

# **OPTIMISATION MATHÉMATIQUE**

Yassine Laguel

# **OPTIMISATION MATHÉMATIQUE**

Yassine Laguel

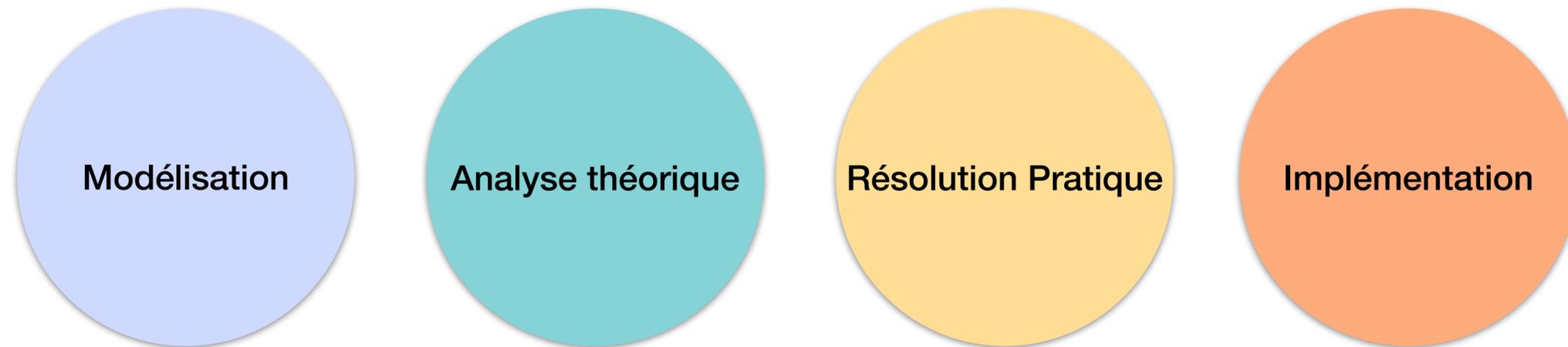
# QU'EST-CE QUE L'OPTIMISATION ?

- Définition [Wikipédia]

L'**optimisation** est une branche des **mathématiques** cherchant à modéliser, à analyser et à résoudre analytiquement ou numériquement les problèmes qui consistent à minimiser ou maximiser une fonction sur un ensemble.

$$\min_{x \in \mathcal{C}} f(x)$$

**Fonction objective** (pointing to  $f(x)$ )  
**Contraintes** (pointing to  $x \in \mathcal{C}$ )



# APPLICATIONS

- Exemple 1: le transport



- Exemple 2 : le recrutement



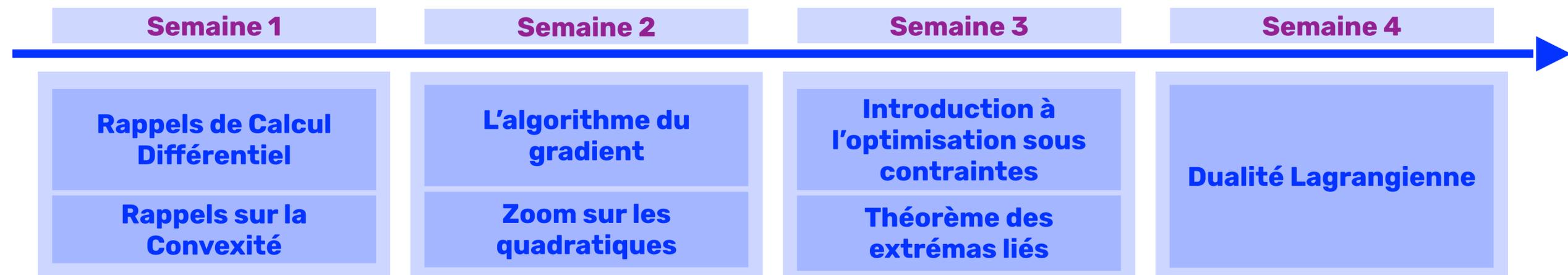
On retrouve aussi l'optimisation dans l'ingénierie, la finance, le marketing, la politique, etc...

# CONTENU DU COURS

- Objectif

- Introduire l'optimisation convexe sous contraintes.
  - Savoir reconnaître les propriétés de régularité d'un problème
  - Savoir résoudre analytiquement ou numériquement un problème d'optimisation numérique.
- Ce cours est porté essentiellement sur les aspects théoriques. On ne parlera pas en particulier des aspects modélisation et implémentation.

- Progression prévue



# EVALUATION

- Un examen final le Mercredi 06/12 de 8h à 10h
  - L'examen dure 2 heures
  - Connaître toutes les définitions et propriétés du cours avec leur preuves.
  - Savoir refaire les exercices vus en cours et TDs
- Points bonus de participation
  - Interrogation en début de cours ou TDs
  - Porte sur des définitions ou propriétés du cours.
  - Bonus de 0 à 2 points

Dans ce cours, sauf mention contraire,  $\mathcal{U}$  désigne un ouvert de  $\mathbb{R}^d$ .

## I - Rappels de calcul différentiel

### Définition: [Différentielle]

Soit  $f: \mathcal{U} \rightarrow \mathbb{R}^n$  et  $a \in \mathbb{R}^d$ . On dit que  $f$  est différentiable au point  $a \in \mathcal{U}$  s'il existe une application linéaire  $L \in \mathcal{L}(\mathbb{R}^d, \mathbb{R}^n)$  et  $R: \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}^n$  tels que

• Pour tout  $h \in \mathbb{R}^d$  tel que  $a+h \in \mathcal{U}$ .

$$(*) \quad f(a+h) = f(a) + L(h) + R(h)$$

•  $R(h) = o(\|h\|)$  lorsque  $h$  tend vers 0 dans  $\mathcal{E}$ , c'est à dire  $\lim_{h \rightarrow 0} \frac{\|R(h)\|}{\|h\|} = 0$ .

Remarques: • Si une telle application  $L$  existe, elle est unique: on l'appelle la différentielle de  $f$  en  $a$ .  
• On note souvent cette application

$$L = Df(a) \text{ ou } f'(a) \text{ ou } df_a \text{ ou } D_a f, \text{ etc.}$$

↳ notation gardée dans ce cours

• On note que (\*) peut aussi s'écrire

$$f(a+h) - f(a) = Df(a)h + o(\|h\|_{\mathcal{E}}) = Df(a)h + \|h\| \varepsilon(h)$$

où  $\varepsilon: \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}^n$  satisfait  $\varepsilon(h) \xrightarrow{h \rightarrow 0} 0$ .

On a dans cette écriture la grande idée du calcul différentiel<sup>7</sup>:

accroissement de la fonction = terme linéaire par rapport à l'accroissement + petit terme de la variable + correctif

calcul différentiel = algèbre linéaire + majoration de normes

Pour plus de rappels voir Chap. 2 du petit guide d'introduction au calcul différentiel de F. Rouvière.

• En dimension finie,  $Df(a)$  peut se représenter comme une matrice:

• si  $d = n = 1$ ,  $Df(a) \in \mathbb{R}$

• si  $n \neq 1$ ,  $Df(a) \in \mathbb{R}^n$  est un vecteur.

on définit le gradient  $\nabla f(a)$  comme la transposée de  $Df(a)$ :

$$\begin{aligned} f(a+h) &= f(a) + Df(a) \cdot h + o(\|h\|_{\mathcal{E}}) \\ &= f(a) + \nabla f(a)^T h + o(\|h\|_{\mathcal{E}}) \\ &= f(a) + \langle \nabla f(a), h \rangle + o(\|h\|_{\mathcal{E}}) \end{aligned}$$

le vecteur  $\nabla f(a)$  est constitué des dérivées directionnelles de  $f$  en  $a$ :

$$\nabla f(a) = \begin{pmatrix} \frac{\partial f}{\partial x_1}(a) \\ \vdots \\ \frac{\partial f}{\partial x_d}(a) \end{pmatrix}$$

• Dans le cas général, on a:

$$Df(a) = \begin{pmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial f_1}{\partial x_d} \\ \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial f_n}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial f_n}{\partial x_d} \end{pmatrix}$$

• On dit que  $f$  est de classe  $\mathcal{C}^1$  sur un ouvert  $\Omega \subset \mathcal{U}$  si  $Df: \mathbb{R}^d \rightarrow \mathcal{L}(\mathbb{R}^d, \mathbb{R}^n)$   $a \mapsto Df(a)$  est définie et continue sur  $\Omega$ .

### Théorème [fondamental de l'analyse]

Soit  $f: \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}^n$  de classe  $\mathcal{C}^1$  sur  $\mathbb{R}^d$ .

Alors pour tout  $x, h \in \mathbb{R}^d$ ,

$$f(x+h) = f(x) + \int_0^1 Df(x+th) \cdot h \, dt$$

Remarques: • La preuve de ce théorème se base sur le théorème des accroissements finis, qui découle du théorème de Rolle.

• Cette formule se généralise aux fonctions de classe  $\mathcal{C}^k$ , c'est la formule de

Taylor:

$$f(x+h) = f(x) + Df(x)(h) + \frac{1}{2} D^2 f(x)(h, h)$$

$$+ \dots + \frac{1}{k!} D^k f(x)(h, \dots, h)$$

$$o(\|h\|^k) = \int_0^1 \frac{(1-t)^k}{k!} D^{k+1} f(x+th)(h, \dots, h) dt$$

Notons qu'une intégration par parties donne

$$\int_0^1 \frac{(1-t)^k}{k!} D^{k+1} f(x+th)(h, \dots, h) dt$$

$$= \left[ -\frac{(1-t)^{k+1}}{(k+1)!} D^{k+1} f(x+th)(h, \dots, h) \right]_0^1$$

$$+ \int_0^1 \frac{(1-t)^{k+1}}{(k+1)!} D^{k+2} f(x+th)(h, \dots, h) dt$$

Ce qui permet de prouver cette formule par récurrence.

• Dans le cas particulier  $k=2, n=1$ , on a la formule:

$$f(x+h) = f(x) + \langle \nabla f(x), h \rangle +$$

$$\int_0^1 (1-t) D^2 f(x+th)(h, h) dt$$

$$= h^t \underbrace{D^2 f(x+th)}_{\text{Hessienne de } f \text{ au } h} h$$

La matrice associée  $\left[ \frac{\partial^2 f(x)}{\partial x_i \partial x_j} \right]_{\substack{1 \leq i \leq d \\ 1 \leq j \leq d}}$  satisfait

$$D^2 f(x) = \frac{\partial^2 f(x)}{\partial x_i \partial x_j}$$

C'est une matrice symétrique.

**Proposition:** [Différentiation d'une composée]

Soient  $U$  et  $V$  des ouverts respectifs de  $\mathbb{R}^d$  et  $\mathbb{R}^m$ .

Soient  $f: U \rightarrow \mathbb{R}^n$  et  $g: V \rightarrow \mathbb{R}^m$  telles que  $f(u) \in V$ .

Si  $f$  est dérivable en  $a \in U$  et  $g$  est dérivable en  $b = f(a)$ . Alors  $g \circ f$  est dérivable en  $a$  et

$$D(g \circ f)(a) = Dg(f(a)) \circ Df(a)$$

**Remarque:** Dans le cas  $m=1$ , on a:

$$D(g \circ f)(a) = (\text{Jac } g(f(a))) \cdot \text{Jac } f(a)^T$$

$$= (Dg(f(a)))^T \text{Jac } f(a)^T$$

$$= \text{Jac } f(a)^T \cdot Dg(f(a))$$

**Exercices** • Calculer la différentielle de  $x \mapsto \|x\|^2$ .

**Exercice:**

Soient  $A \in \mathbb{K}^d(\mathbb{R})$ ,  $b \in \mathbb{R}^d$  et  $f: \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}$   
 $x \mapsto \|b - Ax\|^2$ .

Calculer le gradient de  $f$ .

**Solution:** Pour  $x, h \in \mathbb{R}^d$ , on a:

$$f(x+h) = \|b - A(x+h)\|^2$$

$$= \|b - Ax\|^2 - 2 \langle b - Ax, h \rangle + \|Ah\|^2$$

$$= f(x) + \langle -2(b - Ax), h \rangle + \underbrace{\|Ah\|^2}_{\leq \|Ah\|^2 = \|A\|^2 \|h\|^2 = o(\|h\|)}$$

Ainsi,  $f$  est différentiable en  $x$

## II - Notions d'extrema

Definition: [minimum global, minimum local]

Soit  $f: U \rightarrow \mathbb{R}$  et  $x \in U$ .

On dit que  $x$  est un minimum global de  $f$  sur  $U$  si:

$$\forall x' \in U \quad f(x) \leq f(x').$$

On dit que  $x$  est un minimum local s'il existe un ouvert  $W \subset U$  tel que:

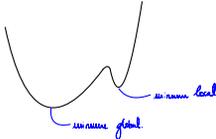
$$\left\{ \begin{array}{l} x \in W \\ \forall x' \in W, f(x) \leq f(x'). \end{array} \right.$$

Remarque: • Les notions de maximums locaux et globaux se définissent mutuellement.

[ $x$  maximum global (resp. local) de  $f$ ]

$\Leftrightarrow$  [ $x$  minimum global (resp. local) de  $-f$ ]

- Ensemble des minimums globaux  $\subset$  Ensemble des minimums locaux



- Le minimum est dit strict si on peut remplacer  $\leq$  par  $<$ .
- On va voir dans la suite de cette partie comment vérifier l'existence d'un minimum aux propriétés de  $f$ .

Proposition: [Existence d'extrema et compacité]

Soit  $K \subset \mathbb{R}^d$  compact et  $f: K \rightarrow \mathbb{R}$  continue.

Alors  $f$  admet un minimum global sur  $K$ .

Remarque: • On en déduit que le problème  $\min_{x \in K} f(x)$  admet une solution globale dès lors que  $f$  est continue et  $K$  compact.

Preuve: Soit  $(x_n)_{n \geq 0}$  une suite de  $K$  telle que

$$f(x_n) \xrightarrow{n \rightarrow \infty} \inf f(K).$$

Par compacité de  $K$ , on peut extraire  $(x_{p(n)})_{n \geq 0}$  de  $(x_n)$  pour une extractrice telle que  $(x_{p(n)})_{n \geq 0}$  admet une limite  $x \in K$ . Alors, par continuité de  $f$ ,

$$f(x) = \lim_{n \rightarrow \infty} f(x_{p(n)}) = \inf f(K).$$

Proposition: [fonction continue coercive]

Soit  $f: \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}$  continue telle que  $f(x) \xrightarrow{\|x\| \rightarrow +\infty} +\infty$ .  
Alors  $f$  admet un minimum global.

Preuve: On note que  $K = \{x, f(x) \leq f(0)\}$  est

- non-vide ( $0 \in K$ ),
- fermé en tant qu'image réciproque d'un fermé par une fonction continue.
- borné, par hypothèse de coercivité.

Donc d'après le théorème précédent,

$f$  admet un minimum global  $x$  sur  $K$ .

Par définition de  $K$ ,  $f(x) \leq f(0) \leq f(y)$  pour tout  $y \in \mathbb{R}^d \setminus K$ . Donc  $x$  est un minimum global de  $f$  sur  $\mathbb{R}^d$ .

Proposition:

Soit  $f: U \rightarrow \mathbb{R}$  différentiable sur  $U$ .

Soit  $x \in U$  un minimum local de  $U$ .

Alors  $\nabla f(x) = 0$ .

Preuve: Soit  $u \in \mathbb{R}^d$  fixé. Pour tout  $t > 0$  tel que  $x + tu \in U$ , on a:

$$f(x+tu) - f(x) = t \langle \nabla f(x), u \rangle + t \|u\| \varepsilon(tu)$$

avec  $\varepsilon(h) \xrightarrow{h \rightarrow 0} 0$ .

Ainsi, pour  $t > 0$  assez petit,

$$0 \leq \frac{f(x+tu) - f(x)}{t} = \langle \nabla f(x), u \rangle + \varepsilon(tu) \xrightarrow{t \rightarrow 0} \langle \nabla f(x), u \rangle$$

Donc, pour tout  $u \in \mathbb{R}^d$ ,  $\langle \nabla f(x), u \rangle \geq 0$ .

En particulier, pour  $u = -\nabla f(x)$ , on a:

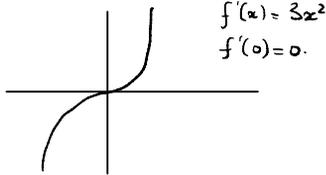
$$-\|\nabla f(x)\|^2 \geq 0 \Rightarrow \|\nabla f(x)\| = 0$$

Remarques:

• On a:

$$\{\text{minimum global}\} \subsetneq \{\text{minimum locaux}\} \subsetneq \{\text{points critiques}\}$$

• Un exemple simple de point critique qui n'est pas un minimum local:  $x \mapsto x^3$



Proposition: [minimum local et dérivée seconde]

Soit  $f: U \rightarrow \mathbb{R}$  deux fois dérivable en  $a \in U$ .

(i) Si  $f$  admet un minimum relatif en  $a$ , alors

$$\nabla^2 f(a) \succcurlyeq 0, \quad \text{i.e. } h^t \nabla^2 f(a) h \geq 0, \text{ pour tout } h \in \mathbb{R}^d$$

(ii) Si  $\nabla f(a) = 0$  et  $\nabla^2 f(a)$  est définie positive,

$$\left( \text{i.e. } \begin{cases} h^t \nabla^2 f(a) h > 0, \forall h \in \mathbb{R}^d \\ h^t \nabla^2 f(a) h = 0 \Leftrightarrow h = 0 \end{cases} \right)$$

alors  $a$  est un minimum local strict en  $x_0$ .