montrer que  $f^{-1}(]-\infty, u])$  est un ouvert de  $\mathcal{D}$ .

Puisque  $]-\infty, u[$  est un ouvert de  $\mathbb{R}$  et que  $f : \mathcal{D} \rightarrow \mathbb{R}$  est continue,  $f^{-1}(]-\infty, u[)$  est un ouvert de  $\mathcal{D}$ .

2. Montrer que  $\mathcal{C}_{\mathcal{D}} f^{-1}(]-\infty, u])$  est un voisinage de tout point de  $f^{-1}(\{v\})$  pour  $v > u$ .

Soit  $r = v - u$ , alors tout point  $x$  de la boule ouverte  $B$  de  $\mathbb{R}$  centrée en  $v$  et de rayon  $r$  vérifie  $x \geq u$ ,  $\implies f^{-1}(B)$  est contenu dans  $\mathcal{C}_{\mathcal{D}} f^{-1}(]-\infty, u])$  et contient  $f^{-1}(\{v\})$ . Puisque  $B$  est un ouvert de  $\mathbb{R}$  et  $f$  est continue,  $f^{-1}(B)$  est un ouvert de  $\mathcal{D}$ . Donc  $\mathcal{C}_{\mathcal{D}} f^{-1}(]-\infty, u])$  est un voisinage de tout point de  $f^{-1}(\{v\})$ .

3. Soit  $\mathbf{x} \in f^{-1}(\{u\})$ ; appliquer l'hypothèse que  $\mathbf{x}$  est un min local pour montrer que  $\mathbb{C}_D f^{-1}(]-\infty, u])$  est un voisinage de  $\mathbf{x}$ .

3. Soit  $\mathbf{x} \in f^{-1}(\{u\})$ ; appliquer l'hypothèse que  $\mathbf{x}$  est un min local pour montrer que  $\mathbb{C}_D f^{-1}(] - \infty, u])$  est un voisinage de  $\mathbf{x}$ .

Soit  $\mathbf{x} \in f^{-1}(\{u\})$ ; puisque  $\mathbf{x}$  est un min local il existe un ouvert  $\mathcal{U}$  de  $\mathbb{R}^n$  contenant  $\mathbf{x}$  tel que  $\forall \mathbf{y} \in \mathcal{U} \cap \mathcal{D}, f(\mathbf{y}) \geq f(\mathbf{x}) = u$ .



3. Soit  $\mathbf{x} \in f^{-1}(\{u\})$ ; appliquer l'hypothèse que  $\mathbf{x}$  est un min local pour montrer que  $\mathcal{C}_{\mathcal{D}} f^{-1}(] - \infty, u])$  est un voisinage de  $\mathbf{x}$ .

Soit  $\mathbf{x} \in f^{-1}(\{u\})$ ; puisque  $\mathbf{x}$  est un min local il existe un ouvert  $\mathcal{U}$  de  $\mathbb{R}^n$  contenant  $\mathbf{x}$  tel que  $\forall \mathbf{y} \in \mathcal{U} \cap \mathcal{D}, f(\mathbf{y}) \geq f(\mathbf{x}) = u. \implies$   
 $(\mathcal{U} \cap \mathcal{D}) \subset \mathcal{C}_{\mathcal{D}} f^{-1}(] - \infty, u])$ .

3. Soit  $\mathbf{x} \in f^{-1}(\{u\})$ ; appliquer l'hypothèse que  $\mathbf{x}$  est un min local pour montrer que  $\mathcal{C}_D f^{-1}(]-\infty, u])$  est un voisinage de  $\mathbf{x}$ .

Soit  $\mathbf{x} \in f^{-1}(\{u\})$ ; puisque  $\mathbf{x}$  est un min local il existe un ouvert  $\mathcal{U}$  de  $\mathbb{R}^n$  contenant  $\mathbf{x}$  tel que  $\forall \mathbf{y} \in \mathcal{U} \cap \mathcal{D}, f(\mathbf{y}) \geq f(\mathbf{x}) = u. \implies (\mathcal{U} \cap \mathcal{D}) \subset \mathcal{C}_D f^{-1}(]-\infty, u])$ , et par définition c'est un ouvert de  $\mathcal{D}$ ;

3. Soit  $\mathbf{x} \in f^{-1}(\{u\})$ ; appliquer l'hypothèse que  $\mathbf{x}$  est un min local pour montrer que  $\mathcal{C}_{\mathcal{D}} f^{-1}(]-\infty, u])$  est un voisinage de  $\mathbf{x}$ .

Soit  $\mathbf{x} \in f^{-1}(\{u\})$ ; puisque  $\mathbf{x}$  est un min local il existe un ouvert  $\mathcal{U}$  de  $\mathbb{R}^n$  contenant  $\mathbf{x}$  tel que  $\forall \mathbf{y} \in \mathcal{U} \cap \mathcal{D}, f(\mathbf{y}) \geq f(\mathbf{x}) = u. \implies (\mathcal{U} \cap \mathcal{D}) \subset \mathcal{C}_{\mathcal{D}} f^{-1}(]-\infty, u])$ , et par définition c'est un ouvert de  $\mathcal{D}$ ;  $\mathcal{C}_{\mathcal{D}} f^{-1}(]-\infty, u])$  est donc un voisinage de  $\mathbf{x}$  dans  $\mathcal{D}$ .

3. Soit  $\mathbf{x} \in f^{-1}(\{u\})$ ; appliquer l'hypothèse que  $\mathbf{x}$  est un min local pour montrer que  $\mathcal{C}_{\mathcal{D}} f^{-1}(]-\infty, u])$  est un voisinage de  $\mathbf{x}$ .

Soit  $\mathbf{x} \in f^{-1}(\{u\})$ ; puisque  $\mathbf{x}$  est un min local il existe un ouvert  $\mathcal{U}$  de  $\mathbb{R}^n$  contenant  $\mathbf{x}$  tel que  $\forall \mathbf{y} \in \mathcal{U} \cap \mathcal{D}, f(\mathbf{y}) \geq f(\mathbf{x}) = u. \implies (\mathcal{U} \cap \mathcal{D}) \subset \mathcal{C}_{\mathcal{D}} f^{-1}(]-\infty, u])$ , et par définition c'est un ouvert de  $\mathcal{D}$ ;  $\mathcal{C}_{\mathcal{D}} f^{-1}(]-\infty, u])$  est donc un voisinage de  $\mathbf{x}$  dans  $\mathcal{D}$ .

4. Dédire de 2 et 3 que  $f^{-1}(]-\infty, u])$  est un fermé de  $\mathcal{D}$ .

3. Soit  $\mathbf{x} \in f^{-1}(\{u\})$ ; appliquer l'hypothèse que  $\mathbf{x}$  est un min local pour montrer que  $\mathcal{C}_{\mathcal{D}} f^{-1}(]-\infty, u])$  est un voisinage de  $\mathbf{x}$ .

Soit  $\mathbf{x} \in f^{-1}(\{u\})$ ; puisque  $\mathbf{x}$  est un min local il existe un ouvert  $\mathcal{U}$  de  $\mathbb{R}^n$  contenant  $\mathbf{x}$  tel que  $\forall \mathbf{y} \in \mathcal{U} \cap \mathcal{D}, f(\mathbf{y}) \geq f(\mathbf{x}) = u. \implies (\mathcal{U} \cap \mathcal{D}) \subset \mathcal{C}_{\mathcal{D}} f^{-1}(]-\infty, u])$ , et par définition c'est un ouvert de  $\mathcal{D}$ ;  $\mathcal{C}_{\mathcal{D}} f^{-1}(]-\infty, u])$  est donc un voisinage de  $\mathbf{x}$  dans  $\mathcal{D}$ .

4. Dédire de 2 et 3 que  $f^{-1}(]-\infty, u])$  est un fermé de  $\mathcal{D}$ .

On déduit de 2 et 3 que  $\mathcal{C}_{\mathcal{D}} f^{-1}(]-\infty, u])$  est un voisinage de tous ses points.

3. Soit  $\mathbf{x} \in f^{-1}(\{u\})$ ; appliquer l'hypothèse que  $\mathbf{x}$  est un min local pour montrer que  $\mathcal{C}_{\mathcal{D}} f^{-1}(]-\infty, u])$  est un voisinage de  $\mathbf{x}$ .

Soit  $\mathbf{x} \in f^{-1}(\{u\})$ ; puisque  $\mathbf{x}$  est un min local il existe un ouvert  $\mathcal{U}$  de  $\mathbb{R}^n$  contenant  $\mathbf{x}$  tel que  $\forall \mathbf{y} \in \mathcal{U} \cap \mathcal{D}, f(\mathbf{y}) \geq f(\mathbf{x}) = u. \implies (\mathcal{U} \cap \mathcal{D}) \subset \mathcal{C}_{\mathcal{D}} f^{-1}(]-\infty, u])$ , et par définition c'est un ouvert de  $\mathcal{D}$ ;  $\mathcal{C}_{\mathcal{D}} f^{-1}(]-\infty, u])$  est donc un voisinage de  $\mathbf{x}$  dans  $\mathcal{D}$ .

4. Dédire de 2 et 3 que  $f^{-1}(]-\infty, u])$  est un fermé de  $\mathcal{D}$ .

On déduit de 2 et 3 que  $\mathcal{C}_{\mathcal{D}} f^{-1}(]-\infty, u])$  est un voisinage de tous ses points. C'est donc un ouvert de  $\mathcal{D}$  et donc son complément  $f^{-1}(]-\infty, u])$  est un fermé de  $\mathcal{D}$ .

5. Appliquer la connexité de  $\mathcal{D}$  avec 1 et 4 pour montrer que  $f^{-1}(]-\infty, u]) = \emptyset$ . Conclure.

5. Appliquer la connexité de  $\mathcal{D}$  avec 1 et 4 pour montrer que  $f^{-1}(]-\infty, u]) = \emptyset$ . Conclure.

On a montré en 1 et 4 que  $f^{-1}(]-\infty, u])$  est à la fois fermé et ouvert dans  $\mathcal{D}$ .



5. Appliquer la connexité de  $\mathcal{D}$  avec 1 et 4 pour montrer que  $f^{-1}(]-\infty, u[) = \emptyset$ . Conclure.

On a montré en 1 et 4 que  $f^{-1}(]-\infty, u[)$  est à la fois fermé et ouvert dans  $\mathcal{D}$ . Puisque  $\mathcal{D}$  est connexe,  $f^{-1}(]-\infty, u[)$  est soit  $\emptyset$  soit  $\mathcal{D}$ .

5. Appliquer la connexité de  $\mathcal{D}$  avec 1 et 4 pour montrer que  $f^{-1}(]-\infty, u]) = \emptyset$ . Conclure.

On a montré en 1 et 4 que  $f^{-1}(]-\infty, u])$  est à la fois fermé et ouvert dans  $\mathcal{D}$ . Puisque  $\mathcal{D}$  est connexe,  $f^{-1}(]-\infty, u])$  est soit  $\emptyset$  soit  $\mathcal{D}$ . Puisque  $u \in \mathcal{D}$  n'est pas dans  $f^{-1}(]-\infty, u])$ , c'est l'ensemble vide.

5. Appliquer la connexité de  $\mathcal{D}$  avec 1 et 4 pour montrer que  $f^{-1}(]-\infty, u]) = \emptyset$ . Conclure.

On a montré en 1 et 4 que  $f^{-1}(]-\infty, u])$  est à la fois fermé et ouvert dans  $\mathcal{D}$ . Puisque  $\mathcal{D}$  est connexe,  $f^{-1}(]-\infty, u])$  est soit  $\emptyset$  soit  $\mathcal{D}$ . Puisque  $\mathbf{u} \in \mathcal{D}$  n'est pas dans  $f^{-1}(]-\infty, u])$ , c'est l'ensemble vide. Ainsi,  $\forall \mathbf{x} \in \mathcal{D}, f(\mathbf{x}) \geq f(\mathbf{u})$ ;  $\mathbf{u}$  est donc un minimum global de  $f$  sur  $\mathcal{D}$ .

← Retour.