

Sesión 13

Matemáticas para la Economía II

Funciones cóncavas y convexas. Definición y caracterizaciones.

Grados en Administración de Empresas, Finanzas y Contabilidad, Empresa y Tecnología,
Estudios Internacionales y Administración de Empresas y Derecho y Administración de
Empresas

Universidad Carlos III de Madrid

Concavidad y convexidad.

Asumimos que: $D \subset \mathbb{R}^n$ es un conjunto convexo y abierto.

- f es **cóncava** en D si para todo $\lambda \in [0, 1]$ y $x, y \in D$ tenemos que

$$f(\lambda x + (1 - \lambda)y) \geq \lambda f(x) + (1 - \lambda)f(y)$$

- f es **convexa** en D si para todo $\lambda \in [0, 1]$ y $x, y \in D$ tenemos que

$$f(\lambda x + (1 - \lambda)y) \leq \lambda f(x) + (1 - \lambda)f(y)$$

- f es convexa en D si y sólo si $-f$ es cóncava en D .

Concavidad y convexidad.

- f es **estríctamente cóncava** en D si para cada $\lambda \in (0, 1)$ y $x, y \in D$, $x \neq y$ tenemos que

$$f(\lambda x + (1 - \lambda)y) > \lambda f(x) + (1 - \lambda)f(y)$$

- f es **estríctamente convexa** en D si para cada $\lambda \in (0, 1)$ y $x, y \in D$, $x \neq y$ se tiene que

$$f(\lambda x + (1 - \lambda)y) < \lambda f(x) + (1 - \lambda)f(y)$$

- f es estríctamente convexa en D si y sólo si $-f$ es estríctamente cóncava en D .

Las funciones lineales son cóncavas and convexas.

- Las funciones lineales son cóncavas and convexas, Pero no son ni estrictamente cóncavas ni estrictamente convexas.
- Pro ejemplo, $f(x, y) = 2x - y$, $f(x, y, z) = z - 3x + 5y$

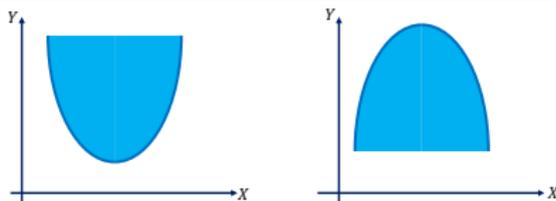
Concavidad y convexidad.

Proposición

Sea D un conjunto convexo, y abierto de \mathbb{R}^n . Entonces,

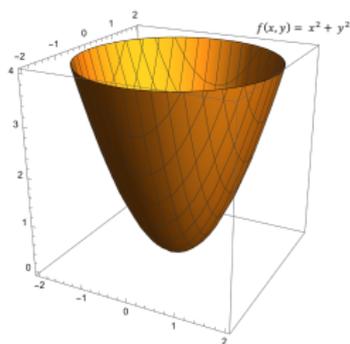
- 1 f es cóncava \Leftrightarrow el conjunto $\{(x, y) : x \in D, y \leq f(x)\}$ es convexo.
- 2 f es convexa \Leftrightarrow el conjunto $\{(x, y) : x \in D, y \geq f(x)\}$ es convexo.
- 3 f es estrictamente convexa \Leftrightarrow el conjunto $\{(x, y) : x \in D, y \geq f(x)\}$ es convexo y la gráfica de f no contiene segmentos.
- 4 f es estrictamente cóncava \Leftrightarrow el conjunto $\{(x, y) : x \in D, y \leq f(x)\}$ es convexo y la gráfica de f no contiene segmentos.

Gráficamente,

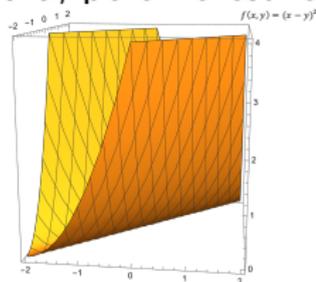


Ejemplos.

- $f(x, y) = x^2 + y^2$ es estrictamente convexa.



- $f(x, y) = (x - y)^2$ es convexa, pero no estrictamente convexa.



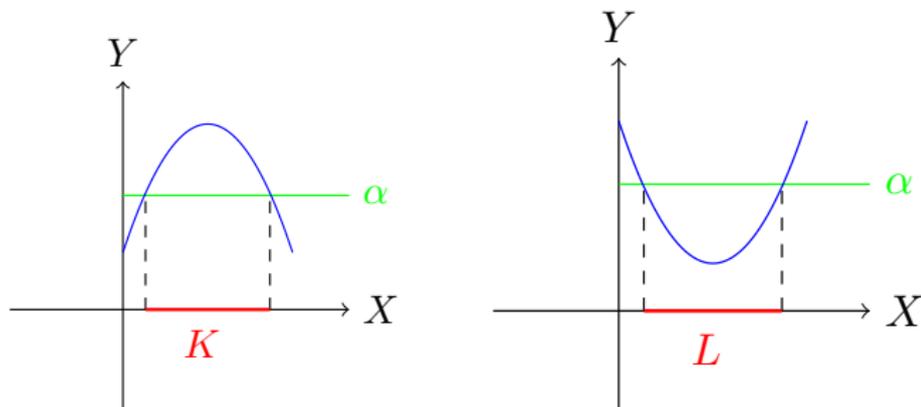
Concavidad y convexidad.

Proposición

Sea D un conjunto convexo y abierto de \mathbb{R}^n y $\alpha \in \mathbb{R}$. Entonces,

- 1 Si f es cóncava, entonces el conjunto contorno superior $K = \{x \in D : f(x) \geq \alpha\}$ es convexo para cada $\alpha \in \mathbb{R}$
- 2 Si f es convexa, entonces el conjunto contorno inferior $L = \{x \in D : f(x) \leq \alpha\}$ es convexo para cada $\alpha \in \mathbb{R}$

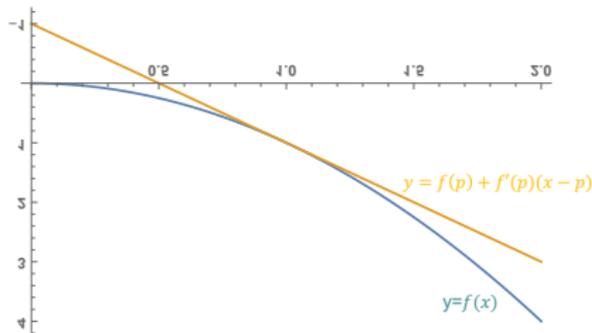
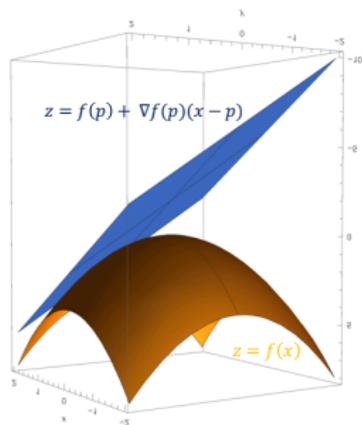
Gráficamente,



Condiciones de primer orden para la concavidad.

- Supongamos que $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ es cóncava y diferenciable en un conjunto convexo D .
- El plano tangente a la gráfica de f en $p \in D$ queda por arriba de la gráfica de f .
- Esto quiere decir que

$$f(x) \leq f(p) + \nabla f(p) \cdot (x - p), \quad \text{para cada } x \in D$$



Condiciones de primer orden para la concavidad.

Proposición

Supongamos $f \in C^1(D)$. Entonces,

- ① f es cóncava en D si y sólo si para $u, v \in D$ tenemos que

$$f(u) \leq f(v) + \nabla f(v) \cdot (u - v)$$

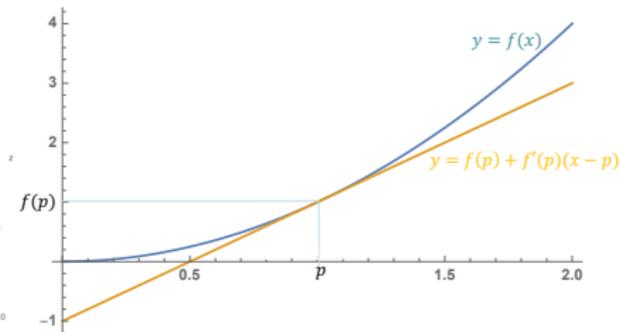
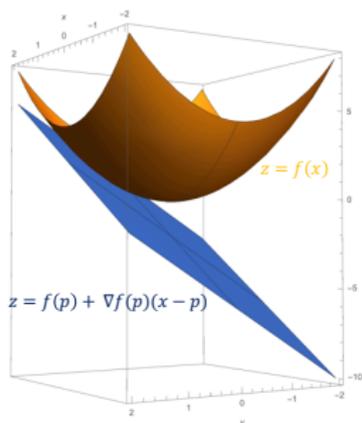
- ② f es estrictamente cóncava en D si y sólo si para todo $u, v \in D$, $u \neq v$, tenemos que

$$f(u) < f(v) + \nabla f(v) \cdot (u - v)$$

Condiciones de primer orden para la convexidad.

- Supongamos que $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ es convexa y diferenciable en un conjunto convexo D .
- El plano tangente a la gráfica de f en el punto $p \in D$ queda por debajo de la gráfica de f .
- Esto significa que

$$f(x) \geq f(p) + \nabla f(p) \cdot (x - p), \quad \text{para cada } x \in D$$



Condiciones de primer orden para la convexidad.

Proposición

Supongamos que $f \in C^1(D)$. Entonces,

- ① f es convexa en D si y sólo si para todo $u, v \in D$ tenemos que

$$f(u) \geq f(v) + \nabla f(v) \cdot (u - v)$$

- ② f es estrictamente convexa en D si y sólo si para todo $u, v \in D$, $u \neq v$, tenemos que

$$f(u) > f(v) + \nabla f(v) \cdot (u - v)$$

Condiciones de segundo orden para la concavidad/convexidad.

Proposición

Sea $D \subset \mathbb{R}^n$ abierto y convexo. Sea $f \in C^2(D)$ y sea $Hf(p)$ la matriz hessiana de f en el punto p . Entonces,

- 1 f es cóncava en D si y sólo si para cada $p \in D$, $Hf(p)$ es semidefinida negativa o definida negativa.
- 2 f es convexa en D si y sólo si para cada $p \in D$, $Hf(p)$ es semidefinida positiva o definida positiva.
- 3 If $Hf(p)$ es definida negativa para cada $p \in D$, entonces f es estrictamente cóncava en D .
- 4 Si $Hf(p)$ es definida positiva para cada $p \in D$, entonces f es estrictamente convexa en D .

Condiciones de segundo orden para la concavidad/convexidad.

- Si f es estrictamente convexa, entonces $H f(x, y)$ es definida positiva excepto en un conjunto "pequeño".
- Por ejemplo, $f(x, y) = x^4 + y^4$ es estrictamente convexa
- y

$$H f(x, y) = \begin{pmatrix} 12x^2 & 0 \\ 0 & 12y^2 \end{pmatrix}$$

es definida positiva si $xy \neq 0$, esto es, es definida positiva en todo el espacio \mathbb{R}^2 excepto en los dos ejes $\{(x, y) \in \mathbb{R}^2 : xy = 0\}$.

- Para puntos en los ejes (esto es para puntos $(x, y) \in \mathbb{R}^2$ tales que $xy = 0$) la matriz hessiana es semidefinida positiva.