

# Treceava sesión

## Análisis Convexos - CM3E2

Jonathan Munguia<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Facultad de Ciencias  
Universidad Nacional de Ingeniería

25 de mayo de 2021



# Outline

- 1 Funciones fuertemente convexas
  - Definición

## Definición 1 (Función fuertemente convexa)

Una función  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \overline{\mathbb{R}}$  es fuertemente convexa de coeficiente (o módulo)  $\alpha > 0$ , si para todo  $t \in [0, 1]$  y para todo  $x, y \in \mathbb{R}^n$ , se cumple

$$f(tx + (1 - t)y) \leq tf(x) + (1 - t)f(y) - \frac{\alpha}{2}t(1 - t)\|x - y\|^2.$$

Ver Definición 2.5 de [2].

## Proposición 1

Sea  $a \in \mathbb{R}^n$  fijo arbitrario. Entonces,  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \overline{\mathbb{R}}$  es fuertemente convexa de coeficiente  $\mu > 0$  si y solo si la función  $g : \mathbb{R}^n \rightarrow \overline{\mathbb{R}}$  definida por

$$g(x) = f(x) - \frac{\mu}{2}\|x - a\|^2 \quad \forall x \in \mathbb{R}^n,$$

es convexa.

## Demostración

Ver Proposición 2.23 de [2] o Lema 2.20 de [4]. Sin pérdida de generalidad veamos el caso  $a = 0$ .

$\Rightarrow$ ) Dados  $x, y \in \text{dom}(f)$ ,  $t \in [0, 1]$ , se tiene

$$\begin{aligned}
 g(tx + (1-t)y) &= f(tx + (1-t)y) - \frac{\mu}{2} \|tx + (1-t)y\|^2 \\
 &\leq tf(x) + (1-t)f(y) - \frac{\mu}{2} \left[ \underbrace{t(1-t)\|y-x\|^2}_{\text{red}} + \underbrace{\|tx + (1-t)y\|^2}_{\text{red}} \right] \\
 &= \underbrace{tf(x)}_{\text{blue}} + \underbrace{(1-t)f(y)}_{\text{blue}} - \frac{\mu}{2} \left[ \underbrace{t\|x\|^2}_{\text{blue}} + \underbrace{(1-t)\|y\|^2}_{\text{blue}} \right] \\
 &= \underbrace{tg(x)}_{\text{blue}} + \underbrace{(1-t)g(y)}_{\text{blue}}.
 \end{aligned}$$

$$t(1-t) \left[ \|x\|^2 - 2\langle x, y \rangle + \|y\|^2 \right]$$

$$+ t^2 \|x\|^2 + 2t(1-t)\langle x, y \rangle + (1-t)^2 \|y\|^2$$

$$\underbrace{t(1-t)\|x\|^2} + \underbrace{t(1-t)\|y\|^2} + \underbrace{t^2\|x\|^2} + \underbrace{(1-t)^2\|y\|^2}$$

$$= t\|x\|^2 + (1-t)\|y\|^2$$

$\Leftarrow$ ) Dados  $x, y \in \text{dom}(g)$  y  $t \in [0, 1]$ , se tiene

$$\begin{aligned}
 f(tx + (1-t)y) &= g(tx + (1-t)y) + \frac{\mu}{2} \|tx + (1-t)y\|^2 \\
 &\leq tg(x) + (1-t)g(y) + \frac{\mu}{2} \|tx + (1-t)y\|^2 \\
 &= tf(x) + (1-t)f(y) - \frac{\mu}{2} \left[ t\|x\|^2 + (1-t)\|y\|^2 - \underbrace{\|tx + (1-t)y\|^2}_{\|x\|^2 + \|y\|^2 - 2\langle x, y \rangle} \right] \\
 &= tf(x) + (1-t)f(y) - \frac{\mu}{2} t(1-t) \left[ \underbrace{\|x\|^2 + \|y\|^2 - 2\langle x, y \rangle}_{\|x - y\|^2} \right] \\
 &= tf(x) + (1-t)f(y) - \frac{\mu}{2} t(1-t) \|x - y\|^2.
 \end{aligned}$$

$$\langle \nabla f(x) - \mu x - \nabla f(y) + \mu y, x - y \rangle \geq 0$$

Proposición 2  $\langle \nabla f(x) - \nabla f(y), x - y \rangle \geq \mu \langle x - y, x - y \rangle$

Sea  $C \subset \mathbb{R}^n$  convexo, abierto, no vacío y  $f : C \rightarrow \mathbb{R}$  diferenciable. Las siguientes afirmaciones son equivalentes

- i)  $f$  es fuertemente <sup>convexa</sup> convexa con coeficiente  $\mu > 0$ .
- ii)  $\langle \nabla f(x) - \nabla f(y), x - y \rangle \geq \mu \|x - y\|^2$  para todo  $x, y \in C$ .
- iii)  $f(y) \geq \underbrace{f(x) + \langle \nabla f(x), y - x \rangle}_{\text{tángente}} + \frac{\mu}{2} \|y - x\|^2$  para todo  $x, y \in C$ .

Demostración  $g(y) \geq g(x) + \langle \nabla g(x), y - x \rangle$

Si  $f$  diferenciable y fuertemente convexa, entonces por la Proposición 1 es equivalente a que  $g = f - \frac{\mu}{2} \|\cdot\|^2$  es convexa y diferenciable, por lo tanto verifica la Proposición 3 de la sesión 12. Solo reemplazamos  $g$  y su gradiente  $\nabla g(x) = \nabla f(x) - \mu x$  y concluimos reordenando.

$$\langle \nabla g(x) - \nabla g(y), x - y \rangle \geq 0$$

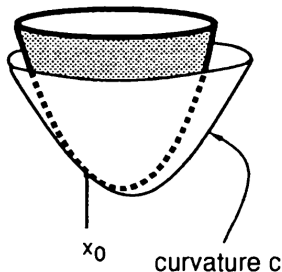
## Observación 1

$$f(x) \geq f(x_0) + \langle \nabla f(x_0), x - x_0 \rangle + \frac{c}{2} \|x - x_0\|^2$$

$f$  es fuertemente convexa con módulo  $c$ , cuando está minorada por la función convexa cuadrática

$$x \mapsto f(x_0) + \langle \nabla f(x_0), x - x_0 \rangle + \frac{c}{2} \|x - x_0\|^2,$$

cuyo gradiente en  $x_0$  es también  $\nabla f(x_0)$ . Esta propiedad tangencial, se ilustra a continuación.





$f$  es convexa  $\Leftrightarrow \nabla^2 f(x)$  es semi definida  
 $\langle \nabla^2 f(x) y, y \rangle \geq 0 \quad \forall y \in \mathbb{R}^n$

### Proposición 3

Sea  $C \subset \mathbb{R}^n$  convexo, abierto, no vacío y  $f : C \rightarrow \mathbb{R}$  dos veces diferenciable. Entonces,  $f$  es fuertemente convexa con coeficiente  $\mu > 0$  si y solo si para todo  $x \in C$ , la matriz Hessiana  $\nabla^2 f(x)$  es definida positiva.

### Demostración

Se sabe que  $g = f - \frac{\mu}{2} \|\cdot\|^2$  convexa y 2 veces diferenciable, con matriz hessiana  $\nabla^2 g(x) = \nabla^2 f(x) - \mu I$ . Luego, por la Proposición 4 de la sesión 12, se tiene que es equivalente a que  $\nabla^2 g(x)$  sea semidefinida positiva para todo  $x \in C$ . Se observa

$$\forall y \in \mathbb{R}^n \setminus \{0\} : \langle \nabla^2 g(x) y, y \rangle \geq 0.$$

$$\langle \nabla^2 f(x) y, y \rangle \geq \mu \|y\|^2 > 0.$$

$\downarrow$   
 $> 0$

## Ejemplo 1

Las sgtes funciones son fuertemente convexas:

- $f(x) = x^2 - \cos x$  para  $x \in \mathbb{R}$ .
- $g(x) = \frac{\mu}{2} \|x\|^2$  para  $x \in \mathbb{R}^n$ .
- $h(x) = \sum_i x_i \log x_i$  para  $x \in \Delta^n := \{x \in \mathbb{R}^n : \sum x_i = 1 \wedge x_i \geq 0\}$ .
- Una función cuadrática  $f(x) = \frac{1}{2}x^t Qx + b^t x + c$  es estrictamente convexa si y solo si es fuertemente convexa, donde  $b, c \in \mathbb{R}^n$  y  $Q \in \mathbb{R}^{n \times n}$ .

$$\lim_{\|x\| \rightarrow +\infty} f(x) = +\infty \quad \equiv \quad \forall M \in \mathbb{R}, \exists \delta > 0, \|x\| > \delta \Rightarrow f(x) > M$$

## Definición 2 (Función coerciva)

Una función  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \overline{\mathbb{R}}$  se llama 0-coerciva si

$$f(x) \rightarrow +\infty \quad \text{siempre que} \quad \|x\| \rightarrow +\infty.$$

Se llamará 1-coerciva o solo coerciva si

$$\frac{f(x)}{\|x\|} \rightarrow +\infty \quad \text{siempre que} \quad \|x\| \rightarrow +\infty.$$

Ver Definición 3.2.5 de [1].

### Proposición 4

Sea  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \overline{\mathbb{R}}$ . Si los conjuntos de nivel  $S_k(f)$  son acotados para todo  $k \in \mathbb{N}$ , entonces  $f$  es 0-coerciva. Si  $f$  es 0-coerciva, entonces para todo  $t \in \mathbb{R}$ , los conjuntos de nivel  $S_t(f)$  son acotados.

$$\lim_{\|x\| \rightarrow \infty} f(x) = \infty \equiv \forall M \in \mathbb{R}, \exists \delta > 0, \|x\| > \delta \Rightarrow \underline{f(x) > M}$$

## Demostración

Ver Teorema 1.2. de [3].

- Sea  $M > 0$ , luego  $S_M(f)$  es acotado pues  $S_M(f) \subset S_k(f)$  para algún  $k \in \mathbb{N}$ . Por tanto sea  $r > 0$  tal que  $S_M(f) \subset B_r(0)$ , esto es equivalente a

$$\|x\| > r \implies f(x) > M.$$

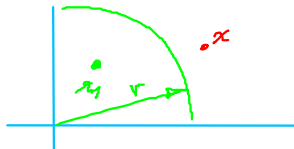
- Sea  $f$  0-coerciva y supongamos que  $\exists t \in \mathbb{R}$  tal que  $S_t(f)$  no es acotado. Luego, podemos construir una sucesión  $(x_n) \subset S_t(f)$  tal que  $\|x_n\| > n$ , lo cual contradice la coercividad.  $\nexists \leq$

$$f(x_n) \leq t$$

$$\exists r > 0, \forall x \in S_t(f) : \|x\| \leq r$$

$$\forall r = n \in \mathbb{N}, \exists x_n \in S_t(f) \text{ s.t. } \|x_n\| > n$$

$$x_1 \notin B_r[0] \\ \Rightarrow f(x_1) > M$$



$$\inf_{x \in \mathbb{R}^n} f(x)$$

## Observación 2

Si  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \overline{\mathbb{R}}$  es 0-coerciva y  $f(x_1) < +\infty$  para algún  $\exists x_1 \in \mathbb{R}^n$  (i.e.  $f$  propia). Entonces, por la coercividad, para  $M = f(x_1)$ , existe  $r > 0$  tal que  $x \notin B_r[0] \rightarrow f(x) > M = f(x_1)$ . Entonces hemos encontrado  $r$  suficientemente grande tal que

$$\|x\| > r$$

$$\min_{x \in \mathbb{R}^n} f(x) = \min_{x \in B_r[0] \cap S_M(f)} f(x).$$

$\inf f(x)$   
 $x \in B_r[0]$   
 $f(x) > f(x_1)$   
comp. to  
acotado

Luego, por Weierstrass, solo basta verificar que  $B_r[0] \cap S_M(f)$  sea compacto. Por ejemplo, tomando  $f$  sci.

Prop 2.2 de [2]

$$S_M(f) = \{x \mid f(x) \leq M\}$$

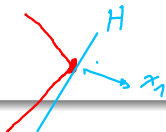
$$S_M(f) \subset B_r[0]$$

$$f(x) \geq f(x_0) + \langle \nabla f(x_0), x - x_0 \rangle$$

## Teorema 1

Sea  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \overline{\mathbb{R}}$  convexa, sci y propia. Entonces, existen  $\hat{x}_0, x_1 \in \mathbb{R}^n$  tal que  $f(\hat{x}_0)$  es finito y

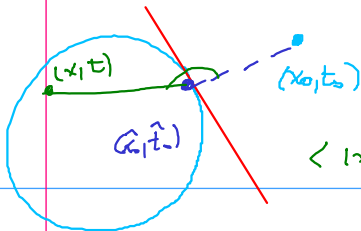
$$f(x) \geq f(\hat{x}_0) + \langle x - \hat{x}_0, x_1 \rangle \quad \forall x \in \mathbb{R}^n.$$



## Demostración

Como  $f$  es propia, sea  $x_0$  tal que  $f(x_0) < +\infty$ , luego  $(x_0, f(x_0)) \in \text{epi}(f)$  y como es sci, entonces  $\text{epi}(f)$  es convexo, cerrado no vacío. Dado que es propia elegimos  $t_0$  tal que  $-\infty < t_0 < f(x_0)$  así que  $(x_0, t_0) \notin \text{epi}(f)$ . Luego, por el teorema de la proyección, existe  $(\hat{x}_0, \hat{t}_0) \in \text{epi}(f)$  con

$$\langle (x_0, t_0) - (\hat{x}_0, \hat{t}_0), (x, t) - (\hat{x}_0, \hat{t}_0) \rangle \leq 0 \quad \forall (x, t) \in \text{epi}(f). \quad (1)$$



$$\langle (x_1, t_1) - (x_0, t_0), (x_0, t_0) - (\hat{x}_1, \hat{t}_1) \rangle \leq 0$$

$$\Rightarrow \langle \underbrace{(x - \hat{x}, t - \hat{t})}_{\text{blue arrow}}, \underbrace{(x_0 - \hat{x}_1, t_0 - \hat{t}_1)}_{\text{blue arrow}} \rangle \leq 0$$



$$\langle x_0 - \hat{x}_0, x - \hat{x}_0 \rangle + (t_0 - \hat{t}_0) (t - \hat{t}_0) \leq 0$$

$\parallel$   
 $f(\hat{x}_0)$

cont...

Reescribimos la desigualdad

$$\langle x_0 - \hat{x}_0, x - \hat{x}_0 \rangle + (t_0 - \hat{t}_0)(t - \hat{t}_0) \leq 0, \quad t \in \mathbb{R} \text{ y } f(x) \leq t. \quad (2)$$

Tomando  $\underline{x} = x_0$  y  $\underline{t} = f(x_0) + \lambda$  para  $\lambda \geq 0$  conduce a

$$\|x_0 - \hat{x}_0\|^2 + (t_0 - \hat{t}_0)(f(x_0) + \lambda - \hat{t}_0) \leq 0. \quad (3)$$

$\perp$                        $\leq 0$                        $\perp$

Luego, considerando  $\lambda$  suficientemente grande, se infiere que  $t_0 \leq \hat{t}_0$ .  
 Veamos ahora que

$$\underline{t_0 < \hat{t}_0} \quad \wedge \quad f(\hat{x}_0) = \hat{t}_0. \quad (4)$$

$$(\hat{x}_0, \hat{t}_0) \in \text{epi } f$$

$\perp f(\hat{x}_0) \leq \hat{t}_0$

$$\langle x_0 - \hat{x}_0, x - \hat{x}_0 \rangle + (t_0 - \hat{t}_0) \underbrace{(f(x) - f(\hat{x}_0))}_{\substack{\downarrow \\ f(x) - f(\hat{x}_0)}} \leq 0$$

cont...

Aceptando (4), consideremos cualquier  $x \in \text{dom}(f)$  y tomemos  $t = f(x)$  en (2) y usando la igualdad en (4), obtenemos

$$\langle x_0 - \hat{x}_0, x - \hat{x}_0 \rangle + (t_0 - \hat{t}_0)(f(x) - f(\hat{x}_0)) \leq 0.$$

Por la desigualdad estricta en (4), dividimos la desigualdad anterior por  $t_0 - \hat{t}_0 < 0$  y reordenando, se obtiene

$$f(x) \geq f(\hat{x}_0) + \underbrace{\langle x - \hat{x}_0, \frac{x_0 - \hat{x}_0}{\hat{t}_0 - t_0} \rangle}_{x_1} \quad \forall x \in \text{dom}(f).$$

cont...

Verifiquemos (4):

- Si  $t_0 = \hat{t}_0$ , reemplazando en (3), se obtiene que  $x_0 = \hat{x}_0$ . Luego,  $(x_0, t_0) = (\hat{x}_0, \hat{t}_0) \in \text{epi}(f)$ , lo cual es una contradicción.
- Si  $f(\hat{x}_0) < \hat{t}_0$ . Tomando  $x = \hat{x}_0$  y  $t = f(\hat{x}_0)$  en (2), obtenemos  $(t_0 - \hat{t}_0)(f(\hat{x}_0) - \hat{t}_0) \leq 0$ , lo cual es una contradicción.

## Corolario 1

$$g(x) \geq g(\bar{x}) + \langle x - \bar{x}, x_1 \rangle$$

Sea  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \overline{\mathbb{R}}$  convexa, sci y propia. Si  $f$  es fuertemente convexa con coeficiente  $\mu$ , entonces  $f$  es 0-coerciva.

## Demostración

Luego,  $g(x) := f(x) - \frac{\mu}{2} \|x\|^2$  es convexa. Es fácil ver que es propia y como la suma de sci's es sci, entonces  $g$  es convexa, sci y propia.

Aplicando el Teorema 1 para  $g$ , se obtiene

$$f(x) \geq f(\hat{x}_0) + \frac{\mu}{2} [\|x\|^2 - \|\hat{x}_0\|^2] + \langle x - \hat{x}_0, x_1 \rangle,$$

por la desigualdad de Cauchy-Schwarz,

$$f(x) \geq f(\hat{x}_0) + \frac{\mu}{2} [\|x\|^2 - \|\hat{x}_0\|^2] - \|x\| \|x_1\| - \langle \hat{x}_0, x_1 \rangle, \quad (5)$$

$\langle x, x_1 \rangle - \langle \hat{x}_0, x_1 \rangle \geq -\|x\| \|x_1\|$

lo cual tiende al infinito cuando  $\|x\| \rightarrow +\infty$ .

## Corolario 2

Sea  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \overline{\mathbb{R}}$  convexa, sci y propia y  $x_0 \in \mathbb{R}^n$ . Entonces  $f(x) + \frac{\mu}{2} \|x - x_0\|^2$  es 0-coerciva.

### Demostración

Como  $\frac{\mu}{2} \|x - x_0\|^2$  es convexa y sci, entonces  $h(x) = f(x) + \frac{\mu}{2} \|x - x_0\|^2$  es convexa, sci y además propia. Veamos que  $h$  es fuertemente convexa. Como

$$h(x) - \frac{\mu}{2} \|x\|^2 = f(x) - \mu \langle x, x_0 \rangle + \frac{\mu}{2} \|x_0\|^2,$$

es la suma de funciones convexa, luego  $h$  es fuertemente convexa y se concluye por el Corolario 1

### Observación 3

Bajo las mismas condiciones del Corolario 1, pasando a dividir por  $\|x\|$  en (5), se obtiene

$$\frac{f(x)}{\|x\|} \geq \frac{f(\hat{x}_0)}{\|x\|} + \frac{\mu}{2} \|x\| - \frac{\mu}{2} \frac{\|\hat{x}_0\|^2}{\|x\|} - \|x_1\| - \frac{\langle \hat{x}_0, x_1 \rangle}{\|x\|},$$

luego tomando  $\|x\| \rightarrow +\infty$ , se concluye que  $f$  es 1-coerciva.

## Referencias bibliográficas

1. Jean-Baptiste Hiriart-Urruty and Claude Lemarechal. Fundamentals of Convex Analysis, Springer, 1st ed. 2001.
2. Jean-Pierre Crouzeix and Eladio Ocaña. Análisis convexo. Fondo Editorial EDUNI, 2018.
3. <https://sites.math.washington.edu/~burke/crs/408/notes/nlp/unoc.pdf>
4. <http://poisson.phc.dm.unipi.it/~fpmaiale/notes/OTM.pdf>

FIN