

MA4702. Programación Lineal Mixta. 2018.

Profesor: José Soto

Escriba(s): Pedro Pérez Escalona

Fecha: 30 de Julio del 2018.



## Cátedra 17

### 1. Descomposición de Dantzig-Wolfe

Anteriormente, se vió el la el problema de maximización desde el punto de vista de la dualidad lagrangiana (penalización con restricciones), que era el siguiente problema

$$(P) \quad \begin{aligned} \max \quad & c^T x = v_P \\ & Dx \leq d \text{ (Linking)} \\ & x^j \in X^j \quad \forall j = 1 \dots k \end{aligned}$$

**Recuerdo:** D-W:  $\underbrace{\text{conv}(X^j)}_{\text{si es poliedro}} = \text{conv}(V) + \text{cono}(R) \Rightarrow x_j = \sum_{p \in V} \lambda_p p + \sum_{r \in R} \mu_r r$

Y además cambia el problema a

$$(DW) \quad \begin{aligned} \max \quad & c^T x \\ & Dx \leq d \text{ (Linking)} \\ & x^j \in \text{conv}(X^j) \quad \forall j = 1 \dots k \end{aligned}$$

**Alternativa:** Eliminar  $Dx \leq d$

Definimos el lagrangeano  $L(x, y) = c^T x + y^t \underbrace{(d - Dx)}_{\substack{\geq 0, \text{ si } x \\ \text{es factible}}}$

Para cada  $y \geq 0$  ( $y_i$  variable dual de  $(Dx)_i \leq d_i$ ), definimos:

$$\text{Lag}(y) = \max_{x \in X} L(x, y) \quad (X = \prod_{j=1}^m X_j)$$

**Lema 1.**  $\forall y \geq 0 \quad v_p \leq \text{Lag}(y)$

**Demostración:**

$$\text{Lag}(y) = \max_{x \in X} L(x, y) = \max_{x \in X} c^T x + y^T (d - Dx) \geq \max_{\substack{x \in X \\ Dx \leq d}} c^T x + \underbrace{y^T}_{\geq 0} \underbrace{(d - Dx)}_{\geq 0} \geq \max_{x \in X} c^T x = v_p$$

**Definición 1** (Dual Lagrangiano (DLag)).  $v_{DLag} = \min_{y \geq 0} \text{Lag}(y) = \min_{y \geq 0} \max_{x \in X} L(x, y)$

**Caso Particular:**  $\text{conv}(X)$  es un poliedro no vacío. Esto es cuando:

- $X$  es finito
- $X$  es poliedro
- $X$  es conjunto lineal mixto a coeficientes racionales

$$\Rightarrow \text{conv}(X) = \text{conv}(V) + \text{cono}(R), \quad V, R \text{ finitos.}$$

**Teorema 1.** i)  $Lag : \mathbb{R}_+^m \rightarrow \mathbb{R} \cup \{\inf\}$ , es lineal por trozos y convexa.

$$\begin{aligned} \text{ii) } v_{DLag} &= \max c^T x \\ Dx &\leq d \quad (\text{Linking}) \\ x &\in \text{conv}(X) \end{aligned}$$

### Demostración

i)

$$\begin{aligned} Lag(y) &= \max_{x \in X} L(x, y) = \max_{x \in X} c^T x + y^T (d - Dx) = \max_{x \in X} (c^T - y^T D)x + y^T d \\ &= \max_{x \in \text{conv}(X)} (c^T - y^T D)x + y^T d \\ &\quad \text{pues } \text{conv}(X) \neq \emptyset \\ &= \begin{cases} +\infty & \text{si } \exists r \in \mathbb{R} \text{ tal que } (c^T - y^T D)r > 0 \\ \max_{p \in V} (c^T - y^T D)p + y^T d & \text{si } \sim \end{cases} \end{aligned}$$

Luego  $Lag$  es finito en  $Q = \{y \in \mathbb{R}_+^m : (c^T - y^T D)r \leq 0, \forall r \in \mathbb{R}\}$ .

$Lag$  en  $Q$  es el máximo de un conjunto finito de funciones lineales en  $y$ .

Por lo tanto es lineal por trozos y convexo. ■

ii)

$$\begin{aligned} v_{DLag} &= \min_{y \geq 0} Lag(y) \stackrel{\text{si } Lag(y) \text{ no es constantemente } +\infty}{=} \min_{y \in Q} \max_{p \in V} (c^T - y^T D)p + y^T d = \min_{y \in Q} \min \eta \\ , \text{ donde } \eta &\geq (c^T - y^T D)p + y^T d \quad \forall p \in V \\ \Rightarrow v_{DLag} &= \min \eta \\ \begin{aligned} (c^T - y^T D)r &\leq 0 & \forall r \in R \quad (y \in Q) \\ \eta &\geq (c^T - y^T D)p + y^T d & \forall p \in V \\ y &\geq 0 \end{aligned} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &= \min \eta \\ \begin{aligned} \eta + (Dp - d)^T y &\geq c^T D & (\text{induce } \lambda_p) \\ (Dr)^T y &\geq c^T r & (\text{induce } \mu_r) \\ y &\geq 0 \end{aligned} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} (\text{Dual } \rightarrow) &= \max \sum_{p \in V} \lambda_p (c^T p) + \sum_{r \in R} \mu_r (c^T r) \\ \begin{aligned} \sum_{p \in V} \lambda_p &= 1 \\ \sum_{p \in V} \lambda_p (Dp - d) + \sum_{r \in R} \mu_r Dr &\leq 0 \\ \lambda, \mu &\geq 0 \end{aligned} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &= \max c^T \left[ \sum_{p \in V} \lambda_p p + \sum_{r \in R} \mu_r r \right] \\ \begin{aligned} \sum_{p \in V} \lambda_p &= 1 \\ D \left[ \sum_{p \in V} \lambda_p p + \sum_{r \in R} \mu_r r \right] &\leq \underbrace{\sum_{p \in V} \lambda_p d}_1 \\ \lambda, \mu &\geq 0 \end{aligned} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &= \max c^T x \\ &\begin{array}{l} Dx \leq d \\ x^j \in \text{conv}(V) + \text{cono}(R). \blacksquare \end{array} \end{aligned}$$

**Observación:** Si estamos resolviendo un PLM con  $X = \{x \in \mathbb{Z}^p \times \mathbb{R}^{n-p} : Ax \leq b\}$ , cuya relajación es  $R(X) = \{x \in \mathbb{R}^n : Ax \leq b\}$

$$\Rightarrow X \subseteq \text{conv}(X) \subseteq R(X).$$

Luego  $v_p \leq v_{DLag} \leq v_{relajacion}$ .

**Observación:**  $\max c^T x$   
 $Ax \leq b$

$$\begin{aligned} v_{DLag} &= \min_{y \geq 0} \max c^T x + y^T (b - Ax) \\ &= \min \left. \begin{array}{l} y^T b \\ Ay = c \\ y \geq 0 \end{array} \right\} \text{Dualidad lineal} \end{aligned}$$

$$v_{DLag} = \min_{y \geq 0} Lag(y)$$

Si se extiende  $Lag(y)$  a todo  $\mathbb{R}^m$  con  $Lag(y) = +\infty$  si  $y \in \mathbb{R}^m \setminus \mathbb{R}_+^m$  pasa a ser  $v_{DLag} = \min_{y \in \mathbb{R}^m} Lag(y)$ , existen técnicas para resolver esto. Por ejemplo: Método del gradiente (sencillo pues  $Lag(y)$  es lineal por trozos).

**Observación:** ¿Como calcular el Dual Lagrangiano?

$$\begin{aligned} &\max c^T x \\ &\begin{array}{l} D^+ x \leq d^+ \\ D^- x \geq d^- \\ D^= x = d^= \\ x \in X \end{array} \rightarrow v_{DLag} = \min_{\substack{y^+ \geq 0 \\ y^- \leq 0 \\ y^= \text{ libre}}} \max_{x \in X} c^T x + y^T (d - Dx) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &\max c^T x \\ &\begin{array}{l} D^+ x \geq d^+ \\ D^- x \leq d^- \\ D^= x = d^= \\ x \in X \end{array} \rightarrow v_{DLag} = \max_{\substack{y^+ \geq 0 \\ y^- \leq 0 \\ y^= \text{ libre}}} \min_{x \in X} c^T x + y^T (d - Dx) \end{aligned}$$

## 2. Cortes

**Contexto:** PLE  $\max c^T x$   
 $Ax \leq b$   
 $x \in \mathbb{Z}^n$

**Definición 2** (Plano Cortante). Un plano cortante es una desigualdad  $c^T x \leq d$  válida para  $P(A; b) \cap \mathbb{Z}^n$ , pero no para  $P(A; b)$ .

## 2.1. Método genérico de planos cortantes

Para  $A, b$  racionales

Repetir:

1. Resolver PL relajado. Si PL es no acotado o infactible terminar, pues PLE también lo es.
2. Sea  $x^*$  óptimo del PL. Si  $x^*$  integral, devolver  $x^*$  como óptimo del PLE.
3. Generar plano cortante  $\alpha^T x \leq \beta$ , que deje afuera a  $x^*$  y agregar  $\alpha^T x \leq \beta$  a la descripción de  $P(A; b)$ .

**Observación:** Solvers utilizan Brunch & cut.

**Definición 3** (Corte de Chvátal). Es cualquier desigualdad válida  $\alpha^T x \leq \beta$ , con  $\alpha \in \mathbb{Z}^n$ , para  $P(A; b)$ , que genera un posible plano cortante.

Entonces el corte de Chvátal es de la forma  $\alpha^T x \leq \lfloor \beta \rfloor$

**Lema 2.**  $\alpha^T x \leq \beta$  es desigualdad válida para  $Ax \leq b \Leftrightarrow \exists \lambda \geq 0 : \underbrace{A^T \lambda}_{\text{combinación de filas de } A} = \alpha, b^T \lambda \leq \beta.$