

**UNIVERSIDAD NACIONAL DE INGENIERIA**  
**Facultad de Ciencias**  
**Escuela Profesional de Matemática**



*PROGRAMACION LINEAL ENTERA PURA*

- Algoritmo Fraccional de Gomory
- Algoritmo Totalmente Entero de Gomory

Tesis para optar el Título de:

**LICENCIADO EN MATEMATICAS**

Presentado por:

**ROLANDO RAUL PALOMINO VILDOSO**

Asesor:

**Mstro. HECTOR CARLOS GUIMARAY HUERTA**

**LIMA - PERU**

**1995**

# INDICE

	PAG.
- INTRODUCCION .....	1
- ALGORITMO FRACCIONAL DE GOMORY .....	2
- Creación del Plano de Corte .....	2
- Elección del Plano de Corte .....	9
- Filas y columnas constantes en la tabla simplex .....	13
- Convergencia del Algoritmo Fraccional .....	20
- Formulación ( Algoritmo Fraccional ) .....	24
- ALGORITMO TOTALMENTE ENTERO DE GOMORY .....	25
- Creación del Plano de Corte .....	25
- Convergencia del Algoritmo .....	30
- Formulación ( Algoritmo Totalmente Entero ) .....	35
- Comparación de los Algoritmos con el Algoritmo de DAKIN (Ramificación y Acotamiento) .....	36
- CONCLUSIONES .....	37
- BIBLIOGRAFIA .....	38
- ANEXO A .....	39
- Implementación del Algoritmo Fraccional en Lenguaje C .....	39
- Aplicación .....	57
- ANEXO B .....	62
- Implementación del Algoritmo Totalmente Entero en Lenguaje C .....	62
- Aplicación .....	79

# INTRODUCCION

El objetivo de la presente es implementar dos de los Algoritmos para solucionar Programas Lineales Enteros Puros ambos de GOMORY, basados en los Planos de Corte como son:

- Algoritmo Fraccional
- Algoritmo Totalmente Entero

Respecto al Algoritmo Fraccional éste genera Planos de Corte (nueva restricción) con coeficientes fraccionarios si al aplicar el Método Simplex la Solución Óptima no es entera (no negativa); pues de serlo resulta ser la solución buscada.

El Algoritmo Totalmente Entero parte de una tabla Dual Admisibile, si la tabla no es Primal Admisibile entonces se añade el Plano de Corte (nueva restricción) con coeficientes enteros, de lo contrario se obtiene la tabla Óptima deseada.

Además se presenta una comparación con otro algoritmo (Ramificación y Acotación) que soluciona el mismo tipo de problema. Finalmente se presenta en el ANEXO los dos Algoritmos escritos en Lenguaje C, con una pequeña aplicación.

¿ Para qué se utilizan estos algoritmos ?

Pues en muchas situaciones prácticas, los valores no enteros pueden carecer de sentido. Así, por ejemplo, para una Empresa que fabrica pantalones de los tipos A y B el saber que para maximizar la ganancia necesita fabricar semanalmente 45.3 pantalones del tipo A y 55.7 pantalones del tipo B, aunque constituya una solución óptima, no resulta una solución útil. Lógicamente, la Empresa necesitará tener una solución expresada en números enteros.

# ALGORITMO FRACCIONAL DE GOMORY

Sean los programas:

$$L: \begin{array}{l} \min c^T x \\ Ax > b \\ x \text{ entero} \end{array}$$

$$L: \begin{array}{l} \text{Máx } b^T u \\ A^T u = c \\ u \geq 0, \text{ entero} \end{array}$$

donde  $c \in \mathbb{R}^n$ ,  $b \in \mathbb{R}^m$  y  $A$  una matriz de orden  $m \times n$ .

Tabla Símplex del Programa Lineal: Primal-Dual.

$c^T x_B$	$d^T$	
$u_B$	$(A_B^T)^{-1} A^T$	$B$

donde  $x_B = A_B^{-1} b_B$ ,  $u_B = (A_B^{-1})^T c$ ,  $d = A x_B - b$ ,  $A_B$  matriz base y  $B$  conjunto de índices de la base.

Cuya Tabla óptima correspondiente es:

$c^T x_B$	$d^T$	
$\hat{u}_B$	$I$ <span style="float: right;"><math>T_N</math></span>	$B$

donde  $\hat{u}_B$  es la solución óptima del Dual,  $I$  es la matriz identidad y  $T_N$  resultado de haber operado en la tabla anterior.

### Propiedad

Si  $\hat{x}$  es solución óptima del Programa Lineal Continuo  $L_a$  ( asociado a  $L$  ) entonces  $\hat{x}$  es solución óptima del Programa Lineal Entero  $L$ .

Prueba Sean:

$$S = \{ x \in \mathbb{R}^n / Ax > b \}$$

$$R = \{ x \in \mathbb{Z}^n / Ax > b \}$$

Se sabe que  $\inf L_a = c^T \hat{x}$ .

También  $\hat{x} \in R$ , luego  $\inf L < c^T \hat{x}$ .

Por otra parte  $R \subset S$ , entonces

$$\inf L_a \leq \inf L$$

Luego,  $\inf L = c^T \hat{x}$ .

Pero  $\inf L < c^T x$ ,  $\forall x \in R$ . Es decir,  $\hat{x}$  es solución óptima de  $L$ .

### Propiedad

Siendo  $\hat{u}_B$  solución básica óptima y  $u = (u_B, u_N)$  variables del dual, se tiene que

$$\hat{u}_B = u_B + T_N u_N$$

### Prueba

Se sabe que:

$$A^T u = c$$

$$(A_B^T)^{-1} A^T u = (A_B^T)^{-1} c$$

$$(A_B^T)^{-1} \begin{bmatrix} A_B^T & A_N^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_B \\ u_N \end{bmatrix} = \hat{u}_B$$

$$\begin{bmatrix} I & (A_B^T)^{-1} A_N^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_B \\ u_N \end{bmatrix} = \hat{u}_B$$

$$\begin{bmatrix} I & T_N \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_B \\ u_N \end{bmatrix} = \hat{u}_B$$

De donde:

$$\hat{u}_B = u_B + T_N u_N$$

### Observación

Siendo  $r$  un número real, se tiene que

$$r = \lceil r \rceil + f_r,$$

donde  $0 < f_r < 1$ ,  $\lceil r \rceil$  representa el máximo entero de  $r$ .

### Propiedad

Sean  $T_N = \lceil T_N \rceil + F_N$ ,  $\hat{u}_B = \lceil \hat{u}_B \rceil + f_B$  entonces  $f_B < F_N u_N$ .

### Prueba

Por la propiedad anterior, se sabe que:

$$\hat{u}_B = u_B + T_N u_N$$

Luego reemplazando los datos:

$$\begin{aligned} \lceil \hat{u}_B \rceil + f_B &= u_B + (\lceil T_N \rceil + F_N) u_N \\ \lceil \hat{u}_B \rceil + f_B &= u_B + T_N u_N + F_N u_N \\ \Rightarrow f_B - F_N u_N &= u_N + \lceil T_N \rceil u_N - \lceil \hat{u}_B \rceil \end{aligned}$$

Puesto que  $u_B$ ,  $u_N$  son variables enteras, se deduce que  $f_B - F_N u_N$  es entero.

Ahora, puesto que  $F_N$  y  $u_N$  son mayores o iguales a 0, se tiene que :

$$f_B - F_N u_N \leq f_B.$$

Además:  $f_B < 1$ .

$$\Rightarrow f_B - F_N u_N < 1$$

Por lo tanto, puesto que el primer miembro de la desigualdad es entero entonces:

$$f_B - F_N u_N \leq 0.$$

### Definición

Sean :

$$T_N = \lfloor T_N \rfloor + F_N$$

$$\hat{u}_B = \lfloor \hat{u}_B \rfloor + f_B$$

entonces las filas de  $-F_N u_N + S = -f_B$  se llaman **planos de corte**.

### Propiedad

Sean los Programas Lineales:

$$P: \begin{array}{l} \text{Máx } b^T u \\ A^T u = c \\ u \geq 0 \end{array}$$

$$Q: \begin{array}{l} \text{Máx } b^T u \\ A^T u = c \\ -F_N u_N + S = -f_B \\ u \geq 0 \\ S \geq 0 \end{array}$$

Luego, si  $u$  es solución entera de  $P$  entonces es solución entera de  $Q$ . Más aún, siendo  $\hat{u}$  óptimo no entero de  $P$  se tiene que  $\hat{u}$  no es admisible de  $Q$ .

### Prueba

Sea  $u = \begin{pmatrix} u_B \\ u_N \end{pmatrix}$  solución entera de  $P$ , entonces se sabe que :

$$f_B \leq F_N u_N.$$

De donde, considerando la variable de holgura  $S$  se tiene:

$$-F_N u_N + S = -f_B \quad (*)$$

Deduciéndose que  $u$  es solución entera de  $Q$ .

Por otra parte siendo  $\hat{u}$  óptimo no entero se tiene que:

$$\hat{u} = \begin{bmatrix} \hat{u}_B \\ \hat{u}_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{u}_B \\ 0 \end{bmatrix}$$

Luego, reemplazando en (\*),  $\hat{u}_N = 0$ , se tiene que:

$$S = -f_B < 0$$

Es decir,  $S < 0$ , implicando que  $\hat{u}$  no es solución admisible de  $Q$ .

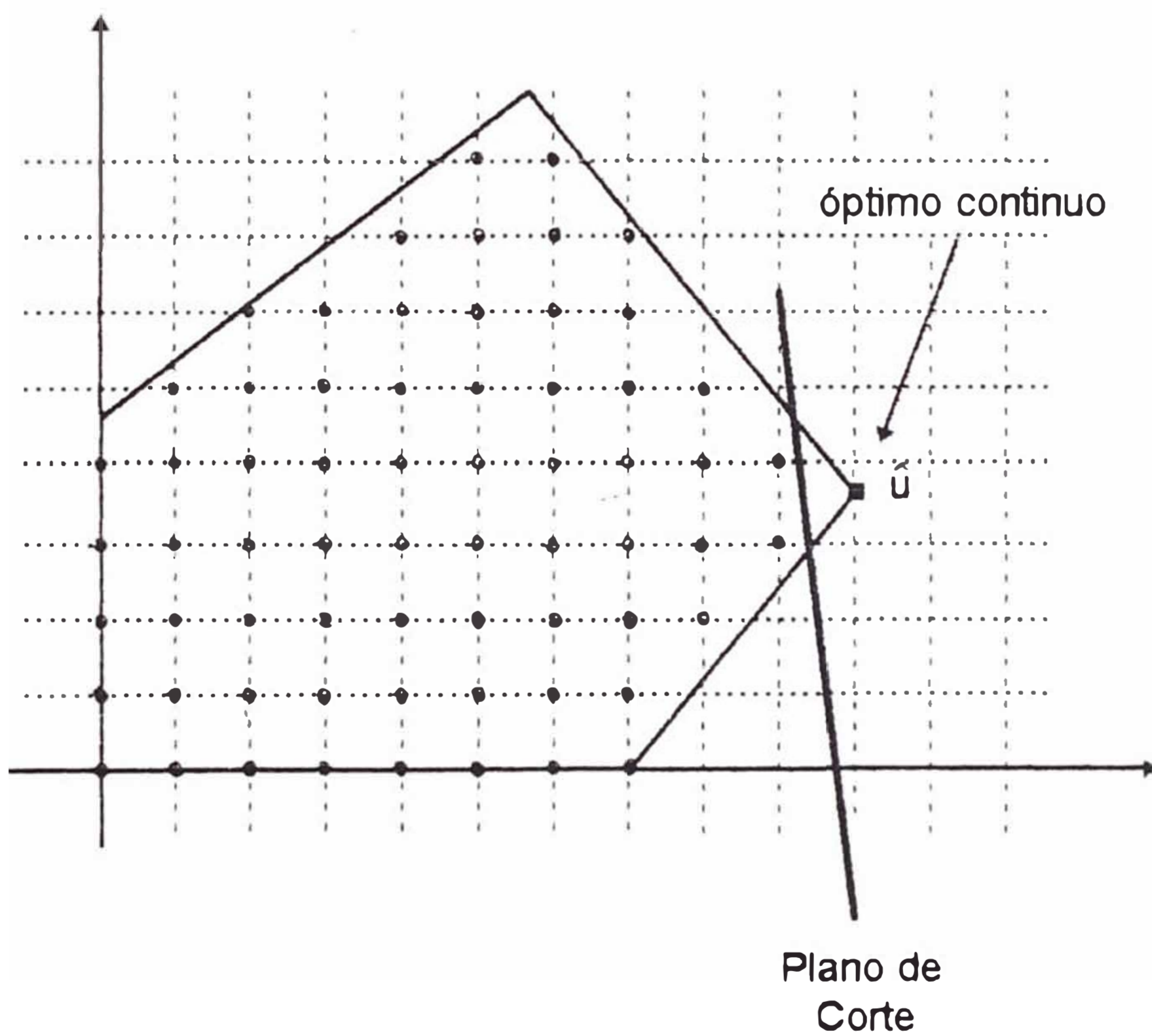


Figura 1.



## Definición

Siendo  $-F_N u_N + S = -f_B$ , consideremos los planos de corte:

$$\begin{aligned} -\sum_{j=1}^n F_{ij} u_{N_j} + S_i &= -f_{B_i} \\ -\sum_{j=1}^n F_{kj} u_{N_j} + S_k &= -f_{B_k}, \quad T_{ij} = T_{ij} \parallel + F_{ij} \end{aligned}$$

asociados a las variables básicas fraccionarias  $\hat{u}_{B_i}$ ,  $\hat{u}_{B_k}$ . Luego, se dice que el **plano de corte** asociado a la **i-ésima** es **más fuerte** que el asociado a la **k-ésima** si:

- 1)  $f_{B_i} \geq f_{B_k}$
- 2)  $F_{ij} \leq F_{kj}, \quad \forall j$  (Desigualdad estricta para algún j).

## Propiedad

Sean los planos de corte:

$$\begin{aligned} -\sum_{j=1}^n F_{ij} u_{N_j} + S_i &= -f_{B_i} \\ -\sum_{j=1}^n F_{kj} u_{N_j} + S_k &= -f_{B_k} \end{aligned}$$

asociados a las variables básicas fraccionarias  $\hat{u}_{B_i}$ ,  $\hat{u}_{B_k}$  donde el plano de corte asociado a la i-ésima es más fuerte que la asociada a la k-ésima. Luego, si se cumple el primer plano entonces también se cumple el otro.

## Prueba

Se tiene que

$$-\sum_{j=1}^n F_{ij} u_{N_j} + S_i = -f_{B_i}$$

De donde:

$$\begin{aligned} \sum_{j=1}^n F_{ij} u_{N_j} - f_{B_i} &= S_i > 0 \\ \Rightarrow f_{B_i} &\leq \sum_{j=1}^n F_{ij} u_{N_j} \end{aligned}$$

Usando 2)

$$f_B < \sum_{j=1}^n F_{kj} u_{N_j}$$

Más aún, considerando 1)

$$f_{B_k} < \sum_{j=1}^n F_{kj} u_{N_j}$$

Es decir:

$$-\sum_{j=1}^n F_{kj} u_{N_j} + S_k = -f_{B_k}$$

**NOTA:** Esta propiedad nos permite obviar ciertos planos de corte.

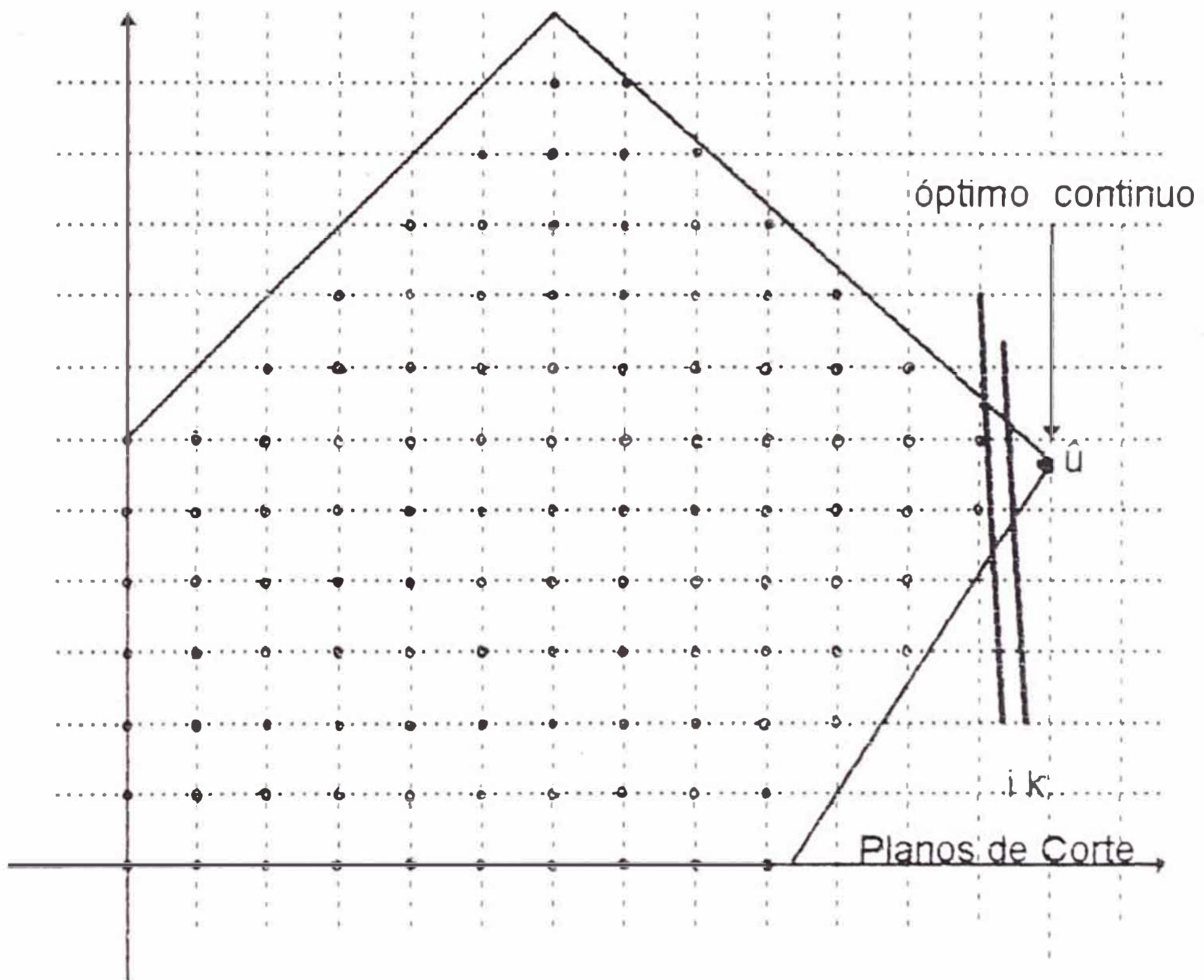


Figura 2.

## Elección del Plano de Corte

Se considerará el Plano de Corte asociado al subíndice de  $f_{B_r}$  si se cumple:

$$\begin{aligned} 1) & \text{ Máx } \{ f_{B_i} \} \\ 2) & \text{ Máx } \left\{ \frac{f_{B_i}}{\sum_{j=1}^n F_{ij}} \right\} \end{aligned}$$

donde  $\hat{u}_{B_r} = \|\hat{u}_{B_r}\| + f_{B_r}$  es la variable básica fraccionaria.

Ahora el Programa queda como:

$$\begin{aligned} & \text{Máx } b^T u \\ & A^T u = c \\ & -\sum_{j=1}^n F_{rj} u_{N_j} + S_r = -f_{B_r} \\ & u \geq 0 \\ & S_r \geq 0 \end{aligned}$$

## Observación

El Plano de Corte asociado al subíndice  $f_{B_r}$  no siempre es el más fuerte.

## Ejemplo

Sea el Programa:

$$\begin{aligned} & \text{Máx } u_1 \\ & 6 u_1 - 5 u_2 < 18 \\ & 8 u_1 + 11 u_2 \leq 77 \\ & u_1 \geq 0, u_2 \geq 0 \\ & u_1, u_2 \in Z \end{aligned}$$

Consideremos la base  $B = \{ 3,4 \}$  y las variables de holgura  $u_3, u_4$ .

$$A^T = \begin{bmatrix} 6 & -5 & 1 & 0 \\ 8 & 11 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad A_B^T = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad c = \begin{bmatrix} 18 \\ 77 \end{bmatrix}$$

$$\Rightarrow u_B = (A_B^T)^{-1} c = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 18 \\ 77 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 18 \\ 77 \end{bmatrix} \geq 0$$

$\therefore B$  es admisible. Construyamos la Tabla Dual Simplex:

$$b_B = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad x_B = A_B^{-1} b_B = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad c^T x_B = 0, \quad d^T = [-1 \ 0 \ 0 \ 0]$$

$$u_B = \begin{bmatrix} 18 \\ 77 \end{bmatrix}, \quad (A_B^T)^{-1} A^T = \begin{bmatrix} 6 & -5 & 1 & 0 \\ 8 & 11 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Se presenta en forma gráfica para una mejor comprensión del P.L.E.

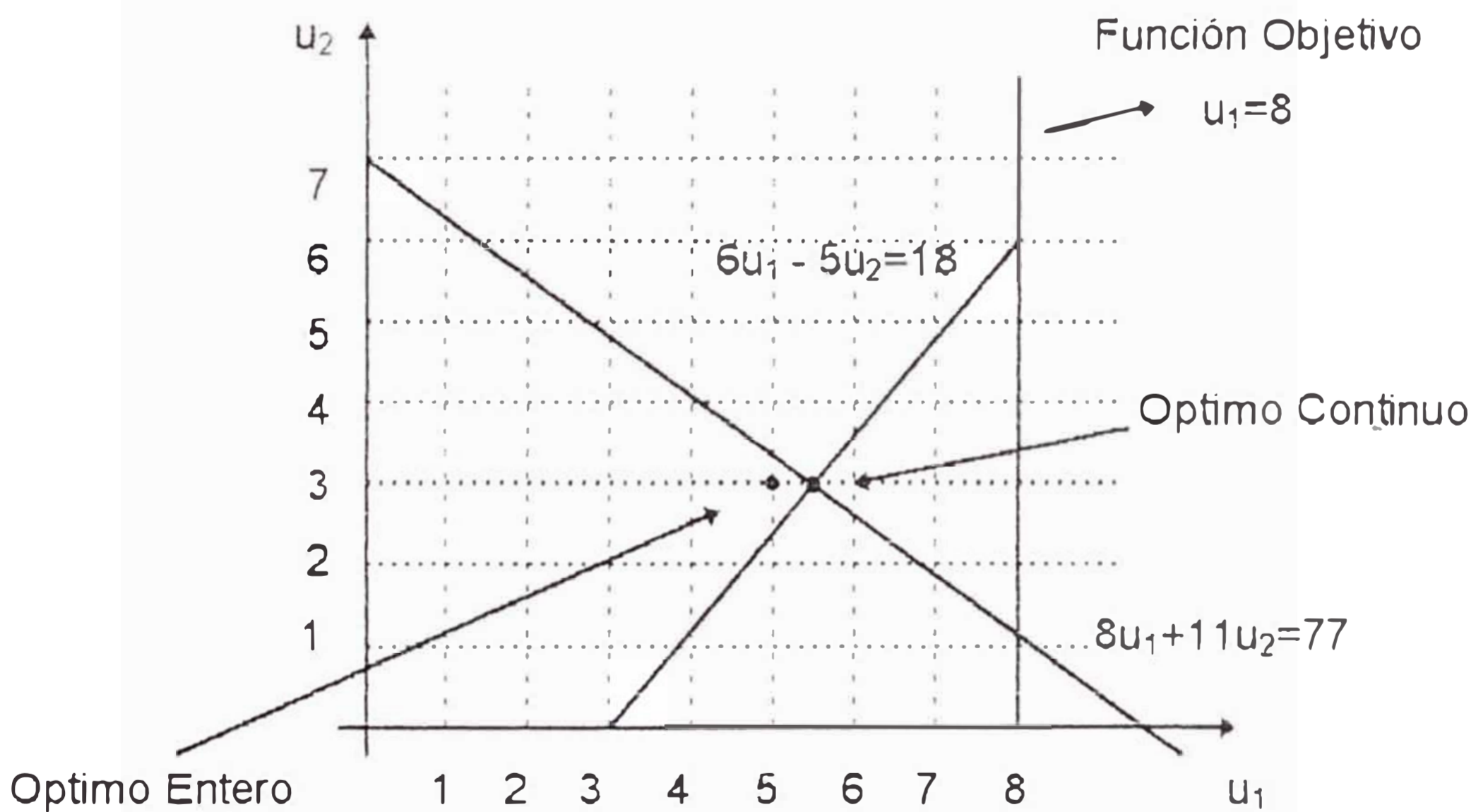


Figura 3.

0	-1	0	0	0	
18	6✓	-5	1	0	3
77	8	11	0	1	4

Pues:  $\min \{ 18/6, 77/8 \} = 3$

Nota: ✓ indica el pivot

3	0	-5/6	1/6	0	
3	1	-5/6	1/6	0	1
53	0	53/3✓	-8/6	1	4

Pues:  $\min \left\{ \frac{53}{53/3} \right\} = 3$

11/2	0	0	11/106	5/106	
11/2	1	0	11/106	5/106	1
3	0	1	-4/53	3/53	2

⇒ El Optimo continuo es ( 11/2 , 3 )

Para hallar el óptimo entero, agregamos el plano de corte a la tabla simplex:

$$-1/2 = -11/106 u_3 - 5/106 u_4 + u_5 \quad (\text{Primer Plano de Corte})$$

11/2	0	0	11/106	5/106	0	
11/2	1	0	11/106	5/106	0	1
3	0	1	-4/53	3/53	0	2
-1/2	0	0	-11/106	-5/106✓	1	6

Pues:

$$\text{Max} \left\{ \frac{11/106}{-11/106}, \frac{5/106}{-5/106} \right\} = -1$$

5	0	0	0	0	1	
5	1	0	0	0	1	1
12/5	0	1	-1/5	0	6/5	2
53/5	0	0	11/5	1	-106/5	4

(☆)

Todavía no llegamos al óptimo entero, luego agregamos el Plano de Corte:

$$-3/5 = -1/5 u_3 - 4/5 u_5 + u_6 \quad (\text{Segundo Plano de Corte})$$

5	0	0	0	0	1	0	
5	1	0	0	0	1	0	1
12/5	0	1	-1/5	0	6/5	0	2
53/5	0	0	11/5	1	-106/5	0	4
-3/5	0	0	-1/5✓	0	-4/5	1	6

Pues:

$$\text{Max} \left\{ \frac{0}{-1/5}, \frac{1}{-4/5} \right\} = 0$$

5	0	0	0	0	1	0	
5	1	0	0	0	1	0	1
3	0	1	0	0	2	-1	2
4	0	0	0	1	-30	11	4
3	0	0	1	0	4	-5	3

El óptimo entero es:

(5, 3)

### Observación

En el ejemplo analizado se tiene que el plano de corte asociado al subíndice

$f_{B_r}$ , el cual corresponde a  $\text{Max}\{f_{B_i}\}$ , no necesariamente es más fuerte que los otros planos de corte. Pues, considerando:

$$1) f_{B_i} \geq f_{B_k}$$

$$2) F_{ij} \leq F_{kj} \quad \text{Para todo } j$$

en la tabla (☆) se tiene :

$$f_{B_2} = 3/5 \geq f_{B_3} = 2/5$$

$$F_{23} = 4/5 \leq F_{33} = 1/5 \quad \Rightarrow \Leftarrow \quad (\text{Contradicción})$$

$$F_{25} = 1/5 \leq F_{35} = 4/5.$$

Es decir, para  $j=3$  no se cumple.

### Filas y columnas constantes en la tabla simplex

Al adicionar planos de corte se aumenta el número de filas y columnas en la Tabla Símples; sin embargo, dicha Tabla se puede presentar de manera que el número de filas y columnas sea constante, debido a que se introduce la ecuación del plano de corte y luego se retira.

Consideremos los Programas Primal - Dual:

$$\begin{aligned} \text{mín } c^T x \\ Ax \geq b \\ x \geq 0 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Máx } b^T u \\ A^T u \leq c \\ u \geq 0 \end{aligned}$$

Del Programa Dual se tiene:

$$\begin{aligned} \text{Máx } b^T u \\ A^T u \leq c \\ u \geq 0 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Máx } b^T u \\ v = c - A^T u \quad (\mathcal{R}) \\ u \geq 0 \\ v \geq 0 \end{aligned}$$

Luego denotando

$$w = (u, v), \quad u = (w_1, w_2, \dots, w_n) \quad \text{y} \quad v = (w_{n+1}, w_{n+2}, \dots, w_{n+m}).$$

**Se construye la siguiente Tabla**

Siendo  $A_B$  una base se tiene que:

$$x_B = A_B^{-1} b_B, \quad d^T = (A x_B - b)^T = -b^T$$

	1	$-w_1$	$-w_2$	.....	$-w_n$	
$w_0 =$	0	$-b_1$	$-b_2$	.....	$-b_n$	Aumentando ecuaciones triviales
$w_1 =$	0	-1	0	.....	0	
.	.	.	.		.	
.	.	.	.		.	
.	.	.	.		.	
$w_n =$	0	0	0	.....	-1	
$w_{n+1} =$	$c_1$	$a_{11}$	$a_{12}$	.....	$a_{1n}$	
.	.	.	.		.	
.	.	.	.		.	
.	.	.	.		.	
$w_{n+m} =$	$c_m$	$a_{m1}$	$a_{m2}$	.....	$a_{mn}$	

Donde por ejemplo:  $w_{n+1} = c_1 - a_{11}w_1 - a_{12}w_2 - \dots - a_{1n}w_n$

es una ecuación de restricción del Programa (R)

Quando la Tabla es óptima pero no entera, se aumenta el plano de corte

$$S_i = -f_{B_i} + \sum_{j=1}^n F_{ij} u_j$$



⇒

	$\geq 0$				
$\geq 0$					
$S_i =$	$-f_{Bi}$	$F_{i1}$	$F_{i2}$	$\dots\dots\dots F_{ij}$	$\dots\dots\dots F_{in}$

↑  
Columna j

Según la Tabla al pivotar respecto a la columna j se obtiene la siguiente Tabla:

⇒

	$\geq 0$				
$\geq 0$					
$S_i$	0	0	0	$\dots\dots\dots 1$	$\dots\dots\dots 0$

↑  
Columna j

Debido a que se obtiene una ecuación trivial se omite, introduciendo un nuevo plano de corte, siempre que no se obtenga una solución óptima entera.

Ejemplo:

Sea el Programa:

$$\begin{aligned} \text{Máx } & -u_1 + 3u_2 \\ & -2u_1 + 3u_2 < 3 \\ & 4u_1 + 5u_2 \geq 10 \\ & u_1 + 2u_2 < 5 \\ & u_1 \geq 0, u_2 \geq 0 \\ & u_1, u_2 \in \mathbb{Z} \end{aligned}$$

Se construye la Tabla sabiendo que:

$$A_B = I \quad \text{y} \quad B = \{3, 4, 5\}$$

		$-u_1$	$-u_2$
	0	1	-3
$u_1$	0	-1	0
$u_2$	0	0	-1
$u_3$	3	-2	$3\checkmark$
$u_4$	-10	-4	-5
$u_5$	5	1	2

$$\min \left\{ \frac{3}{3}, \frac{5}{2} \right\} = 1$$

		-u <sub>1</sub>	-u <sub>3</sub>
	3	-1	1
u <sub>1</sub>	0	-1	0
u <sub>2</sub>	1	-2/3	1/3
u <sub>3</sub>	0	0	-1
u <sub>4</sub>	-5	-22/3	5/3
u <sub>5</sub>	3	7/3 ✓	-2/3

$$\min \left\{ \frac{3}{7/3} \right\} = 9/7$$

⇒ El Optimo continuo es: ( 9/7 , 13/7 )

Para encontrar el óptimo entero agregamos el Plano de corte:

$$S_1 = -6/7 - 2/7 (-u_5) - 1/7 (-u_3) \text{ ( Primer plano )}$$

		-u <sub>5</sub>	-u <sub>3</sub>
	30/7	3/7	5/7
u <sub>1</sub>	9/7	3/7	-2/7
u <sub>2</sub>	13/7	2/7	1/7
u <sub>3</sub>	0	0	-1
u <sub>4</sub>	31/7	22/7	-3/7
u <sub>5</sub>	0	-1	0
S <sub>1</sub>	-6/7	-2/7 ✓	-1/7

$$\text{Max} \left\{ \frac{3/7}{-2/7}, \frac{5/7}{-1/7} \right\} = -3/2$$

-S<sub>1</sub> -u<sub>3</sub>

	3	3/2	1/2
u <sub>1</sub>	0	3/2	-1/2
u <sub>2</sub>	1	1	0
u <sub>3</sub>	0	0	-1
u <sub>4</sub>	-5	11	-2✓
u <sub>5</sub>	3	-7/2	1/2
S <sub>1</sub>	0	-1	0

$$\text{Max } \left\{ \frac{1/2}{-2} \right\} = -1/4$$

-S<sub>1</sub> -u<sub>4</sub>

	7/4	17/4	1/4
u <sub>1</sub>	5/4	-5/4	-1/4
u <sub>2</sub>	1	1	0
u <sub>3</sub>	5/2	-11/2	-1/2
u <sub>4</sub>	0	0	-1
u <sub>5</sub>	7/4	-3/4	1/4
S <sub>1</sub>	0	-1	0

→ Sale

Agregamos el plano de corte:  $S_2 = -3/4 -1/4 (-S_1) -1/4 (-u_4)$

$-S_1 \quad -u_4$

	7/4	17/4	1/4
$u_1$	5/4	-5/4	-1/4
$u_2$	1	1	0
$u_3$	5/2	-11/2	-1/2
$u_4$	0	0	-1
$u_5$	7/4	-3/4	1/4
$S_2$	-3/4	-1/4	-1/4 ✓

$$\text{Max} \left\{ \frac{17/4}{-1/4}, \frac{1/4}{-1/4} \right\} = -1$$

$-S_1 \quad -S_2$

	1	4	1
$u_1$	2	-1	-1
$u_2$	1	1	0
$u_3$	4	-5	-2
$u_4$	3	1	-4
$u_5$	1	-1	1
$S_2$	0	0	-1

El óptimo entero es (2, 1)

## Convergencia del algoritmo fraccional

### Definición

Se dice que un vector  $\alpha$  es lexicográficamente positivo ( $\alpha \succ 0$ ), si su primer elemento diferente de cero es positivo. Un vector  $\beta$  es lexicográficamente negativo si  $-\beta \succ 0$ .

Más aún,  $\alpha$  es lexicográficamente mayor que  $\beta$  ( $\alpha \succ \beta$ ), si  $\alpha - \beta \succ 0$ .

Considerando el Programa Primal:

$$\begin{aligned} \min \quad & c^T x \\ \text{Ax} \geq & b \\ x \geq & 0 \end{aligned}$$

se tiene la respectiva Tabla Dual:

	$-u_N$
0	-b
0	-I
c	A

Sea  $x_s$  la variable que sale de la base  $A_B = (T_k)$ , además se define:

$$\beta_k = \begin{pmatrix} T_{0k} \\ T_k \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} T_{0k} \\ T_{1k} \\ \cdot \\ \cdot \\ T_{sk} \\ \cdot \\ \cdot \\ T_{nk} \end{pmatrix}, \quad K = \{ k / T_{sk} < 0 \}$$

$$\beta_k = \beta_k / T_{sk}, \quad k \in K.$$

$$\underline{\beta}_k = \begin{pmatrix} T_{0k} / T_{sk} \\ T_{1k} / T_{sk} \\ \cdot \\ \cdot \\ 1 \\ \cdot \\ \cdot \\ T_{nk} / T_{sk} \end{pmatrix}, \quad k \in K$$

Para el caso de maximización, siendo:

$$\underline{\beta}_r = \ell\text{-Máx} \{ \underline{\beta}_k \mid k \in K \}, \quad \text{se tiene que } x_r \text{ entra a la base.}$$

Veamos:

Se sabe que:

$$\underline{\beta}_r \succeq \underline{\beta}_k, \quad \forall k \in K$$

$$\underline{\beta}_r - \underline{\beta}_k \succeq 0, \quad \forall k \in K$$

$$\underline{\beta}_r - \underline{\beta}_k \succeq 0, \quad \forall T_{sk} < 0$$

$$\begin{pmatrix} T_{0r} / T_{sr} \\ T_{1r} / T_{sr} \\ \cdot \\ \cdot \\ 1 \\ \cdot \\ \cdot \\ T_{nr} / T_{sr} \end{pmatrix} - \begin{pmatrix} T_{0k} / T_{sk} \\ T_{1k} / T_{sk} \\ \cdot \\ \cdot \\ 1 \\ \cdot \\ \cdot \\ T_{nk} / T_{sk} \end{pmatrix} \succeq 0, \quad \forall T_{sk} < 0$$

$$\begin{pmatrix} T_{0r} / T_{sr} - T_{0k} / T_{sk} \\ T_{1r} / T_{sr} - T_{1k} / T_{sk} \\ \vdots \\ 0 \\ \vdots \\ T_{nr} / T_{sr} - T_{nk} / T_{sk} \end{pmatrix} \leq 0, \quad \forall T_{sk} < 0$$

$$\textcircled{1} \quad T_{0r} / T_{sr} - T_{0k} / T_{sk} < 0 \quad \Leftrightarrow \Leftrightarrow$$

$$\textcircled{2} \quad T_{0r} / T_{sr} - T_{0k} / T_{sk} \geq 0, \quad \forall T_{sk} < 0$$

Multiplicando por  $T_{sr} T_{sk} > 0$  la parte  $\textcircled{2}$  se obtiene:

$$\Leftrightarrow T_{0r} T_{sk} - T_{0k} T_{sr} \geq 0, \quad \forall T_{sk} < 0$$

$$\Leftrightarrow T_{0r} T_{sk} \geq T_{0k} T_{sr}, \quad \forall T_{sk} < 0$$

Dividiendo por  $T_{sk} T_{sr} > 0$  la expresión anterior:

$$\Leftrightarrow \frac{T_{0r}}{T_{sr}} \geq \frac{T_{0k}}{T_{sk}}, \quad \forall T_{sk} < 0$$

$$\Leftrightarrow \frac{T_{0r}}{T_{sr}} = \text{Max} \left\{ \frac{T_{0k}}{T_{sk}} \mid T_{sk} < 0 \right\}$$

Por lo tanto  $x_r$  entra a la base.

**Ahora veamos que el vector solución es decreciente.**



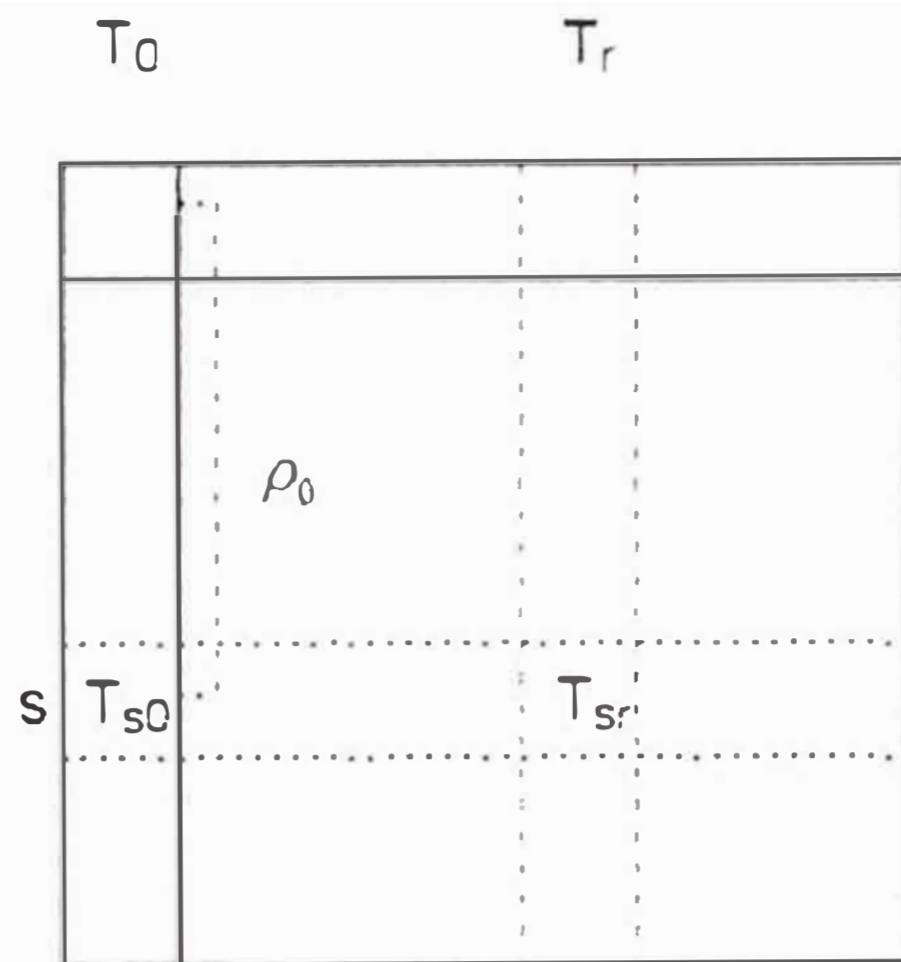
Considerando la **iteración k**, sea:

$T_0 \Rightarrow$  Columna solución

$T_r \Rightarrow$  Columna Pivot

$\rho_0 \Rightarrow$  Primeros s-elementos de  $T_0$

$\rho_r \Rightarrow$  Primeros s-elementos de  $T_r$



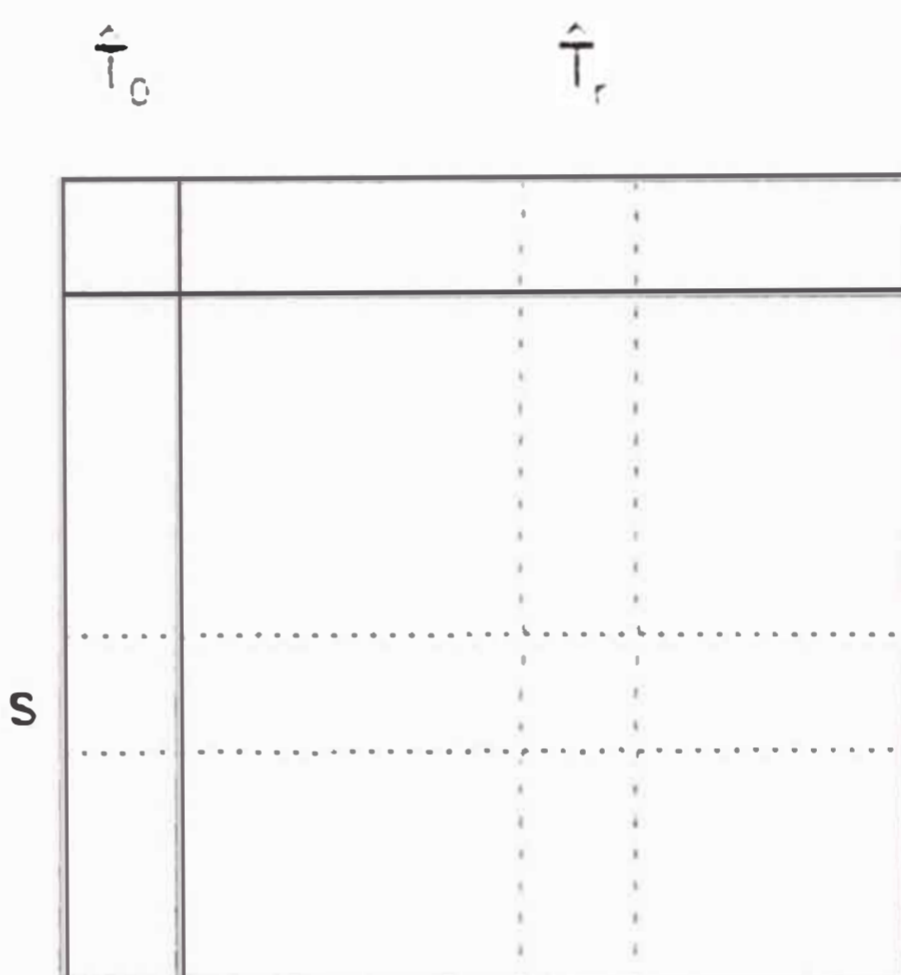
Después del **pivotaje** se tiene:

$T_0 \Rightarrow$  Columna solución

$T_r \Rightarrow$  Columna Pivot

$\hat{\rho}_0 \Rightarrow$  Primeros s-elementos de  $\hat{T}_0$

$\hat{\rho}_r \Rightarrow$  Primeros s-elementos de  $\hat{T}_r$



Se tiene que:

$$\hat{\rho}_0 = \rho_0 + \frac{T_{s0}}{T_{sr}} \rho_r$$

puesto que:

$$\hat{\rho}_r = \frac{\rho_r}{|T_{sr}|} > 0 \quad (\text{pues } \rho_r > 0)$$

y  $T_{s0} < 0$  entonces  $\hat{\rho}_0$  decrece.

$T_0$  es decreciente.

Es decir no ocurre el ciclo en las sucesivas iteraciones.

## Formulación ( Algoritmo Fraccional )

- 1) Solucionar el Programa Lineal Continuo asociado por el Método Simplex.
- 2) Si la solución óptima es entera termina. De lo contrario ir a 3).
- 3) Generar el Plano de Corte y añadir a la tabla óptima.
- 4) Resolver la nueva tabla por el Método Simplex.
- 5) Si la solución óptima es entera termina. De lo contrario regresar a 3), omitiendo el Plano de Corte anterior.

# ALGORITMO TOTALMENTE ENTERO DE GOMORY

Sean los programas:

$$\begin{array}{ll}
 L: & \min c^T x \\
 & Ax \geq b \\
 & x \geq 0 \\
 L^*: & \text{Máx } b^T u \\
 & A^T u \leq c \\
 & u \geq 0
 \end{array}$$

donde  $c \in \mathbb{R}^m$ ,  $b \in \mathbb{R}^n$  y  $A^T$  una matriz de orden  $m \times n$ .

Considerando el Programa Dual se tiene su respectiva Tabla Dual:

		- u
z	0	$-b^T$
u	0	-I
v	c	$A^T$

$$\Rightarrow v = c - A^T u$$

Donde para cada iteración k se tendrá:

$$v_k = c_k - \sum_{j=1}^n T_{kj} u_j \dots \dots \dots (R)$$

Dividiendo la expresión anterior (R) por un número real  $\lambda \neq 0$  se tiene:

$$\frac{v_k}{\lambda} = \frac{c_k}{\lambda} - \sum_{j=1}^n \frac{T_{kj}}{\lambda} u_j$$

**Observación:**

Siendo r un número real, se tiene que:

$$r = \lceil r \rceil + f_r$$

donde  $0 < f_r < 1$ ,  $\lceil r \rceil$  representa el máximo entero de r.

Luego tendremos que:

$$\left(\left\lfloor \frac{1}{\lambda} \right\rfloor + f_k\right) v_k = \frac{c_k}{\lambda} - \sum_{j=1}^n \left(\left\lfloor \frac{T_{kj}}{\lambda} \right\rfloor + f_{kj}\right) u_j$$

Entonces obviando la parte fraccionaria se deduce lo siguiente:

$$\left\lfloor \frac{1}{\lambda} \right\rfloor v_k + \sum_{j=1}^n \left\lfloor \frac{T_{kj}}{\lambda} \right\rfloor u_j \leq \frac{c_k}{\lambda}$$

Como todas las variables  $v_k$  y  $u_j$ , deben ser enteras; se tiene que el primer miembro de la desigualdad debe ser entero, en consecuencia; tomando máximo entero miembro a miembro se obtiene:

$$\left\lfloor \frac{1}{\lambda} \right\rfloor v_k + \sum_{j=1}^n \left\lfloor \frac{T_{kj}}{\lambda} \right\rfloor u_j \leq \left\lfloor \frac{c_k}{\lambda} \right\rfloor \dots \dots \dots (S)$$

Multiplicando la expresión (R) por  $\left\lfloor \frac{1}{\lambda} \right\rfloor$  se tiene:

$$\left\lfloor \frac{1}{\lambda} \right\rfloor v_k + \sum_{j=1}^n \left\lfloor \frac{1}{\lambda} \right\rfloor T_{kj} u_j = \left\lfloor \frac{1}{\lambda} \right\rfloor c_k \dots \dots \dots (T)$$

Restando de (S) la expresión (T) se tiene:

$$\sum_{j=1}^n \left(\left\lfloor \frac{T_{kj}}{\lambda} \right\rfloor - \left\lfloor \frac{1}{\lambda} \right\rfloor T_{kj}\right) u_j \leq \left\lfloor \frac{c_k}{\lambda} \right\rfloor - \left\lfloor \frac{1}{\lambda} \right\rfloor c_k$$

Considerando  $\lambda > 1$  entonces  $\left\lfloor \frac{1}{\lambda} \right\rfloor = 0$ , e introduciendo la variable de holgura  $S_k$  se tiene la siguiente expresión:

$$\sum_{j=1}^n \left\| \frac{T_{kj}}{\lambda} \right\| u_j + S_k = \left\| \frac{C_k}{\lambda} \right\|$$

**Definición:**

Consideremos el programa dual, cuya iteración k es:

$$v_k = C_k - \sum_{j=1}^n T_{kj} u_j$$

luego:  $\sum_{j=1}^n \left\| \frac{T_{kj}}{\lambda} \right\| u_j + S_k = \left\| \frac{C_k}{\lambda} \right\|$  se llama Plano de Corte.

**Propiedad:**

Sea  $\lambda = \text{Max} \left\{ \frac{-T_{kj}}{\mu_j} \mid T_{kj} < 0 \right\}$  donde  $\mu_j = \left\| \frac{T_{mj}}{T_{mr}} \right\|$ ,  $T_{mr} = \min \{ T_{mj} \mid T_{mj} > 0 \}$

Luego:  $\lambda > 1$  y  $\frac{T_{kr}}{\left\| \frac{T_{kr}}{\lambda} \right\|} = \ell - \min \left\{ \frac{T_{kj}}{-\left\| \frac{T_{kj}}{\lambda} \right\|} \mid T_{kj} < 0 \right\}$

**Prueba:**

$\lambda = \text{Max} \left\{ \frac{-T_{kj}}{\mu_j} \mid T_{kj} < 0 \right\}$  donde  $\mu_j = \left\| \frac{T_{mj}}{T_{mr}} \right\|$ ,  $1 \leq j \leq n$

$\Rightarrow \lambda \geq -\frac{T_{kj}}{\mu_j}$ , en particular para  $j = r$ .

luego:  $\mu_r = \left\| \frac{T_{mr}}{T_{mr}} \right\| = 1$ ,  $T_{mr} = 0$ .

es decir:  $\mu_r = 1$ .

$$\Rightarrow \lambda \geq -\frac{T_{kr}}{1} \Rightarrow \lambda \geq -T_{kr} \geq 1 ; \text{ pues } T_{kj} < 0 \text{ y entero.}$$

$\Rightarrow \lambda \geq 1$ , en nuestro caso  $\lambda \geq 1$  pues, para  $\lambda = 1$  sería trivial.

Además  $\lambda = \text{Max} \left\{ \frac{-T_{kj}}{\mu_j} / T_{kj} < 0 \right\}$  donde  $\mu_j = \left\| \frac{T_{mj}}{T_{mr}} \right\|$   $1 \leq j \leq n$

$$\Rightarrow \lambda \geq -\frac{T_{kj}}{\mu_j}, \quad \forall j / T_{kj} < 0$$

$$\Rightarrow \mu_j \geq -\frac{T_{kj}}{\lambda}$$

$-\mu_j \leq \frac{T_{kj}}{\lambda}$ . Tomando máximo entero a ambos miembros se obtiene:

$$-\mu_j \leq \left\| \frac{T_{kj}}{\lambda} \right\|$$

$$\Rightarrow \mu_j \geq -\left\| \frac{T_{kj}}{\lambda} \right\|$$

$$\Rightarrow \frac{1}{\mu_j} \leq \frac{1}{-\left\| \frac{T_{kj}}{\lambda} \right\|}, \quad \forall j / T_{kj} < 0$$

$$\Rightarrow \frac{T_j}{\mu_j} \geq \frac{T_j}{-\left\| \frac{T_{kj}}{\lambda} \right\|}, \quad \text{donde } T_r = \ell - \min \{ T_j / \forall j / T_{kj} < 0 \} \dots\dots\dots(1)$$

Sea  $T_{mr}$  el primer elemento positivo del vector  $T_r$  (columna pivot), teniendo en cuenta que:

$$T_r \leq T_j \quad \forall j / T_{kj} < 0$$

Puede ocurrir:

a) Por una parte que exista  $q$  tal que  $1 < q < m-1$ , de forma que  $T_{qj} > 0$ .

$$\therefore \mu_j = \infty.$$

en cuyo caso:  $T_r \leq \frac{1}{\mu_j} T_j \quad \forall \mu_j > 0.$

b) Por otra parte que el primer elemento estrictamente mayor que cero del vector  $T_j$  sea  $T_{mj}$ , de donde:

$$\mu_j = \frac{\|T_{mj}\|}{\|T_{mr}\|} \leq \frac{T_{mj}}{T_{mr}} \quad \forall j / T_{kj} < 0$$

$$\Rightarrow T_{mr} \leq \frac{1}{\mu_j} T_{mj} \quad \forall j / T_{kj} < 0$$

$$\therefore T_r \leq \frac{1}{\mu_j} T_j$$

Por (1)

$$\Rightarrow T_r \leq \frac{T_j}{\frac{T_{kj}}{\lambda}}$$

$$\Rightarrow \frac{T_r}{-[-1]} \leq \frac{T_j}{-\frac{T_{kj}}{\lambda}}$$

$$\frac{T_{k0}}{\lambda} = \epsilon - \min \left\{ \frac{T_{k0}}{\lambda} \mid T_{k0} < 0 \right\}, \text{ con } \left\| \frac{T_{k0}}{\lambda} \right\| = -1$$

### Definición:

Sea  $w = (u, v)$ , donde  $u = (u_1, u_2, \dots, u_n)$  y  $v = (v_1, v_2, \dots, v_m)$

### Convergencia del Algoritmo

Hemos supuesto que el valor de la función a maximizar, es decir el valor de  $z$  esta acotado inferiormente en el Conjunto de Programas por una cantidad  $z^*$ , conocida apriori.

Una vez introducido un Plano de Corte ( Iteración «i») asociado a la variable  $w_k$  se tiene:

$$z_i = z_{i-1} - \left( \frac{\frac{T_{k0}}{\lambda}}{\left\| \frac{T_{k0}}{\lambda} \right\|} \right) T_{Or}, \quad i \in \mathbb{N}$$

se sabe que:  $\left\| \frac{T_{k0}}{\lambda} \right\| = -1$  luego reemplazando se tiene:

$$z_i = z_{i-1} + \left\| \frac{T_{k0}}{\lambda} \right\| T_{Or}$$

donde:  $T_{k0} < 0$

luego  $\left\| \frac{T_{k0}}{\lambda} \right\| < 0$ , ( $T_{Or} > 0$ )



$$z_i < z_{i+1}, \forall i \in \mathbb{N}$$

=> Se forma una serie monótona no creciente, acotada inferiormente:

$$z_0 \geq z_1 \geq z_2 \geq \dots > z^*$$

la serie es convergente.

**Ejemplo:**

Resolver el siguiente Programa:

$$\begin{aligned} \text{Máx } & -3u_1 - 5u_2 - 4u_3 \\ & -u_1 - 2u_2 + 2u_3 \leq -9 \\ & -5u_1 - 4u_2 - 4u_3 \leq -18 \\ & -6u_1 + u_2 + u_3 \leq -20 \\ & u_j \geq 0 \text{ enteras, } j = 1, \dots, 3 \end{aligned}$$

La tabla Dual Factible inicial para el problema planteado es:

		- u <sub>1</sub>	- u <sub>2</sub>	- u <sub>3</sub>
z	0	3	5	4
u <sub>1</sub>	0	-1	0	0
u <sub>2</sub>	0	0	-1	0
u <sub>3</sub>	0	0	0	-1
u <sub>4</sub>	-9	-1	-2	2
u <sub>5</sub>	-18	-5	-4	-4
u <sub>6</sub>	-20	-6	1	1

$$\lambda = \text{Max} \left\{ -\frac{-6}{1} \right\} = 6 \Rightarrow \lambda = 6$$

El Plano de Corte asociado a la variable  $u_5$  es:

$$S_1 = \frac{-20}{6} + \frac{-6}{6} (-u_1) + \frac{1}{6} (-u_2) + \frac{1}{6} (-u_3) = -4 - (-u_1)$$

Añadiendo esta restricción se tiene: (Iteración 1)

		- $u_1$	- $u_2$	- $u_3$
Z	0	3	5	4
$u_1$	0	-1	0	0
$u_2$	0	0	-1	0
$u_3$	0	0	0	-1
$u_4$	-9	-1	-2	2
$u_5$	-18	-5	-4	-4
$u_6$	-20	-6	1	1
$S_1$	-4	-1 ✓	0	0

Pivot (✓)

=>

		- $S_1$	- $u_2$	- $u_3$
Z	0	3	5	4
$u_1$	4	-1	0	0
$u_2$	0	0	-1	0
$u_3$	0	0	0	-1
$u_4$	-5	-1	-2	2
$u_5$	2	-5	-4	-4
$u_6$	4	-6	1	1
$S_1$	0	-1	0	0

$$\lambda = \text{Max} \left\{ -\frac{-1}{1}, -\frac{-2}{1} \right\} = 2 \Rightarrow \lambda = 2$$

El Plano de Corte asociado a la variable  $u_4$  es:

$$S_2 = \left\| \frac{-5}{2} \right\| + \left\| \frac{-1}{2} \right\| (-S_1) - \left\| \frac{-2}{2} \right\| (-u_2) + \left\| \frac{2}{2} \right\| (-u_3) = -3 - (-S_1) - (-u_2) + (-u_3)$$

Añadiendo esta restricción se tiene: (Iteración 2)

		$-S_1$	$-u_2$	$-u_3$
$z$	-12	3	5	4
$u_1$	4	-1	0	0
$u_2$	0	0	-1	0
$u_3$	0	0	0	-1
$u_4$	-5	-1	-2	2
$u_5$	2	-5	-4	-4
$u_6$	4	-6	1	1
$S_2$	-3	-1 ✓	-1	1

Pivot (✓)

=>

		$-S_2$	$-u_2$	$-u_3$
$z$	-21	3	2	7
$u_1$	7	-1	1	-1
$u_2$	0	0	-1	0
$u_3$	0	0	0	-1
$u_4$	-2	-1	-1	1
$u_5$	17	-5	1	-9
$u_6$	22	-6	7	-5
$S_2$	0	-1	0	0

$$\hat{\lambda} = \text{Max} \left\{ -\frac{-1}{1}, -\frac{-1}{1} \right\} = 1 \Rightarrow \hat{\lambda} = 1$$

El Plano de Corte asociado a la variable  $u_2$  es:

$$S_3 = \left\| \frac{-2}{1} \right\| + \left\| \frac{-1}{1} \right\| (-S_2) - \left\| \frac{-1}{1} \right\| (-u_2) + \left\| \frac{1}{1} \right\| (-u_3) = -2 - (-S_2) - (-u_2) + (-u_3)$$

Añadiendo esta restricción se tiene: (Iteración 3)

		$-S_2$	$-u_2$	$-u_3$
z	-21	3	2	7
$u_1$	7	-1	1	-1
$u_2$	0	0	-1	0
$u_3$	0	0	0	-1
$u_4$	-2	-1	-1	1
$u_5$	17	-5	1	-9
$u_6$	22	-6	7	-5
$S_3$	-2	-1	-1 ✓	1

Pivot (✓)

=>

		$-S_2$	$-S_3$	$-u_3$
z	-25	1	2	9
$u_1$	5	-2	1	0
$u_2$	2	1	-1	-1
$u_3$	0	0	0	-1
$u_4$	0	0	-1	0
$u_5$	15	-6	1	-8
$u_6$	8	-13	7	2
$S_3$	0	0	-1	0

Solución Óptima Entera

(5,2,0)

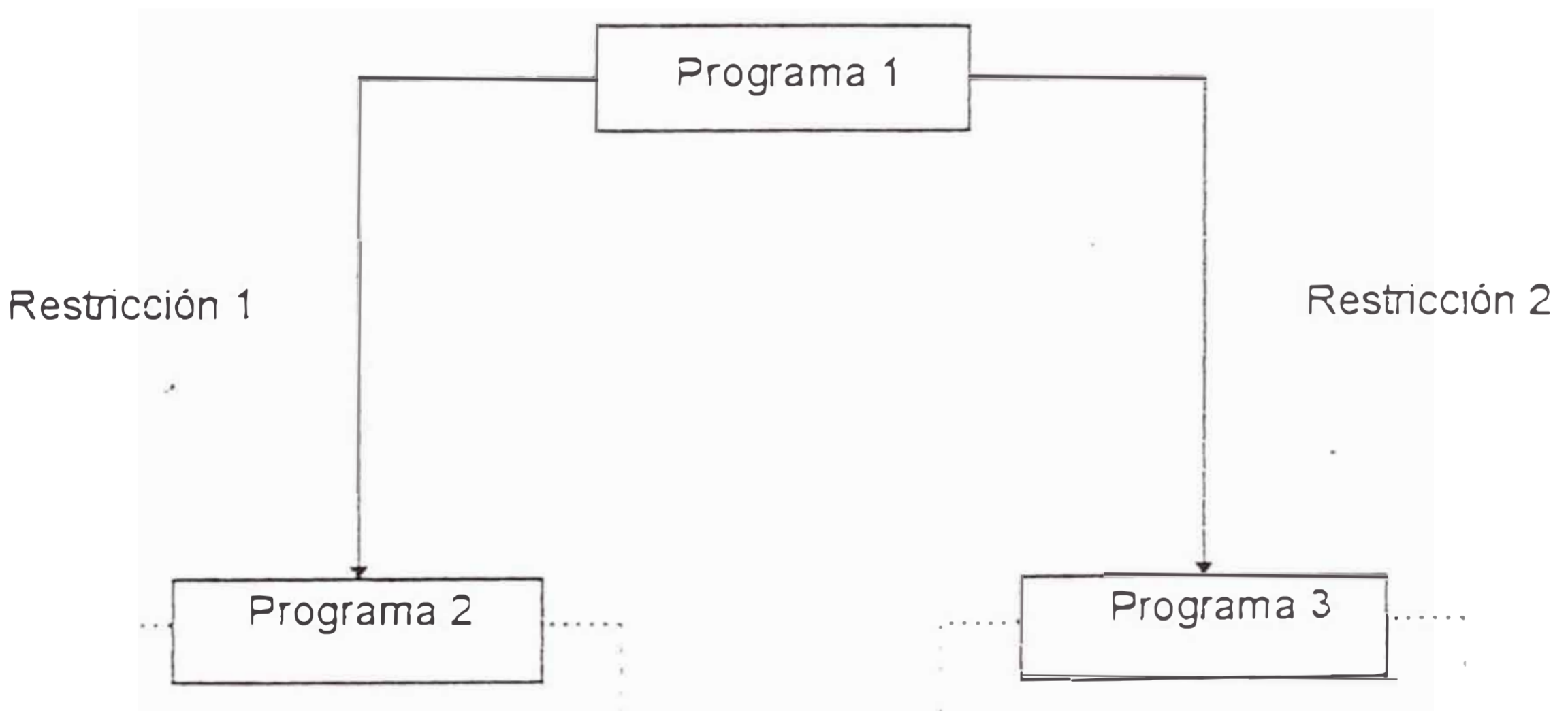
## Formulación ( Algoritmo Totalmente Entero )

- 1) Iniciar con una tabla Dual Admisible.
- 2) Si la tabla es Primal Admisible entonces termina.  
De lo contrario ir a 3).
- 3) Se añade el Plano de Corte a la tabla, con pivot  $-1$ .
- 4) Se resuelve la nueva tabla por el Método Simplex.
- 5) Si la nueva tabla es Primal Admisible termina.  
De lo contrario regresar a 3), omitiendo el Plano de Corte anterior.

## Comparación de los Algoritmos con el Algoritmo de DAKIN

Los Algoritmos de Fraccional y Totalmente Entero de GOMORY basados en los Planos de Corte, permiten obtener la solución óptima de manera directa, es decir añadiendo una nueva restricción a la tabla solamente a diferencia del Algoritmo de DAKIN ( Ramificación y Acotamiento ) en donde se subdivide los dominios de los programas ; más aún haciéndose necesario hallar las cotas que dan un criterio acerca de la búsqueda de la solución óptima.

### ALGORITMO DE DAKIN



## CONCLUSIONES

- El Algoritmo Fraccional produce errores de redondeo computacionales, pues se opera con números reales.
- Por los errores de redondeo tal vez nunca se llegaría al óptimo entero, por lo tanto se debe imponer un margen de error ( $< 0.0001$ ,  $> 0.9999$ ).
- Con el Algoritmo Totalmente Entero se evita los errores de redondeo, ya que se opera con números enteros, pues la construcción de los planos de corte tienen como pivots a  $-1$ .
- El anterior Algoritmo inicia con una base dual admisible, por esta razón solamente puede ser aplicado para un determinado tipo de problemas.
- Comparando estos dos algoritmos tratados con el algoritmo de DAKIN se puede concluir que los de GOMORY son más adecuados porque permiten llegar a una solución óptima entera de manera directa.

## BIBLIOGRAFIA

- GOLDSTEIN E. G. , YUDIN D. B.  
Programación Lineal ( Problemas y Aplicaciones )  
Paraninfo  
Madrid  
1977
  
- HU TE CHIANG  
Integer Programming  
Addison - Wesley  
New York  
1969
  
- KAUFMANN ARNOLD , ARNAUD HENRY - LABORDERE  
Integer and Mixed Programming Theory and Applications  
Academic Press, Inc.  
New York  
1977
  
- PARDO LLORENTE LEANDRO  
Programación Lineal Entera  
Ediciones Diaz de Santos S.A.  
Madrid  
1990
  
- SIMONNARD M.  
Programación Lineal  
Paraninfo  
Madrid  
1972
  
- TAHA A. HAMDY  
Integer Programming  
Academic Press, Inc.  
New York  
1975