

1. Funciones convexas y cóncavas

Definición 1. Un subconjunto D de \mathbb{R}^n es **convexo** si para cada par de puntos x, y en D , el segmento $[x, y]$ que los une está contenido en D , siendo

$$[x, y] = \{z = (1 - t)x + ty : t \in [0, 1]\}.$$

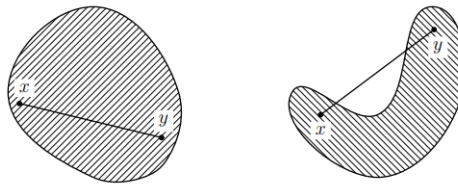


Figura 1: Conjunto convexo y conjunto no convexo

Ejemplo 1. Los siguientes conjuntos son convexas:

- a) La bola abierta $D = B_r(a)$ centrada en a y radio r ,
- b) $D = \{(x, y) \in \mathbb{R}^2 : x^2 + y^2 < 4\}$
- c) El espacio \mathbb{R}^n es convexo
- d) El conjunto $\{(x, y) \in \mathbb{R}^2 : y \geq 0\}$ es convexo

Ejemplo 2. Los siguientes conjuntos no son convexas:

- a) $D = \{(x, y) \in \mathbb{R}^2 : x^2 + y^2 > 4\}$
- b) $D = \{(x, y) \in \mathbb{R}^2 : |x| > 1\}$

Proposición 1 (Propiedades). Se cumplen las siguientes propiedades:

- a) Si D_1 y D_2 son conjuntos convexas en \mathbb{R}^n , entonces $D_1 \cap D_2$ es un conjunto convexo,
- b) Si $f : \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}$ es una función lineal:

$$f(x_1, x_2, \dots, x_n) = a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + a_nx_n$$

entonces los siguientes conjuntos son convexos

$$\{x \in \mathbb{R}^n : f(x) = c\}, \quad \{x \in \mathbb{R}^n : f(x) \leq c\}, \quad \{x \in \mathbb{R}^n : f(x) < c\},$$

$$\{x \in \mathbb{R}^n : f(x) \geq c\}, \quad \{x \in \mathbb{R}^n : f(x) > c\},$$

cualquiera sea el valor de c .

Definición 2. Sean D un subconjunto convexo no vacío de \mathbb{R}^n y una función $f : D \rightarrow \mathbb{R}$.

1. La función f es **convexa** en D cuando para todo $x, y \in D$ y para todo $t \in [0, 1]$ se cumple

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

2. La función f es **estrictamente convexa** en D cuando para todo $x, y \in D$ con $x \neq y$ y para todo $t \in]0, 1[$ se cumple

$$f(tx + (1-t)y) < tf(x) + (1-t)f(y) \quad (2)$$

Ejemplo 3. La función exponencial es estrictamente convexa.

Definición 3. Sean D un subconjunto convexo no vacío de \mathbb{R}^n y una función $f : D \rightarrow \mathbb{R}$.

1. La función f es **cóncava** en D cuando para todo $x, y \in D$ y para todo $t \in [0, 1]$ se cumple

$$f(tx + (1-t)y) \geq tf(x) + (1-t)f(y), \quad t \in [0, 1] \quad (3)$$

2. La función f es **estrictamente cóncava** en D si, para todo $x, y \in D$ con $x \neq y$, y para todo $t \in]0, 1[$ se cumple

$$f(tx + (1-t)y) > tf(x) + (1-t)f(y) \quad (4)$$

Ejemplo 4. La función logaritmo es cóncava en \mathbb{R}_+ .

Proposición 2 (Propiedades o caracterización de funciones convexas y cóncavas). Sea D un subconjunto convexo de \mathbb{R}^n y $f : D \rightarrow \mathbb{R}$. Se cumple

1. Una función lineal $f(x_1, x_2, \dots, x_n) = a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + a_nx_n$ es convexa y cóncava a la vez en \mathbb{R}^n .
2. Si f es una función estrictamente convexa (respectivamente cóncava) en D , entonces f es convexa (respectivamente cóncava) en D .
3. f es una función convexa en D si y solo si $-f$ es cóncava en D .
4. La función f es estrictamente convexa D si y solo si $-f$ es estrictamente cóncava en D .
5. Si f es una función convexa en D y $c \geq 0$, entonces cf es convexa en D .
6. Si f es una función convexa en D y $c \leq 0$ entonces cf es cóncava en D .

7. Si f y $g : D \rightarrow \mathbb{R}$ son convexas en D , entonces $f + g$ también es convexa en D .
8. Si f y $g : D \rightarrow \mathbb{R}$ son cóncavas en D , entonces $f + g$ también es cóncava en D .
9. Si f es una función convexa en D y $g : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ es una función creciente y convexa, entonces la función compuesta $g \circ f$ es convexa en D .
10. Si f es una función cóncava en D y $g : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ es una función creciente y cóncava, entonces la función compuesta $g \circ f$ es cóncava en D .
11. Si $f : D \subseteq \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ es una función convexa en D entonces el conjunto

$$\{x \in D : f(x) \leq c\}$$

es convexo para cada $c \in \mathbb{R}$.

12. Si $f : D \subseteq \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ es una función cóncava en D , entonces el conjunto

$$\{x \in D : f(x) \geq c\}$$

es convexo para cada $c \in \mathbb{R}$.

13. Si $f : D \subseteq \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ es una función convexa en D si y solo si el conjunto

$$\{(x, y) \in \mathbb{R}^n \times \mathbb{R} : x \in D : f(x) \leq y\}$$

que se encuentran por encima del gráfico de f es un conjunto convexo. Este conjunto es llamado *epígrafo* de f y se denota por $\text{Epi}(f)$.

14. Si $f : D \subseteq \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ es una función cóncava en D si y solo si el conjunto

$$\{(x, y) \in \mathbb{R}^n \times \mathbb{R} : x \in D : f(x) \geq y\}$$

es un conjunto convexo. Este conjunto es llamado *Hipógrafo* de f y se denota por $\text{Hip}(f)$.

Ejemplo 5. Si $f(x, y)$ es una función convexa en \mathbb{R}^2 y $g(x, y)$ es una función cóncava en \mathbb{R}^2 , analice la verdad o falsedad de las siguientes proposiciones:

- a) La función $G(x, y) = 5f(x, y) - 2g(x, y)$ es una función convexa en \mathbb{R}^2 .
- b) Si $f(0, 0) = 2$ y $f(1, 2) = 4$, entonces $f(\frac{1}{2}, 1) \geq 3$.

Solución

- a) Si g es cóncava entonces $-2g$ es convexa, por lo tanto, G es convexa.
- b) Si f es convexa en \mathbb{R}^2 se cumple que

$$f(tx + (1-t)y) \leq tf(x) + (1-t)f(y), \quad \forall x, y \in \mathbb{R}^2, \forall t \in [0, 1].$$

En particular, cuando $x = (0, 0)$ y $y = (1, 2)$ se tiene,

$$f(t(0, 0) + (1 - t)(1, 2)) \leq tf(0, 0) + (1 - t)f(1, 2)$$

Luego,

$$f(1 - t, 2 - 2t) \leq 2t + 4(1 - t) = 4 - 2t, \quad \forall t \in [0, 1]$$

En particular, cuando $t = \frac{1}{2}$ resulta $f(\frac{1}{2}, 1) \geq 3$. □

Ejemplo 6. Analice la concavidad o convexidad de la función $f(x, y, z) = ax^2 + by^2 + cz^2$, con $a, b, c \geq 0$.

Solución

f es convexa por ser suma de funciones convexas

Ejemplo 7. Analice la convexidad o concavidad de la función $f(x, y, z) = e^{2x^2 + 5y^2 + 4z^2}$.

Solución

Sea $u = 2x^2 + 5y^2 + 4z^2$, entonces $z = f(u) = e^u$. Del ejemplo anterior hemos visto que la función $2x^2 + 5y^2 + 4z^2$ es convexa y la función $f(u) = e^u$ es convexa y creciente. Por lo tanto, la función $f(x, y, z)$ es convexa.

Proposición 3 (Caracterización de segundo orden para funciones convexas). Sea D un subconjunto abierto no vacío y convexo de \mathbb{R}^n y $f : D \rightarrow \mathbb{R}$ una función de clase C^2 sobre D .

1. La función f es convexa en D si y solo si su matriz hessiana $H_f(x)$ es semidefinida positiva $\forall x \in D$.
2. Si la matriz hessiana $H_f(x)$ de f es definida positiva $\forall x \in D$, entonces la función f es estrictamente convexa en D .

Ejemplo 8. Analice si la función $f(x, y) = (x + y)^2 - y - \ln x$ es cóncava en su dominio.

Solución

El dominio de f es $D_f = \{(x, y) \in \mathbb{R}^2 : x > 0\}$, el cual es un conjunto abierto y convexo. Además, sus derivadas parciales son

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

La matriz hessiana de f es

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

y puesto que sus menores principales dominantes $M_1 = 2 + \frac{1}{x^2}$ y $M_2 = \frac{1}{x^2}$ son positivos en D_f , entonces por el teorema de caracterización de segundo orden para funciones convexas concluimos que f es estrictamente convexa en D_f , y por lo tanto, convexa en D_f .

Proposición 4 (Caracterización de segundo orden para funciones cóncavas). Sea D un subconjunto abierto no vacío y convexo de \mathbb{R}^n y $f : D \rightarrow \mathbb{R}$ una función de clase C^2 sobre D .

1. La función f es cóncava en D si y solo si su matriz hessiana $H_f(x)$ es semidefinida negativa $\forall x \in D$.
2. Si la matriz hessiana $H_f(x)$ de f es definida negativa $\forall x \in D$, entonces la función f es estrictamente cóncava en D .

2. Optimización

Sea f una función definida sobre un subconjunto D de \mathbb{R}^n . En esta sección estudiaremos los siguientes problemas:

$$(P1) : \begin{cases} \text{máx} & f(x) \\ & x \in D \end{cases} \quad \text{y} \quad (P2) : \begin{cases} \text{mín} & f(x) \\ & x \in D \end{cases}$$

Definición 4. Sean $D \subseteq \mathbb{R}^n$, a un punto de D y la función $f : D \rightarrow \mathbb{R}$.

- a) f tiene un **máximo local** en a si existe una bola abierta $B_r(a)$ tal que

$$f(p) \leq f(a), \quad \text{para todo } p \in B_r(a) \cap D.$$

- b) f tiene un **mínimo local** en a si existe una bola abierta $B_r(a)$ tal que

$$f(p) \geq f(a), \quad \text{para todo } p \in B_r(a) \cap D.$$

- c) f tiene un **óptimo local** en a si, f tiene un máximo o mínimo local en a

Observación 1.

- a) Si cualquiera de las propiedades descritas en la definición se cumple sobre todo D , se dice que f tiene un **óptimo global**.
- b) El problema de maximizar una función f sobre D es equivalente al problemas de minimizar $-f$ sobre D .
- c) Si en cualquiera de las definiciones anteriores la desigualdad es estricta, diremos que f tiene un óptimo local (respectivamente óptimo global) estricto.
- d) Todo máximo global es un máximo local.
- e) Cuando D es un conjunto abierto de \mathbb{R}^n , se dice que $(P1)$ es un problema de maximización sin restricciones y cuando D no es un conjunto abierto se dice que $(P1)$ es un problema de maximización con restricciones. Y se presentan dos casos:

i) Cuando el problema presenta restricciones de igualdad:

$$\begin{cases} \text{máx} & f(x) \\ & g_1(x) = 0 \\ & \vdots \\ & g_m(x) = 0 \end{cases}$$

En este caso,

$$D = \{x \in \mathbb{R}^n : g_1(x) = 0, g_2(x) = 0, \dots, g_m(x) = 0\}$$

ii) Cuando el problema presenta restricciones de desigualdad:

$$\begin{cases} \text{máx} & f(x) \\ & g_1(x) \leq 0 \\ & \vdots \\ & g_m(x) \leq 0 \end{cases}$$

En este caso,

$$D = \{x \in \mathbb{R}^n : g_1(x) \leq 0, g_2(x) \leq 0, \dots, g_m(x) \leq 0\}$$

2.1. Optimización sin restricciones

Definición 5. Sea $f : D_f \subseteq \mathbb{R}^n \longrightarrow \mathbb{R}$ una función diferenciable. Un punto crítico de f es un punto a del dominio de la función f tal que $\nabla f(a) = (0, \dots, 0)$.

Ejemplo 9. Encuentre los puntos críticos de las siguientes funciones:

1. $f(x, y) = xy^2 - xy + x^2y$
2. $f(x, y) = e^{-\frac{x^3}{3} + x - y^2}$
3. $f(x, y) = x^3 + 3xy^2 - 15x - 12y$

Solución

- 1) Es inmediato que f es diferenciable sobre \mathbb{R}^2 , pues f es un polinomio. Además, sus derivadas parciales de f son

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

$$\text{La solución del sistema} \begin{cases} \frac{\partial f}{\partial x}(x, y) = 0 \\ \frac{\partial f}{\partial y}(x, y) = 0 \end{cases} \quad \text{Al resolver el sistema de ecuaciones resul-}$$

tan los siguiente puntos críticos para la función f , $P_1 = (0, 0)$, $P_2 = (0, 1)$, $P_3 = (1, 0)$, $P_4 = (\frac{1}{3}, \frac{1}{3})$.

2) Los puntos críticos para función f resultan al resolver el siguiente sistema de ecuaciones,

$$0 = \frac{\partial f}{\partial x} = (1 - x^2)e^{-\frac{x^3}{3} + x - y^2}, \quad 0 = \frac{\partial f}{\partial y} = -2ye^{-\frac{x^3}{3} + x - y^2}$$

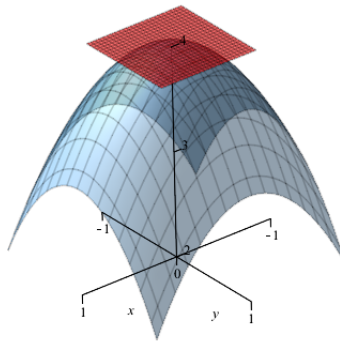
$$P_1 = (1, 0), \quad P_2 = (-1, 0)$$

3) Procediendo en forma similar a los casos anteriores se obtienen los puntos críticos para f ,

$$P_1 = (2, 1), \quad P_2 = (1, 2), \quad P_3 = (-1, -2), \quad P_4 = (-2, -1).$$

Teorema 5 (Condición necesaria de primer orden para óptimos locales). Si $f : U \subseteq \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ es diferenciable en el punto a y alcanza en dicho punto un óptimo local, entonces $\nabla f(a) = \mathbf{0}$.

Observación 2. En el caso que f es una función de dos variables $z = f(x, y)$ diferenciable en un punto (a, b) interior de su dominio, su gráfico admite un plano tangente cuya ecuación es dada por $z = f(a, b) + f_x(a, b)(x - a) + f_y(a, b)(y - b)$. Por lo tanto, si f alcanza un óptimo local en un punto (a, b) interior a su dominio, el teorema (5) nos dice que el gráfico de una función con estas características admite un plano tangente de la forma $z = f(a, b)$ en el punto $(a, b, f(a, b))$.



Ejemplo 10. La función $f(x, y, z) = 2xy + 2yz + 2xz$ es diferenciable en todo \mathbb{R}^3 . Además, sus derivadas parciales son

$$\frac{\partial f}{\partial x}(x, y, z) = 2y + 2z, \quad \frac{\partial f}{\partial y}(x, y, z) = 2x + 2z, \quad \frac{\partial f}{\partial z}(x, y, z) = 2y + 2x,$$

De manera que al resolver el sistema de ecuaciones

$$\frac{\partial f}{\partial x}(x, y, z) = 0, \quad \frac{\partial f}{\partial y}(x, y, z) = 0, \quad \frac{\partial f}{\partial z}(x, y, z) = 0$$

resulta como único punto crítico el punto $a = (0, 0, 0)$. El teorema de condiciones necesarias nos dice que el punto a es el único candidato a ser óptimo local para f . \square

Definición 6. Sea U un subconjunto abierto de \mathbb{R}^n y $f : U \rightarrow \mathbb{R}$. Decimos que un punto $a \in U$ es llamado **punto silla de f** si verifica las siguientes condiciones

- a) a es punto crítico de f .
- b) Para todo $r > 0$ existen puntos $x, y \in B_r(a)$ tal que

$$f(x) \leq f(a) \leq f(y).$$

Ejemplo 11. Dada la función $f(x, y) = y^2 - x^2$, el único punto crítico para f es $(0, 0)$. Dicho punto es un punto silla, pues cualquiera sea $r > 0$ se cumple

$$f(0, y) \leq f(0, 0) = 0 \leq f(x, 0).$$

Proposición 6 (Condiciones suficientes para óptimos locales). Suponga que U es un conjunto abierto de \mathbb{R}^n , $f : U \subset \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ una función de clase C^2 sobre un entorno del punto a verificando $\nabla f(a) = \mathbf{0}$. Entonces se cumple:

- a) Si la matriz $H_f(a)$ es definida positiva, entonces f alcanza un mínimo local estricto en el punto a .
- b) Si la matriz $H_f(a)$ es definida negativa, entonces f alcanza un máximo local estricto en el punto a .
- c) Si la matriz $H_f(a)$ es indefinida, entonces a es un punto de silla para f .

donde $H_f(a)$ es la matriz hessiana asociada a la función f en el punto a .

Ejemplo 12. Encuentre y clasifique los puntos críticos de la función $f(x, y) = 2x^2 + 2xy + y^2 + 2x - 3$.

Solución

La función f tiene un único punto crítico, $P = (-1, 1)$. La función alcanza un mínimo local en P , pues los menores principales dominantes de orden 1 y 2 de $H_f(P) = \begin{pmatrix} 4 & 2 \\ 2 & 2 \end{pmatrix}$ son positivos.

□

Ejemplo 13. Halle y clasifique los puntos críticos de la función $f(x, y) = -2x^2 + 4xy - 3y^2 + 10x - 14y - 3$

Solución Para obtener los puntos críticos de f resolvemos el siguiente sistema de ecuaciones

$$0 = f_x = -4x + 4y + 10, \quad 0 = f_y = 4x - 6y - 14$$

resultando, $P = (\frac{1}{2}, -2)$. Además, la matriz hessiana asociada a f es dada por

$$H_f(x, y) = \begin{pmatrix} -4 & 4 \\ 4 & -6 \end{pmatrix} = H_f(P).$$

Luego, los menores principales de esta matriz de orden 1 y 2 respectivamente son $M_1 = -4$ y $M_2 = 8$. Por lo tanto, f alcanza un máximo local en P .

Ejemplo 14. Halle y clasifique los puntos críticos de la función

$$f(x, y) = (x^2 + y^2)^2 - 2a^2(x^2 - y^2), \text{ donde } a \neq 0.$$

Solución

Los puntos críticos de f son $P_1 = (0, 0)$, $P_2 = (a, 0)$, $P_3 = (-a, 0)$ se obtienen al resolver el sistema de ecuaciones siguiente:

$$0 = f_x(x, y) = 4x(x^2 + y^2 - a^2), \quad 0 = f_y(x, y) = 4y(x^2 + y^2 + a^2).$$

Además, la matriz hessiana asociada a f es,

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

Luego,

$$H_f(P_1) = \begin{pmatrix} -4a^2 & 0 \\ 0 & 4a^2 \end{pmatrix}, \quad H_f(P_2) = \begin{pmatrix} 8a^2 & 0 \\ 0 & 8a^2 \end{pmatrix}, \quad H_f(P_3) = \begin{pmatrix} 8a^2 & 0 \\ 0 & 8a^2 \end{pmatrix}$$

Por lo tanto, P_1 es un punto silla para f , y alcanza un mínimo local en P_2 y P_3 . □

2.2. Optimización global sin restricciones

Proposición 7 (Condición necesaria y suficiente para óptimos globales). Si f es una función diferenciable y convexa sobre un conjunto abierto y convexo D . Sea a un punto de D . Se cumple: a es punto crítico de f si y solo si admite un mínimo global sobre D en a .

Proposición 8 (Condición necesaria y suficiente para óptimos globales). Si f es una función diferenciable y cóncava sobre un conjunto abierto y convexo D . Sea a un punto de D . Se cumple: a es punto crítico de f si y solo si admite un máximo global sobre D en a .

Observación 3. En ambas proposiciones se tiene que la función alcanza un óptimo global estricto si f es estrictamente convexa o cóncava.