

① ETS: Etude de problème multifactor

I. Fonctions de plusieurs variables

Dans la vie, les fonctions de plusieurs variables sont plus courantes que celle d'une variable.

Exemples:

- la température en fonction de la position sur la carte: $\Theta(\text{lat}, \text{lon})$
- + en fait de l'altitude $\Theta(\text{lat}, \text{lon}, \text{alt})$.
- l'énergie cinétique d'un corps: $E_c = \frac{1}{2}mv^2$
 $E_c = E_c(m, v)$.

Toutes ces exemples de fonctions prennent en entrée plusieurs variables et renvoient une valeur réelle. Il se peut aussi qu'elles renvoient plusieurs valeurs. Exemples:

- la vitesse et la direction du vent en fonction d'un position sur terre: $v(\theta, \varphi, z) = \begin{pmatrix} v_\theta \\ v_\varphi \\ v_z \end{pmatrix}$
va de $\mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}^3$.

Plus généralement, ~~de~~ une fonction peut aller de $\mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^p$

Si $p=1$ on parle de champ scalaire
(un scalaire = un nombre réel)

Si $p \geq 1$: on parle de champ vectoriel

I.2) & II) Champs scalaires

On s'attache à l'étude des champs scalaires, c-à-d des fonctions de $\mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$.

II.1) Les normes

II.1.1) la fonction norme euclidienne.

la fonction norme euclidienne est un champ scalaire sur \mathbb{R}^2 . On la note $\|\cdot\|_2$ et $\forall n \in \mathbb{R}^2$ noté $n = (n_1, n_2)$, on a

$$\|n\|_2 = \|(n_1, n_2)\|_2 = \sqrt{n_1^2 + n_2^2}.$$

B) la norme 1

si $n \in \mathbb{R}^n$, $n = (n_1, \dots, n_n)$,

$$\|n\|_1 = \|(n_1, \dots, n_n)\|_1 = \sum_{i=1}^n |n_i|$$

$$n=2 \Rightarrow \|n\|_1 = |n_1| + |n_2|.$$

C) la norme ∞

$$n \in \mathbb{R}^2, \|n\|_\infty = \max_i |n_i|.$$

↳ Il y a plusieurs façons de mesurer les distances des \mathbb{R}^n ! Mais les normes restent équivalentes entre elles, c-à-d que

$$\|n\|_1 \leq C_1 \|n\|_2 \leq C_2 \|n\|_\infty \leq C_3 \|n\|_1.$$

donc elles se comportent toutes ~~de la~~ de la même manière.

②

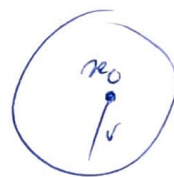
I.2) les boules dans \mathbb{R}^n

Une boule ~~est~~ dans \mathbb{R}^n est définie par

- un centre
- un rayon.

II.2. boules ouvertes: B

$$B_{\text{n.n}}(x_0, r) = \{x \in \mathbb{R}^n \mid \|x - x_0\| < r\}$$



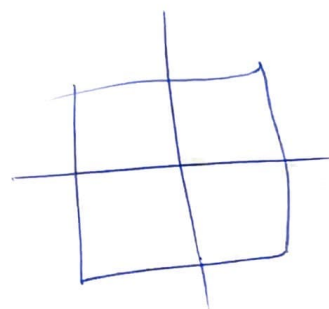
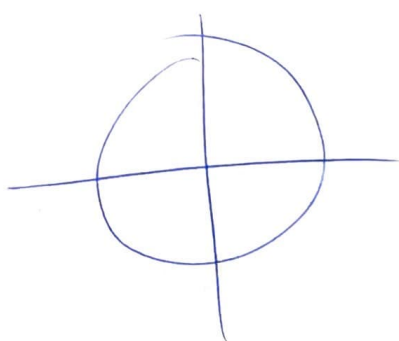
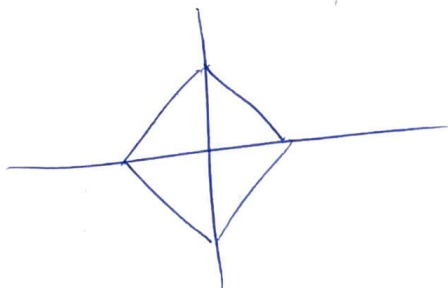
boules fermées:

$$\overline{B}_{\text{n.n}}(x_0, r) = \{x \in \mathbb{R}^n, \|x - x_0\| \leq r\}.$$

Exercices (10-15 min)

Dessiner la boule unité ($B(0, 1)$) ~~pour~~

dans \mathbb{R}^2 pour les normes 1, 2 et ∞ .



Rq: $\forall \| \cdot \|, \|x\| = 0 \Rightarrow x = 0$.

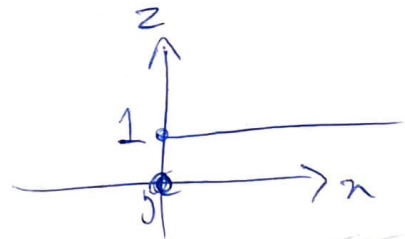
II.3) limites et continuité

Limites: Soit $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$, $x_0 \in \mathbb{R}^n$, $l \in \mathbb{R}$.

$$\lim_{x \rightarrow x_0} f(x) = l \Leftrightarrow \forall \varepsilon > 0, \exists \eta > 0, \forall x \in \mathbb{R}^n \text{ s.t. } \|x - x_0\| < \eta \Rightarrow |f(x) - l| < \varepsilon$$

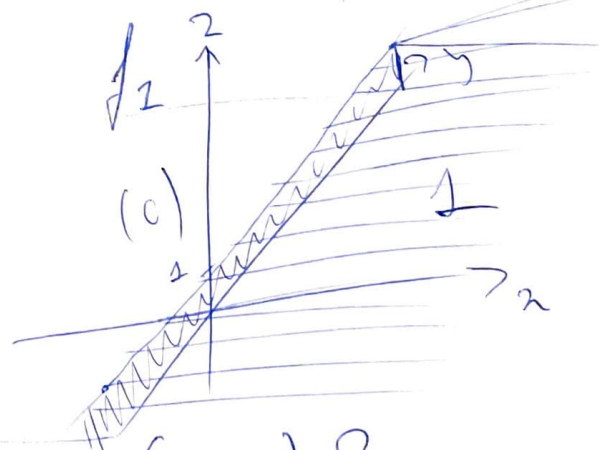
$$\Leftrightarrow \forall \varepsilon > 0, \exists \eta > 0, \forall x \in B_{\eta, n}(x_0, \eta), |f(x) - l| < \varepsilon.$$

Continuité en un point: f est continue en x_0 ssi $\lim_{x \rightarrow x_0} f(x) = f(x_0)$.



Exercice (45 min)

$$1) f_2(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{si } x > 0 \\ 0 & \text{si } x < 0 \end{cases}$$



a) Dessiner f_2 .

b) f_2 est-elle continue en $(0, 0)$?

c) Donner l'ensemble des discontinuités de f_2 .

③ 2) $f_2(x, y) = \frac{\sin(x+y)}{x+y}$

a) Donner l'ensemble de définition de f_2 , D_{f_2}

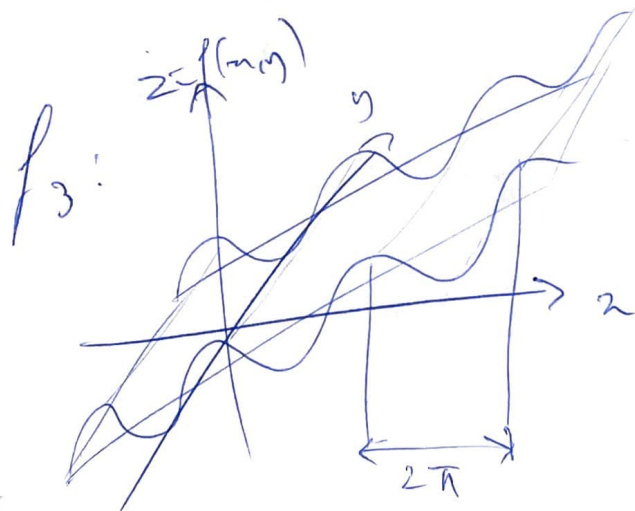
b) On pose $\tilde{f}_2(x, y) = \begin{cases} f_2(x, y) & \text{si } (x, y) \in D_{f_2} \\ 1 & \text{sinon.} \end{cases}$

\tilde{f}_2 est-elle continue sur \mathbb{R}^n ?

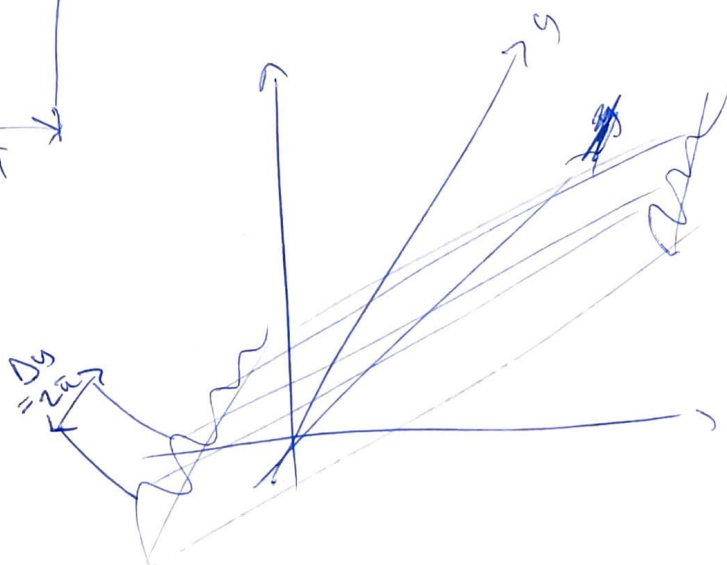
Aide: si $z \rightarrow 0$, $\sin(z) \rightarrow z - \frac{z^3}{6}$

3) a) Représenter $f_3(x, y) = x + \sin x$

b) $f_4(x, y) = x + \sin y$



f_4 :



II. 4) Dérivées partielles

$$f: \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}, \quad z_0 \in \mathbb{R}^n, \quad k \in \{1, \dots, n\}.$$

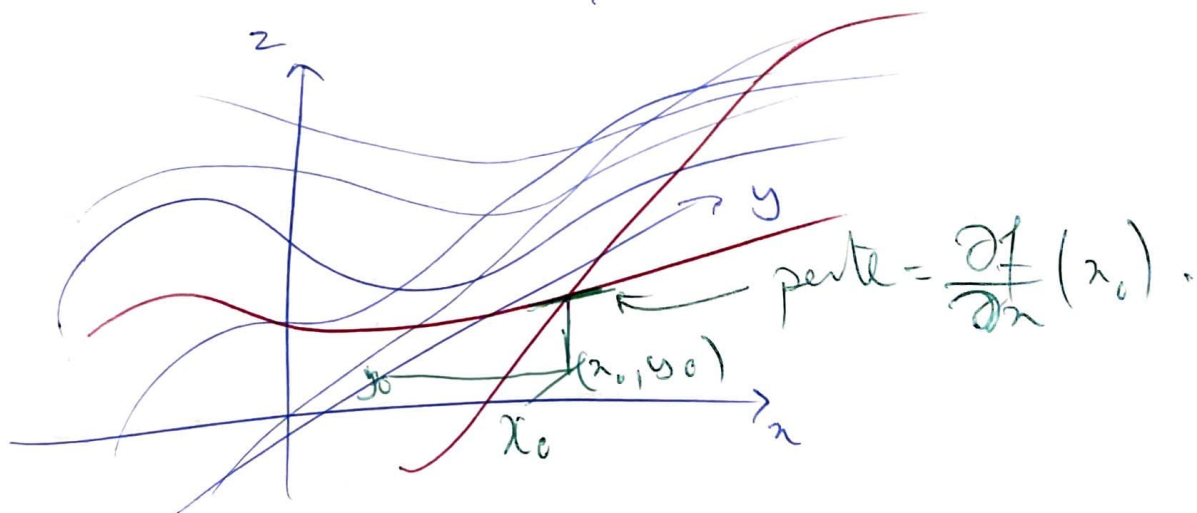
On appelle dérivée partielle de f en z_0 par rapport à la k -ième variable la quantité notée
(lorsqu'elle existe)

$$\frac{\partial f}{\partial x_k}(z_0) = \lim_{h \rightarrow 0} \frac{f(z_0 + h e_k) - f(z_0)}{h} \in \mathbb{R}!$$

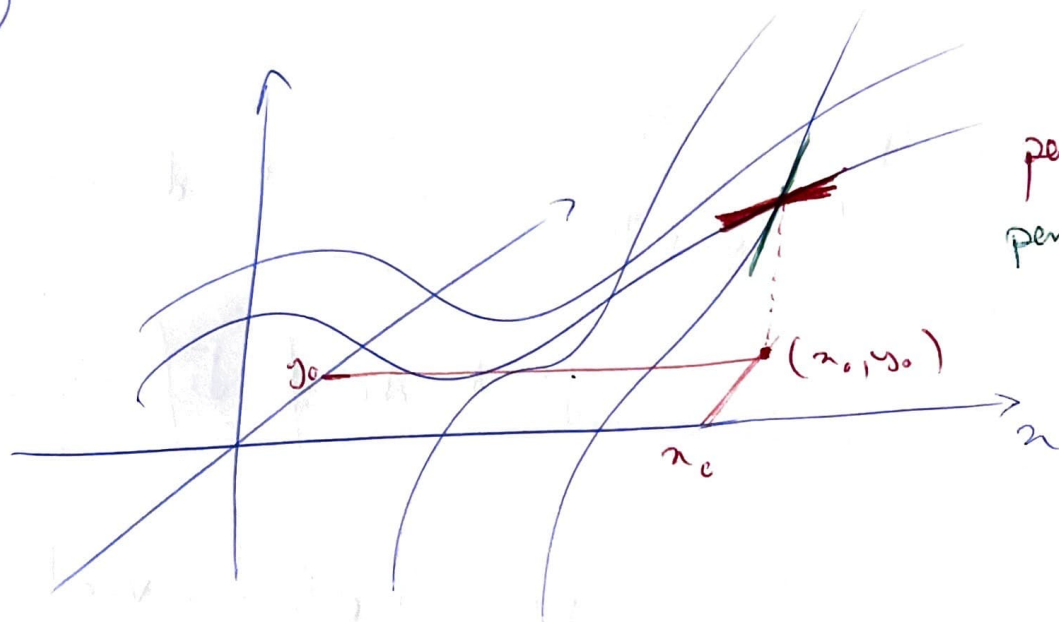
$$\text{où } e_k = (\underbrace{0, \dots, 0}_{k-1}, \underbrace{1}_k, \underbrace{0, \dots, 0}_{k+2})$$

ex: dans \mathbb{R}^2 $z = (x, y)$,

$$\frac{\partial f}{\partial x}(x_0, y_0) = \lim_{x \rightarrow x_0} \frac{f(x, y_0) - f(x_0, y_0)}{x - x_0}$$



(4)



pente — = $\frac{\partial f}{\partial x}(x_0, y_0)$
 pente — = $\frac{\partial f}{\partial y}(x_0, y_0)$

~~II. 3) Gradient~~ ~~Soit $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$~~

Exo : (18 min) Calculer les dérivées partielles de

1) $f_1(x, y) = x \ln(y)$

2) $f_2(x, y) = x^2 - 3y$

3) $f_3(x, y, z) = 2x + \frac{1}{2}y - 10z$

4) ~~$f_4(x, y) = \sqrt{\frac{x^2 + y^2}{x^2}}$~~

II.5) Gradient.

Soit $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ \mathcal{C}^1 (toutes ses dérivées partielles existent et sont définies sur \mathbb{R}^n).

On note ∇f le gradient de f défini par

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

$\nabla f(x_0)$ est un vecteur de \mathbb{R}^n indiquant la direction de plus forte pente par f .

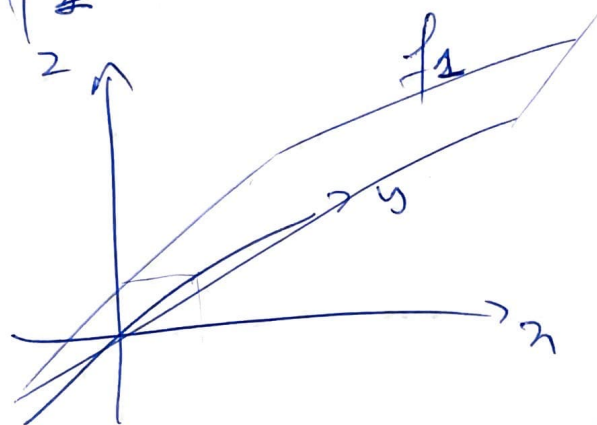
~~$f(x)$~~ $\nabla f(x) = n$:

Cà d que $\nabla f: x \in \mathbb{R}^n \rightarrow \nabla f(x) \in \mathbb{R}^n$!

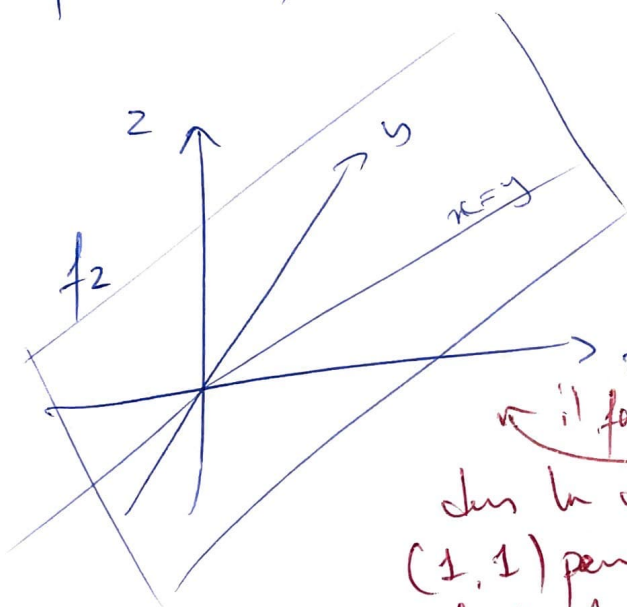
∇f n'est pas un champ scalaire,
c'est un champ vectoriel (ou champ de vecteurs).

(5) Exemples:

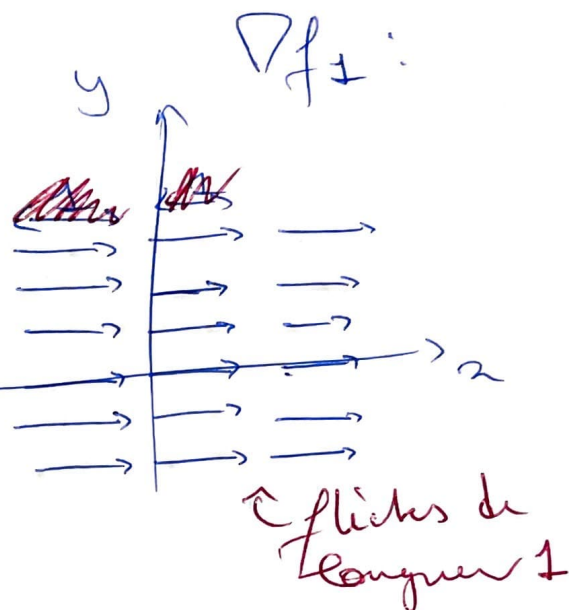
$$f_1(x, y) = x$$



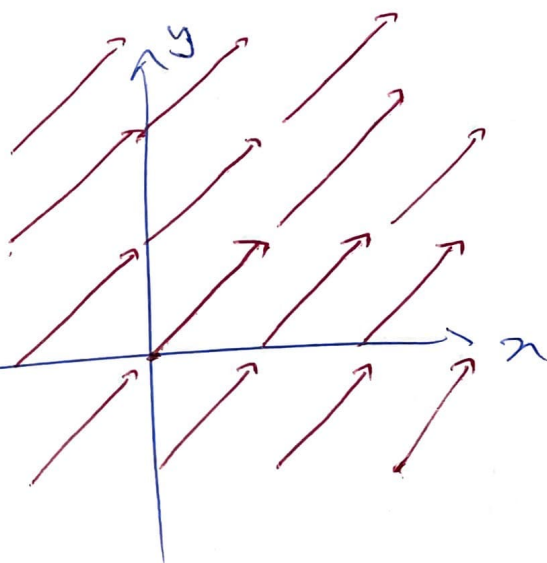
$$f_2(x, y) = x + y$$



il faut
aller dans
la direction
(1, 0) pour
augmenter le plus
vite possible



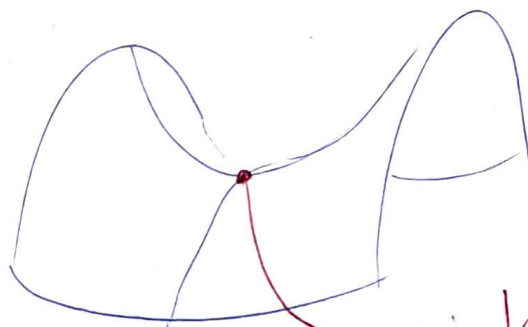
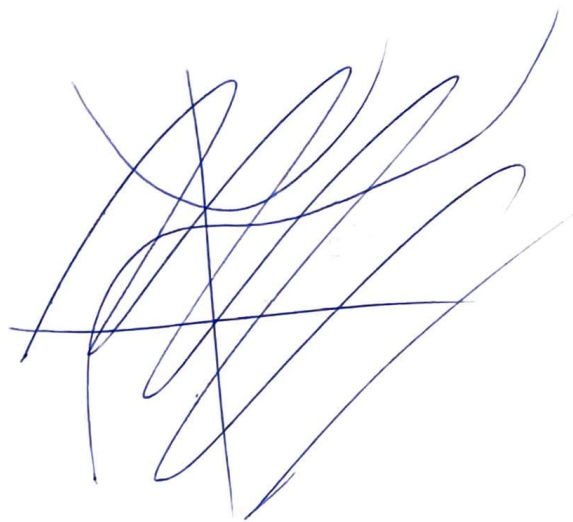
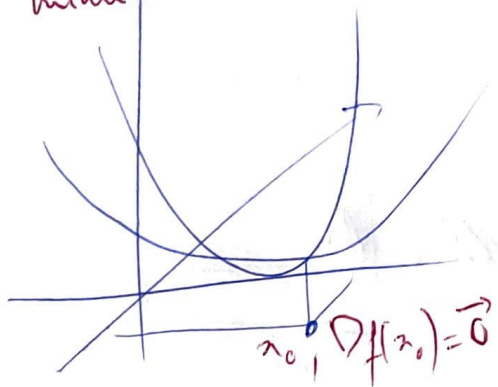
il faut aller
dans la direction
(1, 1) pour augmenter
 f_2 le plus vite possible.



Un gradient qui s'annule en x_0 peut
signifier...

- un extremum local (minimum ou maximum)
- un point de selle.

~~near~~ local
minima



point de
x_0

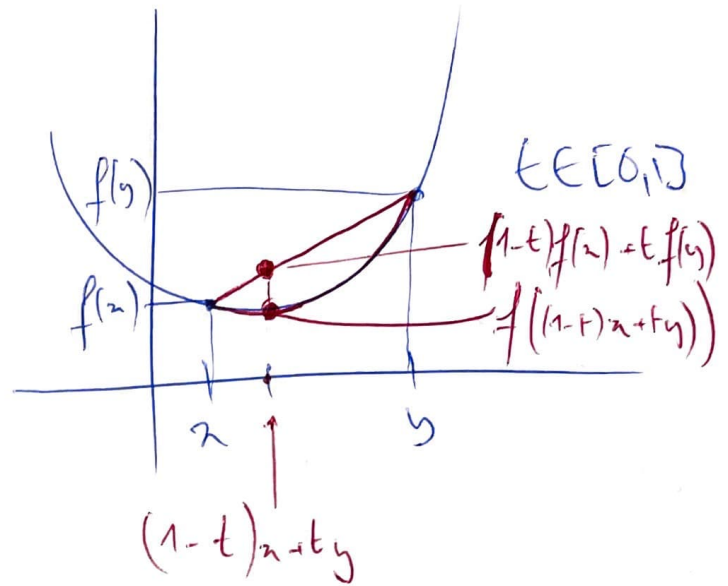
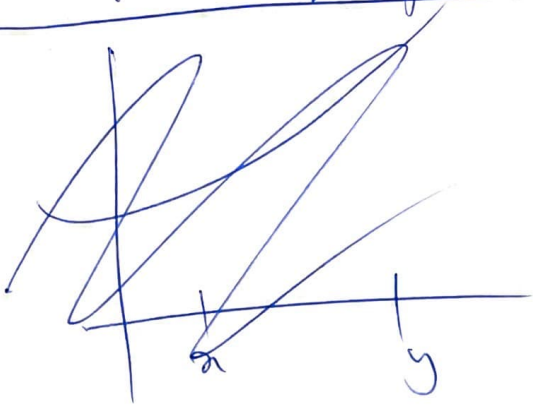
II. 6) Minimisation de fonctions avec
l'algorithme de descente de gradient

II. 6.1) Fonctions convexes

$f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ est convexe si
 $\forall x, y \in \mathbb{R}^n, \forall t \in [0, 1],$


$$f((1-t)x + ty) \leq (1-t)f(x) + tf(y)$$

(6) ce qui signifie visuellement :



Sur \mathbb{R}^{n+1} : le graphe de f se situe au dessus de ses plans tangents



 : plans tangents

Exos jupyter.

I.6.2) Minimum d'une fonction strictement convexe
Soit f convexe sur \mathbb{R}^n , $x_0 \in \mathbb{R}^n$, $f \in \mathcal{C}^2$.

Si $\nabla f(x_0) = \vec{0}$, alors x_0 est le minimum global de f sur \mathbb{R}^n .

II.6.3) Algorithme de descente de gradient

Cet algorithme universel permet de trouver $x \in \mathbb{R}^n$ pour lequel une fonction f est minimale.

On se donne :

- un point de départ $x_0 \in \mathbb{R}^n$
- une fonction f strictement convexe et son gradient ∇f
- une tolérance sur la quasi-nullité du gradient ϵ
- une taille de pas α .

$k=0$
Tant que $\|\nabla f(x_k)\| > \epsilon$:

$$x_{k+1} = x_k - \alpha \nabla f(x_k)$$

$$k = k + 1$$

retourner x_k .

Rq : Si $\nabla f(x)$ est la direction de plus forte montée au point x ,
- $-\nabla f(x)$ ——— descente !