

## 1

Sea  $(X, \|\cdot\|)$  un espacio real normado,  $f : X \rightarrow \mathbb{R}$  un funcional convexo y  $x_0 \in X$ .

- (a) Pruebe que  $\partial f(x_0)$  es un conjunto convexo (contenido en el conjunto de funcionales lineales continuos  $l : X \rightarrow \mathbb{R}$ ).
- (b) Sea  $x^* : X \rightarrow \mathbb{R}$  un funcional lineal y continuo. Pruebe que
  - (b.1)  $\partial(f + x^*)(x_0) = x^* + \partial f(x_0)$ ,
  - (b.2)  $\partial(\lambda f)(x_0) = \lambda \partial f(x_0)$ .

## (a)

Para probar (a) primero vemos que por el Teorema 3.26 del texto base como  $f$  es convexo el conjunto  $\partial f(x_0)$  es no vacío. Recordamos que la definición de  $\partial f(x_0)$  es,

$$\partial f(x_0) = \{l \in X^* | f(x) \geq f(x_0) + l(x - x_0), \forall x \in X\},$$

donde  $X^*$  es el espacio dual de  $X$ .

Para todo  $l_1, l_2 \in \partial f(x_0)$  y para todo  $\lambda \in [0, 1]$ , dado  $x \in X$  tenemos,

$$(\lambda l_1 + (1 - \lambda)l_2)(x - x_0) = \lambda l_1(x - x_0) + (1 - \lambda)l_2(x - x_0).$$

Por tanto,

$$\begin{aligned} f(x_0) + (\lambda l_1 + (1 - \lambda)l_2)(x - x_0) &= f(x_0) + \lambda l_1(x - x_0) + (1 - \lambda)l_2(x - x_0) \\ &= \lambda(f(x_0) + l_1(x - x_0)) + (1 - \lambda)(f(x_0) + l_2(x - x_0)) \\ &\leq \lambda f(x) + (1 - \lambda)f(x) \\ &= f(x). \end{aligned}$$

Y por tanto  $(\lambda l_1 + (1 - \lambda)l_2) \in \partial f(x_0)$ , lo que implica que  $\partial f(x_0)$  es convexo.

## (b.1)

Vemos que  $\partial(f + x^*)(x_0) \subset x^* + \partial f(x_0)$ . Para todo  $l \in \partial(f + x^*)(x_0)$  tenemos que

$$(f + x^*)(x) \geq (f + x^*)(x_0) + l(x - x_0) \Rightarrow f(x) \geq f(x_0) + l(x - x_0) - x^*(x - x_0) = f(x_0) + (l - x^*)(x - x_0),$$

dado que  $x^*$  es un funcional lineal y continuo, concluimos que  $l - x^* \in \partial f(x_0)$  y esto implica que  $l \in x^* + \partial f(x_0)$ .

Veamos ahora que  $x^* + \partial f(x_0) \subset \partial(f + x^*)(x_0)$ . Sea  $l \in \partial f(x_0)$  entonces,

$$(f + x^*)(x_0) + (l + x^*)(x - x_0) = f(x_0) + l(x - x_0) + x^*(x_0) + x^*(x - x_0) \leq f(x) + x^*(x),$$

por tanto  $l + x^* \in \partial(f + x^*)(x_0)$ , que implica  $x^* + \partial f(x_0) \subset \partial(f + x^*)(x_0)$  y consecuentemente  $x^* + \partial f(x_0) = \partial(f + x^*)(x_0)$ .

**(b.2)**

Igual que en el apartado anterior comprobamos ambas inclusiones. Veamos que  $\partial(\lambda f)(x_0) \subset \lambda \partial f(x_0)$ . Para todo  $l \in \partial(\lambda f)(x_0)$ , tenemos

$$(\lambda f)(x) \geq (\lambda f)(x_0) + l(x - x_0) \Rightarrow f(x) \geq f(x_0) + \frac{1}{\lambda}l(x - x_0),$$

por tanto  $\frac{1}{\lambda}l \in \partial f(x_0)$  que implica  $l \in \lambda \partial f(x_0)$ .

Veamos ahora que  $\lambda \partial f(x_0) \subset \partial(\lambda f)(x_0)$ . Sea  $l \in \partial f(x_0)$  y sea  $\lambda > 0$ , entonces

$$\lambda f(x) \geq \lambda f(x_0) + \lambda l(x - x_0),$$

por tanto  $\lambda l \in \partial(\lambda f)(x_0)$ . Y se cumple  $\partial(\lambda f)(x_0) = \lambda \partial f(x_0)$ .

## 2

Sea  $\|\cdot\|_\diamond$  una norma en  $\mathbb{R}^n$  y sea

$$f(x) = \|x\|_\diamond.$$

Se define la norma dual del siguiente modo:

$$\|l\|_* = \max_{h \neq 0} \frac{|\langle l, h \rangle|}{\|h\|_\diamond} = \max_{\|h\|_\diamond=1} |\langle l, h \rangle|.$$

Pruebe que se cumplen las siguientes propiedades:

- (a)  $\partial f(0) = \{l \in \mathbb{R}^n : \|l\|_* \leq 1\}$ . En particular, pruebe que
- (a.1)  $\partial \|0\|_2 = \{l \in \mathbb{R}^n : \|l\|_2 \leq 1\}$ ,
  - (a.2)  $\partial \|0\|_1 = \{l \in \mathbb{R}^n : \|l\|_\infty \leq 1\}$ ,
  - (a.3)  $\partial \|0\|_\infty = \{l \in \mathbb{R}^n : \|l\|_1 \leq 1\}$ ,
- (b)  $\partial f(x) = \{l \in \mathbb{R}^n : \|l\|_* \leq 1, \langle l, x \rangle = \|x\|_\diamond\}$ , para cada  $x \in \mathbb{R}^n$ .
- 

### (a)

Aplicando la definición de subgradiente tenemos

$$\begin{aligned} \partial \|0\|_\diamond &= \{l \in \mathbb{R}^n : \|x\|_\diamond \geq l(x), \forall x \in \mathbb{R}^n\} \\ &= \{l \in \mathbb{R}^n : \frac{l(x)}{\|x\|_\diamond} \leq 1, \forall x \in \mathbb{R}^n \setminus \{0\}\} \\ &= \{l \in \mathbb{R}^n : \|l\|_* \leq 1\}. \end{aligned}$$

Los siguientes subapartados son consecuencia del resultado anterior y que el dual de la norma  $\ell^2$  es  $\ell^2$ , el dual de  $\ell^1$  es  $\ell^\infty$  y el dual de  $\ell^\infty$  es  $\ell^1$ .

### Norma dual de $\ell^2$

Para ver que la norma dual de  $\ell^2$  es ella misma usamos la siguiente definición norma dual, para cualquier  $y \in (\mathbb{R}^n)^* = \mathbb{R}^n$ ,

$$\|y\|_2^* = \sup_{\|x\|_2 \leq 1} |\langle x, y \rangle|.$$

Usando la desigualdad de Cauchy-Schwarz tenemos,

$$|\langle x, y \rangle| \leq \|x\|_2 \|y\|_2 \leq \|y\|_2,$$

, donde en la ultima desigualdad usamos  $\|x\| \leq 1$ . Finalmente si usamos  $x = \frac{y}{\|y\|_2}$ , que cumple  $\|x\| = 1$ , tenemos

$$|\langle x, y \rangle| = \|y\|_2,$$

alcanzando el supremo y por tanto

$$\|y\|_2^* = \|y\|_2.$$

**Norma dual de  $\ell^\infty$** 

Veamos que la norma dual de  $\ell^\infty$  es  $\ell^1$ , tenemos que para cualquier  $y \in (\mathbb{R}^n)^* = \mathbb{R}^n$ ,

$$\|y\|_\infty^* = \sup_{\|x\|_\infty \leq 1} |\langle x, y \rangle| = \sup_{\max_{1 \leq i \leq n} |x_i| \leq 1} \left| \sum_{i=1}^n x_i y_i \right|.$$

La restricción  $\max_{1 \leq i \leq n} |x_i| \leq 1$ , implica que  $x \in [-1, 1]^n \subset \mathbb{R}^n$ .

Para maximizar la suma elegimos  $x \in [-1, 1]^n$  tal que

$$x_i = \begin{cases} 1 & \text{si } y_i \geq 0, \\ -1 & \text{si } y_i < 0. \end{cases}$$

De este modo se tiene

$$|\langle x, y \rangle| = \sum_{i=1}^n |y_i|,$$

i por tanto

$$\|y\|_\infty^* = \sum_{i=1}^n |y_i| = \|y\|_1.$$

**Norma dual de  $\ell^1$** 

Finalmente veamos que la norma dual de  $\ell^1$  es  $\ell^\infty$ , tenemos que para cualquier  $y \in (\mathbb{R}^n)^* = \mathbb{R}^n$ ,

$$\|y\|_1^* = \sup_{\|x\|_1 \leq 1} |\langle x, y \rangle| = \sup_{\sum_{i=1}^n |x_i| \leq 1} \left| \sum_{i=1}^n x_i y_i \right|.$$

Para maximizar  $|\langle x, y \rangle|$  con la restricción  $\|x\|_1 \leq 1$ , los componente  $|x_i|$  deberían estar concentrados en maximizar los valores mas grandes  $|y_i|$ . En particular el máximo se alcanza cuando  $x_k = \text{signo}(y_k)$  para  $|y_k|$  el componente mas grande de  $y$  y  $x_i = 0$  para todo  $i \neq k$ . Esto es, sea  $k = \arg\max_{1 \leq i \leq n} |y_i|$ , entonces

$$x_i = \begin{cases} \text{signo}(y_k) & \text{si } i = k, \\ 0 & \text{si } i \neq k. \end{cases}$$

En tal caso la norma dual es

$$\|y\|_1^* = \max_{1 \leq i \leq n} |y_i| = \|y\|_\infty.$$

**(b)**

Veamos que

$$\partial f(x) = \{l \in \mathbb{R}^n : \|l\|_* \leq 1, \langle l, x \rangle = \|x\|_\diamond\}, \quad \forall x \in \mathbb{R}^n,$$

en el caso  $x = 0$ , ya hemos visto en el apartado anterior que se cumple, por tanto veamos que se cumple para  $x \neq 0$ .

Sea  $l \in \mathbb{R}^n$  tal que  $\|l\|_* \leq 1$  y  $\langle l, x \rangle = \|x\|_\diamond$ , tenemos que para cualquier  $y \in \mathbb{R}^n$ ,

$$\begin{aligned} \|x\|_\diamond + \langle l, y - x \rangle &= \|x\|_\diamond + \langle l, y \rangle - \langle l, x \rangle \\ &= \|x\|_\diamond + \langle l, y \rangle - \|x\|_\diamond \\ &= \langle l, y \rangle \\ &\leq \|y\|_\diamond \cdot \frac{|\langle l, y \rangle|}{\|y\|_\diamond} \\ &\leq \|y\|_\diamond \|l\|_* \\ &\leq \|y\|_\diamond, \end{aligned}$$

por tanto  $l \in \partial\|x\|_\diamond$ , que implica  $\{l \in \mathbb{R}^n : \|l\|_* \leq 1, \langle l, x \rangle = \|x\|_\diamond\} \subset \partial f(x)$ , para todo  $x \in \mathbb{R}^n$ .  
Sea  $l \in \partial f(x)$ , tenemos que

$$\|x\|_\diamond - \langle l, x \rangle = \|2x\|_\diamond - \|x\|_\diamond - \langle l, 2x - x \rangle \geq 0,$$

y

$$-\|x\|_\diamond + \langle l, x \rangle = \|0\|_\diamond - \|x\|_\diamond - \langle l, 0 - x \rangle \geq 0.$$

Las dos desigualdades llevan a  $\|x\|_\diamond = \langle l, x \rangle$ . Además para todo  $y \in \mathbb{R}^n$ , se cumple

$$\begin{aligned} \|y\|_\diamond &\geq \|x\|_\diamond + \langle l, y - x \rangle \\ &= \|x\|_\diamond + \langle l, y \rangle - \|x\|_\diamond \\ &= \langle l, y \rangle. \end{aligned}$$

Por lo tanto podemos concluir que

$$\|l\|_* = \sup_{y \in \mathbb{R}^n} \frac{|\langle l, y \rangle|}{\|y\|_\diamond} \leq 1.$$

Por tanto se cumple  $\partial f(x) \subset \{l \in \mathbb{R}^n : \|l\|_* \leq 1, \langle l, x \rangle = \|x\|_\diamond\}$ , para todo  $x \in \mathbb{R}^n$ . Y con ambas inclusiones concluimos que  $\partial f(x) = \{l \in \mathbb{R}^n : \|l\|_* \leq 1, \langle l, x \rangle = \|x\|_\diamond\}$ .

### 3

Sean  $f_1, f_2 : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  dos funciones diferenciables y convexas. Se considera la función

$$f(x) = \max\{f_1(x), f_2(x)\}.$$

Sea  $x_0 \in \mathbb{R}^n$  un punto tal que  $f(x_0) = f_1(x_0) = f_2(x_0)$ . Pruebe que  $l$  es un subgradiente de  $f$  en  $x_0$  si y sólo si

$$l = \lambda \nabla f_1(x_0) + (1 - \lambda) \nabla f_2(x_0), \text{ para } \lambda \in [0, 1].$$

---

Supongamos que  $l$  es de la forma

$$l = \lambda \nabla f_1(x_0) + (1 - \lambda) \nabla f_2(x_0),$$

con  $\lambda \in [0, 1]$ . Entonces

$$\begin{aligned} f(x_0) + l(x - x_0) &= f(x_0) + \lambda \nabla f_1(x_0)(x - x_0) + (1 - \lambda) \nabla f_2(x_0)(x - x_0) \\ &\leq f(x_0) + \lambda(f_1(x) - f_1(x_0)) + (1 - \lambda)(f_2(x) - f_2(x_0)) \\ &= \lambda f_1(x) + (1 - \lambda)f_2(x) \\ &\leq f(x), \end{aligned} \tag{1}$$

donde en la primera desigualdad hemos usado el Lema 3.3 del texto base para ver que

$$\nabla g(\hat{x})(x - \hat{x}) \leq g(x) - g(\hat{x}),$$

para toda función  $g$  convexa. Y la desigualdad (1) confirma que  $l \in \partial f(x_0)$ .

La idea para ver que todo subgradiente es de la forma

$$l = \lambda \nabla f_1(x_0) + (1 - \lambda) \nabla f_2(x_0), \text{ para } \lambda \in [0, 1],$$

es porque en el punto  $x_0$  dado que las dos funciones coinciden sus dos vectores tangentes se cruzan en  $x_0$ , en cada dirección dominara uno u otro en función de si  $f_1$  o  $f_2$  es mayor que la otra en un pequeño entorno de  $x_0$ . Si el subgradiente no esta comprimido entre los dos vectores tangentes entonces en algún punto no se cumplirá la desigualdad  $f(x) \geq f(x_0) + l(x - x_0)$ . La Figura 1 ilustra esta idea en una dimension.

Vamos a formalizar la idea. Sea  $l \in \partial f(x_0)$  tal que

$$l \neq l_\lambda = \lambda \nabla f_1(x_0) + (1 - \lambda) \nabla f_2(x_0), \text{ para } \lambda \in [0, 1].$$

Entonces existe  $h \in \mathbb{R}^n$  tal que

$$l(h) > l_\lambda(h), \forall \lambda \in [0, 1] \Rightarrow \begin{cases} l(h) > \nabla f_1(x_0)(h), \\ l(h) > \nabla f_2(x_0)(h). \end{cases}$$

Sin perdida de generalidad podemos suponer que para un  $\alpha > 0$  suficientemente pequeño para que se cumpla

$$f(x_0 + \beta h) = f_1(x_0 + \beta h) \geq f_2(x_0 + \beta h), \forall 0 \leq \beta \leq \alpha.$$

Y por tanto en la dirección  $h$  la derivada direccional de  $f$  se corresponde con el gradiente de  $f_1$ ,

$$f'(x_0)(h) = \nabla f_1(x_0)(h).$$

Entonces por el Lema 3.25 del texto base tenemos que

$$f'(x_0)(h) = \nabla f_1(x_0)(h) \geq l(h)!!$$

que contradice  $l(h) > \nabla f_1(x_0)(h)$  y por tanto contradice  $l \neq l_\lambda$ . Resultando en que  $\exists \lambda \in [0, 1]$  tal que  $l = l_\lambda$ , como queríamos ver.

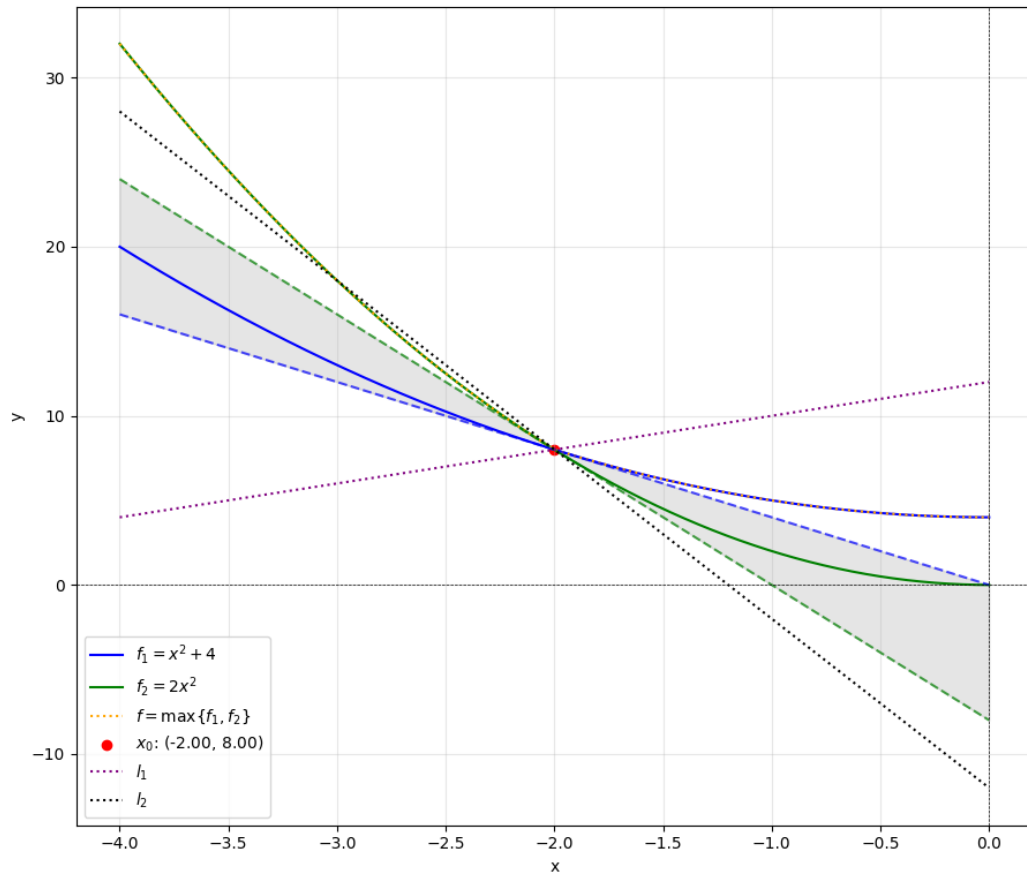


Figure 1: El gráfico muestra dos funciones convexas y su máximo, el area gris es el area comprimida entre los dos vectores tangentes, y  $l_1, l_2$  son dos vectores que pasan por  $x_0$  pero no están en el area gris, se ve como no cumplen la desigualdad.

## 4

Sea  $(X, \|\cdot\|)$  un espacio real normado y  $f : X \rightarrow \mathbb{R} := \mathbb{R} \cup \{-\infty, +\infty\}$ . La función  $f^* : X^* \rightarrow \mathbb{R}$  definida por

$$f^*(x^*) = \sup_{x \in X} \{\langle x, x^* \rangle - f(x)\},$$

se denomina la conjugada de Fenchel de  $f$  ( $X^*$  denota el conjunto de funcionales lineales y continuos  $l : X \rightarrow \mathbb{R}$ ).

(a) Pruebe que

$$f(x) + f^*(x^*) \geq \langle x, x^* \rangle, \quad \forall x \in X, \quad x^* \in X^*.$$

La desigualdad anterior se conoce como *desigualdad de Young-Fenchel*.

(b) Sea  $x_0 \in \text{dom} f$ . Demuestre que

$$x^* \in \partial f(x_0)$$

si y sólo si

$$f(x) + f^*(x^*) = \langle x_0, x^* \rangle, \tag{2}$$

y que lo anterior implica que  $x_0 \in \partial f^*(x^*)$ .

(c) Sea  $x_0 \in \text{dom} f$ . Demuestre que

$$\partial f(x_0) \neq \emptyset \iff f(x_0) = \max_{x^* \in X^*} (\langle x_0, x^* \rangle - f^*(x^*)).$$

(a)

Para cualquier  $x \in X$  y  $x^* \in X^*$ , tenemos

$$\begin{aligned} f(x) + f^*(x^*) &= f(x) + \sup_{\hat{x} \in X} \{\langle \hat{x}, x^* \rangle - f(\hat{x})\} \\ &\geq f(x) + \langle x, x^* \rangle - f(x) \\ &= \langle x, x^* \rangle. \end{aligned}$$

Como queríamos ver.

(b)

Supongamos que  $x^* \in \partial f(x_0)$ , entonces,

$$\begin{aligned} f(x) &\geq f(x_0) + \langle x - x_0, x^* \rangle, \quad \forall x \in X, \\ &\Rightarrow \langle x_0, x^* \rangle \geq f(x_0) + \{\langle x, x^* \rangle - f(x)\}, \quad \forall x \in X, \\ &\Rightarrow \langle x_0, x^* \rangle \geq f(x_0) + f^*(x^*). \end{aligned}$$

Usando el anterior resultado junto al resultado del apartado anterior, tenemos que

$$\langle x_0, x^* \rangle = f(x_0) + f^*(x^*).$$



Supongamos ahora que  $x^*$  cumple (2), entonces para todo  $x \in X$ , tenemos

$$\begin{aligned} f(x_0) + \langle x - x_0, x^* \rangle &= \langle x, x^* \rangle - \langle x_0, x^* \rangle + \langle x_0, x^* \rangle - f^*(x^*) \\ &= \langle x, x^* \rangle - \sup_{\hat{x} \in X} \{ \langle \hat{x}, x^* \rangle - f(\hat{x}) \} \\ &\leq \langle x, x^* \rangle - (\langle x, x^* \rangle - f(x)) \\ &= f(x), \end{aligned}$$

por tanto  $x^* \in \partial f(x_0)$ .

Finalmente veamos que si  $x^* \in X^*$  y  $x_0 \in X$  cumplen (2), entonces se tiene que para cualquier  $y^* \in X^*$

$$\begin{aligned} f^*(x^*) + \langle x_0, y^* - x^* \rangle &= -f(x_0) + \langle x_0, x^* \rangle - \langle x_0, x^* \rangle + \langle x_0, y^* \rangle \\ &= \langle x_0, y^* \rangle - f(x_0) \\ &\leq \sup_{x \in X} \{ \langle x, y^* \rangle - f(x) \} \\ &= f^*(y^*), \end{aligned}$$

por tanto  $x_0 \in \partial f^*(x^*)$ .

(c)

Supongamos que  $\partial f(x_0) \neq \emptyset$  y que  $y^* \in \partial f(x_0)$ , por la desigualdad de Young-Fenchel tenemos que

$$f(x_0) \geq \langle x_0, x^* \rangle - f^*(x^*), \quad \forall x^* \in X^*,$$

lo que implica que

$$\begin{aligned} f(x_0) &\geq \max_{x^* \in X^*} (\langle x_0, x^* \rangle - f^*(x^*)) \\ &\geq \langle x_0, y^* \rangle - f^*(y^*) \\ &= f(x_0), \end{aligned} \tag{3}$$

donde en la ultima igualdad hemos usado el resultado del apartado anterior. Por tanto las desigualdades de (3) son igualdades y tenemos

$$f(x_0) = \max_{x^* \in X^*} (\langle x_0, x^* \rangle - f^*(x^*)).$$

Supongamos ahora que

$$f(x_0) = \max_{x^* \in X^*} (\langle x_0, x^* \rangle - f^*(x^*)).$$

Sea  $y^* \in X^*$  tal que

$$\langle x_0, y^* \rangle - f^*(y^*) \geq \langle x_0, x^* \rangle - f^*(x^*),$$

es decir  $y^*$  es un máximo de la función  $\langle x_0, x^* \rangle - f^*(x^*)$ . Entonces tenemos que

$$f(x_0) + f^*(y^*) = \langle x_0, y^* \rangle,$$

por tanto usando el resultado del apartado anterior tenemos que  $y^* \in \partial f(x_0)$ , y por tanto  $\partial f(x_0) \neq \emptyset$ .