

# INTRODUCCIÓN A LA PROGRAMACIÓN MATEMÁTICA

Dentro del campo general de la teoría de la optimización, también conocida como programación matemática conviene distinguir diferentes modelos de optimización.

Los modelos de optimización se caracterizan contener:

Variables o decisiones a realizar

Ecuaciones de restricción o limitaciones

Función (es) objetivo.

Una de las características de los modelos de optimización es la existencia de un único decisor frente a otras disciplinas donde puede existir más de un decisor (por ejemplo, la teoría de juego).

Breve clasificación, atendiendo a varios criterios:

a) Según la naturaleza de los datos, podemos hablar de modelos *deterministas* o de modelos *estocásticos*. Consideraremos problemas deterministas a todos aquellos problemas en donde conocemos con exactitud los datos que intervienen en el modelo, mientras que en otro caso podremos hablar de modelos estocásticos.

b) Según la variable tiempo, si interviene de forma explícita en el modelo, entonces lo consideraremos como un problema *dinámico* frente a los problemas *estáticos*, en donde no lo está.

c) Atendiendo a los **objetivos del problema**, podemos hablar de modelos con *objetivo único* frente los problemas con objetivos múltiples o *multiobjetivos*.

d) Según tengan o no restricciones, podemos hablar de problemas *restringidos* o problemas *sin restricciones*.

e) Atendiendo a la **linealidad** de las funciones que intervienen, también podemos clasificar a los modelos en *lineales* (todas las funciones son lineales) o modelos *no lineales*.

f) Atendiendo a la **continuidad de las variables**, también los podemos clasificar como problemas *continuos* o problemas *discretos*.

## PLANTEAMIENTO Y CONCEPTOS PREVIOS.

El planteamiento general problema de programación matemática:

$$\begin{aligned} & \text{Optimizar } f(x_1, x_2, \dots, x_n) \\ & \text{sujeto a: } g_1(x_1, x_2, \dots, x_n) \leq b_1 \\ & \quad \quad \quad g_2(x_1, x_2, \dots, x_n) \leq b_2 \\ & \quad \quad \quad \dots \\ & \quad \quad \quad g_m(x_1, x_2, \dots, x_n) \leq b_m \end{aligned}$$

o en forma abreviada

$$\begin{aligned} & \text{Opt } f(x) \\ & \text{s.a. } g(x) \leq b \end{aligned}$$

donde

$$f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}, \quad x \in \mathbb{R}^n, \quad g: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m \quad b \in \mathbb{R}^m$$

La función **f** denominada **función objetivo**, es una función definida de un dominio de  $\mathbb{R}^n$  sobre  $\mathbb{R}$ , y representa una descripción matemática del objetivo que se pretende alcanzar con el problema planteado.

El vector **X** es el vector de **variables instrumentales o variables de decisión**, de entre cuyos valores posibles se trata de elegir aquél o aquellos que proporcionen el valor óptimo de la función **f**.

**Conjunto de oportunidades**, denominaremos así al conjunto de puntos  $X \in \mathbb{R}^n$  que verifican todas y cada una de las restricciones y al mismo tiempo pertenecen al dominio de definición de la función. En adelante lo representaremos por **S**.

El problema de la programación matemática consiste en elegir aquel o aquellos valores de las variables instrumentales pertenecientes al conjunto de oportunidades **S**, es decir,  $X \in S$ , que proporcionan el mayor o menor valor de la función objetivo.

Problema de programación matemática de la forma:

$$\begin{array}{l} \text{Max } f(\mathbf{X}) \\ \text{s.a. } g(\mathbf{X}) \leq b \end{array}$$

Convenciones:

**1.-**  $\text{Min } f(\mathbf{X}) = -\text{Max}[-f(\mathbf{X})]$

**2.- Restriciones:**  $g(\mathbf{X}) \leq b$ . Si  $g_1(\mathbf{X}) \geq b_1$  ;  $-g_1(\mathbf{X}) \leq -b_1$ ,

**3.- Igualdades:**  $h_2(\mathbf{X}) = b_2$ , en  $g_2(\mathbf{X}) \leq b_2$  y  $-g_2(\mathbf{X}) \leq -b_2$ ,

**OTRA CLASIFICACIÓN: ( Para el curso)**

*Programación Clásica:*

$$\begin{array}{l} \text{Max } f(x_1, x_2, \dots, x_n) \\ \text{s.a. } h_1(x_1, x_2, \dots, x_n) = b_1 \\ h_2(x_1, x_2, \dots, x_n) = b_2 \\ \dots \\ h_m(x_1, x_2, \dots, x_n) = b_m \end{array}$$

Condición:  $m < n$

Caso particular:  $m=0$ ,

$$\text{Max } f(x_1, x_2, \dots, x_n)$$



## TIPOS DE ÓPTIMOS.

Consideremos la función  $f: S \subseteq \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  y  $x^*$  un óptimo de dicha función, entonces se dice que dicho punto  $x^*$  es:

### ***Máximo local o relativo:***

$x^*$  es un máximo local en  $S$ , si

$$f(x^*) \geq f(x) \quad \forall x \in D \cap B(x^*, \delta)$$

### ***Máximo local único o estricto:***

$x^*$  es un máximo local estricto en  $S$ , si

$$f(x^*) > f(x) \quad \forall x \in D \cap B(x^*, \delta)$$

### ***Máximo global o absoluto:***

$x^*$  es un máximo global en  $S$ , si

$$f(x^*) \geq f(x) \quad \forall x \in S$$

### ***Máximo global único o estricto:***

$x^*$  es un máximo global estricto en  $S$ , si

$$f(x^*) > f(x) \quad \forall x \in S$$

### ***Mínimo local o relativo:***

$x^*$  es un mínimo local en  $S$ , si

$$f(x^*) \leq f(x) \quad \forall x \in D \cap B(x^*, \delta)$$

### ***Mínimo local único o estricto:***

$x^*$  es un mínimo local estricto en  $S$ , si

$$f(x^*) < f(x) \quad \forall x \in D \cap B(x^*, \delta)$$

### ***Mínimo global o absoluto:***

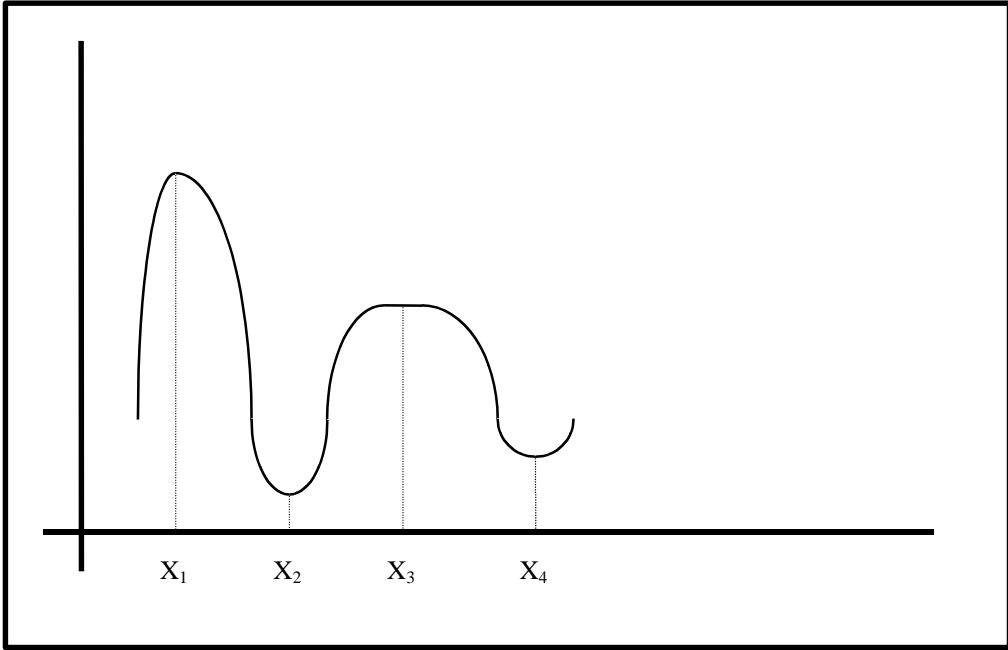
$x^*$  es un mínimo global en  $S$ , si

$$f(x^*) \leq f(x) \quad \forall x \in S$$

### ***Mínimo global único o estricto:***

$x^*$  es un mínimo global estricto en  $S$ , si

$$f(x^*) < f(x) \quad \forall x \in S$$



## TEOREMAS BASICOS DE OPTIMIZACION

### Teorema de Weierstrass

*Si el conjunto de oportunidades  $S$  es compacto (cerrado y acotado) y no vacío y la función objetivo es continua en  $S$ , entonces dicha función alcanza un máximo y un mínimo global en el interior o en la frontera de  $S$ .*

Efectivamente, dada

$$f: D \subseteq \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$$

si  $D$  es compacto y  $f$  es continua en  $D$ , entonces  $f(D)$  también será un conjunto compacto y por tanto tendrá, por ser acotado, un extremo inferior que representamos por  $m$  y uno superior  $M$  y además por ser cerrado  $m, M \in f(D)$ , en consecuencia

$$\exists x_1, x_2 \in D / f(x_1) = m \text{ y } f(x_2) = M$$

de donde

$$f(x_1) \leq f(x) \leq f(x_2) \quad \forall x \in D$$

siendo entonces  $x_1$  un mínimo global y  $x_2$  un máximo global.

### Teorema local-global

Sea  $S \subseteq \mathbb{R}^n$  un conjunto convexo convexo y no vacío, y sea  $f: S \rightarrow \mathbb{R}$ .  
Considremos el siguiente problema:

$$\begin{aligned} & \text{Min } F(x) \\ & \text{s.a. } x \in S \end{aligned}$$

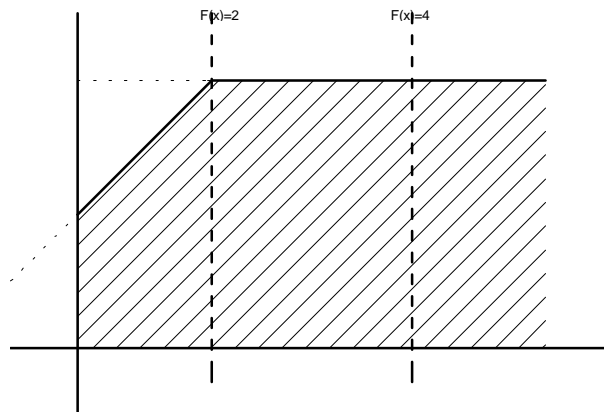
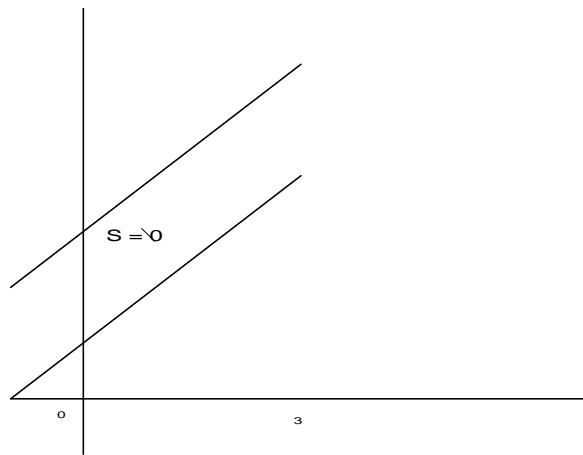
Si que  $x^* \in S$  es un mínimo local del problema anterior, entonces:

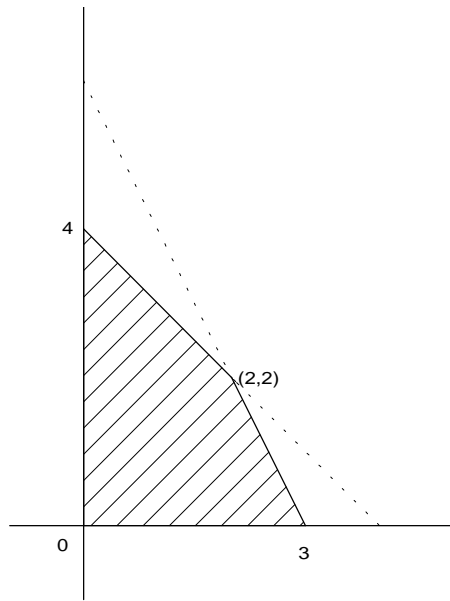
- Si  $f$  es un función convexa, entonces  $x^*$  es un mínimo global del problema.*
- Si  $f$  es un función estrictamente convexa, entonces  $x^*$  es un mínimo global estricto del problema.*



Problemas {
 

- Infactibles
- Factibles {
  - Con optimo global (acotados)
  - Sin optimo global (no acotados)





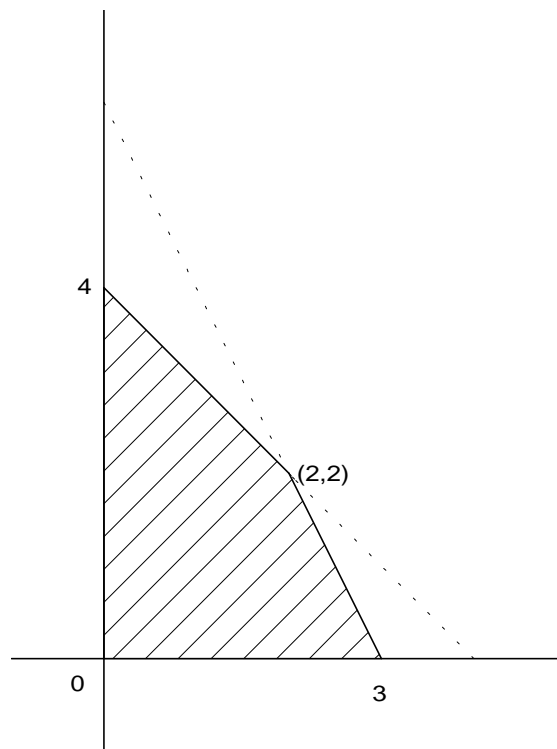
Soluciones  $\left\{ \begin{array}{l} \text{Infactibles} \\ \text{Factibles} \end{array} \right.$   $\left\{ \begin{array}{l} \text{Interiores} \\ \text{Frontera} \end{array} \right.$

$$\text{Max } F(x) = x_1 + 2x_2$$

$$\text{s.a: } x_1 + x_2 \leq 4$$

$$2x_1 + x_2 \leq 6$$

$$x_1 \geq 0 \quad x_2 \geq 0$$



## CONJUNTOS CONVEXOS

### CONCEPTOS PREVIOS.

*Recta en  $\mathbb{R}^n$ .*

$$r = \{ x \in \mathbb{R}^n / x = \lambda x_1 + (1-\lambda) x_2 ; x_1, x_2 \in \mathbb{R}^n ; \lambda \in \mathbb{R} \}$$

$$r = \{ x \in \mathbb{R}^n / x = x_2 + \lambda (x_1 - x_2) ; x_1, x_2 \in \mathbb{R}^n ; \lambda \in \mathbb{R} \}$$

*Semirecta en  $\mathbb{R}^n$ .*

$$S^+ r = \{ x \in \mathbb{R}^n / x = \lambda x_1 + (1-\lambda) x_2 ; x_1, x_2 \in \mathbb{R}^n ; \lambda \in \mathbb{R}^+ \}$$

$$S^- r = \{ x \in \mathbb{R}^n / x = \lambda x_1 + (1-\lambda) x_2 ; x_1, x_2 \in \mathbb{R}^n ; \lambda \in \mathbb{R}^- \}$$

*Segmento lineal.*

*segmento lineal cerrado*

$$[x_1, x_2] = \{ x \in \mathbb{R}^n / x = \lambda x_1 + (1-\lambda) x_2 ; x_1, x_2 \in \mathbb{R}^n ; \lambda \in [0, 1] \}$$

*abierto*

*abierto-cerrado*

*cerrado-abierto,*

**Combinación lineal** Un punto  $x$  se dice que es combinación lineal de  $n$  puntos, si  $x$  se puedes expresar de la siguiente forma:

$$x = \sum_{i=1}^n x_i \quad I_i$$

**Combinación lineal positiva**

$$x = \sum_{i=1}^n x_i \quad I_i \quad \text{y} \quad \lambda_i \geq 0$$

### ***Combinación lineal convexa.***

$$x = \sum_{i=1}^n x_i \cdot I_i \quad \text{y} \quad \lambda_i \geq 0 \quad \text{y} \quad \sum_{i=1}^n \lambda_i = 1$$

*Ejemplo:*

*Dado el conjunto de puntos  $S = \{(0,0), (0,4), (4,0)\}$*

*Determinar si los puntos  $(1,1)$  y  $(4,4)$  se pueden expresar como combinación lineal convexa de dichos puntos.*

## **CONJUNTOS CONVEXOS**

*Definición.*

*Un conjunto  $S$  es convexo si y solamente si cumple:*

$$\forall x_1, x_2 \in S \quad \rightarrow \quad \lambda x_1 + (1-\lambda) x_2 \in S, \lambda \in [0,1]$$

*Ejemplo:* *Comprobar si es convexo el siguiente conjunto:*

$$S = \{(x,y) \in \mathbb{R}^2 / 2x+3y = 18\}$$

### ***Envoltura convexa***

*Dado el conjunto de puntos*

$$S = \{ (0,0), (0,3), (1,1), (3,0) \}$$

*Obtener su envoltura convexa.*

## **PROPIEDADES DE LOS CONJUNTOS CONVEXOS.**

Por definición:

- a) El conjunto vacío ( $\emptyset$ ) es un conjunto convexo.
- b) Los conjuntos formados por un único punto  $\{a\}$ , también son conjuntos convexos.
- c) También es posible probar que el conjunto  $\mathbb{R}^n$  es un conjunto convexo.

***La intersección, finita o infinita, de conjuntos convexos es un conjunto convexo.***

*La unión de conjuntos convexos, en general, no tiene porque ser un conjunto convexo.*

***La combinación lineal de conjuntos convexos es un conjunto convexo.***

$$\alpha S + \beta T = \{z \in \mathbb{R}^n / z = \alpha x + \beta y, x \in S, y \in T, \alpha, \beta \in \mathbb{R}\}$$

Como casos particulares de combinaciones lineales convexas:

- *La suma de conjuntos convexos es un conjunto convexo, para comprobarlo basta con hacer  $\alpha = 1$  y  $\beta = 1$ .*

- *La diferencia de conjuntos convexos es un conjunto convexo, resultado de sustituir  $\alpha = 1$  y  $\beta = -1$ .*

- *El producto de un escalar por un conjunto convexo es un conjunto convexo, es decir, hacer  $\beta = 0$ .*

## CONJUNTOS CONVEXOS NOTABLES.

*Hiperplano.*

*Semiespacio.*

*semiespacio inferior*

*semiespacio superior.*

Semiespacios *abiertos*:

*Los semiespacios, tanto abiertos como cerrados, son conjuntos convexos.*

*Los hiperplanos son conjuntos convexos*

*Hiperplano de separación.*

*Teorema de separación.*

Dados dos conjuntos S y T, subconjuntos de  $\mathbb{R}^n$ . Si S y T son no vacíos, convexos y disjuntos, es decir  $S \cap T = \emptyset$ , entonces existe un hiperplano que separa a ambos conjuntos.

*Hiperplano soporte ( o de apoyo).*

*Poliedro. Politopo:*

*Punto extremo.*

*Arista.*

*Arista infinita.*

## FUNCIONES CONVEXAS

Función *convexa*.

Función *estrictamente convexa*.

Función *cóncava*.

Función *estrictamente cóncava*

Propiedad

*Si  $f(x)$  es una función convexa en  $S$  (convexo y no vacío), entonces la función  $[-f(x)]$  es una función cóncava en  $S$ .*

Función  $f(x) = \cos(x)$

Función lineal o afin:  $F(x) = a x + b$

$F(x) = x^2$

### PROPIEDADES DE LAS FUNCIONES CONVEXAS.

*Toda combinación lineal con coeficientes positivos de funciones convexas es una función convexa.  $(\alpha f + \beta g)$*

---

*Sea  $S \hat{=} \mathbb{R}^n$  un conjunto convexo y no vacío, y sea  $f: S \rightarrow \mathbb{R}$  una función convexa. Entonces el **conjunto de nivel inferior***

*$S_a = \{x \in S / f(x) \leq a\}$ , es un conjunto convexo.*

*Si  $f$  es un función cóncava el **conjunto de nivel superior***

*$S^a = \{x \in S / f(x) \geq a\}$ , es un conjunto convexo.*

---



## CARACTERIZACIONES DE LAS FUNCIONES CONVEXAS.

### *a) Caracterización gráfica.*

*Grafo o gráfica* de una función,

*Epígrafo*

*Hipógrafo*

*Sea  $S \subseteq \mathbb{R}^n$  un subconjunto convexo y no vacío, y sea  $f: S \rightarrow \mathbb{R}$ . Entonces  $f$  es convexa (cóncava) si y solamente si su epígrafo (hipógrafo) es un conjunto convexo.*

### *b) Caracterización de funciones de clase $C^1$ .*

*a)  $f$  es convexa en  $S$  si se cumple:*

$$f(x_1) - f(x_2) \geq (x_1 - x_2)^t \nabla f(x_2); \forall x_1, x_2 \in S$$

*b)  $f$  es estrictamente convexa en  $S$  si se cumple:*

$$f(x_1) - f(x_2) > (x_1 - x_2)^t \nabla f(x_2); \forall x_1, x_2 \in S$$

*c)  $f$  es cóncava en  $S$  si se cumple:*

$$f(x_1) - f(x_2) \leq (x_1 - x_2)^t \nabla f(x_2); \forall x_1, x_2 \in S$$

*d)  $f$  es estrictamente cóncava en  $S$  si se cumple:*

$$f(x_1) - f(x_2) < (x_1 - x_2)^t \nabla f(x_2); \forall x_1, x_2 \in S$$

**c) Caracterización de funciones de clase  $C^2$ .**

Dada una función  $f: S \rightarrow \mathbb{R}$ , donde  $S$  es un conjunto convexo y no vacío, y  $f'' \in C^2(S)$ -función con segunda derivada continua en  $S$ , entonces se cumple que:

- a)  $f$  es convexa en  $S$  si se cumple  $Hf(x)$  es semidefinida positiva en  $S$ .
- b)  $f$  es cóncava en  $S$  si se cumple que  $Hf(x)$  es semidefinida negativa en  $S$ .
- c)  $f$  es estrictamente convexa solamente si  $Hf(x)$  es definida positiva en  $S$ .
- d)  $f$  es estrictamente cóncava solamente si  $Hf(x)$  es definida negativa en  $S$ .

**Teorema local-global**

Sea  $S \subseteq \mathbb{R}^n$  un conjunto convexo y no vacío, y sea  $f: S \rightarrow \mathbb{R}$ .  
Consideremos el siguiente problema:

$$\begin{aligned} & \text{Min } F(x) \\ & \text{s.a. } x \in S \end{aligned}$$

Si que  $x^* \in S$  es un mínimo local del problema anterior, entonces:

- a) Si  $f$  es un función convexa, entonces  $x^*$  es un mínimo global del problema.
- b) Si  $f$  es un función estrictamente convexa, entonces  $x^*$  es un mínimo global estricto del problema.