

# Math2 – Chapitre 2

## Dérivées, Taylor, extrema locaux

### 2 Dérivées

Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
Différentielle  
Jacobienne  
Règle de la chaîne  
Hessienne  
Taylor  
Extrema

Dans ce chapitre:

1. Limites et continuité
2. Dérivées partielles
3. Dérivée directionnelle
4. Gradient
5. Différentielle
6. Jacobienne
7. Résumé sur les dérivées
8. Règle de la chaîne
9. Hessienne
10. Taylor
11. Extrema locaux

## 1. Limites et continuité

### 2 Dérivées

Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
Différentielle  
Jacobienne  
Règle de la chaîne  
Hessienne  
Taylor  
Extrema

Dans cette section:

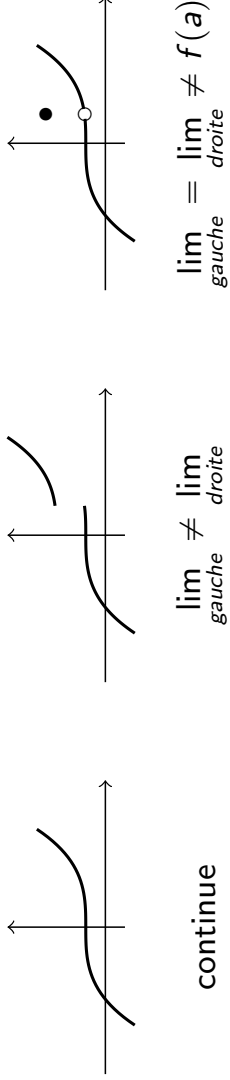
- Rappels sur les fonctions d'une variable
- Limites de fonctions
- Fonctions continues

# Rappels sur les fonctions d'une variable

- 2 Dérivées
- Partielles
- Directionnelles
- Gradient
- Différentielle
- Jacobienne
- Règle de la chaîne
- Hessienne
- Taylor
- Extrema

**Rappel** – Si  $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  est une fonction d'une variable, avec domaine  $D_f$ , on dit que:

- la **limite de  $f$  en un point**  $a \in D_f \cup \partial D_f$  est la valeur  $\lim_{x \rightarrow a} f(x)$  à laquelle tend  $f(x)$  quand  $x$  s'approche de  $a$ ;
- $f$  est **continue** en un point  $a \in D_f$  si  $\lim_{x \rightarrow a} f(x) = f(a)$ .

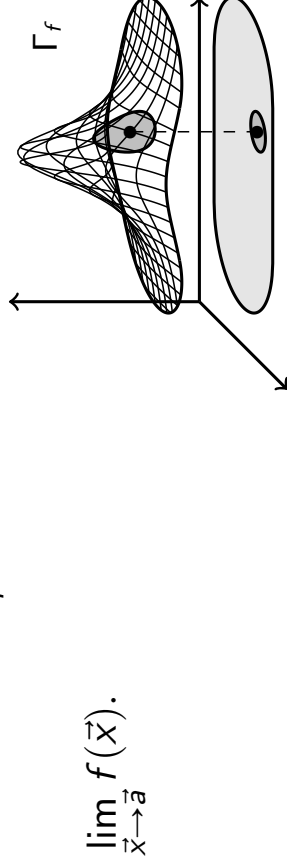


# Limites des fonctions

- 2 Dérivées
- Partielles
- Directionnelles
- Gradient
- Différentielle
- Jacobienne
- Règle de la chaîne
- Hessienne
- Taylor
- Extrema

**Définition** – Soit  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$  une fonction de plusieurs variables, de domaine  $D_f$ .

- La **limite de  $f$  en un point**  $\vec{a} \in D_f \cup \partial D_f$  est la valeur à laquelle tend  $f(\vec{x})$  quand  $\vec{x}$  s'approche de  $\vec{a}$  par tous les chemins contenus dans  $D_f$ . On la note



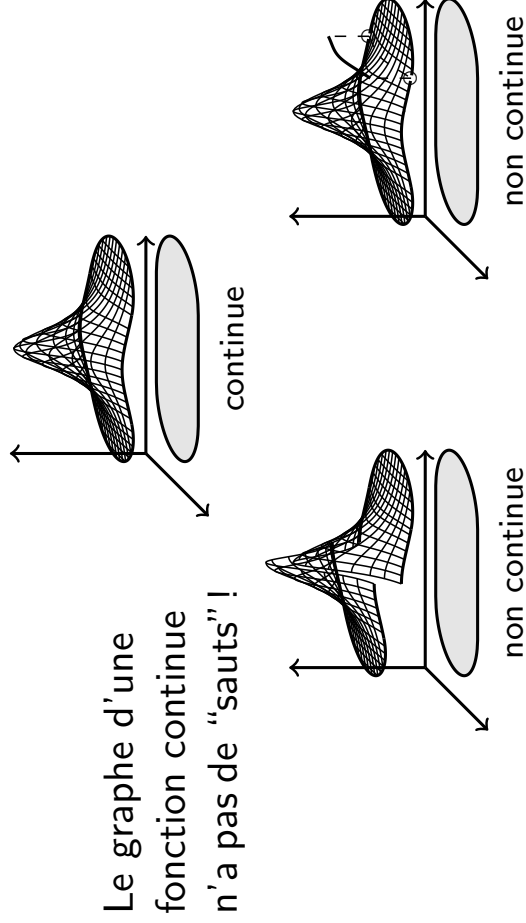
**ATTENTION** – La limite peut ne pas exister, mais si elle existe elle est unique.

# Fonctions continues

- La fonction  $f$  est **continue** en  $\vec{a} \in D_f$  si

$$\lim_{\vec{x} \rightarrow \vec{a}} f(\vec{x}) = f(\vec{a}).$$

- La fonction  $f$  est **continue sur le sous-ensemble**  $D \subset D_f$  si  $f$  est continue en tout point de  $D$ .



# Quelles fonctions sont-elles continues ?

**Théorèmes** – *Toutes les fonctions de plusieurs variables obtenues comme somme, produit ou composée de fonctions continues sont continues.*

## Quelques fonctions continues –

- Les fonctions polynomiales de plusieurs variables sont continues sur  $\mathbb{R}^n$ .
- Toutes les fonctions de plusieurs variables obtenues par composition ou combinaisons de fonctions à une variable qui sont continues.
- Ainsi: les fractions rationnelles, les racines, les exponentielles et les logarithmes, les fonctions circulaires, les fonctions hyperboliques et leurs réciproques sont continues sur leur domaine de définition.

## 2. Dérivées partielles

2 Dérivées  
Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
Différentielle  
Jacobienne  
Règle de la chaîne  
Hessienne  
Taylor  
Extrema

Dans cette section:

- Rappels sur les fonctions d'une variable
- dérivées partielles
- fonctions (continûment) différentiables

## Rappels sur les fonctions d'une variable

**Rappel** – Si  $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  est une fonction d'une variable, la **dérivée** de  $f$  en  $x \in D_f$  est la limite

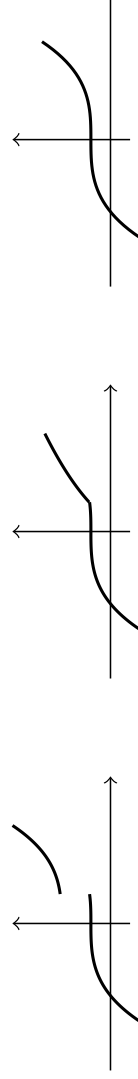
$$f'(x) := \lim_{h \rightarrow 0} \frac{f(x+h) - f(x)}{h}$$

si elle existe et est finie. Dans ce cas,  $f$  est **dérivable** en  $x$ .

La fonction  $f$  est **dérivable** sur  $D \subset D_f$  si elle est dérivable en tout point  $x \in D$ .

**Propriété** – Une fonction dérivable est continue.

Le contraire est faux:



non continue

continue, non dérivable

dérivable

2 Dérivées  
Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
Différentielle  
Jacobienne  
Règle de la chaîne  
Hessienne  
Taylor  
Extrema

# Dérivées partielles

## 2 Dérivées

### Partielles

Directionnelles

Gradient

Différentielle

Jacobienne

Règle de la chaîne

Hessienne

Taylor

Extrema

**Définition** – Soit  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$  une fonction.

- Les **dérivées partielles de  $f$  en  $\vec{x} \in D_f$**  sont les limites

$$\frac{\partial f}{\partial x_i}(x_1, \dots, x_n) = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{f(x_1, \dots, x_i + h, \dots, x_n) - f(x_1, \dots, x_n)}{h}$$

pour  $i = 1, \dots, n$  (si ces limites existent).

- Les **dérivées partielles de  $f$**  sont les fonctions

$$\frac{\partial f}{\partial x_i} : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m : \vec{x} \mapsto \frac{\partial f}{\partial x_i}(\vec{x}) \quad \text{pour } i = 1, \dots, n$$

définies sur l'ensemble de points  $\vec{x}$  où les dérivées  $\frac{\partial f}{\partial x_i}(\vec{x})$  existent.

## Fonctions (continûment) différentiables

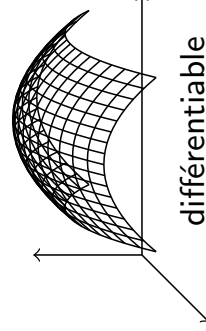
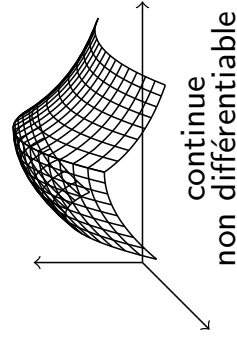
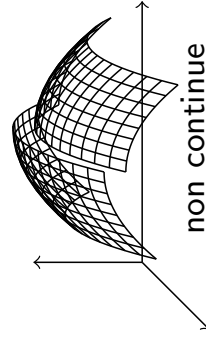
- La fonction  $f$  est **(continûment) différentiable sur  $D \subset D_f$ , ou de classe  $C^1$  sur  $D$** , si toutes les dérivées partielles

$$\frac{\partial f}{\partial x_i} : D \subset \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$$

existent et sont des fonctions continues en tout point  $\vec{x} \in D$ .

**Propriété** – Une fonction *différentiable* est *continue*.

Le contraire est faux: le graphe d'une fonction différentiable n'a pas de "sauts" et en plus ne change pas son allure "brusquement"!



## 2 Dérivées

### Partielles

Directionnelles

Gradient

Différentielle

Jacobienne

Règle de la chaîne

Hessienne

Taylor

Extrema

## Exemples de fonctions différentiables

### 2 Dérivées

#### Partielles

Directionnelles

Gradient

Différentielle

Jacobienne

Règle de la chaîne

Hessienne

Taylor

Extrema

**Exemple 1** – La fonction  $f(x, y) = xy^2 + 3x$  est  $C^1$  sur  $\mathbb{R}^2$  car

$$\frac{\partial f}{\partial x}(x, y) = y^2 + 3 \quad \text{et} \quad \frac{\partial f}{\partial y}(x, y) = 2xy$$

sont continues sur  $\mathbb{R}^2$ .

**Exemple 2** – La fonction  $f(x, y, z) = \left( \frac{xy^2 + 3x}{z^2} \right)$  est  $C^1$

sur  $\mathbb{R}^3$  car

$$\frac{\partial f}{\partial x} = \begin{pmatrix} y^2 + 3 \\ 0 \end{pmatrix}, \quad \frac{\partial f}{\partial y} = \begin{pmatrix} 2xy \\ 0 \end{pmatrix} \quad \text{et} \quad \frac{\partial f}{\partial z} = \begin{pmatrix} 0 \\ 2z \end{pmatrix}$$

sont continues sur  $\mathbb{R}^3$ .

## Exemples de fonctions différentiables

### 2 Dérivées

#### Partielles

Directionnelles

Gradient

Différentielle

Jacobienne

Règle de la chaîne

Hessienne

Taylor

Extrema

**Exemple 3** – La fonction  $f(r, \varphi, \theta) = \varphi^2 + r \sin \theta$  est  $C^1$  sur  $\mathbb{R}^3$  car

$$\frac{\partial f}{\partial r}(r, \varphi, \theta) = \sin \theta, \quad \frac{\partial f}{\partial \varphi}(r, \varphi, \theta) = 2\varphi$$

et

$$\frac{\partial f}{\partial \theta}(r, \varphi, \theta) = r \cos \theta$$

sont continues.

### 3. Dérivées directionnelles

2 Dérivées  
Partielles  
**Directionnelles**  
Gradient  
Différentielle  
Jacobienne  
Règle de la chaîne  
Hessienne  
Taylor  
Extrema

Dans cette section:

- Dérivées directionnelles
- Croissance et décroissance des fonctions réelles

### Dérivées directionnelles

Soit  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$  différentiable sur un ensemble  $D \subset \mathbb{R}^n$ .

**Définition** – Pour tout vecteur  $\vec{v} = (v_1, \dots, v_n) \in \mathbb{R}^n$ , on appelle **dérivée directionnelle de  $f$  dans la direction  $\vec{v}$**  la fonction

$$\begin{aligned} \partial_{\vec{v}} f : D &\longrightarrow \mathbb{R}^m \\ \vec{x} &\longmapsto \partial_{\vec{v}} f(\vec{x}) = v_1 \frac{\partial f}{\partial x_1}(\vec{x}) + \dots + v_n \frac{\partial f}{\partial x_n}(\vec{x}) \end{aligned}$$

**Nota** –

Dérivées partielles = dérivées directionnelles dans la direction des vecteurs

$$\vec{e}_i = (0, \dots, 1, \dots, 0),$$

où 1 est en  $i$ ème position,

$$\text{c'est-à-dire } \frac{\partial f}{\partial x_i} = \partial_{\vec{e}_i} f.$$

2 Dérivées  
Partielles  
**Directionnelles**  
Gradient  
Différentielle  
Jacobienne  
Règle de la chaîne  
Hessienne  
Taylor  
Extrema

## Exemples de dérivées directionnelles

2 Dérivées  
Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
Différentielle  
Jacobienne  
Règle de la chaîne  
Hessienne  
Taylor  
Extrema

**Exemple 1** – La dérivée directionnelle de la fonction

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

dans la direction  $\vec{v} = (X, Y)$  est la fonction

$$\begin{aligned} \partial_{\vec{v}} f : \mathbb{R}^2 &\longrightarrow \mathbb{R} \\ (x, y) &\longmapsto \partial_{\vec{v}} f(x, y) = (y^2 + 3)X + 2xyY \end{aligned}$$

puisque

$$\frac{\partial f}{\partial x}(x, y) = y^2 + 3 \quad \text{et} \quad \frac{\partial f}{\partial y}(x, y) = 2xy.$$

## Exemples de dérivées directionnelles

2 Dérivées  
Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
Différentielle  
Jacobienne  
Règle de la chaîne  
Hessienne  
Taylor  
Extrema

**Exemple 2** – La dérivée directionnelle de l'application

$$\begin{aligned} f = (f_1, f_2) : \mathbb{R}^3 &\longrightarrow \mathbb{R}^2 \\ (x, y, z) &\longmapsto (xy^2 + 3x, yz^2) = \begin{pmatrix} xy^2 + 3x \\ yz^2 \end{pmatrix} \end{aligned}$$

dans la direction  $\vec{v} = (X, Y, Z)$  est la fonction

$$\partial_{\vec{v}} f = (\partial_{\vec{v}} f_1, \partial_{\vec{v}} f_2) : \mathbb{R}^3 \longrightarrow \mathbb{R}^2$$

qui vaut, en tout  $\vec{x} = (x, y, z) \in \mathbb{R}^3$ :

$$\begin{aligned} \partial_{\vec{v}} f(x, y, z) &= \begin{pmatrix} y^2 + 3 \\ 0 \end{pmatrix} X + \begin{pmatrix} 2xy \\ z^2 \end{pmatrix} Y + \begin{pmatrix} 0 \\ 2yz \end{pmatrix} Z \\ &= \begin{pmatrix} (y^2 + 3)X + 2xyY \\ z^2Y + 2yzZ \end{pmatrix}. \end{aligned}$$



## Exemples de dérivées directionnelles

**Exemple 3** – La dérivée directionnelle de l'application

$$f : \mathbb{R}^3 \longrightarrow \mathbb{R} \\ (r, \varphi, \theta) \longmapsto \varphi^2 + r \sin \theta$$

dans la direction  $\vec{v} = (X, Y, Z)$ , au point  $\vec{x} = (r, \varphi, \theta) \in \mathbb{R}^3$ , est donnée par

$$\partial_{(X,Y,Z)} f(r, \varphi, \theta) = \sin \theta X + 2\varphi Y + r \cos \theta Z$$

puisque

$$\frac{\partial f}{\partial r}(r, \varphi, \theta) = \sin \theta, \quad \frac{\partial f}{\partial \varphi}(r, \varphi, \theta) = 2\varphi$$

et

$$\frac{\partial f}{\partial \theta}(r, \varphi, \theta) = r \cos \theta$$

## Croissance et décroissance des fonctions réelles

**Théorème** – Soit  $f : \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}$  une fonction réelle de classe  $C^1$  sur  $D \subset \mathbb{R}^n$ . Pour tout  $\vec{x} \in D$  et tout  $\vec{v} \in \mathbb{R}^n$ , on a :

- Si  $\partial_{\vec{v}} f(\vec{x}) > 0$  alors  $f$  est croissante au point  $\vec{x}$  dans la direction de  $\vec{v}$ .
- Si  $\partial_{\vec{v}} f(\vec{x}) < 0$  alors  $f$  est décroissante au point  $\vec{x}$  dans la direction de  $\vec{v}$ .

De plus :

- forte croissance  $\iff$  grande dérivée positive
- forte décroissance  $\iff$  grande dérivée négative

ATTENTION – On ne peut rien dire sur la croissance de  $f$  si  $\partial_{\vec{v}} f(\vec{x}) = 0!$

## Exercice

**Énoncé** – La fonction  $f(x, y) = xy^2 + 3x$  est-elle croissante ou décroissante au point  $(3, 1)$ , dans les directions  $(1, 1)$ ,  $(1, 2)$ ,  $(1, -1)$  et  $(1, -2)$  ?

**Réponse** – Pour tout vecteur  $\vec{v} = (X, Y)$ , on a

$$\partial_{\vec{v}}f(x, y) = (y^2 + 3)X + 2xyY$$

et donc

$$\partial_{\vec{v}}f(3, 1) = 4X + 6Y$$

d'où

- $\partial_{(1,1)}f(3, 1) = 10 \Rightarrow f$  croissante en direction  $(1, 1)$
- $\partial_{(1,2)}f(3, 1) = 16 \Rightarrow f$  croissante en direction  $(1, 2)$
- $\partial_{(1,-1)}f(3, 1) = -2 \Rightarrow f$  décroissante en dir.  $(1, -1)$
- $\partial_{(1,-2)}f(3, 1) = -8 \Rightarrow f$  décroissante en dir.  $(1, -2)$

## Exercice

**Énoncé (suite)** – Parmi ces quatre directions, quelle est celle de plus forte croissance et celle de plus forte décroissance ?

**Réponse** – Pour comparer la croissance d'une fonction en différentes directions, il faut calculer les différentes dérivées directionnelles avec des vecteurs ayant tous la même longueur, par exemple 1.

*Directions croissantes* –

$$\bullet \|(1, 1)\| = \sqrt{2} \Rightarrow \partial_{\frac{1}{\sqrt{2}}(1,1)}f(3, 1) = \frac{10}{\sqrt{2}}$$

$$\bullet \|(1, 2)\| = \sqrt{5} \Rightarrow \partial_{\frac{1}{\sqrt{5}}(1,2)}f(3, 1) = \frac{16}{\sqrt{5}}$$

$$\text{Or } \frac{10}{\sqrt{2}} < \frac{16}{\sqrt{5}} \text{ car } (10\sqrt{3})^2 = 300 < (16\sqrt{2})^2 = 512.$$

Ainsi, au point  $(3, 1)$ , le fonction  $f$  croît plus rapidement dans la direction  $(1, 2)$ .

## Exercice

2 Dérivées  
Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
Différentielle  
Jacobienne  
Règle de la chaîne  
Hessienne  
Taylor  
Extrema

*Directions décroissantes –*

$$\bullet \|(1, -1)\| = \sqrt{2} \Rightarrow \partial_{\frac{1}{\sqrt{2}}(1, -1)} f(3, 1) = -\frac{2}{\sqrt{2}}$$

$$\bullet \|(1, -2)\| = \sqrt{3} \Rightarrow \partial_{\frac{1}{\sqrt{3}}(1, -2)} f(3, 1) = -\frac{8}{\sqrt{3}}$$

$$\text{On a } -\frac{2}{\sqrt{2}} > -\frac{8}{\sqrt{3}} \text{ car ceci se vérifie ssi } \frac{2}{\sqrt{2}} < \frac{8}{\sqrt{3}},$$

$$\text{ce qui est vrai car } (2\sqrt{3})^2 = 12 < (8\sqrt{2})^2 = 128.$$

Ainsi, au point  $(3, 1)$ , le fonction  $f$  décroît plus rapidement dans la direction  $(1, -2)$ .

## 4. Gradient

2 Dérivées  
Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
Différentielle  
Jacobienne  
Règle de la chaîne  
Hessienne  
Taylor  
Extrema

Dans cette section:

- Gradient des fonctions réelles
- Interprétation géométrique du gradient

# Gradient d'une fonction réelle

**Définition** – Soit  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  une fonction réelle différentiable sur  $D \subset D_f$ .

- Le **gradient de  $f$  en un point  $\vec{x} \in D$**  est le vecteur de  $\mathbb{R}^n$

$$\vec{\text{grad}} f(\vec{x}) \equiv \vec{\nabla} f(\vec{x}) = \frac{\partial f}{\partial x_1}(\vec{x}) \vec{e}_1 + \dots + \frac{\partial f}{\partial x_n}(\vec{x}) \vec{e}_n = \begin{pmatrix} \frac{\partial f}{\partial x_1}(\vec{x}) \\ \vdots \\ \frac{\partial f}{\partial x_n}(\vec{x}) \end{pmatrix}$$

où le symbole  $\vec{\nabla}$  se lit *nabla*.

- Le **gradient de  $f$**  est la fonction vectorielle

$$\vec{\text{grad}} f \equiv \vec{\nabla} f = \begin{pmatrix} \frac{\partial f}{\partial x_1} \\ \vdots \\ \frac{\partial f}{\partial x_n} \end{pmatrix} : D \subset \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$$

Pour tout vecteur  $\vec{v} \in \mathbb{R}^n$  on a alors  $\partial_{\vec{v}} f = \langle \vec{\nabla} f, \vec{v} \rangle = \vec{\nabla} f \cdot \vec{v}$ .

## Exemples de gradient

**Exemples** –

- $f(x, y) = xy^2 + 3x \Rightarrow \vec{\nabla} f(x, y) = \begin{pmatrix} y^2 + 3 \\ 2xy \end{pmatrix}$

Par exemple:  $\vec{\nabla} f(0, 0) = \begin{pmatrix} 3 \\ 0 \end{pmatrix}$  et  $\vec{\nabla} f(3, 2) = \begin{pmatrix} 7 \\ 12 \end{pmatrix}$ .

- $f(x, y, z) = \sin(xy) + \ln(x^2 + z^2) \Rightarrow$

$$\vec{\nabla} f(x, y, z) = \begin{pmatrix} y \cos(xy) + \frac{2x}{x^2+z^2} \\ x \cos(xy) \\ \frac{2z}{x^2+z^2} \end{pmatrix}.$$

Par exemple:  $\vec{\nabla} f(0, \pi, 1) = \begin{pmatrix} -\pi \\ 0 \\ 2 \end{pmatrix}$ .

# Interprétation géométrique du gradient

**Théorème** – Soit  $f : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$  une fonction de deux variables, différentiable sur  $D \subset \mathbb{R}^2$ . Pour tout  $\vec{x} \in D$  on a alors:

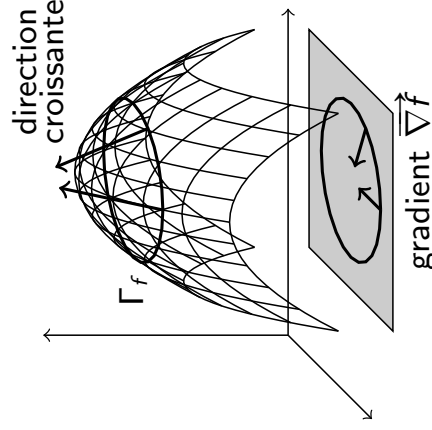
- Le gradient  $\vec{\nabla}f(\vec{x})$  est orthogonal à la ligne de niveau  $L_a(f)$  avec  $a = f(\vec{x})$ .
- Le gradient  $\vec{\nabla}f(\vec{x})$  indique la direction de la pente de plus forte croissante du graphe  $\Gamma_f$  en  $\vec{x}$ .

## Exemple: interprétation géométrique du gradient

**Exemple** –  $f(x, y) = \sqrt{1 - x^2 - y^2} \iff$   
domaine  $D_f = \overline{D}_O(1) =$  disque unitaire fermé  
ligne de niveau  $L_a(f) =$  cercle de rayon  $\sqrt{1 - a^2}$ , où  $a \in [0, 1]$   
 $f$  est différentiable sur  $D = D_O(1) =$  disque unitaire ouvert, et

$$\vec{\nabla}f(x, y) = \begin{pmatrix} \frac{-x}{\sqrt{1-x^2-y^2}} \\ \frac{-y}{\sqrt{1-x^2-y^2}} \end{pmatrix} = -\frac{1}{a}(x, y).$$

Pour tout  $a \in ]0, 1[$ , ce vecteur est orthogonal au cercle  $L_a(f)$  au point  $(x, y)$  et est dirigé vers le centre du cercle.



## 5. Différentielle

2 Dérivées  
Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
**Différentielle**  
Jacobiennne  
Règle de la chaîne  
Hessienne  
Taylor  
Extrema

Dans cette section:

- Différentielle des fonctions
- Différentielle des fonctions réelles:  $dx$ ,  $dy$  et  $dz$
- Différentielle des coordonnées cylindriques et sphériques:  $d\rho$ ,  $d\varphi$ ,  $dr$  et  $d\theta$

## Différentielle d'une fonction en un point

Soit  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$  une fonction différentiable sur l'ensemble  $D \subset \mathbb{R}^n$ . Par définition, pour tout  $\vec{x} \in D$ , l'application

$$\begin{aligned} \partial_{\bullet} f(x) : \mathbb{R}^n &\longrightarrow \mathbb{R}^m \\ \vec{v} &\longmapsto \partial_{\vec{v}} f(\vec{x}) = \frac{\partial f}{\partial x_1}(\vec{x}) v_1 + \dots + \frac{\partial f}{\partial x_n}(\vec{x}) v_n \end{aligned}$$

est linéaire dans la variable  $\vec{v}$ .

**Définition** – Cette application linéaire de  $\mathbb{R}^n$  vers  $\mathbb{R}^m$  s'appelle **différentielle de  $f$  au point  $\vec{x}$** .

Il est d'usage de la noter  $df_{\vec{x}} : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$ .

En somme, pour tout  $\vec{v} = (v_1, \dots, v_n) \in \mathbb{R}^n$ , on a donc

$$df_{\vec{x}}(\vec{v}) = \frac{\partial f}{\partial x_1}(\vec{x}) v_1 + \dots + \frac{\partial f}{\partial x_n}(\vec{x}) v_n = \partial_{\vec{v}} f(\vec{x}).$$

2 Dérivées  
Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
**Différentielle**  
Jacobiennne  
Règle de la chaîne  
Hessienne  
Taylor  
Extrema

# Différentielle en un point: cas particuliers

## Cas particuliers –

- Si  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  est une fonction réelle, la différentielle  $df_{\vec{x}} : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  s'écrit au moyen du gradient de  $f$ :

$$\forall \vec{v} \in \mathbb{R}^n, \quad df_{\vec{x}}(\vec{v}) = \langle \vec{\nabla} f(x), \vec{v} \rangle$$

- Si  $f = (f_1, \dots, f_m) : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}^m$  est une fonction d'une seule variable  $x$ , la différentielle  $df_x : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}^m$  vaut:

$$\forall v \in \mathbb{R}, \quad df_x(\vec{v}) = \left( f'_1(x) v, \dots, f'_m(x) v \right)$$

## Exemples de différentielles

### Exemples –

- $f(x) = x^2 - x^5 \Rightarrow f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$   
 $\Rightarrow df_x : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  est donnée par  $df_x(X) = (2x - 5x^4) X$ .
- $f(x, y) = x^2y^3 - 7y \Rightarrow f : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$   
 $\Rightarrow df_{(x,y)} : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$  est donnée par

$$df_{(x,y)}(X, Y) = 2xy^3 X + (3x^2y^2 - 7) Y.$$

Par exemple:

$$df_{(x,y)}(2, 1) = 4xy^3 + 3x^2y^2 - 7$$

$$df_{(1,1)}(X, Y) = 2X - 4Y$$

$$df_{(1,1)}(2, 1) = 0$$

## Exemples de différentielles (suite)

$$\bullet f(x, y) = \begin{pmatrix} xy^2 \\ y \\ x^2 - y^2 \end{pmatrix} \Rightarrow \begin{matrix} f : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}^3 \\ df_{(x,y)} : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}^3 \end{matrix}$$

$$df_{(x,y)}(X, Y) = X \begin{pmatrix} y^2 \\ 0 \\ 2x \end{pmatrix} + Y \begin{pmatrix} 2xy \\ 1 \\ -2y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y^2 X + 2xy Y \\ Y \\ 2xX - 2yY \end{pmatrix}$$

$$\bullet f(x, y, z) = \begin{pmatrix} xy^2 \\ yz^3 \end{pmatrix} \Rightarrow \begin{matrix} f : \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}^2 \\ df_{(x,y,z)} : \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}^2 \end{matrix}$$

$$df_{(x,y,z)}(X, Y, Z) = X \begin{pmatrix} y^2 \\ 0 \end{pmatrix} + Y \begin{pmatrix} 2xy \\ z^3 \end{pmatrix} + Z \begin{pmatrix} 0 \\ 3yz^2 \end{pmatrix} \\ = \begin{pmatrix} y^2 X + 2xy Y \\ z^3 Y + 3yz^2 Z \end{pmatrix}$$

2 Dérivées  
Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
**Différentielle**  
Jacobienne  
Règle de la chaîne  
Hessienne  
Taylor  
Extrema

## Applications linéaires élémentaires

**Remarque –**

- Les  $n$  applications linéaires (pour  $i = 1, \dots, n$ )

$$dx_i : \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}, \quad \vec{v} = (v_1, \dots, v_n) \longmapsto dx_i(\vec{v}) = v_i$$

formant une *base* de l'espace vectoriel  $\mathcal{L}(\mathbb{R}^n, \mathbb{R})$ .

- Par conséquent, toute application linéaire  $L : \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}$  s'écrit comme *combinaison linéaire* des  $dx_i$ :

$$L = a_1 dx_1 + \dots + a_n dx_n \quad \text{avec } a_i \in \mathbb{R}.$$

- Il n'y a pas  $n$  applications linéaires

$$"dx_i'' : \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}^m \quad (\text{pour } i = 1, \dots, n)$$

qui forment une base de l'espace vectoriel  $\mathcal{L}(\mathbb{R}^n, \mathbb{R}^m)$ , parce que cet espace a dimension  $n \times m$  !

2 Dérivées  
Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
**Différentielle**  
Jacobienne  
Règle de la chaîne  
Hessienne  
Taylor  
Extrema



# Différentielle

**Définition** – Soit  $f : \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}^m$  une fonction différentiable sur  $D \subset \mathbb{R}^n$ . L'application

$$D \subset \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathcal{L}(\mathbb{R}^n, \mathbb{R}^m) \\ \vec{x} \longmapsto df_{\vec{x}}$$

s'appelle **différentielle** de  $f$  et est notée  $df$ .

**Corollaire** – Si  $f : \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}$  est une fonction réelle, alors:

- La différentielle  $df_{\vec{x}} : \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}$  en  $\vec{x} \in D$  s'écrit

$$df_{\vec{x}} = \frac{\partial f}{\partial x_1}(\vec{x}) dx_1 + \dots + \frac{\partial f}{\partial x_n}(\vec{x}) dx_n.$$

- La différentielle  $df : D \longrightarrow \mathcal{L}(\mathbb{R}^n, \mathbb{R})$  s'écrit

$$df = \frac{\partial f}{\partial x_1} dx_1 + \dots + \frac{\partial f}{\partial x_n} dx_n.$$

# Exemples: écriture usuelle des différentielles

**Exemples** –

- $f(x) = x^2 - x^5 \Rightarrow df_x = (2x - 5x^4) dx$ .

Par exemple:  $df_1 = -3 dx$ .

- $f(x, y) = x^2 y^3 - 7y \Rightarrow df_{(x,y)} = 2xy^3 dx + (3x^2 y^2 - 7) dy$ .

Par exemple:  $df_{(1,1)} = 2 dx - 4 dy$ .

- $f(x, y, z) = x^2 y^3 z - 7yz^2 \Rightarrow$

$$df_{(x,y,z)} = 2xy^3 z dx + (3x^2 y^2 z - 7z^2) dy + (x^2 y^3 - 14yz) dz$$

Par exemple:  $df_{(1,1,1)} = 2 dx - 4 dy - 13 dz$

## Exercice

2 Dérivées  
Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
Différentielle  
Jacobienne  
Règle de la chaîne  
Hessienne  
Taylor  
Extrema

**Énoncé** – Pour la fonction  $f(x, y) = \ln(1 - x^2 + 5y)$ :

- 1) Déterminer l'ensemble  $D$  où  $f$  est différentiable.
- 2) Déterminer la différentielle en tout point  $(x, y) \in D$ .
- 3) Calculer  $df_{(2,0)}$  en les vecteurs  $\vec{r} = (1, 0)$ ,  $\vec{J} = (0, 1)$ ,  $\vec{v} = (1, 1)$  et  $\vec{u} = (3, -3)$ .

**Réponse** –

$$1) D = \left\{ (x, y) \in \mathbb{R}^2 \mid y > \frac{1}{5}x^2 - \frac{1}{5} \right\}$$

portion du plan au-dessus de la parabole d'éq.

$$y = \frac{1}{5}x^2 - \frac{1}{5}$$

## Exercice (suite)

2) Pour tout  $(x, y) \in D$ , on a

$$\begin{aligned} df_{(x,y)} &= \frac{\partial f}{\partial x}(x, y) dx + \frac{\partial f}{\partial y}(x, y) dy \\ &= \frac{-2x}{1 - x^2 + 5y} dx + \frac{5}{1 - x^2 + 5y} dy \end{aligned}$$

3) Ainsi

$$df_{(2,0)} = \frac{-4}{1 - 4} dx + \frac{5}{1 - 4} dy = \frac{4}{3} dx - \frac{5}{3} dy$$

et

$$\begin{aligned} df_{(2,0)}(\vec{r}) &= \frac{\partial f}{\partial x}(2, 0) = \frac{4}{3} \\ df_{(2,0)}(\vec{J}) &= \frac{\partial f}{\partial y}(2, 0) = -\frac{5}{3} \\ df_{(2,0)}(\vec{v}) &= df_{(2,0)}(1, 1) = \frac{4}{3} - \frac{5}{3} = -\frac{1}{3} \\ df_{(2,0)}(\vec{u}) &= df_{(2,0)}(3, -3) = \frac{4}{3} \cdot 3 - \frac{5}{3}(-3) = 4 + 5 = 9 \end{aligned}$$

2 Dérivées  
Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
Différentielle  
Jacobienne  
Règle de la chaîne  
Hessienne  
Taylor  
Extrema

## Exercice : $dx, dy, dz, d\rho, d\varphi, dr$ et $d\theta$

2 Dérivées  
Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
**Différentielle**  
Jacobienne  
Règle de la chaîne  
Hessienne  
Taylor  
Extrema

**Énoncé** – On note  $(x, y, z), (\rho, \varphi, z)$  et  $(r, \varphi, \theta)$  les coordonnées cartésiennes, cylindriques et sphériques des points de  $\mathbb{R}^3$ . On rappelle que

$$\begin{cases} x = \rho \cos \varphi \\ y = \rho \sin \varphi \\ z = z \end{cases} \quad \begin{matrix} \rho \in ]0, \infty[ \\ \varphi \in [0, 2\pi[ \end{matrix}$$

et

$$\begin{cases} x = r \cos \varphi \sin \theta \\ y = r \sin \varphi \sin \theta \\ z = r \cos \theta \end{cases} \quad \begin{matrix} r \in ]0, \infty[ \\ \varphi \in [0, 2\pi[ \\ \theta \in ]0, \pi[ \end{matrix}$$

## Exercice (suite)

2 Dérivées  
Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
**Différentielle**  
Jacobienne  
Règle de la chaîne  
Hessienne  
Taylor  
Extrema

Montrer que

$$i) \left\{ \begin{array}{l} dx = \cos \varphi d\rho - \rho \sin \varphi d\varphi \\ dy = \sin \varphi d\rho + \rho \cos \varphi d\varphi \\ dz = dz \end{array} \right.$$

$$i') \left\{ \begin{array}{l} d\rho = \cos \varphi dx + \sin \varphi dy \\ \rho d\varphi = -\sin \varphi dx + \cos \varphi dy \\ dz = dz \end{array} \right.$$

Formules de passage cartésiennes  $\longleftrightarrow$  cylindriques

## Exercice (suite)

2 Dérivées  
Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
**Différentielle**  
Jacobienne  
Règle de la chaîne  
Hessienne  
Taylor  
Extrema

$$\text{ii) } \left\{ \begin{array}{l} dx = \cos \varphi \sin \theta dr - r \sin \varphi \sin \theta d\varphi + r \cos \varphi \cos \theta d\theta \\ dy = \sin \varphi \sin \theta dr + r \cos \varphi \sin \theta d\varphi + r \sin \varphi \cos \theta d\theta \\ dz = \cos \theta dr - r \sin \theta d\theta \end{array} \right.$$

$$\text{ii') } \left\{ \begin{array}{l} dr = \cos \varphi \sin \theta dx + \sin \varphi \sin \theta dy + \cos \theta dz \\ r \sin \theta d\varphi = -\sin \varphi dx + \cos \varphi dy \\ r d\theta = \cos \varphi \cos \theta dx + \sin \varphi \cos \theta dy + \sin \theta dz \end{array} \right.$$

Formules de passage cartésiennes  $\longleftrightarrow$  sphériques

## Exercice (suite)

2 Dérivées  
Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
**Différentielle**  
Jacobienne  
Règle de la chaîne  
Hessienne  
Taylor  
Extrema

$$\text{(iii) } \left\{ \begin{array}{l} dr = \sin \theta d\rho + \cos \theta dz \\ d\varphi = d\varphi \\ rd\theta = \cos \theta d\rho - \sin \theta dz \end{array} \right.$$
$$\text{(iii')} \left\{ \begin{array}{l} d\rho = \sin \theta dr + \cos \theta d\theta \\ d\varphi = d\varphi \\ dz = r \cos \theta dr - r \sin \theta d\theta \end{array} \right.$$

Formules de passage cylindriques  $\longleftrightarrow$  sphériques

## Exercice (suite et fin)

### 2 Dérivées

Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
**Différentielle**  
Jacobienne  
Règle de la chaîne  
Hessienne  
Taylor  
Extrema

**Réponse** – Il suffit d'écrire les différentielles des applications de changement de variables. Par exemple la différentielle du changement de variables *cylindriques* → *cartésiennes* donne les formules *i*):

$$\begin{aligned} dx &= \frac{\partial x}{\partial \rho} d\rho + \frac{\partial x}{\partial \varphi} d\varphi + \frac{\partial x}{\partial z} dz \\ &= \cos \varphi d\rho - \rho \sin \varphi d\varphi \\ dy &= \frac{\partial y}{\partial \rho} d\rho + \frac{\partial y}{\partial \varphi} d\varphi + \frac{\partial y}{\partial z} dz \\ &= \sin \varphi d\rho + \cos \varphi d\varphi \\ dz &= \frac{\partial z}{\partial \rho} d\rho + \frac{\partial z}{\partial \varphi} d\varphi + \frac{\partial z}{\partial z} dz \\ &= dz \end{aligned}$$

Les formules *i*') s'obtiennent en inversant le système. On procède similairement pour les autres formules.

## 6. Jacobienne

### 2 Dérivées

Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
Différentielle  
**Jacobienne**  
Règle de la chaîne  
Hessienne  
Taylor  
Extrema

Dans cette section:

- Rappel sur les applications linéaires et les matrices
- Matrice Jacobienne et déterminant Jacobien
- Jacobien des changements de variables

# Rappels sur les applications linéaires et les matrices

**Rappel** – Toute application linéaire  $L : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$  se représente comme une matrice  $A = (a_{ij}) \in \mathcal{M}_{mn}(\mathbb{R})$  (avec  $m$  lignes et  $n$  colonnes) telle que, pour tout  $\vec{v} = (v_1, \dots, v_n) \in \mathbb{R}^n$ , on a

$$L(\vec{v}) = A \vec{v} \quad (\text{produit matrice par vecteur})$$

$$\begin{aligned} &= \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \dots & a_{mn} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} v_1 \\ \vdots \\ v_n \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} a_{11} v_1 + \dots + a_{1n} v_n \\ \vdots \\ a_{m1} v_1 + \dots + a_{mn} v_n \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^m \end{aligned}$$

## Matrice jacobienne

**Définition** – Soit  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$  une fonction diff. sur  $D$ .

- La **matrice Jacobienne de  $f$**  est la matrice  $J_f \in \mathcal{M}_{mn}$  associée à  $df$ , c'est à dire telle que

$$df_{\vec{x}}(\vec{v}) = J_f(\vec{x}) \vec{v}, \quad \text{pour tout } \vec{x} \in D \text{ et tout } \vec{v} \in \mathbb{R}^n.$$

Si  $(f_1, \dots, f_m)$  sont les composantes de  $f$ , on a alors

$$J_f(\vec{x}) = \begin{pmatrix} \frac{\partial f_1(\vec{x})}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial f_1(\vec{x})}{\partial x_n} \\ \vdots & \dots & \vdots \\ \frac{\partial f_m(\vec{x})}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial f_m(\vec{x})}{\partial x_n} \end{pmatrix} \in \mathcal{M}_{mn}(\mathbb{R}).$$

- Si la matrice Jacobienne est carrée ( $n = m$ ), son déterminant  $\text{Jac } f = \det J_f$  s'appelle **Jacobien de  $f$** .

## Matrice jacobienne: cas particuliers

### Cas particuliers –

- Si  $f : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$ ,  $(x, y) \mapsto f(x, y)$ , on a

$$J_f(x, y) = \begin{pmatrix} \frac{\partial f(x, y)}{\partial x} & \frac{\partial f(x, y)}{\partial y} \end{pmatrix} \in \mathcal{M}_{12}(\mathbb{R}) \quad (\text{matrice ligne})$$

- Si  $h : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}^2 : (u, v) \mapsto h(u, v) = (h_1(u, v), h_2(u, v))$ ,  
on a

$$J_h(u, v) = \begin{pmatrix} \frac{\partial h_1(u, v)}{\partial u} & \frac{\partial h_1(u, v)}{\partial v} \\ \frac{\partial h_2(u, v)}{\partial u} & \frac{\partial h_2(u, v)}{\partial v} \end{pmatrix} \in \mathcal{M}_{22}(\mathbb{R})$$

et

$$\text{Jac } h(u, v) = \frac{\partial h_1(u, v)}{\partial u} \frac{\partial h_2(u, v)}{\partial v} - \frac{\partial h_2(u, v)}{\partial u} \frac{\partial h_1(u, v)}{\partial v}$$

## Matrice jacobienne: cas particuliers

### Cas particuliers –

- Si  $\gamma : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}^2 : t \mapsto \gamma(t) = (\gamma_1(t), \gamma_2(t))$ , on a

$$J_\gamma(t) = \begin{pmatrix} \gamma_1'(t) \\ \gamma_2'(t) \end{pmatrix} = \gamma'(t) \in \mathcal{M}_{21}(\mathbb{R}) \quad \begin{array}{l} (\text{matrice colonne} \\ = \text{vecteur}) \end{array}$$

- Si  $g : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ ,  $z \mapsto g(z)$ , on a

$$J_g(z) = (g'(z)) \in \mathcal{M}_{11}(\mathbb{R})$$

et

$$\text{Jac } g(z) = g'(z) \in \mathbb{R}$$

## Exemples : matrices Jacobiennes

2 Dérivées  
Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
Différentielle  
**Jacobienne**  
Règle de la chaîne  
Hessienne  
Taylor  
Extrema

### Exemples –

- $f(x, y) = x^2y \Rightarrow J_f(x, y) = \begin{pmatrix} 2xy & x^2 \end{pmatrix} \in \mathcal{M}_{12}$

- $h(u, v) = (u^2v, 3u) \Rightarrow$

$$J_h(u, v) = \begin{pmatrix} 2uv & u^2 \\ 3 & 0 \end{pmatrix} \in \mathcal{M}_{22} \quad \text{et} \quad \text{Jac } h(u, v) = -3u^2$$

- $\gamma(t) = (2t, t^3 + 1) \Rightarrow J_\gamma(t) = \begin{pmatrix} 2 \\ 3t^2 \end{pmatrix} \in \mathcal{M}_{21}$

## Exemples: Jacobien des changements de variables

2 Dérivées  
Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
Différentielle  
**Jacobienne**  
Règle de la chaîne  
Hessienne  
Taylor  
Extrema

- **Polaires :**  $h(\rho, \varphi) = (\rho \cos \varphi, \rho \sin \varphi)$

$$J_h(\rho, \varphi) = \begin{pmatrix} \cos \varphi & -\rho \sin \varphi \\ \sin \varphi & \rho \cos \varphi \end{pmatrix}$$

$$\text{Jac } h(\rho, \varphi) = \rho \cos^2 \varphi + \rho \sin^2 \varphi = \rho$$

- **Cylindriques :**  $h(\rho, \varphi, z) = (\rho \cos \varphi, \rho \sin \varphi, z)$

$$J_h(\rho, \varphi, z) = \begin{pmatrix} \cos \varphi & -\rho \sin \varphi & 0 \\ \sin \varphi & \rho \cos \varphi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

$$\text{Jac } h(\rho, \varphi, z) = \rho \cos^2 \varphi + \rho \sin^2 \varphi = \rho$$



## Exemples: Jacobien des changements de variables

2 Dérivées  
Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
Différentielle  
**Jacobienne**  
Règle de la chaîne  
Hessienne  
Taylor  
Extrema

- **Sphériques :**  $h(r, \varphi, \theta) = (r \cos \varphi \sin \theta, r \sin \varphi \sin \theta, r \cos \theta)$

$$J_h(r, \varphi, \theta) = \begin{pmatrix} \cos \varphi \sin \theta & -r \sin \varphi \sin \theta & r \cos \varphi \cos \theta \\ \sin \varphi \sin \theta & r \cos \varphi \sin \theta & r \sin \varphi \cos \theta \\ \cos \theta & 0 & -r \sin \theta \end{pmatrix}$$

$$\begin{aligned} \text{Jac } h &= \cos \theta \begin{pmatrix} -r^2 \sin^2 \varphi \sin \theta \cos \theta - r^2 \cos^2 \varphi \sin \theta \cos \theta \\ -r \sin \theta (r \cos^2 \varphi \sin^2 \theta + r \sin^2 \varphi \sin^2 \theta) \\ -r^2 \sin \theta \cos^2 \theta - r^2 \sin^3 \theta \\ -r^2 \sin \theta \end{pmatrix} \\ &= -r^2 \sin \theta \cos^2 \theta - r^2 \sin^3 \theta \\ &= -r^2 \sin \theta \end{aligned}$$

## Exercice

2 Dérivées  
Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
Différentielle  
**Jacobienne**  
Règle de la chaîne  
Hessienne  
Taylor  
Extrema

**Énoncé** – Calculer le gradient, la différentielle et la matrice jacobienne de la fonction  $f : \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}$  donnée par

$$f(x, y, z) = z \sin(xy).$$

**Réponse** – On a

$$\vec{\nabla} f(x, y, z) = \begin{pmatrix} yz \cos(xy) \\ xz \cos(xy) \\ \sin(xy) \end{pmatrix}$$

$$df_{(x,y,z)} = yz \cos(xy) dx + xz \cos(xy) dy + \sin(xy) dz$$

$$J_f(x, y, z) = \begin{pmatrix} yz \cos(xy) & xz \cos(xy) & \sin(xy) \end{pmatrix}$$

## Exercice

2 Dérivées  
Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
Différentielle  
**Jacobienne**  
Règle de la chaîne  
Hessienne  
Taylor  
Extrema

**Énoncé** – Calculer la différentielle et la matrice Jacobienne de la fonction  $f : \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}^2$  donnée par

$$f(x, y, z) = \begin{pmatrix} z \sin x \\ z \sin y \end{pmatrix}.$$

**Réponse** – On a

$$df_{(x,y,z)}(X, Y, Z) = \begin{pmatrix} z \cos x \\ 0 \end{pmatrix} X + \begin{pmatrix} 0 \\ z \cos y \end{pmatrix} Y + \begin{pmatrix} \sin x \\ \sin y \end{pmatrix} Z$$

$$J_f(x, y, z) = \begin{pmatrix} z \cos x & 0 & \sin x \\ 0 & z \cos y & \sin y \end{pmatrix}$$

## 7. Résumé sur les dérivées

2 Dérivées  
Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
Différentielle  
**Jacobienne**  
Règle de la chaîne  
Hessienne  
Taylor  
Extrema

Dans cette section:

- Résumé sur les dérivées des fonctions réelles
- Résumé sur les dérivées des fonctions vectorielles

# Resumé: dérivées des fonctions réelles

Si  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  est une fonction réelle diff. sur  $D \subset \mathbb{R}^n$  :

- **dérivées partielles**  
= fonctions réelles
- **dérivées directionelles**  
= fonctions réelles
- **gradient**  
= fonction vectorielle
- **différentielle**  
= fonction à valeur applications linéaires
- **Jacobienne**  
= fonction à valeur matrices ligne

$$\frac{\partial f}{\partial x_1}, \dots, \frac{\partial f}{\partial x_n} : D \rightarrow \mathbb{R}$$

$$\partial_{\vec{v}} f : D \rightarrow \mathbb{R}$$

$$\partial_{\vec{v}} f = v_1 \frac{\partial f}{\partial x_1} + \dots + v_n \frac{\partial f}{\partial x_n}$$

$$\vec{\nabla} f : D \rightarrow \mathbb{R}^n$$

$$\begin{pmatrix} \frac{\partial f}{\partial x_1} \\ \vdots \\ \frac{\partial f}{\partial x_n} \end{pmatrix}$$

$$df : D \rightarrow \mathcal{L}(\mathbb{R}^n, \mathbb{R})$$

$$df = \frac{\partial f}{\partial x_1} dx_1 + \dots + \frac{\partial f}{\partial x_n} dx_n$$

$$J_f : D \rightarrow \mathcal{M}_{1n}(\mathbb{R})$$

$$J_f = \begin{pmatrix} \frac{\partial f}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial f}{\partial x_n} \end{pmatrix}$$

# Resumé: dérivées des fonctions vectorielles

Si  $f = (f_1, \dots, f_m) : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$  est fonction vectorielle diff. sur  $D$  :

- **dérivées partielles**  
= fonctions vectorielles
- **dérivées directionelles**  
= fonctions vectorielles
- **gradient** " $\vec{\nabla} f$ " n'est pas défini
- **différentielle**  
= fonction à valeur applications linéaires
- **Jacobienne**  
= fonction à valeur dans les matrices

$$\frac{\partial f}{\partial x_1}, \dots, \frac{\partial f}{\partial x_n} : D \rightarrow \mathbb{R}^m$$

$$\frac{\partial f}{\partial x_i} = \begin{pmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_i} \\ \vdots \\ \frac{\partial f_m}{\partial x_i} \end{pmatrix}$$

$$\partial_{\vec{v}} f : D \rightarrow \mathbb{R}^m$$

$$\partial_{\vec{v}} f = v_1 \frac{\partial f}{\partial x_1} + \dots + v_n \frac{\partial f}{\partial x_n}$$

$$df : D \rightarrow \mathcal{L}(\mathbb{R}^n, \mathbb{R}^m)$$

mais les " $dx_i$ " n'existent pas

$$J_f : D \subset \mathbb{R}^n \rightarrow \mathcal{M}_{mn}(\mathbb{R})$$

$$J_f = \begin{pmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial f_1}{\partial x_n} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{\partial f_m}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial f_m}{\partial x_n} \end{pmatrix}$$

## 8. Règle de la chaîne

2 Dérivées  
Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
Différentielle  
Jacobienne  
**Règle de la chaîne**  
Hessienne  
Taylor  
Extrema

Dans cette section:

- Dérivées de la somme et du produit de fonctions
- Dérivées de la composée de fonctions
- Transformation des dérivées partielles:  $\frac{\partial}{\partial x}$ ,  $\frac{\partial}{\partial y}$ ,  $\frac{\partial}{\partial z}$ ,  $\frac{\partial}{\partial \rho}$ ,  $\frac{\partial}{\partial \varphi}$ ,  $\frac{\partial}{\partial r}$  et  $\frac{\partial}{\partial \theta}$

## Dérivées de la somme de fonctions et du produit par scalaire

2 Dérivées  
Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
Différentielle  
Jacobienne  
**Règle de la chaîne**  
Hessienne  
Taylor  
Extrema

**Proposition** – Si  $f, g : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$  sont différentiables, on a :

$$\bullet \quad \frac{\partial(f+g)}{\partial x_i} = \frac{\partial f}{\partial x_i} + \frac{\partial g}{\partial x_i} \quad \text{pour tout } i = 1, \dots, n$$

Par conséquent  $\vec{\nabla}(f+g) = \vec{\nabla}f + \vec{\nabla}g$  (si  $m=1$ ),

$$d(f+g) = df + dg, \quad J_{f+g} = J_f + J_g$$

$$\bullet \quad \frac{\partial(\lambda f)}{\partial x_i} = \lambda \frac{\partial f}{\partial x_i} \quad \text{pour tout } i = 1, \dots, n \quad \text{où } \lambda \in \mathbb{R}$$

Par conséquent  $\vec{\nabla}(\lambda f) = \lambda \vec{\nabla}f$  (si  $m=1$ ),

$$d(\lambda f) = \lambda df, \quad J_{\lambda f} = \lambda J_f$$

# Dérivées du produit de fonctions

**Proposition** – Si  $f, g : \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}$  sont des fonctions réelles différentiables, on a la **règle de Leibniz**:

$$\bullet \quad \frac{\partial (fg)}{\partial x_i} = \frac{\partial f}{\partial x_i} g + f \frac{\partial g}{\partial x_i} \quad \text{pour tout } i = 1, \dots, n$$

Par conséquent  $\vec{\nabla}(fg) = (\vec{\nabla}f)g + f(\vec{\nabla}g)$ ,

$$d(fg) = (df)g + f(dg),$$

$$J_{fg} = (J_f)g + f(J_g)$$

## Exemple : règle de Leibniz

**Exemple** – Soit  $f : \mathbb{R}^2 \longrightarrow \mathbb{R}$  définie par  $f(x, y) = xy^2 e^{xy}$ .  
Le calcul de la différentielle de  $f$  peut se faire directement au moyen de la formule

$$d(xy^2 e^{xy}) = \frac{\partial(xy^2 e^{xy})}{\partial x} dx + \frac{\partial(xy^2 e^{xy})}{\partial y} dy$$

ou en passant par la règle de Leibniz

$$\begin{aligned} d(xy^2 e^{xy}) &= d(xy^2) e^{xy} + xy^2 d(e^{xy}) \\ &= (y^2 dx + 2xy dy) e^{xy} \\ &\quad + xy^2 (y e^{xy} dx + x e^{xy} dy) \\ &= (y^2 + xy^3) e^{xy} dx + (2xy + x^2 y^2) e^{xy} dy \end{aligned}$$

# Dérivées des fonctions composées

**Proposition – Pour deux fonctions**

$$f = (f_1, \dots, f_m) : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m \quad \text{différentiable en } \vec{x} \in \mathbb{R}^n$$
$$g = (g_1, \dots, g_p) : \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}^p \quad \text{différentiable en } \vec{y} = f(\vec{x}) \in \mathbb{R}^m$$

la composée  $g \circ f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^p$  est différentiable en  $\vec{x}$  et on a la règle de la chaîne :

$$\bullet \quad \frac{\partial (g \circ f)_j}{\partial x_i}(\vec{x}) = \frac{\partial g_j}{\partial y_1}(f(\vec{x})) \frac{\partial f_1}{\partial x_i}(\vec{x}) + \dots + \frac{\partial g_j}{\partial y_m}(f(\vec{x})) \frac{\partial f_m}{\partial x_i}(\vec{x})$$

pour tout  $i = 1, \dots, n$  et tout  $j = 1, \dots, p$ ,

Par conséquent, on a aussi :

$$d(g \circ f)_{\vec{x}} = dg_{f(\vec{x})} \circ df_{\vec{x}} \quad (\text{composition d'applications linéaires})$$

$$J_{g \circ f}(\vec{x}) = J_g(f(\vec{x})) \cdot J_f(\vec{x}) \quad (\text{produit de matrices})$$

# Cas particuliers de fonctions composées

**Règle de la chaîne : cas particuliers –**

$$\bullet \text{ Si } f : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}, (x, y) \mapsto z = f(x, y)$$

$$g : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}, z \mapsto g(z)$$

on a

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{\partial (g \circ f)}{\partial x}(x, y) = g'(f(x, y)) \frac{\partial f}{\partial x}(x, y) \\ \frac{\partial (g \circ f)}{\partial y}(x, y) = g'(f(x, y)) \frac{\partial f}{\partial y}(x, y) \end{array} \right.$$

$$d(g \circ f)_{(x, y)} = g'(f(x, y)) df_{(x, y)}$$

$$J_{g \circ f}(x, y) = g'(f(x, y)) J_f(x, y)$$

## Cas particuliers de fonctions composées

2 Dérivées  
Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
Différentielle  
Jacobienne  
Règle de la chaîne  
Hessienne  
Taylor  
Extrema

### Règle de la chaîne : cas particuliers –

- Si  $h : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}^2, (u, v) \mapsto (x, y) = h(u, v)$   
 $f : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}, (x, y) \mapsto f(x, y)$

on a

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{\partial(f \circ h)}{\partial u}(u, v) = \frac{\partial f}{\partial x}(h(u, v)) \frac{\partial x}{\partial u}(u, v) + \frac{\partial f}{\partial y}(h(u, v)) \frac{\partial y}{\partial u}(u, v) \\ \frac{\partial(f \circ h)}{\partial v}(u, v) = \frac{\partial f}{\partial x}(h(u, v)) \frac{\partial x}{\partial v}(u, v) + \frac{\partial f}{\partial y}(h(u, v)) \frac{\partial y}{\partial v}(u, v) \end{array} \right.$$

$$d(f \circ h)_{(u, v)} = df_{h(u, v)} \circ dh_{(u, v)}$$

$$J_{f \circ h}(u, v) = J_f(h(u, v)) J_h(u, v)$$

## Cas particuliers de fonctions composées

2 Dérivées  
Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
Différentielle  
Jacobienne  
Règle de la chaîne  
Hessienne  
Taylor  
Extrema

### Règle de la chaîne : cas particuliers –

- Si  $\gamma : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}^2, t \mapsto (x, y) = \gamma(t)$   
 $f : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}, (x, y) \mapsto f(x, y)$

on a

$$(f \circ \gamma)'(t) = \frac{\partial f}{\partial x}(\gamma(t)) x'(t) + \frac{\partial f}{\partial y}(\gamma(t)) y'(t)$$

$$d(f \circ \gamma)_t = df_{\gamma(t)} \circ d\gamma_t$$

$$J_{f \circ \gamma}(t) = J_f(\gamma(t)) J_\gamma(t)$$

## Exercice

2 Dérivées  
Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
Différentielle  
Jacobienne  
**Règle de la chaîne**  
Hessienne  
Taylor  
Extrema

**Énoncé** – Soit  $f : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$  une fonction dont on connaît

$$\frac{\partial f(x,y)}{\partial x} = 2xy \quad \text{et} \quad \frac{\partial f(x,y)}{\partial y} = x^2 - 2y.$$

1) Calculer  $\frac{\partial F}{\partial x}$  et  $\frac{\partial F}{\partial y}$  pour  $F(x,y) = \ln f(x,y)$ .

**Réponse** – Si on pose  $g(z) = \ln z$ , on a  $F = g \circ f$  et donc

$$\frac{\partial F(x,y)}{\partial x} = g'(f(x,y)) \frac{\partial f}{\partial x}(x,y) = \frac{2xy}{f(x,y)}$$

$$\frac{\partial F(x,y)}{\partial y} = g'(f(x,y)) \frac{\partial f}{\partial y}(x,y) = \frac{x^2 - 2y}{f(x,y)}$$

## Exercice (suite)

2 Dérivées  
Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
Différentielle  
Jacobienne  
**Règle de la chaîne**  
Hessienne  
Taylor  
Extrema

2) Calculer  $\frac{\partial G}{\partial u}$  et  $\frac{\partial G}{\partial v}$  pour  $G(u,v) = f(v, uv^2)$ .

**Réponse** – Si on pose  $h(u,v) = (v, uv^2) = (x, y)$ , c. à d.  $x = v$  et  $y = uv^2$ , on a  $G = f \circ h$  et donc

$$\begin{aligned} \frac{\partial G(u,v)}{\partial u} &= \frac{\partial f}{\partial x}(v, uv^2) \frac{\partial x}{\partial u}(u,v) + \frac{\partial f}{\partial y}(v, uv^2) \frac{\partial y}{\partial u}(u,v) \\ &= 2v uv^2 \cdot 0 + (v^2 - 2uv^2) \cdot v^2 \\ &= (1 - 2u)v^4 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial G(u,v)}{\partial v} &= \frac{\partial f}{\partial x}(v, uv^2) \frac{\partial x}{\partial v}(u,v) + \frac{\partial f}{\partial y}(v, uv^2) \frac{\partial y}{\partial v}(u,v) \\ &= 2v uv^2 \cdot 1 + (v^2 - 2uv^2) \cdot 2uv \\ &= 4uv^2(v - u) \end{aligned}$$



## Exercice (suite)

2 Dérivées  
Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
Différentielle  
Jacobienne  
**Règle de la chaîne**  
Hessienne  
Taylor  
Extrema

3) Calculer  $H'(t)$  pour  $H(t) = f(t^2, 3t)$ .

**Réponse** – Si on pose  $\gamma(t) = (t^2, 3t) = (x, y)$ ,  
c. à d.  $x = t^2$  et  $y = 3t$ , on a  $H = f \circ \gamma$  et donc

$$\begin{aligned} H'(t) &= (f \circ \gamma)'(t) \\ &= \frac{\partial f}{\partial x}(t^2, 3t) x'(t) + \frac{\partial f}{\partial y}(t^2, 3t) y'(t) \\ &= 2t^2 \cdot 2t + (t^4 - 6t) \cdot 3 \\ &= 24t^4 - 18t \end{aligned}$$

## Exercice

**Énoncé** – Soit  $f : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$  la fonction  $f(x, y) = xy^2$ .

1) Calculer  $\frac{\partial g(xy^2)}{\partial x}$  et  $\frac{\partial g(xy^2)}{\partial y}$ , où  
 $g : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  est une fonction telle que  $g'(z) = \sqrt{z}$ .

**Réponse** – On veut calculer les dérivées de  $g \circ f$ , donc on applique la règle de la chaîne:

$$\begin{aligned} \frac{\partial g(xy^2)}{\partial x} &= g'(xy^2) \frac{\partial(xy^2)}{\partial x} \\ &= \sqrt{xy^2} y^2 \\ \frac{\partial g(xy^2)}{\partial y} &= g'(xy^2) \frac{\partial(xy^2)}{\partial y} \\ &= \sqrt{xy^2} (x^2 - 2xy) \end{aligned}$$

2 Dérivées  
Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
Différentielle  
Jacobienne  
**Règle de la chaîne**  
Hessienne  
Taylor  
Extrema

## Exercice (suite)

2) Soit  $(x, y) = h(u, v) = (x(u, v), y(u, v))$  un changement de variables dont on connaît la matrice Jacobienne

$$J_h(u, v) = \begin{pmatrix} \frac{\partial x}{\partial u} & \frac{\partial x}{\partial v} \\ \frac{\partial y}{\partial u} & \frac{\partial y}{\partial v} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ v^2 & 2uv \end{pmatrix},$$

et soit  $\tilde{f} = f \circ h$ . Calculer  $\frac{\partial \tilde{f}}{\partial u}(u, v)$  et  $\frac{\partial \tilde{f}}{\partial v}(u, v)$ .

**Réponse** – On applique la règle de la chaîne:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \tilde{f}}{\partial u}(u, v) &= \frac{\partial f}{\partial x}(h(u, v)) \frac{\partial x}{\partial u}(u, v) + \frac{\partial f}{\partial y}(h(u, v)) \frac{\partial y}{\partial u}(u, v) \\ &= y(u, v)^2 \cdot 0 + 2x(u, v)y(u, v) v^2 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial \tilde{f}}{\partial v}(u, v) &= \frac{\partial f}{\partial x}(h(u, v)) \frac{\partial x}{\partial v}(u, v) + \frac{\partial f}{\partial y}(h(u, v)) \frac{\partial y}{\partial v}(u, v) \\ &= y(u, v)^2 \cdot 1 + 2x(u, v)y(u, v) 2uv \end{aligned}$$

## Exercice (suite)

**Réponse (suite)**–

En alternative, on peut passer par les matrices Jacobiennes. Puisque

$$J_f(x, y) = \begin{pmatrix} \frac{\partial f(x, y)}{\partial x} & \frac{\partial f(x, y)}{\partial y} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y^2 & 2xy \end{pmatrix},$$

on a

$$\begin{aligned} J_{\tilde{f}}(u, v) &= J_f(h(u, v)) \cdot J_h(u, v) \\ &= \begin{pmatrix} y(u, v)^2 & 2x(u, v)y(u, v) \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ v^2 & 2uv \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} y^2 \cdot 0 + 2xy \cdot v^2 & y^2 \cdot 1 + 2xy \cdot 2uv \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} 2v^2 x(u, v)y(u, v) & y(u, v)^2 + 4uv x(u, v)y(u, v) \end{pmatrix} \end{aligned}$$

## Exercice (suite)

2 Dérivées  
Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
Différentielle  
Jacobienne  
**Règle de la chaîne**  
Hessienne  
Taylor  
Extrema

3) Soit  $\gamma(t) = (x(t), y(t))$  une trajectoire dans  $\mathbb{R}^2$  dépendante du paramètre  $t$ . Calculer la dérivée en  $t$  de la fonction  $t \mapsto f(x(t), y(t))$ .

**Réponse** – On veut calculer la dérivée de la fonction  $f \circ \gamma$ , donc on applique la règle de la chaîne :

$$\begin{aligned} \frac{df(x(t), y(t))}{dt} &= \frac{\partial f}{\partial x}(x(t), y(t)) x'(t) + \frac{\partial f}{\partial y}(x(t), y(t)) y'(t) \\ &= y(t)^2 x'(t) + 2x(t)y(t) y'(t) \end{aligned}$$

## Exercice : transformation des dérivées partielles

2 Dérivées  
Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
Différentielle  
Jacobienne  
**Règle de la chaîne**  
Hessienne  
Taylor  
Extrema

**Énoncé** – Soient  $(x, y, z)$  les coordonnées cartésiennes des points de  $\mathbb{R}^3$ ,  $(\rho, \varphi, z)$  les coordonnées cylindriques et  $(r, \varphi, \theta)$  les coordonnées sphériques. On rappelle que

$$\begin{cases} x = \rho \cos \varphi \\ y = \rho \sin \varphi \\ z = z \end{cases} \quad \text{et} \quad \begin{cases} x = r \cos \varphi \sin \theta \\ y = r \sin \varphi \sin \theta \\ z = r \cos \theta \end{cases}$$

avec

$$\begin{cases} \rho \in ]0, \infty[ \\ \varphi \in [0, 2\pi[ \end{cases} \quad \text{et} \quad \begin{cases} r \in ]0, \infty[ \\ \varphi \in [0, 2\pi[ \\ \theta \in ]0, \pi[ \end{cases}$$

Montrer que les dérivées partielles  $\left\{ \frac{\partial}{\partial x}, \frac{\partial}{\partial y}, \frac{\partial}{\partial z} \right\}, \left\{ \frac{\partial}{\partial \rho}, \frac{\partial}{\partial \varphi}, \frac{\partial}{\partial z} \right\}$  et  $\left\{ \frac{\partial}{\partial r}, \frac{\partial}{\partial \varphi}, \frac{\partial}{\partial \theta} \right\}$  satisfont aux formules suivantes :

## Exercice (suite)

2 Dérivées  
Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
Différentielle  
Jacobienne  
**Règle de la chaîne**  
Hessienne  
Taylor  
Extrema

$$(i) \left\{ \begin{array}{l} \frac{\partial}{\partial \rho} = \cos \varphi \frac{\partial}{\partial x} + \sin \varphi \frac{\partial}{\partial y} \\ \frac{1}{\rho} \frac{\partial}{\partial \varphi} = -\sin \varphi \frac{\partial}{\partial x} + \cos \varphi \frac{\partial}{\partial y} \\ \frac{\partial}{\partial z} = \frac{\partial}{\partial z} \end{array} \right.$$

$$(i') \left\{ \begin{array}{l} \frac{\partial}{\partial x} = \cos \varphi \frac{\partial}{\partial \rho} - \sin \varphi \frac{1}{\rho} \frac{\partial}{\partial \varphi} \\ \frac{\partial}{\partial y} = \sin \varphi \frac{\partial}{\partial \rho} + \cos \varphi \frac{1}{\rho} \frac{\partial}{\partial \varphi} \\ \frac{\partial}{\partial z} = \frac{\partial}{\partial z} \end{array} \right.$$

## Exercice (suite)

2 Dérivées  
Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
Différentielle  
Jacobienne  
**Règle de la chaîne**  
Hessienne  
Taylor  
Extrema

$$(i) \left\{ \begin{array}{l} \frac{\partial}{\partial r} = \cos \varphi \sin \theta \frac{\partial}{\partial x} + \sin \varphi \sin \theta \frac{\partial}{\partial y} + \cos \theta \frac{\partial}{\partial z} \\ \frac{1}{r \sin \theta} \frac{\partial}{\partial \varphi} = -\sin \varphi \frac{\partial}{\partial x} + \cos \varphi \frac{\partial}{\partial y} \\ \frac{1}{r} \frac{\partial}{\partial \theta} = \cos \varphi \cos \theta \frac{\partial}{\partial x} + \sin \varphi \cos \theta \frac{\partial}{\partial y} - \sin \theta \frac{\partial}{\partial z} \end{array} \right.$$

$$(ii') \left\{ \begin{array}{l} \frac{\partial}{\partial x} = \cos \varphi \sin \theta \frac{\partial}{\partial r} - \sin \varphi \frac{1}{r \sin \theta} \frac{\partial}{\partial \varphi} + \cos \varphi \cos \theta \frac{1}{r} \frac{\partial}{\partial \theta} \\ \frac{\partial}{\partial y} = \sin \varphi \sin \theta \frac{\partial}{\partial r} + \cos \varphi \frac{1}{r \sin \theta} \frac{\partial}{\partial \varphi} + \sin \varphi \cos \theta \frac{1}{r} \frac{\partial}{\partial \theta} \\ \frac{\partial}{\partial z} = \cos \theta \frac{\partial}{\partial r} - \sin \theta \frac{1}{r} \frac{\partial}{\partial \theta} \end{array} \right.$$

## Exercice (suite)

2 Dérivées  
Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
Différentielle  
Jacobienne  
**Règle de la chaîne**  
Hessienne  
Taylor  
Extrema

$$(iii) \left\{ \begin{array}{l} \frac{\partial}{\partial r} = \sin \theta \frac{\partial}{\partial \rho} + \cos \theta \frac{\partial}{\partial z} \\ \frac{1}{r} \frac{\partial}{\sin \theta \partial \varphi} = \frac{1}{\rho} \frac{\partial}{\partial \varphi} \\ \frac{1}{r} \frac{\partial}{\partial \theta} = \cos \theta \frac{\partial}{\partial \rho} - \sin \theta \frac{\partial}{\partial z} \end{array} \right.$$

$$(iii') \left\{ \begin{array}{l} \frac{\partial}{\partial \rho} = \sin \theta \frac{\partial}{\partial r} + \cos \theta \frac{1}{r} \frac{\partial}{\partial \theta} \\ \frac{1}{\rho} \frac{\partial}{\partial \varphi} = \frac{1}{r \sin \theta} \frac{\partial}{\partial \varphi} \\ \frac{\partial}{\partial z} = \cos \theta \frac{\partial}{\partial r} - \sin \theta \frac{1}{r} \frac{\partial}{\partial \theta} \end{array} \right.$$

## Exercice (suite)

2 Dérivées  
Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
Différentielle  
Jacobienne  
**Règle de la chaîne**  
Hessienne  
Taylor  
Extrema

**Réponse** – Montrons (i). Pour cela on applique la règle de la chaîne à la composée  $\tilde{f} = f \circ h$  où  $(x, y, z) = h(\rho, \varphi, z)$  est le changement de variables des coordonnées cylindriques en coordonnées cartésiennes. On a alors:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \tilde{f}}{\partial \rho} &= \frac{\partial f}{\partial x} \frac{\partial x}{\partial \rho} + \frac{\partial f}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial \rho} + \frac{\partial f}{\partial z} \frac{\partial z}{\partial \rho} \\ &= \cos \varphi \frac{\partial f}{\partial x} + \sin \varphi \frac{\partial f}{\partial y} \\ \frac{\partial \tilde{f}}{\partial \varphi} &= \frac{\partial f}{\partial x} \frac{\partial x}{\partial \varphi} + \frac{\partial f}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial \varphi} + \frac{\partial f}{\partial z} \frac{\partial z}{\partial \varphi} \\ &= -r \sin \varphi \frac{\partial f}{\partial x} + r \cos \varphi \frac{\partial f}{\partial y} \\ \frac{\partial \tilde{f}}{\partial z} &= \frac{\partial f}{\partial x} \frac{\partial x}{\partial z} + \frac{\partial f}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial z} + \frac{\partial f}{\partial z} \frac{\partial z}{\partial z} \\ &= \frac{\partial f}{\partial z} \end{aligned}$$

d'où suivent les formules (i). Les formules (i') en découlent par inversion du système.

## Exercice (suite)

- Pour montrer les formules (ii), on applique cette méthode à la composée  $\tilde{f} = f \circ h$  où  $h(x, y, z) = h(r, \varphi, \theta)$  est le changement de variables des coordonnées sphériques en coordonnées cartésiennes. On a alors:

$$\begin{aligned}\frac{\partial \tilde{f}}{\partial r} &= \frac{\partial f}{\partial x} \frac{\partial x}{\partial r} + \frac{\partial f}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial r} + \frac{\partial f}{\partial z} \frac{\partial z}{\partial r} \\ &= \cos \varphi \sin \theta \frac{\partial f}{\partial x} + \sin \varphi \sin \theta \frac{\partial f}{\partial y} + \cos \theta \frac{\partial f}{\partial z}\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\frac{\partial \tilde{f}}{\partial \varphi} &= \frac{\partial f}{\partial x} \frac{\partial x}{\partial \varphi} + \frac{\partial f}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial \varphi} + \frac{\partial f}{\partial z} \frac{\partial z}{\partial \varphi} \\ &= -\rho \sin \varphi \sin \theta \frac{\partial f}{\partial x} + \rho \cos \varphi \sin \theta \frac{\partial f}{\partial y}\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\frac{\partial \tilde{f}}{\partial \theta} &= \frac{\partial f}{\partial x} \frac{\partial x}{\partial \theta} + \frac{\partial f}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial \theta} + \frac{\partial f}{\partial z} \frac{\partial z}{\partial \theta} \\ &= r \cos \varphi \cos \theta \frac{\partial f}{\partial x} + r \sin \varphi \cos \theta \frac{\partial f}{\partial y} - r \sin \theta \frac{\partial f}{\partial z}\end{aligned}$$

- On inverse le système (ii) pour obtenir (iii').
- On combine les (i) à (iii') pour obtenir (iii) et (iii').

## 9. Hessienne

Dans cette section:

- Dérivées d'ordre supérieur
- Théorème de Schwarz
- Matrice Hessienne
- Laplacien, fonctions harmoniques

### 2 Dérivées

Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
Différentielle  
Jacobiennne  
Règle de la chaîne  
Hessienne  
Taylor  
Extrema

### 2 Dérivées

Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
Différentielle  
Jacobiennne  
Règle de la chaîne  
Hessienne  
Taylor  
Extrema

# Dérivées partielles d'ordre supérieur

**Définition** – Soit  $f : D \subset \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  différentiable. Si les dérivées partielles  $\frac{\partial f}{\partial x_i} : D \subset \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  sont à leur tour différentiables, on peut calculer leurs dérivées partielles.

• Pour tout  $k \in \mathbb{N}$ , les **dérivées partielles d'ordre  $k$  de  $f$**  sont les fonctions qu'on obtient en dérivant  $f$  successivement  $k$  fois:

$$\frac{\partial^k f}{\partial x_{i_1} \cdots \partial x_{i_k}} = \frac{\partial}{\partial x_{i_1}} \cdots \frac{\partial f}{\partial x_{i_k}}$$

• La fonction  $f$  est **de classe  $C^k$**  si ses dérivées d'ordre  $k$  existent et sont des fonctions continues. La fonction  $f$  est **lisse** ou **de classe  $C^\infty$**  si elle est  $C^k$  pour tout  $k \in \mathbb{N}$ .

Par exemple, si  $f : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$  est fonction de  $(x, y)$ , on a:

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} = \frac{\partial}{\partial x} \frac{\partial f}{\partial x}, \quad \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} = \frac{\partial}{\partial x} \frac{\partial f}{\partial y}, \quad \frac{\partial^2 f}{\partial y \partial x} = \frac{\partial}{\partial y} \frac{\partial f}{\partial x}, \quad \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} = \frac{\partial}{\partial y} \frac{\partial f}{\partial y}.$$

# Théorème de Schwarz

**Théorème** – Si les dérivées secondes  $\frac{\partial^2 f}{\partial x_i \partial x_j}$  existent et sont continues en un point  $\vec{x}$ , pour tout  $i, j = 1, \dots, n$ , alors

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x_i \partial x_j}(\vec{x}) = \frac{\partial^2 f}{\partial x_j \partial x_i}(\vec{x}) \quad \text{pour tout } i \neq j.$$

**Corollaire** – Si  $f$  est une fonction de classe  $C^k$  (ou lisse), alors toutes ses dérivées mixtes jusqu'à l'ordre  $k$  (ou  $\infty$ ), ayant le même nombre de dérivées en chaque  $x_i$ , coïncident indépendamment de l'ordre dans lequel elles sont calculées.

## Exemple : dérivées secondes

**Exemple** –  $f(x, y) = x^3y^2$

$$\begin{cases} \frac{\partial f}{\partial x}(x, y) = 3x^2y^2 \\ \frac{\partial f}{\partial y}(x, y) = 2x^3y \end{cases}$$

$$\begin{cases} \frac{\partial^2 f}{\partial x^2}(x, y) = 6xy^2 & \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y}(x, y) = 6x^2y \\ \frac{\partial^2 f}{\partial y \partial x}(x, y) = 6x^2y & \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}(x, y) = 2x^3 \end{cases}$$

l'on constate que les dérivées partielles sont continues (donc  $f$  est de classe  $C^2$ ) et que les dérivées mixtes sont identiques.

2 Dérivées  
Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
Différentielle  
Jacobiennne  
Règle de la chaîne  
Hessienne  
Taylor  
Extrema

## Exercice

**Énoncé** – Soient  $F, G : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  de classe  $C^2$  et soit  $c \in \mathbb{R}^*$ .  
Montrer que le fonction  $u(x, t) = F(x - ct) + G(x + ct)$  est solution de l'équation des ondes

$$\frac{\partial^2 u}{\partial t^2}(x, t) - c^2 \frac{\partial^2 u}{\partial x^2}(x, t) = 0 \quad \text{pour tout } (x, t) \in \mathbb{R}^2.$$

**Réponse** – La fonction  $u$  est de classe  $C^2$  car composée de fonctions  $C^2$ . On a

$$\begin{aligned} \frac{\partial u}{\partial x}(x, t) &= F'(x - ct) \frac{\partial(x-ct)}{\partial x} + G'(x + ct) \frac{\partial(x+ct)}{\partial x} \\ &= F'(x - ct) + G'(x + ct) \\ \frac{\partial u}{\partial t}(x, t) &= F'(x - ct) \frac{\partial(x-ct)}{\partial t} + G'(x + ct) \frac{\partial(x+ct)}{\partial t} \\ &= -c F'(x - ct) + c G'(x + ct) \end{aligned}$$

2 Dérivées  
Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
Différentielle  
Jacobiennne  
Règle de la chaîne  
Hessienne  
Taylor  
Extrema



## Exercice (suite)

2 Dérivées  
Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
Différentielle  
Jacobienne  
Règle de la chaîne  
**Hessienne**  
Taylor  
Extrema

d'où

$$\begin{aligned}\frac{\partial^2 u}{\partial x^2}(x, t) &= F''(x - ct) \frac{\partial(x-ct)}{\partial x} + G''(x + ct) \frac{\partial(x+ct)}{\partial x} \\ &= F''(x - ct) + G''(x + ct), \\ \frac{\partial^2 u}{\partial t^2}(x, t) &= -c F'(x - ct) \frac{\partial(x-ct)}{\partial t} + c G'(x + ct) \frac{\partial(x+ct)}{\partial t} \\ &= (-c)^2 F''(x - ct) + c^2 G''(x + ct).\end{aligned}$$

Ainsi

$$\frac{\partial^2 u}{\partial t^2}(x, t) - c^2 \frac{\partial^2 u}{\partial x^2}(x, t) = 0.$$

## Matrice Hessienne

**Définition** – Soit  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  de classe  $C^2$  en  $\vec{x}$ .

- La **matrice Hessienne** de  $f$  en  $\vec{x}$  est la matrice carrée de taille  $n$  contenant toutes les dérivées secondes de  $f$  en  $\vec{x}$ :

$$H_f(\vec{x}) = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 f}{\partial x_1^2}(\vec{x}) & \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_2}(\vec{x}) & \cdots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_n}(\vec{x}) \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x_2 \partial x_1}(\vec{x}) & \frac{\partial^2 f}{\partial x_2^2}(\vec{x}) & \cdots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_2 \partial x_n}(\vec{x}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x_n \partial x_1}(\vec{x}) & \frac{\partial^2 f}{\partial x_n \partial x_2}(\vec{x}) & \cdots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_n^2}(\vec{x}) \end{pmatrix}.$$

Cette matrice est symétrique par le théorème de Schwarz.

- Son déterminant  $\text{Hess } f(\vec{x}) = \det H_f(\vec{x})$  s'appelle le **Hessien** de  $f$ .

2 Dérivées  
Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
Différentielle  
Jacobienne  
Règle de la chaîne  
**Hessienne**  
Taylor  
Extrema

## Exemple: matrice Hessienne

**Exemple –**

Pour  $g(x, y, z) = x \sin y + y \sin z$ , on a

$$\vec{\nabla}g(x, y, z) = \begin{pmatrix} \sin y \\ x \cos y + \sin z \\ y \cos z \end{pmatrix}$$

puis

$$H_g(x, y, z) = \begin{pmatrix} 0 & \cos y & 0 \\ \cos y & -x \sin y & \cos z \\ 0 & \cos z & -y \sin z \end{pmatrix}$$

d'où

$$\det H_g(x, y, z) = -\cos y \begin{pmatrix} -y \cos y \sin z - 0 \end{pmatrix} \\ = y \cos^2 y \sin z$$

## Exercice

**Énoncé –** Montrer que le Hessien de la fonction  $f(x, y) = \sin(x - y)$  est nul en tout point  $(x, y) \in \mathbb{R}^2$ .

**Réponse –** On a

$$\vec{\nabla}f(x, y) = \begin{pmatrix} \cos(x - y) \\ -\cos(x - y) \end{pmatrix}$$

puis

$$H_f(x, y) = \begin{pmatrix} -\sin(x - y) & \sin(x - y) \\ \sin(x - y) & -\sin(x - y) \end{pmatrix}$$

d'où

$$\det H_f(x, y) = (-\sin(x - y))^2 - (\sin(x - y))^2 = 0$$

# Laplacien

**Définition** – Soit  $f : D \subset \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}$  une fonction  $C^2$  au point  $\vec{x} \in D$ .

- Le **Laplacien** de  $f$  en  $\vec{x}$  est la trace de la matrice Hessienne  $H_f(\vec{x})$ :

$$\Delta f(\vec{x}) = \frac{\partial^2 f}{\partial x_1^2}(\vec{x}) + \dots + \frac{\partial^2 f}{\partial x_n^2}(\vec{x}).$$

- La fonction  $f$  est dite **harmonique** si  $\Delta f(\vec{x}) = 0$  en tout point  $\vec{x} \in D$ .

## Interprétation géométrique du Laplacien

**Proposition** – Soit  $f : D \subset \mathbb{R}^2 \longrightarrow \mathbb{R}$  de classe  $C^2$ . Si

- $C$  est un carré de taille  $h \times h$  contenu dans  $D$ , et
  - $\mu(f, C)$  est la valeur moyenne de  $f$  sur  $C$ ,
- alors, pour tout point  $(a, b) \in C$ , on a

$$\mu(f, C) = f(a, b) + \frac{h^2}{24} \Delta f(a, b) + O(h^4)$$

N.B. Moyenne au Ch.3:  $\mu(f, C) = \frac{1}{h^2} \iint_C f(x, y) dx dy$ .

**Remarque** – Cela signifie que la différence  $f(a, b) - \mu(f, C)$  est proportionnelle à  $\Delta f(a, b)$ , et que la constante de proportionalité ne dépend que de la taille du carré où on calcule la moyenne  $\mu(f, C)$ .

## Exercice

2 Dérivées  
Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
Différentielle  
Jacobienne  
Règle de la chaîne  
Hessienne  
Taylor  
Extrema

**Énoncé** – Trouver les valeurs de  $c \in \mathbb{R}^*$  pour lesquelles la fonction  $u(x, t) = x^2 - c^2 t^2$  est harmonique.

**Réponse** – On a

$$\vec{\nabla}u(x, t) = \begin{pmatrix} 2x \\ -2c^2 t \end{pmatrix}$$

puis

$$H_u(x, t) = \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & -2c^2 \end{pmatrix}.$$

Par conséquent

$$\Delta u(x, t) = 2 - 2c^2,$$

donc  $\Delta u(x, t) = 0$  si et seulement si  $c = \pm 1$ .

## Exercice

2 Dérivées  
Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
Différentielle  
Jacobienne  
Règle de la chaîne  
Hessienne  
Taylor  
Extrema

**Énoncé** – Soient  $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  une fonction de classe  $C^2$  et  $F(x, y) = f(\sqrt{x^2 + y^2})$ .

1) Déterminer le Laplacien de  $F$  en tout point  $(x, y) \neq (0, 0)$ .

**Réponse** – Il s'agit de calculer  $\Delta F = \frac{\partial^2 F}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 F}{\partial y^2}$ .

En utilisant la règle de la chaîne on trouve:

$$\begin{aligned} \frac{\partial F(x, y)}{\partial x} &= \frac{\partial f(\sqrt{x^2 + y^2})}{\partial x} \\ &= f'(\sqrt{x^2 + y^2}) \frac{\partial \sqrt{x^2 + y^2}}{\partial x} \\ &= f'(\sqrt{x^2 + y^2}) \frac{x}{\sqrt{x^2 + y^2}} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial F(x, y)}{\partial y} &= \frac{\partial f(\sqrt{x^2 + y^2})}{\partial y} \\ &= f'(\sqrt{x^2 + y^2}) \frac{y}{\sqrt{x^2 + y^2}}. \end{aligned}$$

## Exercice (suite)

2 Dérivées  
Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
Différentielle  
Jacobienne  
Règle de la chaîne  
**Hessienne**  
Taylor  
Extrema

Puis, en utilisant aussi la règle de Leibniz, on trouve:

$$\begin{aligned}\frac{\partial^2 F(x,y)}{\partial x^2} &= \frac{\partial}{\partial x} \left( f'(\sqrt{x^2+y^2}) \frac{x}{\sqrt{x^2+y^2}} \right) \\ &= \frac{\partial f'(\sqrt{x^2+y^2})}{\partial x} \frac{x}{\sqrt{x^2+y^2}} + f''(\sqrt{x^2+y^2}) \frac{\partial}{\partial x} \left( \frac{x}{\sqrt{x^2+y^2}} \right) \\ &= f''(\sqrt{x^2+y^2}) \left( \frac{x}{\sqrt{x^2+y^2}} \right)^2 + f'(\sqrt{x^2+y^2}) \frac{\sqrt{x^2+y^2} - x \frac{x}{\sqrt{x^2+y^2}}}{x^2+y^2} \\ &= f''(\sqrt{x^2+y^2}) \frac{x^2}{x^2+y^2} + f'(\sqrt{x^2+y^2}) \frac{y^2}{(x^2+y^2)\sqrt{x^2+y^2}},\end{aligned}$$

et de la même façon

$$\frac{\partial^2 F(x,y)}{\partial y^2} = f''(\sqrt{x^2+y^2}) \frac{y^2}{x^2+y^2} + f'(\sqrt{x^2+y^2}) \frac{x^2}{(x^2+y^2)\sqrt{x^2+y^2}}.$$

## Exercice (suite)

2 Dérivées  
Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
Différentielle  
Jacobienne  
Règle de la chaîne  
**Hessienne**  
Taylor  
Extrema

On a donc

$$\begin{aligned}\Delta F(x,y) &= \frac{\partial^2 F(x,y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 F(x,y)}{\partial y^2} \\ &= f''(\sqrt{x^2+y^2}) \frac{x^2+y^2}{x^2+y^2} + f'(\sqrt{x^2+y^2}) \frac{x^2+y^2}{(x^2+y^2)\sqrt{x^2+y^2}} \\ &= f''(\sqrt{x^2+y^2}) + f'(\sqrt{x^2+y^2}) \frac{1}{\sqrt{x^2+y^2}}.\end{aligned}$$

**Énoncé (suite)** –

2) Trouver les fonctions  $f$  telles que  $\Delta F(x,y) = \sqrt{x^2+y^2}$ .

**Réponse** – En termes de  $f$ , l'équation s'écrit

$$f''(\sqrt{x^2+y^2}) + f'(\sqrt{x^2+y^2}) \frac{1}{\sqrt{x^2+y^2}} = \sqrt{x^2+y^2}$$

et dépend de la seule variable réelle  $r = \sqrt{x^2+y^2} > 0$ .

## Exercice (suite)

- Finalement, on doit résoudre l'équation différentielle du 2ème ordre non homogène et à coefficients non constants

$$(E) \quad f''(r) + \frac{1}{r} f'(r) = r$$

- Pour cela, on transforme (E) en un système d'équations différentielles du 1er ordre:

$$\begin{cases} f'(r) = g(r) & (E1) \end{cases}$$

$$\begin{cases} g'(r) + \frac{1}{r} g(r) = r & (E2) \end{cases}$$

On trouve  $g$  avec (E2) puis on reporte dans (E1) et on trouve  $f$ .

- Les solutions de (E2) sont de la forme  $g = g_0 + g_p$ , où  $g_0$  est la solution générale de l'équation homogène associée

$$(E2^*) \quad g_0'(r) + \frac{1}{r} g_0(r) = 0$$

et  $g_p$  est une solution particulière de (E2) obtenue par la méthode de la variation de la constante.

## Exercice (suite)

- Explicitement, pour tout  $\lambda \in \mathbb{R}$ , on a

$$(E2^*) \quad g_0(r) = \lambda e^{-\int \frac{1}{r} dr} = \lambda e^{-\ln r} = \lambda e^{\ln(\frac{1}{r})} = \frac{\lambda}{r}$$

- On pose  $g_p(r) = \frac{\lambda(r)}{r}$ , ce qui donne  $g_p'(r) = \frac{\lambda'(r)}{r} - \frac{\lambda(r)}{r^2}$  :

$$(E2) \quad g_p'(r) + \frac{1}{r} g_p(r) = r \Leftrightarrow \frac{\lambda'(r)}{r} = r \Leftrightarrow \lambda'(r) = r^2$$

On peut choisir  $\lambda(r) = \frac{r^3}{3}$ , d'où  $g_p(r) = \frac{r^2}{3}$ .

- On a donc  $g(r) = g_0(r) + g_p(r) = \frac{\lambda}{r} + \frac{r^2}{3}$  pour tout  $\lambda \in \mathbb{R}$ .

- Enfin, les solutions de (E) sont celles de (E1) :

$$(E1) \quad f'(r) = \frac{\lambda}{r} + \frac{r^2}{3} \Leftrightarrow f(r) = \lambda \ln(r) + \frac{r^3}{9} + \mu$$

pour tout  $\lambda, \mu \in \mathbb{R}$ .

# 10. Taylor

- 2 Dérivées
- Partielles
- Directionnelles
- Gradient
- Différentielle
- Jacobienne
- Règle de la chaîne
- Hessienne
- Taylor**
- Extrema

Dans cette section:

- Développement de Taylor
- Approximation et erreur relative

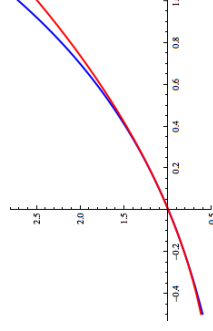
## Formule de Taylor

**Théorème de Taylor** – Toute fonction  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  de classe  $C^k$  autour d'un point  $\vec{a}$  peut être approximée en tout point  $\vec{x}$  proche de  $\vec{a}$  par un polynôme de degré  $k$  en  $\vec{x} - \vec{a}$ , appelé **polynôme de Taylor**, dont les coefficients dépendent uniquement des dérivées de  $f$  en  $\vec{a}$ .

**Rappel** – Si  $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  est une fonction de classe  $C^2$  sur un ensemble  $D \subset \mathbb{R}$  qui contient  $a$ , alors pour tout  $x \in D$  on a

$$f(x) = f(a) + f'(a)(x - a) + \frac{1}{2}f''(a)(x - a)^2 + o((x - a)^2).$$

Par exemple, voici le graphe de  $f(x) = e^x$  (en bleu) et son polynôme de Taylor de degré 2 en  $a = 0$ ,  $P(x) = 1 + x + x^2/2$  (en rouge).



- 2 Dérivées
- Partielles
- Directionnelles
- Gradient
- Différentielle
- Jacobienne
- Règle de la chaîne
- Hessienne
- Taylor**
- Extrema

# Formule de Taylor

**Cas particulier** – Soit  $f : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$  une fonction de classe  $C^2$  sur un ensemble  $D \subset \mathbb{R}^2$  qui contient un point  $(a, b)$ .

Alors, pour tout  $(x, y) \in D$ , on a

$$f(x, y) = f(a, b) + \frac{\partial f(a,b)}{\partial x}(x-a) + \frac{\partial f(a,b)}{\partial y}(y-b) + \frac{1}{2} \frac{\partial^2 f(a,b)}{\partial x^2}(x-a)^2 + \frac{\partial^2 f(a,b)}{\partial x \partial y}(x-a)(y-b) + \frac{1}{2} \frac{\partial^2 f(a,b)}{\partial y^2}(y-b)^2 + o(\|(x-a, y-b)\|^2),$$

où  $o(h)$  est une fonction qui tend vers zéro plus vite de  $h \rightarrow 0$ .

## Écritures alternatives:

terme à l'ordre 1 =  $df_{(a,b)}(x-a, y-b) = J_f(a, b) \begin{pmatrix} x-a \\ y-b \end{pmatrix}$ ,

terme à l'ordre 2 =  $\frac{1}{2} \begin{pmatrix} x-a & y-b \end{pmatrix} H_f(a, b) \begin{pmatrix} x-a \\ y-b \end{pmatrix}$ .

## Exemple

**Exemple** – Soit  $f(x, y) = \frac{x-1}{y-1}$  et  $(a, b) = (0, 0)$ .

On a  $f(0, 0) = 1$ , puis

$$J_f(x, y) = \left( \frac{1}{y-1} \quad -\frac{x-1}{(y-1)^2} \right) \text{ d'o } J_f(0, 0) = \begin{pmatrix} -1 & 1 \end{pmatrix}.$$

Enfin

$$H_f(x, y) = \begin{pmatrix} 0 & -\frac{1}{(y-1)^2} \\ -\frac{1}{(y-1)^2} & \frac{2(x-1)}{(y-1)^3} \end{pmatrix}$$

d'o

$$H_f(1, 0) = \begin{pmatrix} 0 & -1 \\ -1 & 2 \end{pmatrix}$$

Ainsi:  $\frac{x-1}{y-1} = 1 - x + y - xy + y^2 + o(\|(x, y)\|^2)$ .



## Exercice

**Énoncé** – La pression  $P$  d'un gaz parfait est fonction de la température  $T$  et du volume  $V$  selon la loi

$$P(T, V) = nR \frac{T}{V},$$

où  $n$  est la quantité de matière (moles) et  $R$  est la constante universelle d'un gaz parfait.

On voudrait connaître la pression du gaz qui se trouve à l'état  $(T, V)$ , mais la mesure de cet état nous donne les valeurs  $(T_0, V_0)$  avec une **erreur relative**

$$\left| \frac{T - T_0}{T_0} \right| < 0.005 \% \quad \text{et} \quad \left| \frac{V - V_0}{V_0} \right| < 0.002 \%.$$

Quelle est l'erreur relative induite par cette mesure sur la valeur  $P(V_0, T_0)$  de la pression?

2 Dérivées  
Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
Différentielle  
Jacobienne  
Règle de la chaîne  
Hessienne  
Taylor  
Extrema

## Exercice (suite)

**Réponse** – On cherche une borne supérieure pour  $\left| \frac{P - P_0}{P_0} \right|$ , où  $P = P(T, V)$  et  $P_0 = P(T_0, V_0)$ .

Pour cela, on utilise le développement de Taylor de  $P(T, V)$  à l'ordre 1, autour de  $(T_0, V_0)$ :

$$\begin{aligned} P - P_0 &\simeq dP_{(T_0, V_0)}(T - T_0, V - V_0) \\ &= \frac{\partial P}{\partial T}(T_0, V_0) (T - T_0) + \frac{\partial P}{\partial V}(T_0, V_0) (V - V_0) \\ &= nR \frac{T - T_0}{V_0} - nR \frac{T_0(V - V_0)}{V_0^2}. \end{aligned}$$

On a alors

$$\frac{P - P_0}{P_0} \simeq nR \frac{T - T_0}{V_0 nR \frac{T_0}{V_0}} - nR \frac{T_0(V - V_0)}{V_0^2 nR \frac{T_0}{V_0}} = \frac{T - T_0}{T_0} - \frac{V - V_0}{V_0}$$

d'où suit

$$\left| \frac{P - P_0}{P_0} \right| \leq \left| \frac{T - T_0}{T_0} \right| + \left| \frac{V - V_0}{V_0} \right| < 0.005 \% + 0.002 \% = 0.007 \%.$$

2 Dérivées  
Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
Différentielle  
Jacobienne  
Règle de la chaîne  
Hessienne  
Taylor  
Extrema

# 11. Extrema locaux

Dans cette section:

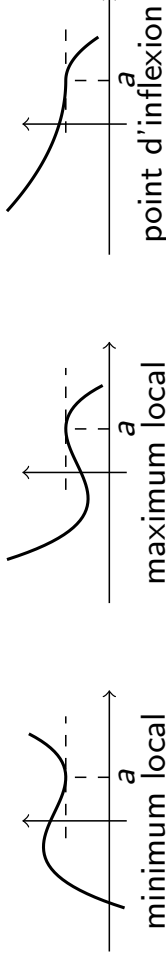
- Rappels sur les fonctions d'une variable
- Extrema locaux
- Points critiques et critère pour trouver les extrema locaux
- Points cols et points plats

## Rappels sur les fonctions d'une variable

**Rappel** – Si  $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  est dérivable en  $a$  et non constante, la croissance ou décroissance de  $f$  en  $a$  est décelée par le signe de  $f'(a)$  (positif ou négatif).

Que se passe-t-il si  $f'(a) = 0$  (*point critique*) ?

Si  $f'(a) = 0$ , la tangente au graphe de  $f$  est horizontale, on est dans l'un des cas suivants:



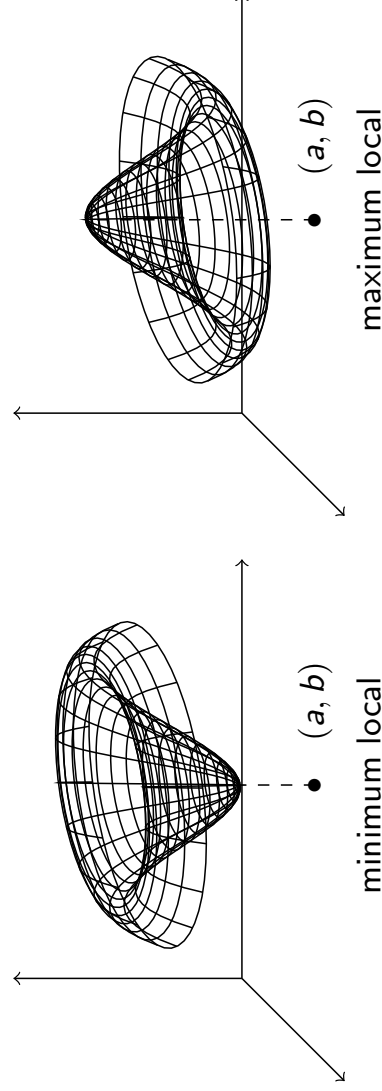
Pour savoir lequel, on regarde la convexité (minimum) ou la concavité (maximum) par le signe de  $f''(a)$  (positif ou négatif).  
Que se passe-t-il si  $f''(a) = 0$  (*point plat*) ?

Si  $f''(a) = 0$ , on continue à dériver: si la première dérivée non nulle est d'ordre pair, on a un min ou un max local (selon le signe). Si elle est d'ordre impair, on a un point d'inflexion.

# Extrema locaux et points selle

**Définition** – Soit  $f : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$  une fonction. On dit qu'un point  $(a, b) \in D_f$  est un **extremum local** de  $f$  s'il est

- soit un **minimum local**:  $f(a, b) \leq f(x, y)$  pour tout  $(x, y)$  dans un voisinage de  $(a, b)$ ,
- soit un **maximum local**:  $f(a, b) \geq f(x, y)$  pour tout  $(x, y)$  dans un voisinage de  $(a, b)$ .



2 Dérivées  
Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
Différentielle  
Jacobienne  
Règle de la chaîne  
Hessienne  
Taylor  
Extrema

# Points critiques

Si  $f : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$  est de classe  $C^2$  en  $(a, b)$ , le signe de ses dérivées en  $(a, b)$  permet de trouver les extrema locaux.

**Définition** – On dit que  $(a, b)$  est un **point critique** de  $f$  si  $\vec{\nabla}f(a, b) = (0, 0)$ . Le plan tangent au graphe de  $f$  au point  $(a, b, f(a, b))$  est alors horizontal.

**Proposition** – Soit  $(a, b)$  un point critique de  $f$ .

Si  $\det H_f(a, b) > 0$ , alors  $(a, b)$  est un *extremum local*.  
De plus

- $(a, b)$  est un *minimum local* si  $\frac{\partial^2 f}{\partial x^2}(a, b) > 0$   
ou  $\frac{\partial^2 f}{\partial y^2}(a, b) > 0$ ;
- $(a, b)$  est un *maximum local* si  $\frac{\partial^2 f}{\partial x^2}(a, b) < 0$   
ou  $\frac{\partial^2 f}{\partial y^2}(a, b) < 0$ .

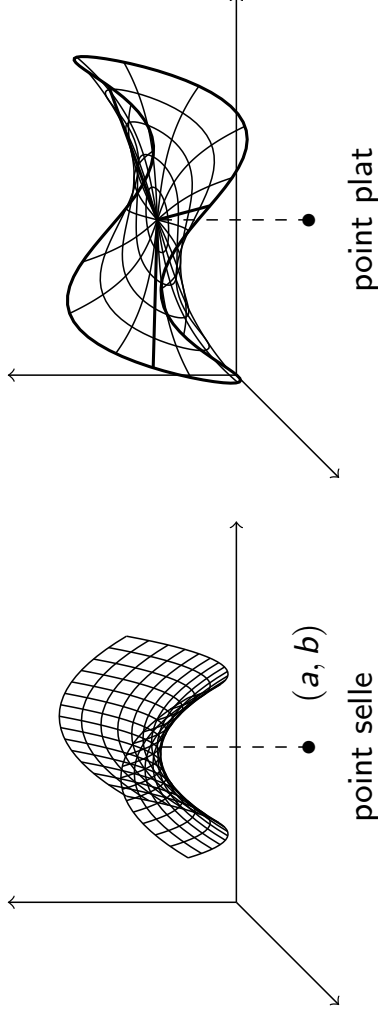
2 Dérivées  
Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
Différentielle  
Jacobienne  
Règle de la chaîne  
Hessienne  
Taylor  
Extrema

## Points selles et points plats

2 Dérivées  
Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
Différentielle  
Jacobienne  
Règle de la chaîne  
Hessienne  
Taylor  
Extrema

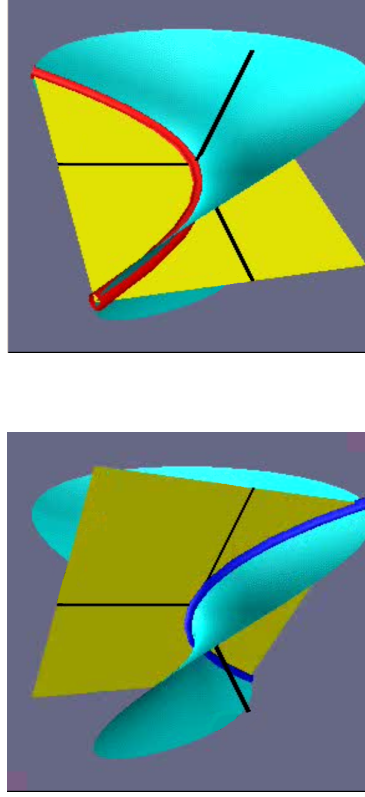
**Définition** – Soit  $f : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$  une fonction  $C^2$  et soit  $(a, b)$  un point critique de  $f$ .

- Si  $\det H_f(a, b) < 0$  on dit que  $(a, b)$  est un **point col** ou **point selle**
- Si  $\det H_f(a, b) = 0$  on dit que  $(a, b)$  est un **point plat**.

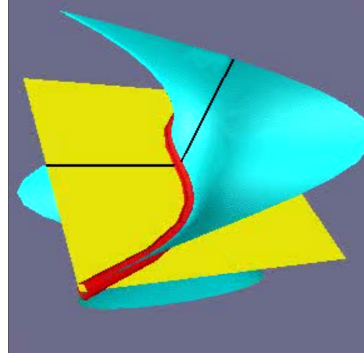
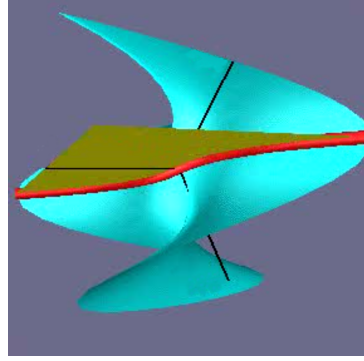


## Point col et point plat

2 Dérivées  
Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
Différentielle  
Jacobienne  
Règle de la chaîne  
Hessienne  
Taylor  
Extrema



Un point col : paraboloïde hyperbolique ( $z = x^2 - y^2$ )



Un exemple de point plat : la selle de singe ( $z = x^3 - 3xy^2$ )

## Exercice

**Énoncé** – Déterminer les points critiques des fonctions suivantes et, si possible, leur nature.

- $f : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$  définie par  $f(x, y) = x^2 + y^2$ .

**Réponse** – Cherchons d'abord les points critiques:

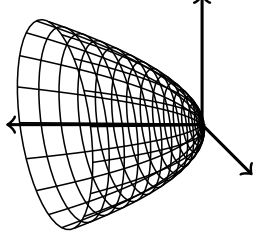
$$\vec{\nabla}f(x, y) = \begin{pmatrix} 2x \\ 2y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix} \iff (x, y) = (0, 0)$$

ainsi  $(0, 0)$  est le seul point critique de  $f$ . Cherchons sa nature:

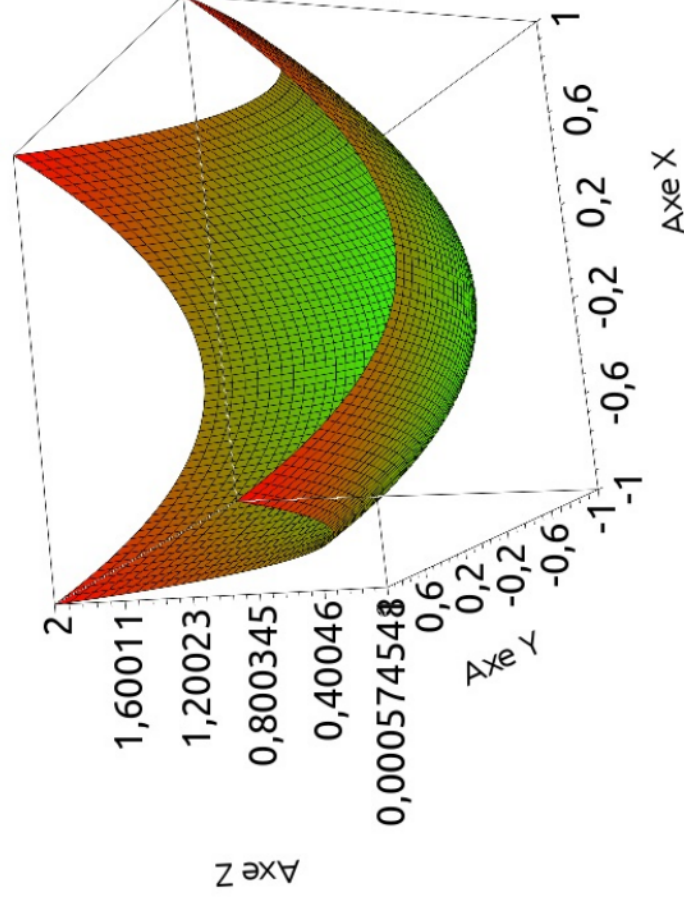
$$H_f(x, y) = \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix} \quad \text{donc} \quad \det H_f(0, 0) = 4 > 0 \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x^2}(0, 0) = 2 > 0$$

ainsi  $(0, 0)$  est un minimum local.

En effet, le graphe de  $f$  autour de  $(0, 0)$  est:



**Graphe de  $f(x, y) = x^2 + y^2$**



Graphe de  $f(x, y) = x^2 + y^2$

## Exercice (suite)

- $f : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$  définie par  $f(x, y) = x^2 - y^2$ .

**Réponse** – Cherchons d'abord les points critiques:

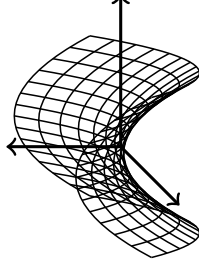
$$\vec{\nabla} f(x, y) = \begin{pmatrix} 2x \\ -2y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix} \iff (x, y) = (0, 0)$$

ainsi  $(0, 0)$  est le seul point critique de  $f$ . Cherchons sa nature:

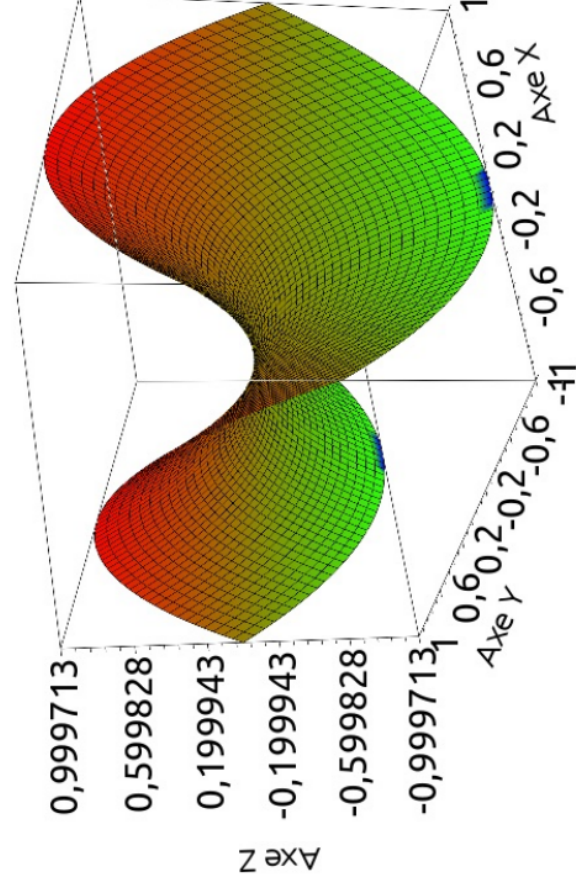
$$H_f(x, y) = \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & -2 \end{pmatrix} \quad \text{donc} \quad \det H_f(0, 0) = -4 < 0$$

ainsi  $(0, 0)$  est un point col.

En effet, le graphe de  $f$  autour de  $(0, 0)$  est:



## Graphe de $f(x, y) = x^2 - y^2$



Graphe de  $f(x, y) = x^2 - y^2$



## Exercice (suite)

- $f : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$  définie par  $f(x, y) = 4(x^2 + y^2) - (x^2 + y^2)^2$ .

**Réponse** – Cherchons d'abord les points critiques:

$$\vec{\nabla}f(x, y) = \begin{pmatrix} 8x - 4x(x^2 + y^2) \\ 8y - 4y(x^2 + y^2) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix} \iff$$

$$\begin{cases} x(2 - x^2 - y^2) = 0 \\ y(2 - x^2 - y^2) = 0 \end{cases} \iff \begin{cases} \text{soit } (x, y) = (0, 0) \\ \text{soit } x^2 + y^2 = 2 \end{cases}$$

Par conséquent,  $f$  admet un cercle de points critiques d'équation  $x^2 + y^2 = 2$  et un point critique isolé de coordonnées  $(0, 0)$ .

## Exercice (suite)

Cherchons la nature de ces points critiques:

$$H_f(x, y) = \begin{pmatrix} 8 - 12x^2 - 4y^2 & -8xy \\ -8xy & 8 - 12y^2 - 4x^2 \end{pmatrix}$$

- Pour le point  $(0, 0)$ , on a

$$\det H_f(0, 0) = \det \begin{pmatrix} 8 & 0 \\ 0 & 8 \end{pmatrix} = 64 > 0 \quad \text{et} \quad \frac{\partial^2 f}{\partial x^2}(0, 0) = 8 > 0$$

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

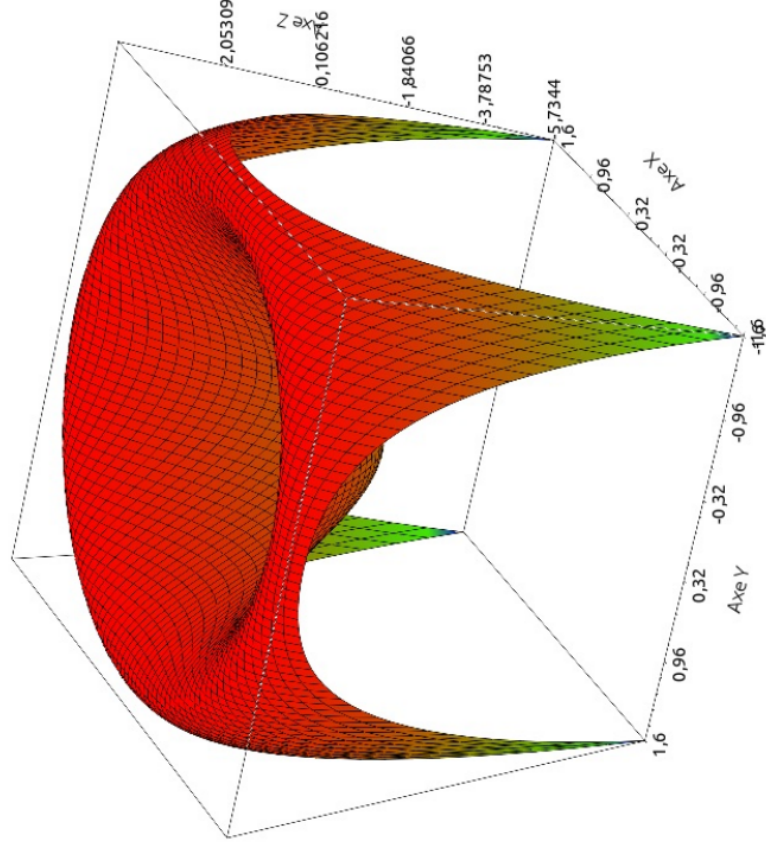
- Pour les points  $(x, y)$  tels que  $x^2 + y^2 = 2$ , on a

$$\det H_f(x, y) = \det \begin{pmatrix} -8x^2 & -8xy \\ -8xy & -8y^2 \end{pmatrix} = 0$$

donc tous les points du cercle  $x^2 + y^2 = 2$  sont plats.

## Graphe de $f(x, y) = 4(x^2 + y^2) - (x^2 + y^2)^2$

2 Dérivées  
Partielles  
Directionnelles  
Gradient  
Différentielle  
Jacobienne  
Règle de la chaîne  
Hessienne  
Taylor  
**Extrema**



Graphe de  $f(x, y) = 4(x^2 + y^2) - (x^2 + y^2)^2$