



Resumen C3

Gradiente:

$$\nabla f(\vec{x}) = \left(\frac{\partial f}{\partial x_1}(x), \dots, \frac{\partial f}{\partial x_n}(x) \right)$$

$$\nabla f(x, y, z) = \left(\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y}, \frac{\partial f}{\partial z} \right)$$

Hessiano:

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

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

Laplaciano: Si $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$, entonces $\Delta f = \sum_{i=1}^n \frac{\partial^2 f}{\partial x_i^2}$

Regla de la cadena: Si $F : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$, $F = (f_1, f_2, \dots, f_m)$ es de clase C^1 en $A \subset \text{dom}(F)$ y $G : \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}^p$, $G = (g_1, g_2, \dots, g_p)$ es de clase C^1 en $F(A)$, entonces la función $H = G \circ F : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^p$, $H = (h_1, h_2, \dots, h_p)$ es de clase C^1 en A y $\forall x_0 \in A$, $\forall i = 1, \dots, p$ y $j = 1, \dots, n$, se cumple que:

$$\frac{\partial h_i}{\partial x_j}(x_0) = \sum_{k=1}^m \frac{\partial g_i}{\partial y_k}(F(x_0)) \frac{\partial f_k}{\partial x_j}(x_0)$$

Taylor de Orden 2: $f : D \subset \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$, D abierto convexo, $f \in C^2$ y $x_0 \in D$. Entonces $\forall x \in D$:

$$f(x) = f(x_0) + \langle \nabla f(x_0), x - x_0 \rangle + \frac{1}{2} (x - x_0)^t H_f(x_0) (x - x_0) + R_2(x)$$

donde $\lim_{x \rightarrow x_0} \frac{R_2(x)}{\|x - x_0\|^2} = 0$

Si se ignora $R_2(x)$, se le llama aproximación de orden 2 en torno al punto x_0 .

Un punto x_0 se dice **mínimo:**

local aislado si $\exists B(x_0, \delta) : f(x_0) < f(x) \forall x \in B'(x_0, \delta)$

local no aislado si $\exists B(x_0, \delta) : f(x_0) < f(x) \forall x \in B(x_0, \delta)$

global aislado si $f(x_0) \leq f(x) \forall x \in B$

global no aislado si $f(x_0) < f(x) \forall x \in B$

invirtiendo las desigualdades se obtienen las definiciones para

Máximos.

Candidatos a mín/Max

$A_1 = \{x \in \dot{D} : f \text{ es diferenciable y } \nabla f(x) = 0\}$

$A_2 = \{x \in \dot{D} : f \text{ no es diferenciable}\}$

$A_3 = \{\partial D\}$

Matriz definida positiva:

$L(h) = h^t A h > 0 \implies A$ es definida positiva.

Si es \geq , A es semidefinida positiva.

A es def. positiva $\iff \det(M_j) > 0 \forall j = 1, \dots, n$

A es def. negativa $\iff (-1)^j \det(M_j) > 0 \forall j = 1, \dots, n$
 donde M_j es el subdeterminante j -ésimo.

Mínimos y Máximos:

$H_f(x_0)$ definida positiva $\implies x_0$ es mínimo local aislado

$H_f(x_0)$ definida negativa $\implies x_0$ es máximo local aislado

$H_f(x_0)$ indefinida $\implies x_0$ es punto silla

Teorema de la Función Implícita:

Sean m ecuaciones tales que $\forall i = 1, \dots, m$:

$F_i(x_1, \dots, x_n) = 0$; se puede definir m funciones C^2 de la forma:

$x_i = f(x_{m+1}, \dots, x_n)$, es decir respecto de las $n - m$ otras

variables en una vecindad de un punto x_0 si: $F_i(x_0) = 0$

$\forall i = 1, \dots, m$ y

$$\begin{vmatrix} \frac{\partial F_1}{\partial x_1} & \cdots & \frac{\partial F_1}{\partial x_m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial F_m}{\partial x_1} & \cdots & \frac{\partial F_m}{\partial x_m} \end{vmatrix} (x_0) \neq 0$$

Teorema de la Función Inversa: Si $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$ tal que

$f(x) = y$, y $\text{Det}(J_f(x)) \neq 0$.

Entonces existen $U, V \subset \mathbb{R}^n$ tal que $x \in U, y \in V$ donde

$f : U \rightarrow V$ biyectiva con inversa de clase C^1 y su jacobiano es:

$$J_{f^{-1}}(y) = [J_f(x)]^{-1}$$

Inversa de una matriz de 2x2:

$$\begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix}^{-1} = \frac{1}{ad - bc} \begin{pmatrix} d & -b \\ -c & a \end{pmatrix}$$

Lagrange: Sea el problema: $\text{Opt } f(\vec{x})$, los óptimos se

s.a $g_i(\vec{x})=0 \forall i=1, \dots, k$

obtienen resolviendo el sistema de ecuaciones dado por

$$\nabla L(\vec{x}, \vec{\lambda}) = 0, \text{ con } L = f(\vec{x}) - \sum_{i=1}^k \lambda_i g_i(\vec{x}).$$