

**CY-TECH - Département Mathématiques**  
**2<sup>ème</sup> année Ingénieurs - Mathématiques & Informatique**  
**Optimisation déterministe**

TD1 - Introduction et généralités  
2023-2024

---

**EXERCICE 1** On considère  $\mathbf{U} = \mathcal{B}((0,0), 1)$  la boule ouverte de  $\mathbb{R}^2$  centrée en  $(0,0)$  et de rayon 1. Soit  $f$  une fonction de classe  $\mathcal{C}^2$  sur  $\mathbf{U}$ ,  $f : \mathbf{U} \rightarrow \mathbb{R}^2$  définie pour  $(x_1, x_2) \in \mathbb{R}^2$  par

$$f(x_1, x_2) = \frac{e^{\sin(\sqrt{1+x_1} - \sqrt{1+x_2})}}{2 + x_1 - x_2}.$$

Sachant que

$$\frac{\partial f}{\partial x_1}(0,0) = \frac{\partial f}{\partial x_2}(0,0) = 0, \quad \frac{\partial^2 f}{\partial x_1^2}(0,0) = 0, \quad \frac{\partial^2 f}{\partial x_2^2}(0,0) = \frac{1}{8}, \quad \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_2}(0,0) = \frac{\partial^2 f}{\partial x_2 \partial x_1}(0,0) = -\frac{1}{8},$$

déterminer le développement de Taylor-Young de  $f$  à l'ordre 2 en  $a = (0,0)$ .

**EXERCICE 2** Soit  $\mathcal{L}(\mathbb{R}^n, \mathbb{R})$  l'espace vectoriel des applications linéaires de  $\mathbb{R}^n$  dans  $\mathbb{R}$ . Soit  $f \in \mathcal{L}(\mathbb{R}^n, \mathbb{R})$ . Montrer que l'hyperplan  $H$  de  $\mathbb{R}^n$  défini par

$$H = \{x \in \mathbb{R}^n; f(x) = \alpha\}$$

est un convexe de  $\mathbb{R}^n$  où  $\alpha \in \mathbb{R}$ .

**EXERCICE 3** Soit  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  une fonction différentiable sur  $\mathbb{R}^n$ . Montrer que Les propriétés suivantes sont équivalentes:

1.  $f$  est convexe.
2.  $\forall (x, y) \in \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^n, f(y) \geq f(x) + \langle \nabla f(x), y - x \rangle$ .

**EXERCICE 4**

1. Soit  $f : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$  une fonction convexe avec  $f(\Omega) \subset I$  et soit  $g : I \rightarrow \mathbb{R}$ , une fonction convexe croissante. Montrer que la fonction composée  $g \circ f$  est convexe.

2. **Application :**

- (a) Si  $f$  est une fonction convexe sur  $\mathbb{R}$ . Montrer que la fonction  $\exp(f)$  est convexe.
- (b) Si  $f > 0$  et la fonction  $\ln(f)$  est convexe alors la fonction  $f$  est convexe.

**EXERCICE 5** On considère la fonction  $f : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$  définie pour tout  $(x_1, x_2) \in \mathbb{R}^2$  par

$$f(x_1, x_2) = x_1^2 + x_2^2.$$

1. Soit  $d = (d_1, d_2)$ , montrer que la dérivée directionnelle au point  $(x_1, x_2)$  dans la direction de  $d$  existe.
2. Soit  $d = (1; 0)$ , exprimer la dérivée directionnelle au point  $(x_1, x_2)$  dans la direction de  $d$ . Que peut-on dire sur  $f$ .

**EXERCICE 6** Soit  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  une forme quadratique où

$$f : x \mapsto c + b^T x + \frac{1}{2} x^T A x$$

A une matrice symétrique d'ordre  $n$ . Montrer que  $\forall x \in \mathbb{R}^n, \nabla f(x) = Ax + b$  et  $\nabla^2 f(x) = A$ .

**EXERCICE 7** Sur  $\mathbb{R}^2$ , on considère la fonction  $f$  définie pour  $x = (x_1, x_2) \in \mathbb{R}^2$  par

$$f(x) = x_1 - x_2 + \frac{1}{2} x_1^2 + x_2^2.$$

1. Montrer que  $f$  est une fonction quadratique sur  $\mathbb{R}^2$ .
2. Exprimer  $\nabla f(x)$  et  $\mathbf{H}_f(x)$ .
3. Soient  $x \in \mathbb{R}^2, d \in \mathbb{R}^2$  non nul. Résoudre  $g'(t) = 0$  où

$$\begin{aligned} g : \mathbb{R} &\rightarrow \mathbb{R} \\ t &\mapsto f(x + td) \end{aligned}$$

**EXERCICE 8** Soient  $n \in \mathbb{N}^*, A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$  une matrice carrée et  $b$  un vecteur de  $\mathbb{R}^n$ . On considère la fonction des moindres carrés  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  définie pour tout  $x \in \mathbb{R}^n$  par

$$f(x) = \frac{1}{2} \|Ax - b\|^2.$$

1. Montrer que  $f$  est une fonction quadratique.
2. Donner l'expression du gradient  $\nabla f(x)$  et du hessien  $\mathbf{H}_f(x)$  en tout point  $x \in \mathbb{R}^n$ .
3. Montrer que  $f$  est convexe.
4. Soient  $x \in \mathbb{R}^n$  et  $d$  un vecteur non nul de  $\mathbb{R}^n$  tel que  $Ad \neq 0_{\mathbb{R}^n}$ . On considère la fonction réelle  $g : t \mapsto f(x + td)$ . Montrer que

$$\arg \min_{t \in \mathbb{R}_+} g(t) = -\frac{\langle \nabla f(x), d \rangle}{\|Ad\|^2}.$$