

# Optimización Lineal Continua

Modelos Operativos de Gestión  
Ingeniería del Software, UCM.

Elisenda Molina Ferragut  
`elisenda.molina@ucm.es`



- 1 Introducción
- 2 Formulación de modelos de optimización lineal para gestión
- 3 Hipótesis
- 4 Resolución del problema**
- 5 Análisis económico y sensibilidad. Dualidad
- 6 Herramientas informáticas



- Desde que en los años 40, Dantzig publicase el algoritmo del simplex, el desarrollo teórico y la potencia de los ordenadores permiten resolver problemas de programación de prácticamente cualquier dimensión.
- Problemas con varios millones de variables y restricciones se resuelven en unos pocos minutos.
- Clave: versiones avanzadas del algoritmo del simplex y métodos de punto interior (que aparecieron en la década de los 80).
- Se pueden encontrar muchos sitios web con aplicaciones válidas para resolver problemas sencillos de programación lineal:  
<http://www.phpsimplex.com/>



- 1 Introducción
- 2 Formulación de modelos de optimización lineal para gestión
- 3 Hipótesis
- 4 Resolución del problema
  - Solución gráfica de modelos bidimensionales
  - Algoritmos de resolución
- 5 Análisis económico y sensibilidad. Dualidad
- 6 Herramientas informáticas

# Solución gráfica: conjunto de Soluciones Factibles



$$\text{mín } 2x_1 - x_2 ,$$

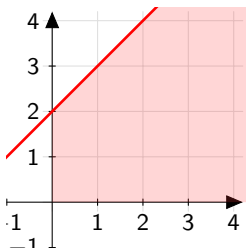
$$\text{s.a } -x_1 + x_2 \leq 2,$$

$$x_1 + x_2 \leq 4,$$

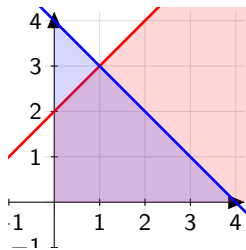
$$5x_1 + 3x_2 \leq 15,$$

$$x_1, x_2 \geq 0.$$

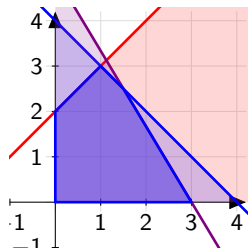
La región factible es independiente de la función objetivo.



1ª restricción y no negatividad



1ª y 2ª restricciones y no negatividad



Las tres restricciones y no negatividad



- *Región Factible*: Todos los puntos dentro de ella (incluidos los bordes) verifican las todas las restricciones y, por tanto, son posibles soluciones del problema.
- La cuestión ahora es encontrar el mejor de ellos (o los mejores) respecto de la función objetivo.
- Curvas de nivel: Hiperplanos ( $\dim = n - 1$ )  $\mathbf{c}^T \mathbf{x} = z$  ( $\sum_{i=1}^n c_i x_i = z$ ).
- Objetivo: determinar el máximo (mínimo) valor de  $z$  tal que la recta resultante tenga algún punto en la región factible.
- Dirección de máximo crecimiento (decrecimiento): gradiente= $\mathbf{c}$  (su opuesto  $-\mathbf{c}$ )
- En  $\mathbf{R}^2$ , son rectas paralelas (perpendiculares a  $\mathbf{c}$ )



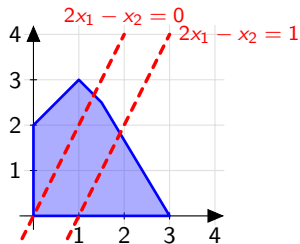
$$\text{mín } z = 2x_1 - x_2 ,$$

$$\text{s.a } -x_1 + x_2 \leq 2,$$

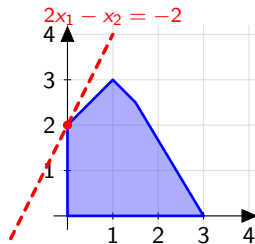
$$x_1 + x_2 \leq 4,$$

$$5x_1 + 3x_2 \leq 15,$$

$$x_1, x_2 \geq 0.$$



Curvas de nivel para  $z = 0, 1$



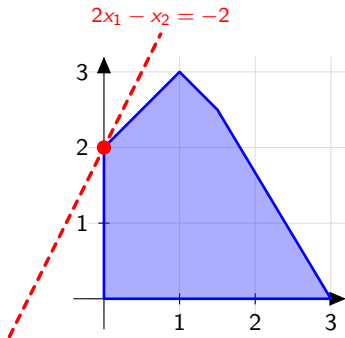
Solución óptima,  $z = -2$

# Tipos de solución



En este ejemplo, se trata de obtener el punto de la región factible que minimiza la función objetivo.

$$\begin{array}{ll}\text{mín} & 2x_1 - x_2, \\ \text{s.a} & -x_1 + x_2 \leq 2, \\ & x_1 + x_2 \leq 4, \\ & 5x_1 + 3x_2 \leq 15, \\ & x_1, \quad x_2 \geq 0.\end{array}$$



Solución única: punto  $\mathbf{x}^T = (0, 2)$ .

El óptimo es el único punto de la región factible que pasa por la recta  $-x_1 - x_2 = -2$ .



# Solución gráfica de modelos bidimensionales



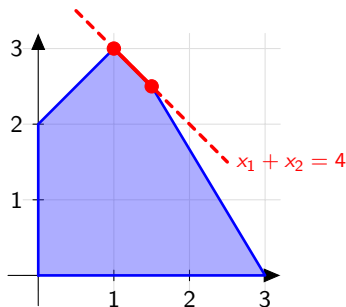
$$\text{máx} \quad x_1 + x_2 ,$$

$$\text{s.a} \quad -x_1 + x_2 \leq 2,$$

$$x_1 + x_2 \leq 4,$$

$$5x_1 + 3x_2 \leq 15,$$

$$x_1, \quad x_2 \geq 0.$$



Solución múltiple

En este caso, los puntos de intersección son muchos, ya que las curvas de nivel son paralelas a una de las caras de la región factible.

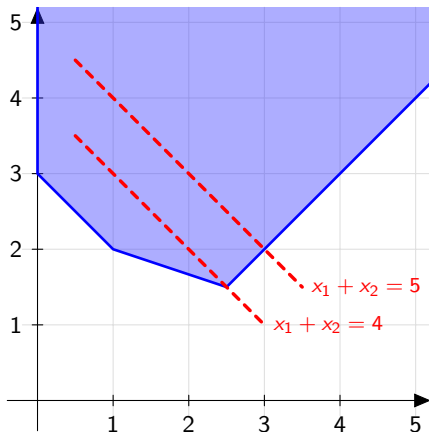
Son solución todos los puntos de la forma:

$$\lambda \begin{pmatrix} 1 \\ 3 \end{pmatrix} + (1 - \lambda) \begin{pmatrix} 2,5 \\ 1,5 \end{pmatrix} \quad \text{con} \quad \lambda \in [0, 1].$$

# Ejemplo



$$\begin{array}{ll}\text{máx} & x_1 + x_2 \\ \text{s.a} & x_1 - x_2 \leq 1, \\ & x_1 + x_2 \geq 3, \\ & x_1 + 3x_2 \geq 7, \\ & x_1, x_2 \geq 0.\end{array}$$



Solución no acotada

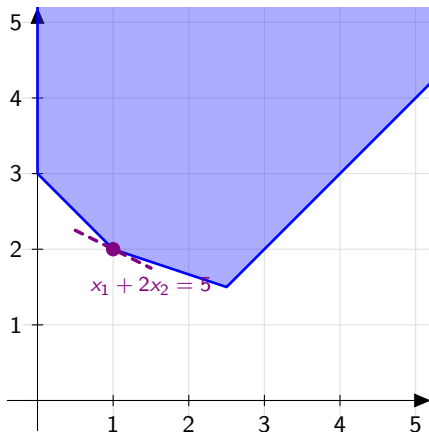
El problema no tiene solución acotada: la función objetivo puede crecer indefinidamente, sin salirnos de la región factible.

# Ejemplo



$$\begin{array}{ll}\text{máx} & x_1 + x_2 \\ \text{s.a} & x_1 - x_2 \leq 1, \\ & x_1 + x_2 \geq 3, \\ & x_1 + 3x_2 \geq 7, \\ & x_1, x_2 \geq 0.\end{array}$$

- mín  $x_1 + 2x_2$ : óptimo en (2, 1).

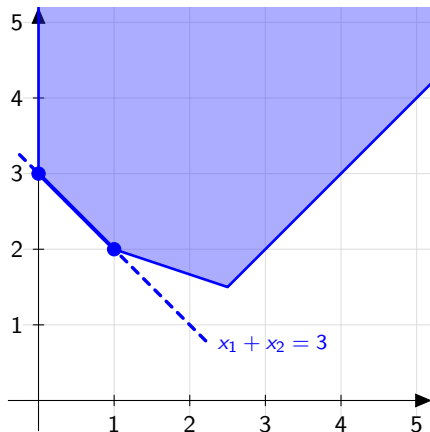


# Ejemplo



$$\begin{array}{ll}\text{máx} & x_1 + x_2 \\ \text{s.a} & x_1 - x_2 \leq 1, \\ & x_1 + x_2 \geq 3, \\ & x_1 + 3x_2 \geq 7, \\ & x_1, x_2 \geq 0.\end{array}$$

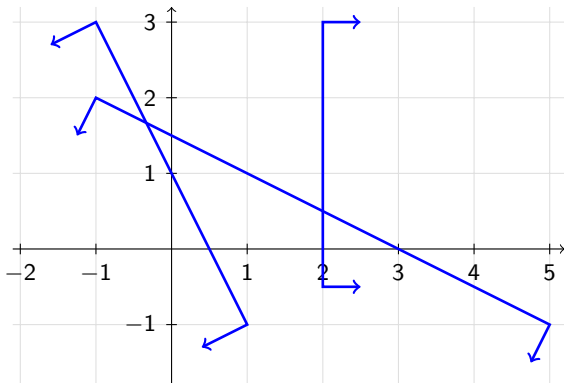
- mín  $x_1 + 2x_2$ : óptimo en  $(2, 1)$ .
- mín  $x_1 + x_2$ : múltiples óptimos.



# Ejemplo



$$\begin{array}{ll}\text{máx} & 2x_1 + x_2 \\ \text{s.a} & x_1 + 2x_2 \leq 3, \\ & 2x_1 + x_2 \leq 1, \\ & x_1 \geq 2, \\ & x_2 \geq 0.\end{array}$$



El problema no tiene solución: la región factible está vacía.



- *Solución óptima*: si existe una solución factible que maximiza (minimiza) la función objetivo:
  - ▶ Solución óptimo única: se alcanza en un vértice (*punto extremo*)
  - ▶ Solución óptima múltiple: infinitas soluciones óptimas, se alcanza en un segmento del poliedro (en una *cara*)
- *Solución no acotada*: vértice y dirección extrema de crecimiento (decrecimiento)
- *Solución no factible*: no existe ningún punto que cumpla las restricciones  $Ax = b, x \geq 0$ . Problema *infactible*



- 1 Introducción
- 2 Formulación de modelos de optimización lineal para gestión
- 3 Hipótesis
- 4 Resolución del problema**
  - Solución gráfica de modelos bidimensionales
  - Algoritmos de resolución
- 5 Análisis económico y sensibilidad. Dualidad
- 6 Herramientas informáticas



Los métodos de resolución se basan en:

- La región factible es un **conjunto convexo**: dados dos puntos, el segmento que los une también pertenece al convexo.
- La función objetivo es lineal y, por tanto, **cóncava** y **convexa**.

Estas dos propiedades permiten asegurar:

**Cualquier óptimo local es global**

## Clave

Reconoce la optimalidad de un punto utilizando  
**CONDICIONES DE OPTIMALIDAD LOCALES**



# Conjuntos convexos

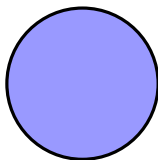


Un conjunto  $S$  se dice que es **convexo** si para cada par de puntos  $\mathbf{x}_1$  y  $\mathbf{x}_2$ , los puntos de la forma  $\lambda\mathbf{x}_1 + (1 - \lambda)\mathbf{x}_2$ ,  $\lambda \in (0, 1)$ , también pertenecen al conjunto.

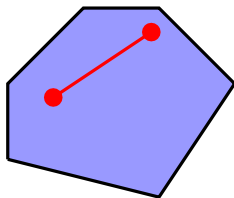
Un punto de la forma  $\lambda\mathbf{x}_1 + (1 - \lambda)\mathbf{x}_2$  con  $\lambda \in (0, 1)$  se denomina **combinación lineal convexa** de  $\mathbf{x}_1$  y  $\mathbf{x}_2$ .

Gráficamente, todos los puntos del segmento que une  $\mathbf{x}_1$  y  $\mathbf{x}_2$  son combinación lineal convexa de  $\mathbf{x}_1$  y  $\mathbf{x}_2$ .

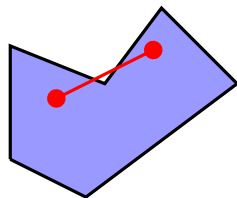
convexo



convexo



NO convexo



En particular, se puede demostrar que la región factible de un problema de programación lineal es convexa. Es un **poliedro**



Los funciones convexas y cóncavas tienen buenas propiedades que las convierten en funciones interesantes dentro del ámbito de la optimización. Son especialmente interesantes en el caso en que estén definidas sobre conjuntos convexas.

Por ejemplo, el mínimo local de una función convexa en un conjunto convexo es también un mínimo global.

Sea  $f : \mathcal{S} \subset \mathbf{R}^n \rightarrow \mathbf{R}$ , con  $\mathcal{S} \neq \emptyset$ , convexo.  $f$  es **convexa** si:

$$f(\lambda \mathbf{x}_1 + (1 - \lambda) \mathbf{x}_2) \leq \lambda f(\mathbf{x}_1) + (1 - \lambda) f(\mathbf{x}_2), \quad \forall \mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2 \in \mathcal{S}, \forall \lambda \in (0, 1).$$

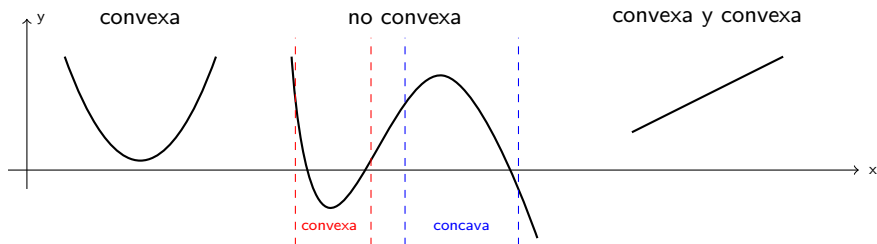
$f$  es **estrictamente convexa** si la desigualdad anterior es estricta con  $\mathbf{x}_1 \neq \mathbf{x}_2$ .

$f$  es **cóncava** si  $-f$  es convexa.



Consideremos  $\mathbf{x}_1$ ,  $\mathbf{x}_2$ , puntos del dominio de  $f$  y su media ponderada  $\lambda\mathbf{x}_1 + (1 - \lambda)\mathbf{x}_2$ , para distintos valores de  $\lambda \in (0, 1)$ .

Una función es convexa si el valor de  $f$  en todos los puntos  $\lambda\mathbf{x}_1 + (1 - \lambda)\mathbf{x}_2$ , esto es  $f(\lambda\mathbf{x}_1 + (1 - \lambda)\mathbf{x}_2)$ , quedan por debajo del segmento que une los puntos  $[\mathbf{x}_1, f(\mathbf{x}_1)]$  y  $[\mathbf{x}_2, f(\mathbf{x}_2)]$ .





Las dos alternativas más importantes son:

- 1 Algoritmo del simplex (Dantzig, 1949).
- 2 Métodos de punto interior (Karmarkar, 1986).

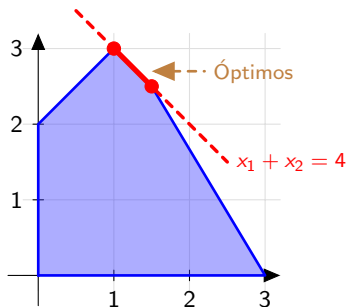
$$\text{máx} \quad x_1 + x_2 ,$$

$$\text{s.a} \quad -x_1 + x_2 \leq 2,$$

$$x_1 + x_2 \leq 4,$$

$$5x_1 + 3x_2 \leq 15,$$

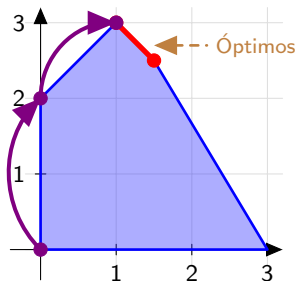
$$x_1, \quad x_2 \geq 0.$$



# Resolución del problema

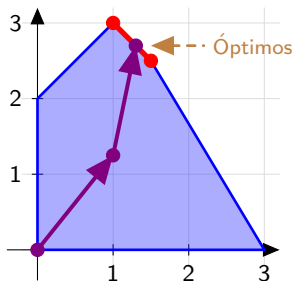


- **Simplex:** se mueve por **la frontera** de la región factible, hasta llegar a un punto óptimo.
- Se basa en el siguiente resultado:  
*Si el problema de programación lineal tiene solución, entonces se alcanza al menos en un punto extremo*





- **Métodos de punto interior:** se mueven por **el interior** de la región factible.
- Utilizan técnicas de **programación no lineal**.
- Se basan en el uso de funciones **barrera** que penalizan la violación de alguna restricción.





---

**Algoritmo del simplex**

**Métodos de barrera**

---

Exponencial

Polinomial

---

Rápido en problemas de grandes dimensiones

---

Muchas iteraciones rápidas

Muy pocas iteraciones (lentas)

---

Arranque en caliente muy rápido

Arranque en caliente lento

---

# Algoritmo del simplex (Dantzig, 1949)



Procedimiento que permite moverse de un punto extremo a otro, mejorando cada vez (o, por lo menos, no empeorando) el objetivo.

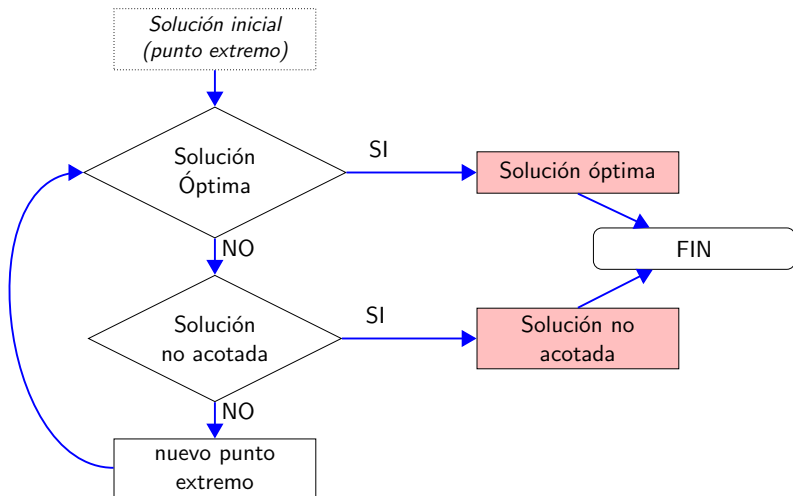
Detecta si la región factible es vacía o si la solución óptima es no acotada.

A pesar de que han aparecido otros algoritmos, sigue siendo el más utilizado:

- Hay implementaciones muy eficientes del algoritmo.
- Proporciona mucha información sobre la estructura de la región factible.
- Si el número de variables ( $n$ ) es muy superior al de restricciones ( $m$ ), el número de iteraciones oscila entre  $\frac{3}{2}m$  y  $3m$  ( $n = 60$  y  $m = 20$ , 30-60 iteraciones).



# Algoritmo del simplex



# Algoritmo del simplex



- Se mueve de punto extremo a punto extremo.
- Sólo se mueve si mejora.
- Selecciona los cambios más prometedores.

## Ejemplo

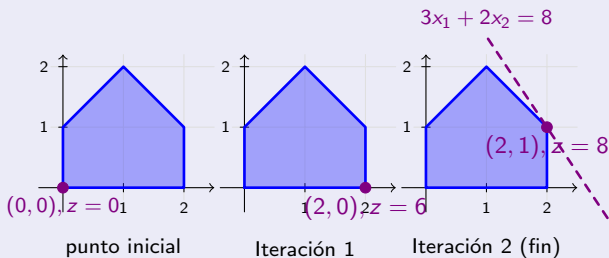
$$\text{máx } 3x_1 + 2x_2$$

$$\text{s.a } -x_1 + x_2 \leq 1,$$

$$x_1 \leq 2,$$

$$x_1 + x_2 \leq 3,$$

$$x_1, x_2 \geq 0.$$



# Algoritmo del simplex



Algebráicamente, un **punto extremo** es una **solución básica factible**.

Sea el siguiente problema general con  $n$  variables y  $m$  restricciones:

$$\text{mín } z = \mathbf{c}^t \mathbf{x},$$

$$\text{s.a } \mathbf{Ax} = \mathbf{b},$$

$$\mathbf{x} \geq \mathbf{0}.$$

- Se supone  $m < n$ . Si no, o el problema no tiene solución o hay restricciones redundantes.
- La matriz  $\mathbf{A} \in \mathcal{M}_{m \times n}$  es de rango completo ( $rg(\mathbf{A}) = m$ ).
- En otro caso, hay métodos que permiten detectar qué filas (restricciones) son redundantes y eliminarlas.
- $\mathbf{a}_j \in$ :  $j$ -ésima columna de  $\mathbf{A} = (\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_n)$ .



- Se selecciona una **base**  $\mathbf{B} = (\mathbf{a}_{j1}, \dots, \mathbf{a}_{jm})$ : subconjunto de columnas de  $\mathbf{A}$  linealmente independientes.

- Reordenando:

$$\mathbf{x} = \begin{pmatrix} \mathbf{x}_B \\ \mathbf{x}_N \end{pmatrix}$$

- solución básica** del problema: fijando  $\bar{\mathbf{x}}_N = \mathbf{0}$  y resolviendo el sistema:

$$\bar{\mathbf{x}} = \begin{pmatrix} \bar{\mathbf{x}}_B \\ \mathbf{0} \end{pmatrix} \quad \text{donde } \bar{\mathbf{x}}_B = \mathbf{B}^{-1}\mathbf{b}$$

- solución básica factible** (punto extremo):  $\bar{\mathbf{x}}_B = \mathbf{B}^{-1}\mathbf{b} \geq \mathbf{0}$

## Ejemplo

$$\begin{array}{llllll} \text{mín} & 3x_1 & - & 5x_2 & + & x_3 \\ \text{s.a.} & x_1 & & & - & x_3 = 1 \\ & 3x_1 & + & 2x_2 & - & 7x_3 = 5 \\ & x_1, & & x_2, & & x_3 \geq 0 \end{array}$$



Los elementos de este problema son:

$$\mathbf{c} = \begin{pmatrix} 3 \\ -5 \\ 1 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{b} = \begin{pmatrix} 1 \\ 5 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{A} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 3 & 2 & -7 \end{pmatrix}$$

Una base de la matriz  $\mathbf{A}$  es (hay otras):

$$\mathbf{B} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 3 & 2 \end{pmatrix}$$

Como sus columnas son linealmente independientes, siempre se puede calcular su inversa:

$$\mathbf{B}^{-1} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ -\frac{3}{2} & \frac{1}{2} \end{pmatrix}$$



La solución básica se obtiene fijando a 0 las variables de las columnas que no están en la base ( $x_3$ ) y resolviendo el sistema de ecuaciones resultante.

$$\mathbf{Ax} = \mathbf{b} \iff \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 3 & 2 & -7 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ 5 \end{pmatrix} \iff \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 3 & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ 5 \end{pmatrix}$$

Resulta:

$$\mathbf{B}\bar{\mathbf{x}}_B = \mathbf{b} \iff \bar{\mathbf{x}}_B = \mathbf{B}^{-1}\mathbf{b} \iff \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ -\frac{3}{2} & \frac{1}{2} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ 5 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}$$

La solución básica es  $x_1 = 1$ ,  $x_2 = 1$ ,  $x_3 = 0$ .

- $x_1$  y  $x_2$  son variables básicas.
- $x_3$  es una variable no básica.



- Hay resultados teóricos que garantizan que toda solución básica factible tiene asociada un punto extremo de la región factible y viceversa.
- Estos resultados proporcionan una forma de representar de forma analítica los vértices de la región factible.
- Además, se puede comprobar como para ir de un vértice a otro vértice contiguo es suficiente con cambiar un vector de la matriz **B** que define la solución básica asociada a cada punto extremo.



El primer paso es considerar que todas las restricciones son de igualdad.  
Añadir **variables de holgura** si es necesario:

$$\begin{array}{ll} \text{máx} & 3x_1 + 2x_2 \\ \text{s.a} & -x_1 + x_2 \leq 1, \\ & x_1 \leq 2, \\ & x_1 + x_2 \leq 3, \\ & x_1, x_2 \geq 0. \end{array} \quad \equiv \quad \begin{array}{ll} \text{máx} & 3x_1 + 2x_2 \\ \text{s.a} & -x_1 + x_2 + x_3 = 1, \\ & x_1 + x_4 = 2, \\ & x_1 + x_2 + x_5 = 3, \\ & x_1, x_2, x_3, x_4, x_5 \geq 0. \end{array}$$

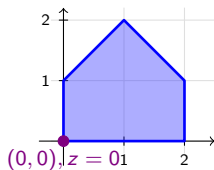


# Ejemplo



$$\begin{array}{llllll} \text{máx} & 3x_1 & + & 2x_2 & & \\ \text{s.a} & -x_1 & + & x_2 & + & x_3 & = & 1, \\ & x_1 & & & + & x_4 & = & 2, \\ & x_1 & + & x_2 & & & + & x_5 & = & 3, \\ & x_1, & x_2, & x_3, & x_4, & x_5 & \geq & 0. \end{array}$$

El algoritmo del simplex encuentra la solución en dos iteraciones:

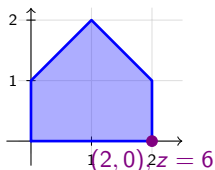


$$B = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

Básicas:  $x_3, x_4, x_5$

No básicas:  $x_1, x_2$

Solución inicial

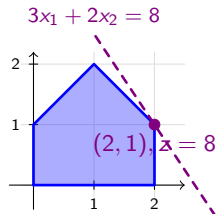


$$B = \begin{pmatrix} 1 & -1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

Básicas:  $x_3, x_1, x_5$

No básicas:  $x_4, x_2$

Primera iteración



$$B = \begin{pmatrix} 1 & -1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

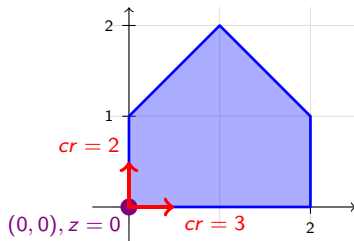
Básicas:  $x_3, x_1, x_2$

No básicas:  $x_4, x_5$

Segunda iteración



1. Se obtiene una solución básica factible (SBF) inicial. Hay dos métodos:
  - 1.1. Método de las dos fases.
  - 1.2. Método de las penalizaciones (o de la gran M).
2. Desde la SBF actual se estudia si se puede obtener una SBF mejor
  - 2.1. No se estudian otras bases, sólo la dirección.
  - 2.2. Para cada dirección se calcula el **coste reducido** ( $cr$ ), que indica la variación en la función objetivo al moverse en esa dirección.



$$B = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

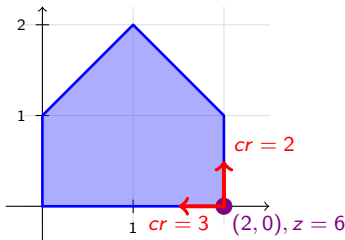
Básicas:  $x_3, x_4, x_5$

No básicas:  $x_1, x_2$



2.3. Se selecciona el mejor coste reducido.

2.4. Se avanza en la dirección asociada a ese coste reducido, hasta obtener el siguiente punto extremo.



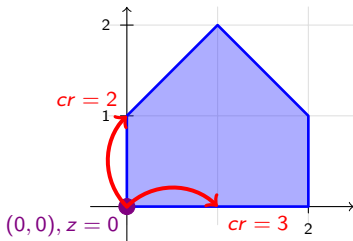
$$\mathbf{B} = \begin{pmatrix} 1 & -1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \end{pmatrix}$$

Básicas:  $x_3, x_1, x_5$

No básicas:  $x_4, x_2$



3. Al cambiar de solución básica (punto extremo), sólo cambia un variable:
  - 3.1. Una variable básica pasa a no básica (de  $\geq 0$  a  $= 0$ ).
  - 3.2. Una variable no básica pasa a básica (de  $= 0$  a  $\geq 0$ ).
4. Dada una base, el coste reducido se puede asociar a la variable no básica que entra en la base al hacer un cambio (al moverse al otro punto extremo).
5. El coste reducido de la variable no básica es el valor de la función objetivo si entra en la base con valor igual a 1.



$$B = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

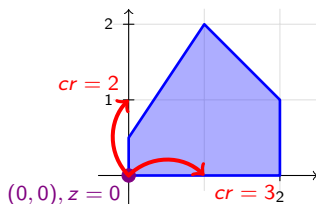
Básicas:  $x_3, x_4, x_5$

No básicas:  $x_1, x_2$



5.1. Puede ocurrir que al fijar esa variable a 1, la solución sea infactible.

$$\begin{array}{ll}\text{máx} & 3x_1 + 2x_2 \\ \text{s.a} & -3x_1 + 2x_2 \leq 1, \\ & x_1 \leq 2, \\ & x_1 + x_2 \leq 3, \\ & x_1, x_2 \geq 0.\end{array}$$



$$B = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

Básicas:  $x_3, x_4, x_5$

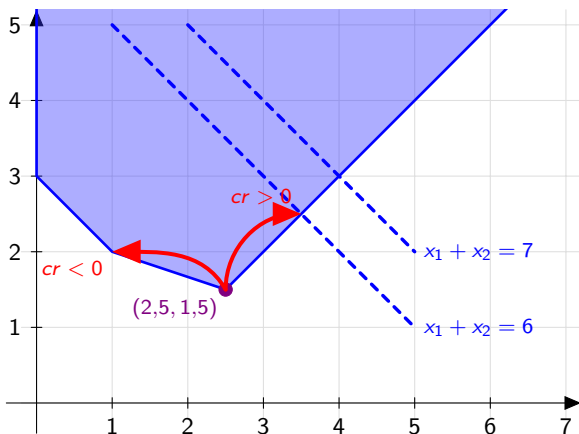
No básicas:  $x_1, x_2$

¡El algoritmo calcula el punto exacto hasta el que puede llegar!



5.2. Puede ocurrir que al avanzar en esa dirección de mejora no encuentre ningún punto.

$$\begin{array}{ll}\text{máx} & x_1 + x_2 \\ \text{s.a} & x_1 - x_2 \leq 1, \\ & x_1 + x_2 \geq 3, \\ & x_1 + 3x_2 \geq 7, \\ & x_1, \quad x_2 \geq 0.\end{array}$$



La solución es no acotada. El óptimo es  $+\infty$ .



El algoritmo PARA cuando detecta que no hay solución, que la solución es no acotada o cuando encuentra la solución óptima.

En el último caso, una solución es óptima si el coste reducido para las variables no básicas es:

- 1 Positivo si el problema es de minimizar.
- 2 Negativo si el problema es de maximizar.



Además, el software proporciona información sobre el estatus de una variable (básica o no básica).

Si cambiamos las restricciones de signo ( $x \geq 0$ ) por restricciones de cota ( $l \leq x \leq u$ ), hay que cambiar el algoritmo ligeramente, aunque la interpretación de los costes reducidos es similar. Además

- 1 Una variable básica toma un valor entre las cotas.
- 2 Una variable no básica puede estar a su cota inferior o a su cota superior.



# Algoritmo del simplex. Ejemplo



$$\begin{array}{ll}\text{máx} & 3x_1 + 2x_2 \\ \text{s.a} & x_1 + 2x_2 \leq 3, \\ & x_1 - x_2 \leq 1, \\ & 20x_1 + 4x_2 \leq 25, \\ & \quad + 4x_2 \leq 5, \\ & x_1, \quad x_2 \geq 0.\end{array}$$

Se pueden incluir *variables de holgura* para convertir las restricciones en igualdades:

$$\begin{array}{llllllll}\text{máx} & 3x_1 + 2x_2 & & & & & & \\ \text{s.a} & x_1 + 2x_2 + x_3 & & & & & & = 3, \\ & x_1 - x_2 & + x_4 & & & & & = 1, \\ & 20x_1 + 4x_2 & & + x_5 & & & & = 25, \\ & \quad + 4x_2 & & & + x_6 & & & = 5, \\ & x_1, \quad x_2, \quad x_3, \quad x_4, \quad x_5, \quad x_6 & \geq & 0.\end{array}$$

# Algoritmo del simplex. Ejemplo

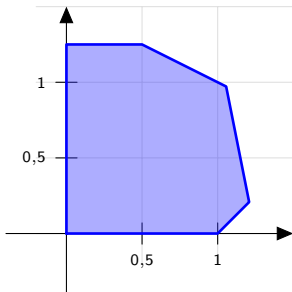


$$\begin{array}{ll}\text{máx} & 3x_1 + 2x_2 \\ \text{s.a} & x_1 + 2x_2 \leq 3, \\ & x_1 - x_2 \leq 1, \\ & 20x_1 + 4x_2 \leq 25, \\ & \quad + 4x_2 \leq 5, \\ & x_1, \quad x_2 \geq 0.\end{array}$$

$\equiv$

$$\begin{array}{llllllll}\text{máx} & 3x_1 + 2x_2 & & & & & & \\ \text{s.a} & x_1 + 2x_2 + x_3 & & & & & & = 3, \\ & x_1 - x_2 & + x_4 & & & & & = 1, \\ & 20x_1 + 4x_2 & & + x_5 & & & & = 25, \\ & & + 4x_2 & & & + x_6 & & = 5, \\ & x_1, & x_2, & x_3, & x_4, & x_5, & x_6 & \geq 0.\end{array}$$

## Region Factible



Cada vértice de la región factible (*punto extremo*) tiene asociada una solución básica.

# Algoritmo del simplex. Ejemplo

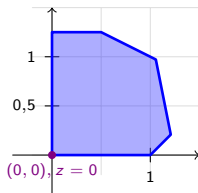


$$\begin{aligned}
 \text{máx} \quad & 3x_1 + 2x_2 \\
 \text{s.a} \quad & x_1 + 2x_2 \leq 3, \\
 & x_1 - x_2 \leq 1, \\
 & 20x_1 + 4x_2 \leq 25, \\
 & \quad + 4x_2 \leq 5, \\
 & x_1, x_2 \geq 0.
 \end{aligned}$$

$\equiv$

$$\begin{aligned}
 \text{máx} \quad & 3x_1 + 2x_2 \\
 \text{s.a} \quad & x_1 + 2x_2 + x_3 = 3, \\
 & x_1 - x_2 + x_4 = 1, \\
 & 20x_1 + 4x_2 + x_5 = 25, \\
 & \quad + 4x_2 + x_6 = 5, \\
 & x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6 \geq 0.
 \end{aligned}$$

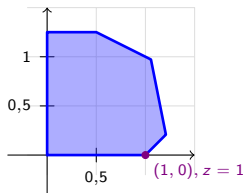
Cuatro puntos extremos / soluciones básicas



$$B = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

Básicas:  $x_3, x_4, x_5, x_6$

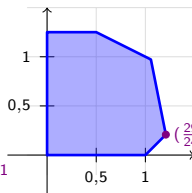
No básicas:  $x_1, x_2$



$$B = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 20 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

Básicas:  $x_3, x_1, x_5, x_6$

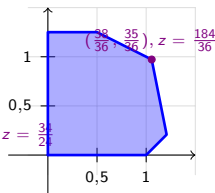
No básicas:  $x_4, x_2$



$$B = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 2 & 0 \\ 0 & 1 & -1 & 0 \\ 0 & 20 & 4 & 0 \\ 0 & 0 & 4 & 1 \end{pmatrix}$$

Básicas:  $x_3, x_1, x_5, x_6$

No básicas:  $x_4, x_2$



$$B = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 2 & 0 \\ 1 & 1 & -1 & 0 \\ 0 & 20 & 4 & 0 \\ 0 & 0 & 4 & 1 \end{pmatrix}$$

Básicas:  $x_4, x_1, x_5, x_6$

No básicas:  $x_3, x_2$



El algoritmo del simplex empezará por un vértice (*punto extremo o solución básica factible*).

En cada iteración calculará el coste reducido de de cada variable no básica (el coste de introducir esa variable en la base con valor igual a 1).

Si hay alguna variable básica con coste reducido positivo, realiza un cambio de base (mete en la base la variable no básica con mayor coste reducido) y recalcula los costes reducidos de la nueva base.

El algoritmo termina cuando todos los costes reducidos son no positivos.

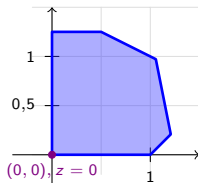
# Algoritmo del simplex. Ejemplo



$$\begin{array}{ll}\text{máx} & 3x_1 + 2x_2 \\ \text{s.a} & x_1 + 2x_2 \leq 3, \\ & x_1 - x_2 \leq 1, \\ & 20x_1 + 4x_2 \leq 25, \\ & \quad + 4x_2 \leq 5, \\ & x_1, \quad x_2 \geq 0.\end{array}$$

$\equiv$

$$\begin{array}{llllllll}\text{máx} & 3x_1 + 2x_2 & & & & & & \\ \text{s.a} & x_1 + 2x_2 + x_3 & & & & & & = 3, \\ & x_1 - x_2 & + x_4 & & & & & = 1, \\ & 20x_1 + 4x_2 & & + x_5 & & & & = 25, \\ & & + 4x_2 & & & + x_6 & & = 5, \\ & x_1, \quad x_2, \quad x_3, \quad x_4, \quad x_5, \quad x_6 & \geq 0.\end{array}$$



$$B = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

Básicas:  $x_3, x_4, x_5, x_6$

No básicas:  $x_1, x_2$

C. red.:  $cr_1 = 3, cr_2 = 2$

Como  $x_1$  tiene el mayor coste reducido, entra en la base

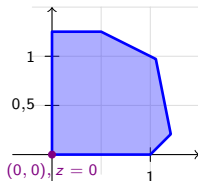
# Algoritmo del simplex. Ejemplo



$$\begin{array}{ll}\text{máx} & 3x_1 + 2x_2 \\ \text{s.a} & x_1 + 2x_2 \leq 3, \\ & x_1 - x_2 \leq 1, \\ & 20x_1 + 4x_2 \leq 25, \\ & \quad + 4x_2 \leq 5, \\ & x_1, \quad x_2 \geq 0.\end{array}$$

$\equiv$

$$\begin{array}{llllllll}\text{máx} & 3x_1 + 2x_2 & & & & & & \\ \text{s.a} & x_1 + 2x_2 + x_3 & & & & & & = 3, \\ & x_1 - x_2 & + x_4 & & & & & = 1, \\ & 20x_1 + 4x_2 & & + x_5 & & & & = 25, \\ & & + 4x_2 & & & + x_6 & & = 5, \\ & x_1, \quad x_2, \quad x_3, \quad x_4, \quad x_5, \quad x_6 & \geq 0.\end{array}$$

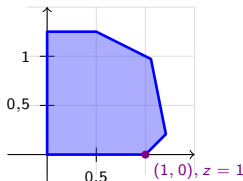


$$B = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

Básicas:  $x_3, x_4, x_5, x_6$

No básicas:  $x_1, x_2$

C. red.:  $cr_1 = 3, cr_2 = 2$



$$B = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 20 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

Básicas:  $x_3, x_1, x_5, x_6$

No básicas:  $x_4, x_2$

C. red.:  $cr_4 = -3, cr_2 = 5$

Como  $x_2$  tiene el mayor coste reducido, entra en la base

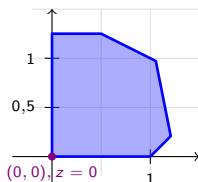
# Algoritmo del simplex. Ejemplo



$$\begin{array}{ll} \text{máx} & 3x_1 + 2x_2 \\ \text{s.a} & x_1 + 2x_2 \leq 3, \\ & x_1 - x_2 \leq 1, \\ & 20x_1 + 4x_2 \leq 25, \\ & \quad + 4x_2 \leq 5, \\ & x_1, \quad x_2 \geq 0. \end{array}$$

$\equiv$

$$\begin{array}{llllllll} \text{máx} & 3x_1 + 2x_2 & & & & & & \\ \text{s.a} & x_1 + 2x_2 + x_3 & = & 3, & & & & \\ & x_1 - x_2 + x_4 & = & 1, & & & & \\ & 20x_1 + 4x_2 + x_5 & = & 25, & & & & \\ & \quad + 4x_2 + x_6 & = & 5, & & & & \\ & x_1, \quad x_2, \quad x_3, \quad x_4, \quad x_5, \quad x_6 & \geq & 0. \end{array}$$

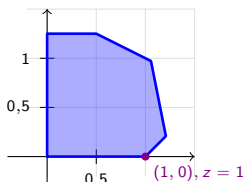


$$B = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

Básicas:  $x_3, x_4, x_5, x_6$

No básicas:  $x_1, x_2$

C. red.:  $cr_1 = 3, cr_2 = 2$

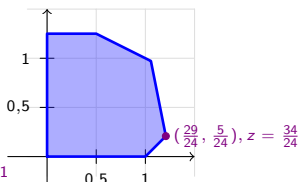


$$B = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 20 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

Básicas:  $x_3, x_1, x_5, x_6$

No básicas:  $x_4, x_2$

C. red.:  $cr_4 = -3, cr_2 = 5$



$$B = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 2 & 0 \\ 0 & 1 & -1 & 0 \\ 0 & 20 & 4 & 0 \\ 0 & 0 & 4 & 1 \end{pmatrix}$$

Básicas:  $x_3, x_1, x_5, x_6$

No básicas:  $x_4, x_2$

C. red.:  $cr_1 = \frac{7}{6}, cr_5 = -\frac{5}{24}$

Como  $x_4$  tiene el mayor coste reducido, entra en la base

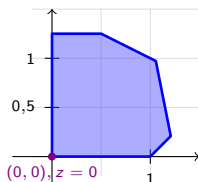
# Algoritmo del simplex. Ejemplo



$$\begin{array}{ll} \text{máx} & 3x_1 + 2x_2 \\ \text{s.a} & x_1 + 2x_2 \leq 3, \\ & x_1 - x_2 \leq 1, \\ & 20x_1 + 4x_2 \leq 25, \\ & \quad + 4x_2 \leq 5, \\ & x_1, \quad x_2 \geq 0. \end{array}$$

$\equiv$

$$\begin{array}{ll} \text{máx} & 3x_1 + 2x_2 \\ \text{s.a} & x_1 + 2x_2 + x_3 = 3, \\ & x_1 - x_2 + x_4 = 1, \\ & 20x_1 + 4x_2 + x_5 = 25, \\ & \quad + 4x_2 + x_6 = 5, \\ & x_1, \quad x_2, \quad x_3, \quad x_4, \quad x_5, \quad x_6 \geq 0. \end{array}$$

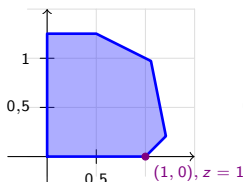


$$B = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

Básicas:  $x_3, x_4, x_5, x_6$

No básicas:  $x_1, x_2$

C. red.:  $cr_1 = 3, cr_2 = 2$

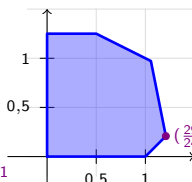


$$B = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 20 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

Básicas:  $x_3, x_1, x_5, x_6$

No básicas:  $x_4, x_2$

C. red.:  $cr_4 = -3, cr_2 = 5$

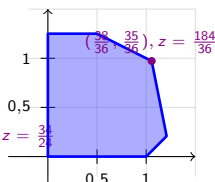


$$B = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 2 & 0 \\ 0 & 1 & -1 & 0 \\ 0 & 20 & 4 & 0 \\ 0 & 0 & 4 & 1 \end{pmatrix}$$

Básicas:  $x_3, x_1, x_5, x_6$

No básicas:  $x_4, x_2$

C. red.:  $cr_1 = \frac{7}{6}, cr_5 = -\frac{5}{24}$



$$B = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 2 & 0 \\ 1 & 1 & -1 & 0 \\ 0 & 20 & 4 & 0 \\ 0 & 0 & 4 & 1 \end{pmatrix}$$

Básicas:  $x_4, x_1, x_5, x_6$

No básicas:  $x_3, x_2$

C. red.:  $cr_3 = -\frac{7}{6}, cr_5 = -\frac{1}{9}$

Como todos los costes reducidos son no positivos, la solución es óptima



# Algoritmo del Simplex. Ampliación (NO entra)



- Dada una descomposición de  $A$  en base  $B$  y matriz no básica  $N$ , también hay una descomposición del vector  $x$  en coordenadas básicas  $x_B$  y coordenadas no básicas  $x_N$
- Una solución del problema tiene que cumplir:

$$Ax = b \iff (B \ N) \begin{pmatrix} x_B \\ x_N \end{pmatrix} = b \iff Bx_B + Nx_N = b$$

- Multiplicando por la izquierda por  $B^{-1}$ :

$$x_B + B^{-1}Nx_N = B^{-1}b$$

- Notación:

- ▶  $\bar{x}_B = B^{-1}b$
- ▶  $y_j = B^{-1}a_j \ \forall j \in J$



- $B$ : base formada por columnas de  $A$
- $J$ : índices de columnas fuera de  $A$
- $c_B^t$ : coordenadas básicas de  $c$
- $\bar{x}_B = B^{-1}b$
- $y_j = B^{-1}a_j \quad \forall j \in J$
- $z_j = c_B^t y_j \quad \forall j \in J$
- $\bar{z} = c_B^t \bar{x}_B$

## Sistema explícito

El sistema explícito es:

$$x_B = \bar{x}_B - \sum_{j \in J} y_j x_j$$

$$z = \bar{z} + \sum_{j \in J} (c_j - z_j) x_j$$

Si **sólo**  $x_k$  entra en la base con valor 1:

$$x_B = \bar{x}_B - y_k$$

$$z = \bar{z} + (c_k - z_k)$$

# Algoritmo del Simplex. Ampliación (NO entra)



Para un problema de maximización:

## Criterios de entrada y de salida de la base

**Criterio de entrada:** entra en la base la columna  $a_k$ , siendo  $k \in J$  tal que:

$$cr_k = c_k - z_k = \max\{c_j - z_j : j \in J\}$$

**Criterio de salida:** tras haber seleccionado la columna  $a_k$  que entra en la base, sale de ella  $a_\ell$ , siendo  $\ell \in I$  tal que:

$$\frac{\bar{x}_\ell}{y_{\ell k}} = \min \left\{ \frac{\bar{x}_s}{y_{sk}} : y_{sk} > 0 \right\}$$

¿Qué pasa si  $y_k \leq 0$ ?