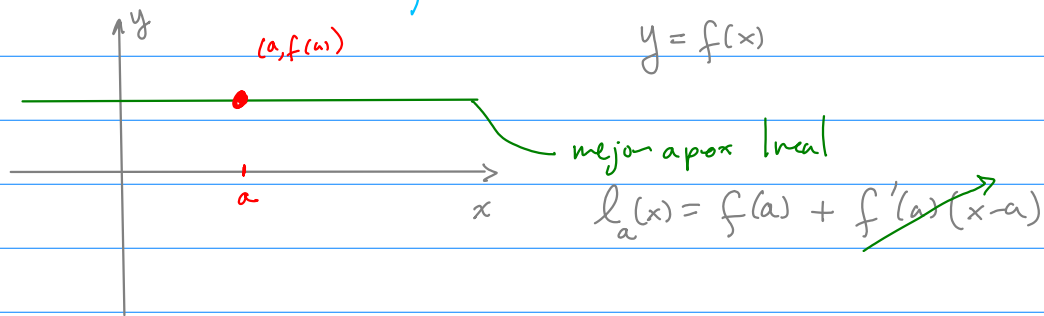


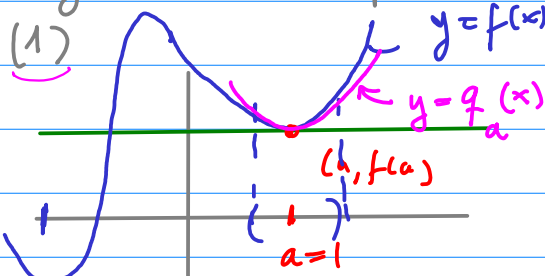
Hoy: Aproximaciones de segundo orden.

Caso especial: Tenemos  $f: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  y sabemos que  $f'(a) = 0$   
 ¿Cómo entender el comportamiento de  $f$  cerca de  $a$ ?

Miremos la gráfica de  $f$



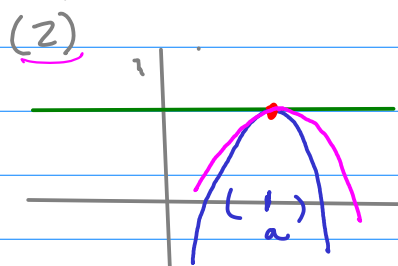
Hay muchos comportamientos posibles...



$$f''(a) > 0$$

$$f(x) = (x-1)^2$$

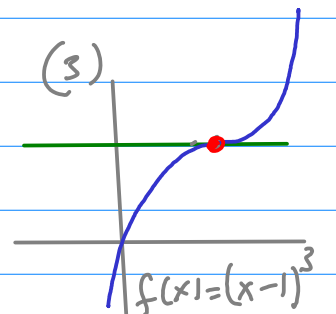
$a$  es un  $\checkmark$    
 Mínimo local



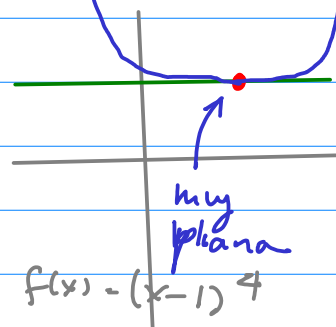
$$f''(a) < 0$$

$$f(x) = -(x-1)^2$$

$a$  es un  $\checkmark$    
 Máximo local



$$f''(a) = 0$$



NO SABEMOS

$$q_a(x) = f(a) + \underbrace{f'(a)(x-a)}_{\text{aprox lineal}} + \underbrace{\left(\frac{1}{2}f''(a)\right)(x-a)^2}_{\text{aprox cuadrática}} + \dots$$

parte cuadrática

Obs: Podemos seguir aumentando el orden de la aprox todo  $\infty$

$$f(x) \approx \left[ \sum_{k=0}^{\infty} \frac{f^{(k)}(a)}{k!} (x-a)^k \right]$$

¿Cómo generalizar la mejor aproximación cuadrática al caso de funciones escalares  $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ ,  $n \geq 1$ ?

Def: Si  $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  definimos

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x_i \partial x_j}(x_1, \dots, x_n) = \frac{\partial}{\partial x_i} \left( \frac{\partial}{\partial x_j} f(x_1, \dots, x_n) \right)$$

Obs: Hay MUCHAS segundas derivadas ( $n^2$ )...

se ordenan mediante una matriz de segundas derivadas llamada el Hessiano de  $f$ .

$$\mathcal{H}_f(a_1, \dots, a_n) = \underbrace{\begin{bmatrix} \vdots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_i \partial x_j}(\vec{a}) & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots \end{bmatrix}}_n$$

Sabemos (Teo de Clairaut) que  $\mathcal{H}_f(\vec{a})$  es una matriz simétrica.

$$f: \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R} \quad Df = 1 \left[ \frac{\partial f}{\partial x} \quad \frac{\partial f}{\partial y} \right] \quad \nabla f = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix}$$

Ej:  $f(x, y) = \cos(x + y)$ . Calcule  $H_f(0, 0)$

Sol: Queremos calcular todas las segundas derivadas de  $f$  en  $(0, 0)$

$$H_f(\vec{a}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 f}{\partial x^2}(\vec{a}) & \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y}(\vec{a}) \\ \frac{\partial^2 f}{\partial y \partial x}(\vec{a}) & \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}(\vec{a}) \end{bmatrix}$$

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

$$\left[ \frac{\partial f}{\partial x} = -\sin(x + y) \right]$$

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} = \frac{\partial}{\partial x} (-\sin(x + y)) = -\cos(x + y)$$

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x^2}(0, 0) = -\cos(0 + 0) = -1$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2 f}{\partial y \partial x} &= \frac{\partial}{\partial y} \left( \frac{\partial f}{\partial x} \right) = \frac{\partial}{\partial y} (-\sin(x + y)) \\ &= -\cos(x + y) \end{aligned}$$

$$\frac{\partial^2 f}{\partial y \partial x}(0, 0) = -\cos(0 + 0) = -1$$

$$f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$$

Def: La mejor aproximación cuadrática por  $f$  cerca de  $\vec{a}$  es:

$$q_{\vec{a}} : \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}$$

$$q_{\vec{a}}(\vec{x}) = f(\vec{a}) + Df(\vec{a}) \cdot (\vec{x} - \vec{a}) + \left[ (\vec{x} - \vec{a})^T \frac{H_f(\vec{a})}{2} (\vec{x} - \vec{a}) \right]$$

$1 \times n$  (for  $Df(\vec{a})$ )  
 $n \times 1$  (for  $(\vec{x} - \vec{a})$ )  
 $n \times n$  (for  $H_f(\vec{a})$ )  
 $1 \times n$  (for  $(\vec{x} - \vec{a})^T$ )  
 $n \times 1$  (for  $(\vec{x} - \vec{a})$ )  
 $n \times n$  (for  $H_f(\vec{a})$ )  
 $1 \times n$  (for  $Df(\vec{a})$ )  
 $n \times 1$  (for  $(\vec{x} - \vec{a})$ )

Teorema: Si TODAS las segundas derivadas parciales de  $f$  son continuas en  $\vec{a}$  entonces

$$\lim_{\vec{x} \rightarrow \vec{a}} \frac{\|f(\vec{x}) - q_{\vec{a}}(\vec{x})\|}{\|\vec{x} - \vec{a}\|^2} = 0$$

Es decir  $f$  se aproxima MUY BIEN mediante  $q_{\vec{a}}(\vec{x})$  cerca de  $\vec{a}$

Ejercicio: (a) Calcule la mejor aprox cuadrática para  $f(x, y) = \cos(x + y)$  cerca de  $(0, 0)$ .

(b) Demuestre que esta es una buna aprox cuadrática

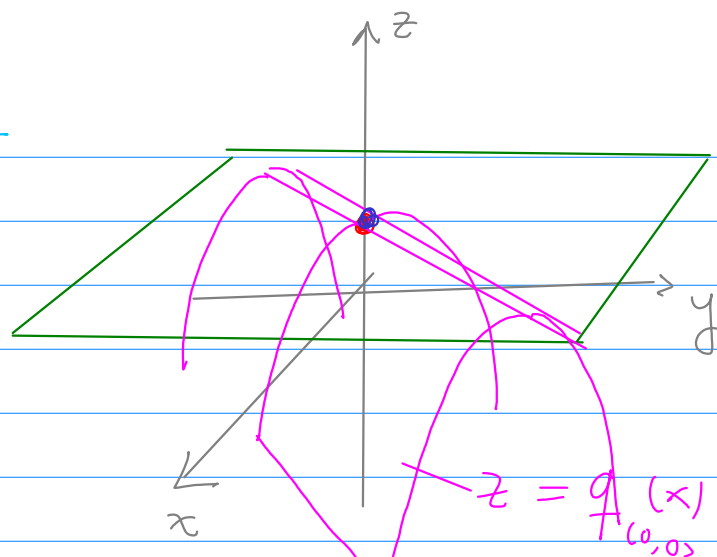
Sol:

$$q_{f(0,0)}(x, y) = f(0, 0) + Df(0, 0) \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \left[ \begin{pmatrix} x & y \end{pmatrix} \frac{H_f(0,0)}{2} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \right]$$

$$f(0, 0) = 1$$

$$Df(0, 0) = \begin{bmatrix} 0 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x}(0, 0) & \frac{\partial f}{\partial y}(0, 0) \end{bmatrix}$$

$$l_{(0,0)}(x,y) = 1$$



$$q_{(0,0)}(x,y) = 1 + \frac{1}{2}(x \ y) \begin{bmatrix} -1 & -1 \\ -1 & -1 \end{bmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}$$

$$= 1 + \frac{1}{2}(x \ y) \begin{pmatrix} -x - y \\ -x - y \end{pmatrix}$$

$$= 1 + \frac{1}{2}[x(-x-y) + y(-x-y)]$$

$$q_{(0,0)}(x,y) = 1 - \left( \frac{1}{2}(x-y)^2 \right)$$

¿cómo se comprueba este polinomio cuadrático?

$$f(x,y) = C_0(x+y)$$

Def: Una matriz simétrica  $A$  es

- (i) def. positiva si  $\vec{x}^t A \vec{x} > 0 \quad \forall x \neq 0$
- (ii) def. negativa si  $\vec{x}^t A \vec{x} < 0 \quad \forall x \neq 0$
- (iii) indefinida en cualquier otro caso.

$A > 0$   
 $A < 0$

Teorema: (Alg. Real)

$A > 0 \Leftrightarrow$  sus valores propios son  $> 0$

$A < 0 \Leftrightarrow$  sus valores propios son  $< 0$

En el caso  $2 \times 2$  es más fácil ...

Teorema:  $\begin{bmatrix} a & b \\ b & c \end{bmatrix} = A$

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 4 \end{bmatrix} = A$$

Si  $a > 0$  y  $\det(A) > 0 \Rightarrow A > 0$

Si  $a < 0$  y  $\det(A) > 0 \Rightarrow A < 0$

Si  $\det(A) < 0 \Rightarrow A$  tiene un valor propio  $> 0$   
y el otro  $< 0$

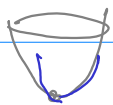
Teorema: (Criterio de la segunda derivada)

Sea  $f: \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$  una función escalar  
dos veces diferenciable con continuidad en  $(a, b)$   
Suponga que  $\nabla f(a, b) = \vec{0}$ .

Calculamos

$$H_f(a, b) = \begin{bmatrix} A & B \\ B & C \end{bmatrix}$$

(1) Si  $A > 0$  y  $\det(H_f(a, b)) > 0 \Rightarrow$



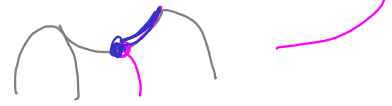
$(a, b)$  es un **mínimo** local.

(2) Si  $A < 0$  y  $\det(H_f(a, b)) > 0 \Rightarrow$



$(a, b)$  es un **máximo** local

(3) Si  $\det(H_f(a, b)) < 0 \Rightarrow (a, b)$  es **de silla**



(4) Si  $\det(J_f(a,b)) = 0 \Rightarrow$  NI i DEA.