

Combinatória Poliédrica

Dualidade

Rafael C. S. Schouery
rafael@ic.unicamp.br

Universidade Estadual de Campinas

Atualizado em: 2023-09-21 21:15

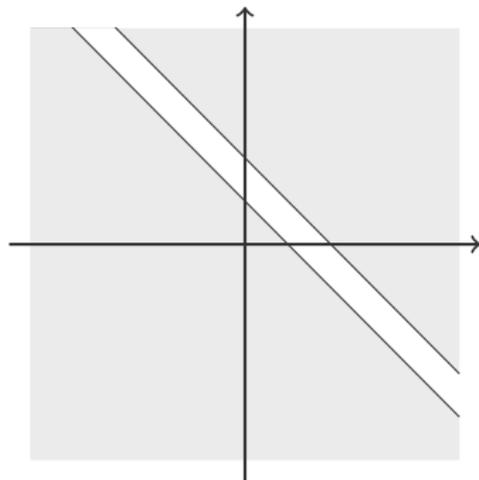
Lema de Farkas

Lema. Seja $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ uma matriz e $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^m$ um vetor. Então, existe um vetor \mathbf{x} tal que $\mathbf{Ax} \leq \mathbf{b}$ se e somente se para cada vetor $\mathbf{y} \geq \mathbf{0}$ com $\mathbf{y}^T \mathbf{A} = \mathbf{0}$ temos $\mathbf{y}^T \mathbf{b} \geq 0$.

Lema de Farkas

Exemplo de $Ax \leq b$ vazio:

$$\begin{bmatrix} -1 & -1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -4 \\ 2 \end{bmatrix}$$

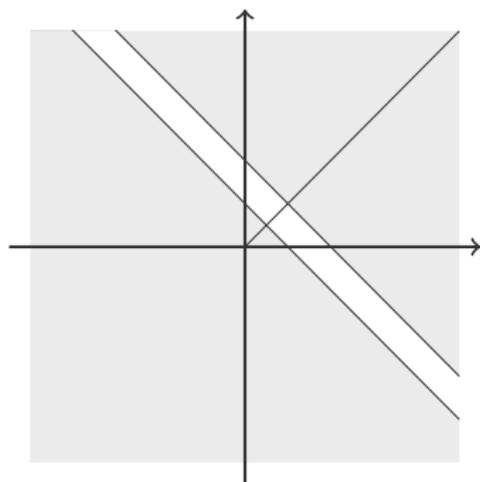


Existe $y \geq 0$ tal que $y^T A = 0$ e $y^T b < 0$?

Lema de Farkas

Temos que $y_1 = y_2$, pois

$$\begin{bmatrix} y_1 & y_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -1 & -1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

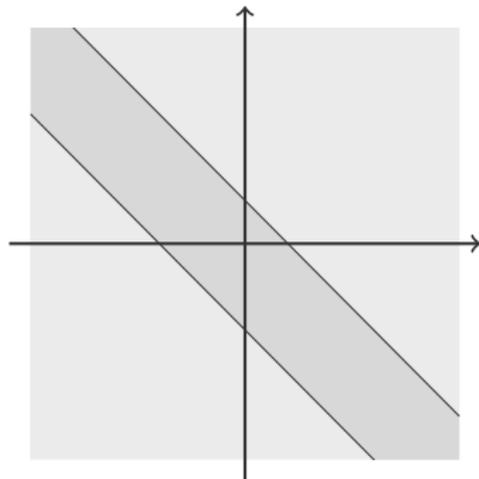


E $\mathbf{y}^T \mathbf{b} = -4y_1 + 2y_2 = -2y_1 < 0$ para $y_1 = 1$ (por exemplo)

Lema de Farkas

Exemplo de $Ax \leq b$ não vazio:

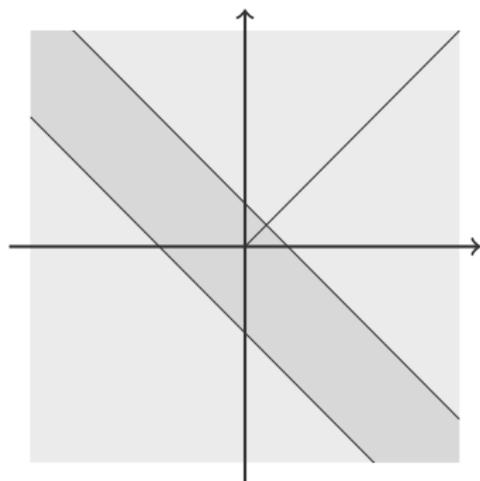
$$\begin{bmatrix} -1 & -1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 4 \\ 2 \end{bmatrix}$$



Lema de Farkas

Novamente temos que $y_1 = y_2$, pois

$$\begin{bmatrix} y_1 & y_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -1 & -1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

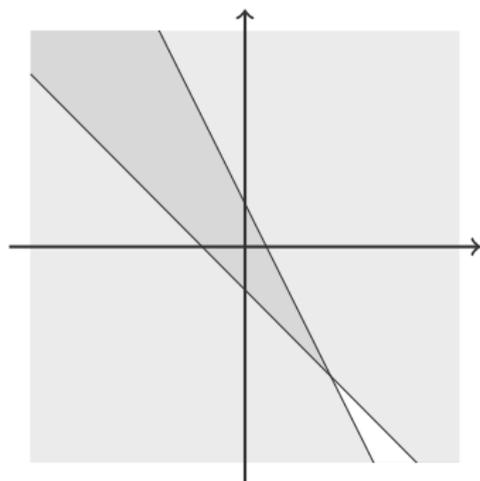


Mas agora $\mathbf{y}^T \mathbf{b} = 4y_1 + 2y_2 = 6y_1 \geq 0$ para todo $\mathbf{y} \geq \mathbf{0}$

Lema de Farkas

Outro exemplo de $Ax \leq b$ não vazio:

$$\begin{bmatrix} 2 & 1 \\ -1 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 \\ 2 \end{bmatrix}$$

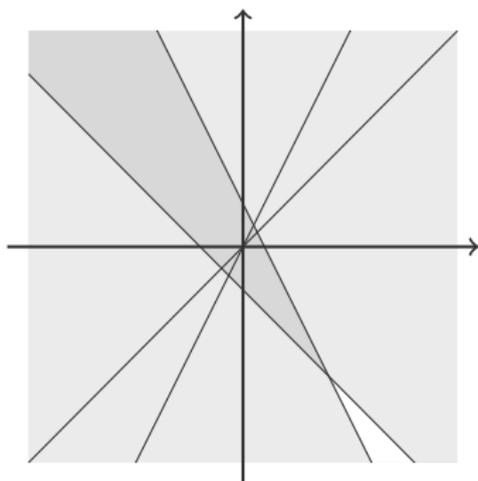


Existe $y \geq 0$ tal que $y^T A = 0$ e $y^T b < 0$?

Lema de Farkas

Temos que $y_1 = y_2 = 0$, pois

$$\begin{bmatrix} y_1 & y_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2 & 1 \\ -1 & -1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$



Mas então $\mathbf{y}^T \mathbf{b} = 0$

Lema de Farkas — Caso Geral

Lema. Para matrizes A , B , C e D e vetores a e b de dimensões apropriadas temos que

$$\left. \begin{array}{l} \text{Existem } \mathbf{x}, \mathbf{y} \text{ tais que} \\ \mathbf{Ax} + \mathbf{By} \leq \mathbf{a} \\ \mathbf{Cx} + \mathbf{Dy} = \mathbf{b} \\ \mathbf{x} \geq \mathbf{0} \end{array} \right\} \vee \left\{ \begin{array}{l} \text{Existem } \mathbf{u}, \mathbf{v} \text{ tais que} \\ \mathbf{u}^T \mathbf{A} + \mathbf{v}^T \mathbf{C} \geq \mathbf{0} \\ \mathbf{u}^T \mathbf{B} + \mathbf{v}^T \mathbf{D} = \mathbf{0} \\ \mathbf{u} \geq \mathbf{0} \\ \mathbf{u}^T \mathbf{a} + \mathbf{v}^T \mathbf{b} < 0 \end{array} \right.$$

(O símbolo \vee denota o “ou” exclusivo.)

Prova. **Exercício.**

Lema de Farkas — Casos Especiais

Lema. Sejam $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ e $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^m$. Então, valem as seguintes afirmações:

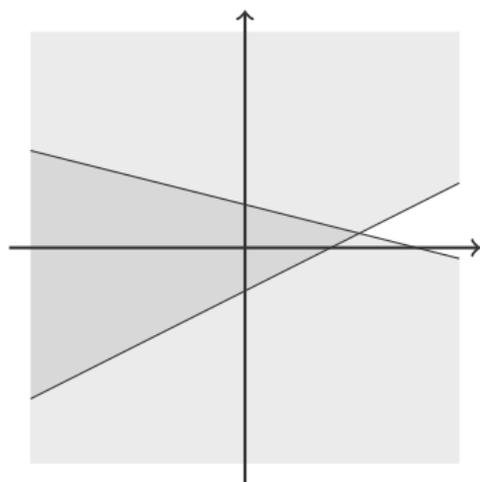
- (a) Existe \mathbf{x} tal que $\mathbf{Ax} \leq \mathbf{b}$
 \vee existe $\mathbf{u} \geq \mathbf{0}$ tal que $\mathbf{u}^T \mathbf{A} = \mathbf{0}$ e $\mathbf{u}^T \mathbf{b} < 0$;
- (b) Existe $\mathbf{x} \geq \mathbf{0}$ tal que $\mathbf{Ax} \leq \mathbf{b}$
 \vee existe $\mathbf{u} \geq \mathbf{0}$ tal que $\mathbf{u}^T \mathbf{A} \geq \mathbf{0}$ e $\mathbf{u}^T \mathbf{b} < 0$;
- (c) Existe $\mathbf{x} \geq \mathbf{0}$ tal que $\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$
 \vee existe \mathbf{u} tal que $\mathbf{u}^T \mathbf{A} \geq \mathbf{0}$ e $\mathbf{u}^T \mathbf{b} < 0$;
- (d) Existe \mathbf{x} tal que $\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$
 \vee existe \mathbf{u} tal que $\mathbf{u}^T \mathbf{A} = \mathbf{0}$ e $\mathbf{u}^T \mathbf{b} < 0$;

Prova. Segue do Lema anterior.

Casos Especiais — Exemplos

Exemplo de $Ax \leq b$ com $x \geq 0$ não vazio:

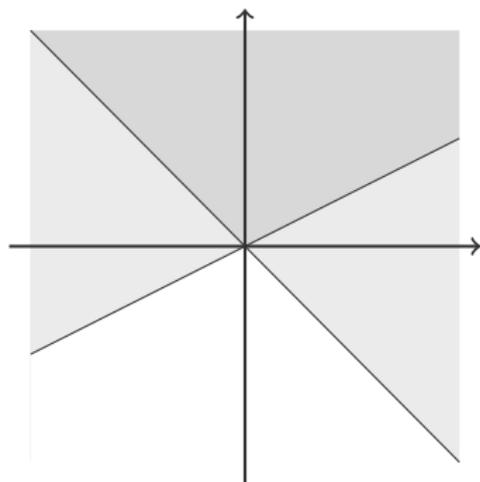
$$\begin{bmatrix} 1 & -2 \\ 1 & 4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 4 \\ 8 \end{bmatrix}$$



Existe $y \geq 0$ tal que $y^T A \geq 0$ e $y^T b < 0$?

Casos Especiais — Exemplos

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & -2 \\ 1 & 4 \end{bmatrix} \quad \mathbf{b} = \begin{bmatrix} 4 \\ 8 \end{bmatrix}$$

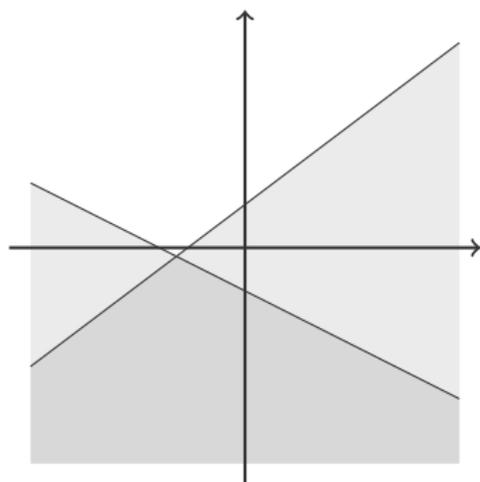


Todo ponto $\mathbf{y} \geq \mathbf{0}$ que satisfaz $\mathbf{y}^T \mathbf{A} \geq \mathbf{0}$ é tal que $\mathbf{y}^T \mathbf{b} \geq 0$

Casos Especiais — Exemplos

Exemplo de $Ax \leq b$ com $x \geq 0$ vazio:

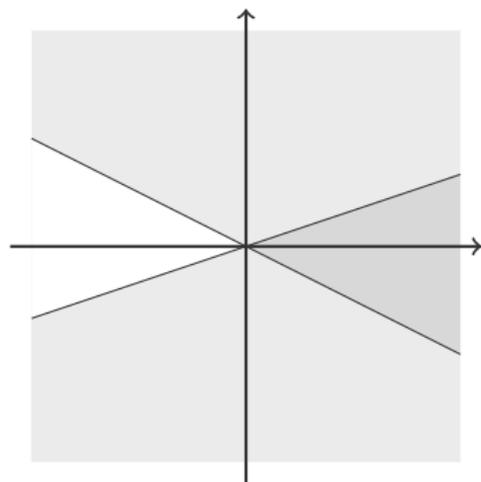
$$\begin{bmatrix} 1 & 2 \\ -3 & 4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -4 \\ 8 \end{bmatrix}$$



Existe $y \geq 0$ tal que $y^T A \geq 0$ e $y^T b < 0$?

Casos Especiais — Exemplos

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & 2 \\ -3 & 4 \end{bmatrix} \quad \mathbf{b} = \begin{bmatrix} -4 \\ 8 \end{bmatrix}$$



Por exemplo, $\mathbf{y} = (1, 0)$ satisfaz $\mathbf{y}^T \mathbf{A} \geq 0$ e $\mathbf{y}^T \mathbf{b} = -4 < 0$

Versão Poliédrica

Lema. As seguintes asserções são válidas:

$$(i) \quad P(\mathbf{A}, \mathbf{b}) \neq \emptyset \quad \vee \quad P^= \left(\left(\begin{array}{c} \mathbf{A}^T \\ \mathbf{b}^T \end{array} \right), \left(\begin{array}{c} 0 \\ -1 \end{array} \right) \right) \neq \emptyset;$$

$$(ii) \quad P^=(\mathbf{A}, \mathbf{b}) \neq \emptyset \quad \vee \quad P \left(\left(\begin{array}{c} -\mathbf{A}^T \\ \mathbf{b}^T \end{array} \right), \left(\begin{array}{c} 0 \\ 1 \end{array} \right) \right) \neq \emptyset;$$

Programa Linear

Consider o seguinte programa linear:

$$(P) \quad \max \mathbf{c}^T \mathbf{x} \\ \mathbf{Ax} \leq \mathbf{b}$$

- Se \mathbf{x} é tal que $\mathbf{Ax} \leq \mathbf{b}$, dizemos que \mathbf{x} é uma solução **viável**
- Se \mathbf{x}^* é viável e $\mathbf{c}^T \mathbf{x}^* \geq \mathbf{c}^T \mathbf{x}$ para todo \mathbf{x} viável, dizemos que \mathbf{x}^* é uma solução **ótima**

Programa Linear

Podemos rescrever

$$(P) \quad \max \mathbf{c}^T \mathbf{x} \\ \mathbf{Ax} \leq \mathbf{b}$$

da seguinte forma

$$(P) \quad \max z \\ z \leq \mathbf{c}^T \mathbf{x} \\ \mathbf{Ax} \leq \mathbf{b}$$

ou seja

$$(P) \quad \max z \\ \mathbf{c}^T \mathbf{x} \leq -z \\ \mathbf{Ax} \leq \mathbf{b}$$

Programa Linear

Podemos olhar esse programa

$$(P) \quad \max z \\ \mathbf{c}^T \mathbf{x} \leq -z \\ \mathbf{A} \mathbf{x} \leq \mathbf{b}$$

na forma de matriz novamente

$$(P) \quad \max z \\ \begin{pmatrix} -\mathbf{c}^T \\ \mathbf{A} \end{pmatrix} \mathbf{x} \leq \begin{pmatrix} -z \\ \mathbf{b} \end{pmatrix}$$

Para cada $z \in \mathbb{R}$ fixo, temos um poliedro P_z

$$P_z = \left\{ \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n : \begin{pmatrix} -\mathbf{c}^T \\ \mathbf{A} \end{pmatrix} \mathbf{x} \leq \begin{pmatrix} -z \\ \mathbf{b} \end{pmatrix} \right\}$$

P_z

Para cada $z \in \mathbb{R}$ **fixo**, temos um poliedro P_z

$$P_z = \left\{ \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n : \begin{pmatrix} -\mathbf{c}^T \\ \mathbf{A} \end{pmatrix} \mathbf{x} \leq \begin{pmatrix} -z \\ \mathbf{b} \end{pmatrix} \right\}$$

Para resolver o programa linear basta resolver

$$\max\{z : P_z \neq \emptyset\}$$

Se $P_z = \emptyset$ para todo $z \in \mathbb{R}$, então o programa linear é **inviável**

Caso contrário, podemos **tentar** limitar superiormente o valor da solução ótima resolvendo o seguinte problema:

$$\min\{z : P_z = \emptyset\}$$

Aplicando Farkas

Para cada $z \in \mathbb{R}$ fixo, temos um poliedro P_z

$$P_z = \left\{ \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n : \begin{pmatrix} -\mathbf{c}^T \\ \mathbf{A} \end{pmatrix} \mathbf{x} \leq \begin{pmatrix} -z \\ \mathbf{b} \end{pmatrix} \right\}$$

$P_z = \emptyset$ se e somente existe \mathbf{u} tal que

$$\begin{aligned} \mathbf{u} &\geq \mathbf{0} \\ \mathbf{u}^T \begin{pmatrix} -\mathbf{c}^T \\ \mathbf{A} \end{pmatrix} &= \mathbf{0} \\ \mathbf{u}^T \begin{pmatrix} -z \\ \mathbf{b} \end{pmatrix} &< 0 \end{aligned}$$

Aplicando Farkas

$P_z = \emptyset$ se e somente existe u tal que

$$\begin{aligned} u &\geq 0 \\ u^T \begin{pmatrix} -c^T \\ A \end{pmatrix} &= 0 \\ u^T \begin{pmatrix} -z \\ b \end{pmatrix} &< 0 \end{aligned}$$

Temos que $P_z = \emptyset$ se e somente existem λ e y tais que

$$\begin{aligned} y^T A &= \lambda c^T \\ y^T b &< \lambda z \\ y &\geq 0 \\ \lambda &\geq 0 \end{aligned}$$

Aplicando Farkas

Temos que $P_z = \emptyset$ se e somente existe λ e \mathbf{y} tais que

$$\mathbf{y}^T \mathbf{A} = \lambda \mathbf{c}^T$$

$$\mathbf{y}^T \mathbf{b} < \lambda z$$

$$\mathbf{y} \geq \mathbf{0}$$

$$\lambda \geq 0$$

Lema. Se $P(A, b) \neq \emptyset$, então o sistema acima tem solução se e somente se o seguinte sistema tem solução:

$$\mathbf{y}^T \mathbf{A} = \mathbf{c}^T$$

$$\mathbf{y}^T \mathbf{b} < z$$

$$\mathbf{y} \geq \mathbf{0}$$

Novo sistema

Com esse novo sistema

$$\mathbf{y}^T \mathbf{A} = \mathbf{c}^T$$

$$\mathbf{y}^T \mathbf{b} < z$$

$$\mathbf{y} \geq \mathbf{0}$$

podemos ver que encontrar o menor z tal que $P_z = \emptyset$ é equivalente a resolver o seguinte problema de otimização:

$$(D) \quad \min \mathbf{y}^T \mathbf{b}$$

$$\mathbf{y}^T \mathbf{A} = \mathbf{c}^T$$

$$\mathbf{y} \geq \mathbf{0}$$

Primal e Dual

$$(P) \quad \max \mathbf{c}^T \mathbf{x} \\ \mathbf{Ax} \leq \mathbf{b}$$

$$(D) \quad \min \mathbf{y}^T \mathbf{b} \\ \mathbf{y}^T \mathbf{A} = \mathbf{c}^T \\ \mathbf{y} \geq \mathbf{0}$$

(P) é chamado de programa primal e (D) de programa dual

Se \mathbf{x} é uma solução viável para (P) e \mathbf{y} é uma solução viável para (D) , então

$$\mathbf{y}^T \mathbf{b} \geq \mathbf{y}^T (\mathbf{Ax}) = (\mathbf{y}^T \mathbf{A}) \mathbf{x} = \mathbf{c}^T \mathbf{x}$$

Essa observação é chamada de **Teorema Fraco da Dualidade**

- O dual é um limitante superior para o primal

Teorema Forte da Dualidade

Definições:

- Se para todo $M \in \mathbb{R}$ existe \mathbf{x} tal que $\mathbf{Ax} \leq \mathbf{b}$ e $\mathbf{c}^T \mathbf{x} > M$, então (P) é ilimitado
- Se para todo $M \in \mathbb{R}$ existe $\mathbf{y} \geq \mathbf{0}$ tal que $\mathbf{y}^T \mathbf{A} = \mathbf{c}^T$ e $\mathbf{y}^T \mathbf{b} < M$, então (D) é ilimitado
- Se não existe \mathbf{x} tal que $\mathbf{Ax} \leq \mathbf{b}$, então (P) é inviável
- Se não existe $\mathbf{y} \geq \mathbf{0}$ tal que $\mathbf{y}^T \mathbf{A} = \mathbf{c}^T$, então (D) é inviável

Teorema. Seja (P) um programa linear e (D) seu dual. Então:

- Se (P) é ilimitado, então (D) é inviável
- Se (D) é ilimitado, então (P) é inviável
- Se (P) é inviável, então (D) é inviável ou ilimitado
- Se (D) é inviável, então (P) é inviável ou ilimitado
- Se (P) e (D) são viáveis, então os seus valores ótimos são iguais

Teorema Forte da Dualidade

Lema. Seja (P) um programa linear e (D) seu dual. Então:

- Se (P) é ilimitado, então (D) é inviável
- Se (D) é ilimitado, então (P) é inviável

Teorema Forte da Dualidade

Lema. Seja (P) um programa linear e (D) seu dual. Então:

- Se (P) é inviável, então (D) é inviável ou ilimitado
- Se (D) é inviável, então (P) é inviável ou ilimitado

Teorema Forte da Dualidade

Lema. Seja (P) um programa linear e (D) seu dual. Então:

- Se (P) e (D) são viáveis, então os seus valores ótimos são iguais

Folgas Complementares

Teorema. Seja (P) um programa linear e seja (D) seu dual. Suponha que \mathbf{x} e \mathbf{y} são soluções viáveis de (P) e (D) , respectivamente. Então \mathbf{x} e \mathbf{y} são ótimos se e somente se, para todo j ,

- se $y_j > 0$, então $A_{j*}x = b_j$
- se $A_{j*}x < b_j$, então $y_j = 0$

Outra forma de ver o Lema de Farkas

Considere o seguinte programa linear e seu dual:

$$(P) \quad \max \mathbf{0}^T \mathbf{x} \\ \mathbf{Ax} \leq \mathbf{b}$$

$$(D) \quad \min \mathbf{y}^T \mathbf{b} \\ \mathbf{y}^T \mathbf{A} = \mathbf{0}^T \\ \mathbf{y} \geq \mathbf{0}$$

Note que $P(\mathbf{A}, \mathbf{b}) \neq \emptyset$ se e somente se (P) é viável e note que

- Se (P) é viável, seu valor ótimo é **zero**
- Se (P) é viável, então (D) também é viável
- E pelo Teorema Forte da Dualidade, (P) e (D) têm o mesmo valor ótimo
- $\mathbf{y} = \mathbf{0}$ é sempre solução dual viável

$P(\mathbf{A}, \mathbf{b}) = \emptyset$ sse existe solução dual viável \mathbf{y} tal que $\mathbf{y}^T \mathbf{b} < 0$

Relaxação Lagrangiana — Outra forma de obter o dual

Considere o seguinte programa primal:

$$(P) \quad \max \mathbf{c}^T \mathbf{x} \\ \mathbf{Ax} \leq \mathbf{b}$$

Podemos relaxar o problema

- permitindo que $\mathbf{A}_{j*} \mathbf{x} > b_j$,
- mas penalizando com um valor $y_j(b_j - \mathbf{A}_{j*} \mathbf{x})$,
- com $y_j \geq 0$

Ou seja, temos que

$$\max\{\mathbf{c}^T \mathbf{x} : \mathbf{Ax} \leq \mathbf{b}\} \leq \min\{\max\{\mathbf{c}^T \mathbf{x} + \mathbf{y}^T(\mathbf{b} - \mathbf{Ax})\} : \mathbf{y} \geq \mathbf{0}\}$$

(por que?)

Calculando o Dual

$$\begin{aligned}\max\{\mathbf{c}^T \mathbf{x} : \mathbf{Ax} \leq \mathbf{b}\} &\leq \min\{\max\{\mathbf{c}^T \mathbf{x} + \mathbf{y}^T (\mathbf{b} - \mathbf{Ax})\} : \mathbf{y} \geq \mathbf{0}\} \\ &= \min\{\max\{\mathbf{c}^T \mathbf{x} + \mathbf{y}^T \mathbf{b} - \mathbf{y}^T \mathbf{Ax}\} : \mathbf{y} \geq \mathbf{0}\} \\ &= \min\{\mathbf{y}^T \mathbf{b} + \max\{\mathbf{c}^T \mathbf{x} - \mathbf{y}^T \mathbf{Ax}\} : \mathbf{y} \geq \mathbf{0}\} \\ &= \min\{\mathbf{y}^T \mathbf{b} + \max\{(\mathbf{c}^T - \mathbf{y}^T \mathbf{A})\mathbf{x}\} : \mathbf{y} \geq \mathbf{0}\} \\ &= \min\{\mathbf{y}^T \mathbf{b} : \mathbf{y}^T \mathbf{A} = \mathbf{c}^T, \mathbf{y} \geq \mathbf{0}\}\end{aligned}$$

Temos dualidade fraca de graça, mas mais do que isso

- Se vale a igualdade, então o \mathbf{y} escolhido é tal que $y_j > 0$ ou $\mathbf{A}_{j*}\mathbf{x} = b_j$ (folgas complementares)
- E, portanto, temos também dualidade forte

Relaxação Langrangiana — Forma Geral

Relaxação Langrangiana é algo muito útil

- Não apenas para programas lineares
- Mas também para programas lineares inteiros
- E até mesmo para otimização não-linear!

Uma relaxação lagrangiana de um programa linear

$$(P) \quad \max \mathbf{c}^T \mathbf{x}$$
$$\mathbf{Ax} \leq \mathbf{b}$$
$$\mathbf{Dx} \leq \mathbf{d}$$

é algo da seguinte forma:

$$\min_{\boldsymbol{\lambda} \geq \mathbf{0}} \quad \max \mathbf{c}^T \mathbf{x} + \boldsymbol{\lambda}^T (\mathbf{d} - \mathbf{Dx})$$
$$\mathbf{Ax} \leq \mathbf{b}$$

E nos oferece um limitante superior para o programa original

Forma Geral do Dual

Vimos o dual de $\max\{\mathbf{c}^T \mathbf{x} : \mathbf{A}\mathbf{x} \leq \mathbf{b}\}$

- Vamos ver para um programa linear mais complicado

$$\begin{array}{ll} (P) & \max \mathbf{c}_1^T \mathbf{x} + \mathbf{c}_2^T \mathbf{y} + \mathbf{c}_3^T \mathbf{z} \\ & \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{B}\mathbf{y} + \mathbf{C}\mathbf{z} \leq \mathbf{b}_1 \\ & \mathbf{D}\mathbf{x} + \mathbf{E}\mathbf{y} + \mathbf{F}\mathbf{z} \geq \mathbf{b}_2 \\ & \mathbf{G}\mathbf{x} + \mathbf{H}\mathbf{y} + \mathbf{I}\mathbf{z} = \mathbf{b}_3 \\ & \mathbf{x} \geq \mathbf{0} \\ & \mathbf{y} \leq \mathbf{0} \end{array} \quad \begin{array}{ll} (D) & \min \boldsymbol{\alpha}^T \mathbf{b}_1 + \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{b}_2 + \boldsymbol{\gamma}^T \mathbf{b}_3 \\ & \boldsymbol{\alpha}^T \mathbf{A} + \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{D} + \boldsymbol{\gamma}^T \mathbf{G} \geq \mathbf{c}_1^T \\ & \boldsymbol{\alpha}^T \mathbf{B} + \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{E} + \boldsymbol{\gamma}^T \mathbf{H} \leq \mathbf{c}_2^T \\ & \boldsymbol{\alpha}^T \mathbf{C} + \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{F} + \boldsymbol{\gamma}^T \mathbf{I} = \mathbf{c}_3^T \\ & \boldsymbol{\alpha} \geq \mathbf{0} \\ & \boldsymbol{\beta} \leq \mathbf{0} \end{array}$$

Além disso, o dual do dual é o próprio primal!

Regras de Formação do Dual

Se o seu primal é de **maximização**:

- Cada restrição \leq leva a uma variável dual ≥ 0
- Cada restrição $=$ leva a uma variável dual **livre**
- Cada restrição \geq leva a uma variável dual ≤ 0

Se o seu primal é de **minimização**:

- Cada restrição \leq leva a uma variável dual ≤ 0
- Cada restrição $=$ leva a uma variável dual **livre**
- Cada restrição \geq leva a uma variável dual ≥ 0

Regras de Formação do Dual

Se o seu primal é de **maximização**:

- Cada variável ≥ 0 leva a uma restrição dual \geq
- Cada variável **livre** leva a uma restrição dual $=$
- Cada variável ≤ 0 leva a uma restrição dual \leq

Se o seu primal é de **minimização**:

- Cada variável ≥ 0 leva a uma restrição dual \leq
- Cada variável **livre** leva a uma restrição dual $=$
- Cada variável ≤ 0 leva a uma restrição dual \geq