

## Introdução à Otimização Linear (2000) Dualidade (linear e jogo) - versão 2.6.1

Leônidas de Oliveira Brandão  
<http://www.ime.usp.br/~leo>  
<http://www.matematica.br>  
 11 de janeiro de 2024 17:01

# Sumário

<b>Índice Remissivo</b>	<b>1</b>
<b>5 Dualidade em Programação Linear</b>	<b>2</b>
5.1 Como construir o dual de um problema linear . . . . .	4
5.2 Par Primal/Dual . . . . .	5
5.3 Teorema Forte de Dualidade . . . . .	7
5.4 Aplicações do Teorema Forte de Dualidade: Teorema de Alternativas . . . . .	9
5.5 Lema de Farkas pelos teoremas de Weierstrass e separabilidade por hiperplano . . . . .	12
5.6 Referências . . . . .	14

## Índice Remissivo

$J_D$ [Cap. 5]	, 2
$J_P$ [Cap. 5]	, 2
$L(\mathbf{x}, \mathbf{y}) := \mathbf{c}^t \mathbf{x} + \mathbf{y}^t (\mathbf{b} - \mathbf{A} \mathbf{x}) = \mathbf{b}^t \mathbf{y} + \mathbf{x}^t (\mathbf{c} - \mathbf{A}^t \mathbf{y})$ [Cap. 5]	, 3
função lagrangeana [Cap. 5]	, 3
função objetivo estendida [Cap. 5]	, 3
Lema de Farkas [Cap. 5]	, 9
lema de Farkas [Cap. 5]	, 9, 10
Multiplicadores de Lagrange [Cap. 5]	, 2
primal-dual [Cap. 5]	, 4
Problema Canônico [Cap. 5]	, 2
Problema Dual [Cap. 5]	, 4
problema dual [Cap. 5]	, 3
Problema Primal [Cap. 5]	, 4
Teorema da Separabilidade por Hiperplano [Cap. 5]	, 12
teorema de alternativa [Cap. 5]	, 9
teorema de Gale [Cap. 5]	, 11
Teorema de Weierstrass [Cap. 5]	, 12
Teorema Forte de Dualidade [Cap. 5]	, 9
Teorema Fraco de Dualidade [Cap. 5]	, 6

## Capítulo 5

# Dualidade em Programação Linear

Neste capítulo introduziremos o conceito de *dualidade para problemas lineares* empregando uma abordagem semelhante à empregada em *teoria dos jogos*. Essa abordagem usa a ideia de *penalidades*, via multiplicadores de Lagrange<sup>1</sup>. A vantagem dessa abordagem é possibilitar um processo que permite a construção do dual de qualquer problema linear. Entretanto, apresentaremos também a construção dos pares primal/dual a partir de um par padrão (o par PLC/DLC) empregando o processo de transformações entre problemas equivalentes.

Fixada uma matriz  $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}$  de posto completo, um vetor  $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^m$  e um vetor  $\mathbf{c} \in \mathbb{R}^n$ , definimos o problema canônico por (PLC):

$$\max \left. \begin{array}{l} \mathbf{c}^t \mathbf{x} \\ \mathbf{A} \mathbf{x} = \mathbf{b} \\ \mathbf{x} \geq \mathbf{0}. \end{array} \right\} \equiv \left\langle \begin{array}{l} \max \quad \mathbf{c}^t \mathbf{x} \\ \mathbf{x} \in X \\ \text{sendo } X := \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n : \mathbf{A} \mathbf{x} = \mathbf{b} \wedge \mathbf{x} \geq \mathbf{0}\}. \end{array} \right. \quad (5.1)$$

Para este problema, que também estamos denominando **Problema Canônico**, convencionando que, se  $X = \emptyset$ , então  $VO = -\infty$  (valor objetivo). Assim, podemos reescrever este problema como:

$$\sup_{\mathbf{x} \geq \mathbf{0}} \{\mathbf{c}^t \mathbf{x} : \mathbf{A} \mathbf{x} = \mathbf{b}\}. \quad (5.2)$$

Podemos eliminar a restrição  $\mathbf{A} \mathbf{x} = \mathbf{b}$ , impondo multas por violações. Para ficar mais fácil esta exposição suporemos a existência de dois jogadores, o primeiro deseja resolver o problema anterior e será denominado jogador  $J_P$ . O segundo jogador será o  $J_D$ , cujo objetivo (neste momento) é evitar que  $J_P$  viole alguma restrição.

Assim, se  $J_P$  permitir que para algum  $i \in \{1, 2, \dots, n\}$  que  $\mathbf{a}_i \mathbf{x} \neq b_i$ ,  $J_D$  aplicará uma multa  $y_i \neq 0$  reduzindo o lucro de  $J_P$ . Além disso, para obtermos um problema equivalente ao problema 5.1,  $J_P$  está interessado em obter lucro máximo e  $J_D$  em ter prejuízo mínimo. Assim, para cada valor de produção  $\mathbf{x}$  que  $J_P$  escolhe,  $J_D$  escolhe sua melhor multa:  $\inf_{\mathbf{y} \in \mathbb{R}^m} \mathbf{c}^t \mathbf{x} + \mathbf{y}^t (\mathbf{b} - \mathbf{A} \mathbf{x})$ .

Assim o problema (5.1) é equivalente a  $\sup_{\mathbf{x} \geq \mathbf{0}} \{\mathbf{c}^t \mathbf{x} + \inf_{\mathbf{y} \in \mathbb{R}^m} \mathbf{y}^t (\mathbf{b} - \mathbf{A} \mathbf{x})\}$ , que ainda pode ser reescrito na forma: *primeiro jogador* escolhe o  $\mathbf{x}$ , depois *segundo jogador* escolhe o  $\mathbf{y}$ , a partir do  $\mathbf{x}$  já escolhido,

$$\sup_{\mathbf{x} \geq \mathbf{0}} \inf_{\mathbf{y} \in \mathbb{R}^m} \{\mathbf{c}^t \mathbf{x} + \mathbf{y}^t (\mathbf{b} - \mathbf{A} \mathbf{x})\}. \quad (5.3)$$

Desse modo, se existe  $\mathbf{x}$  para o qual  $\mathbf{b} - \mathbf{A} \mathbf{x} = \mathbf{0}$  (ou seja, poliedro  $X$  é não vazio), o primeiro jogador  $J_P$  escolherá um  $\mathbf{x} \in X$ , pois desse modo impedirá que o segundo jogador  $J_D$  leve a penalidade para  $-\infty$ . Explicando de

<sup>1</sup>Joseph-Louis Lagrange, nascido em 1736 numa região da hoje Itália. O problema considerado por Lagrange, foi:  $\min\{f(\mathbf{x}) + \lambda^t \mathbf{h}(\mathbf{x}) : \mathbf{x} \in A\}$ ,  $A$  um conjunto aberto. As componentes  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$ , são denominadas **Multiplicadores de Lagrange**.

outra forma, se  $J_P$  escolher  $\mathbf{x} \notin X$ ,  $J_D$  consegue levar  $\mathbf{y}^t(\mathbf{b} - \mathbf{Ax})$  para  $-\infty$  ( $\inf_{\mathbf{y} \in \mathbb{R}^m} \mathbf{y}^t(\mathbf{b} - \mathbf{Ax}) = -\infty$ ). Entretanto, se  $X = \emptyset$ , o primeiro jogador não opção além de escolher um  $\mathbf{x}$  para o qual  $\mathbf{b} - \mathbf{Ax} \neq \mathbf{0}$ , resultando em  $-\infty$  (segundo jogador consegue levar para menos infinito), coincidindo com a convenção  $\max_{\emptyset} f(x) = -\infty$ .

**Lema 5.1** *Os problemas (5.2) e (5.3) são equivalentes.*

**Demonstração** Elementar a partir das observações acima. ■

Continuando com a investigação do jogo  $J_P/J_D$ , podemos “inverter” os papéis dos jogadores. Qual o problema derivado quando  $J_D$  primeiro seleciona sua variável  $\mathbf{y}$ , para depois  $J_P$  escolher  $\mathbf{x}$  ?

Neste caso, podemos reescrever o sistema como

$$\begin{aligned} \sup_{\mathbf{x} \geq \mathbf{0}} \inf_{\mathbf{y} \in \mathbb{R}^m} \{ \mathbf{c}^t \mathbf{x} + \mathbf{y}^t (\mathbf{b} - \mathbf{Ax}) \} &= \sup_{\mathbf{x} \geq \mathbf{0}} \inf_{\mathbf{y} \in \mathbb{R}^m} \{ \mathbf{c}^t \mathbf{x} + \mathbf{y}^t \mathbf{b} - \mathbf{y}^t \mathbf{Ax} \} = \\ \sup_{\mathbf{x} \geq \mathbf{0}} \inf_{\mathbf{y} \in \mathbb{R}^m} \{ \mathbf{c}^t \mathbf{x} + \mathbf{y}^t \mathbf{b} - \mathbf{x}^t \mathbf{A}^t \mathbf{y} \} &= \sup_{\mathbf{x} \geq \mathbf{0}} \inf_{\mathbf{y} \in \mathbb{R}^m} \{ \mathbf{c}^t \mathbf{x} + \mathbf{b}^t \mathbf{y} - \mathbf{x}^t \mathbf{A}^t \mathbf{y} \} = \\ \sup_{\mathbf{x} \geq \mathbf{0}} \inf_{\mathbf{y} \in \mathbb{R}^m} \{ \mathbf{b}^t \mathbf{y} + \mathbf{c}^t \mathbf{x} - \mathbf{x}^t \mathbf{A}^t \mathbf{y} \} &= \sup_{\mathbf{x} \geq \mathbf{0}} \inf_{\mathbf{y} \in \mathbb{R}^m} \{ \mathbf{b}^t \mathbf{y} + \mathbf{x}^t \mathbf{c} - \mathbf{x}^t \mathbf{A}^t \mathbf{y} \} \end{aligned}$$

e, a partir da última forma, podemos finalmente ser reduzido ao seguinte

$$\sup_{\mathbf{x} \geq \mathbf{0}} \inf_{\mathbf{y} \in \mathbb{R}^m} \{ \mathbf{b}^t \mathbf{y} + \mathbf{x}^t (\mathbf{c} - \mathbf{A}^t \mathbf{y}) \}. \tag{5.4}$$

Para este problema, podemos fazer uma análise “inversa” à que motivou a definição de (5.2). Agora, o jogador  $J_D$  é o primeiro a selecionar sua variável  $\mathbf{y}$ , procurando minizar o valor objetivo, enquanto  $J_P$  pode selecionar  $\mathbf{x}$  de modo a penalizar  $J_D$  sempre que este não conseguir  $\mathbf{c} - \mathbf{A}^t \mathbf{y} \leq \mathbf{0}$ , pois, se ficar algum  $c_i - \mathbf{a}_i \mathbf{y} > 0$ ,  $i \in \{1, 2, \dots, n\}$ ,  $J_P$  toma  $\sup\{x_i \geq 0\} = +\infty$ .

Deste modo,  $J_D$  escolhe primeiro sua variável  $\mathbf{y}$ , mas sabe que depois dele  $J_P$  vai escolher seu  $\mathbf{x} \geq \mathbf{0}$  tentando crescer o valor da função objetivo, o que resulta no problema:

$$\inf_{\mathbf{y} \in \mathbb{R}^m} \sup_{\mathbf{x} \geq \mathbf{0}} \{ \mathbf{b}^t \mathbf{y} + \mathbf{x}^t (\mathbf{c} - \mathbf{A}^t \mathbf{y}) \} \equiv \inf_{\mathbf{y} \in \mathbb{R}^m} \{ \mathbf{b}^t \mathbf{y} + \sup_{\mathbf{x} \geq \mathbf{0}} \mathbf{x}^t (\mathbf{c} - \mathbf{A}^t \mathbf{y}) \}.$$

este é o **problema dual** de (5.3). Note que na forma acima fica mais fácil perceber a ordem em que os jogadores atuam, o que talvez não seja tão claro na equação (5.4).

É importante notar a relação entre os problemas com restrições linear, 5.1, e o sem restrições, 5.3: as multas só serão aplicadas quando o primeiro jogador não conseguir um ponto viável. Isso pode ser traduzido no lema seguinte.

Para simplificar a notação definiremos a **função objetivo estendida**, também conhecida com **função lagrangeana**<sup>2</sup>

$$L(\mathbf{x}, \mathbf{y}) := \mathbf{c}^t \mathbf{x} + \mathbf{y}^t (\mathbf{b} - \mathbf{Ax}) = \mathbf{b}^t \mathbf{y} + \mathbf{x}^t (\mathbf{c} - \mathbf{A}^t \mathbf{y}). \tag{5.5}$$

**Lema 5.2** *Qualquer que seja o poliedro primal  $P$  e seu correspondente dual  $D$ , sendo  $S_x \subseteq \mathbb{R}^n$  e  $S_y \subseteq \mathbb{R}^m$ , respectivamente, os sinais das variáveis primais e duais, então*

$$\begin{aligned} \inf_{\mathbf{y} \in S_y} L(\bar{\mathbf{x}}, \mathbf{y}) &= \inf_{\mathbf{y} \in S_y} \{ \mathbf{c}^t \bar{\mathbf{x}} + \mathbf{y}^t (\mathbf{b} - \mathbf{Ax}) \} = \mathbf{c}^t \bar{\mathbf{x}}, \quad \forall \bar{\mathbf{x}} \in P, \quad e \\ \sup_{\mathbf{x} \in S_x} L(\mathbf{x}, \bar{\mathbf{y}}) &= \sup_{\mathbf{x} \in S_x} \{ \bar{\mathbf{y}}^t \mathbf{b} + \mathbf{x}^t (\mathbf{c} - \mathbf{A}^t \bar{\mathbf{y}}) \} = \bar{\mathbf{y}}^t \mathbf{b}, \quad \forall \bar{\mathbf{y}} \in D. \end{aligned}$$

<sup>2</sup>Devido aos estudos de minimização irrestrita de Joseph-Louis Lagrange, usualmente considerado matemático Francês, mas nascido na Itália em 1736.

**Demonstração** Fica a cargo do leitor (note que os sinais das variáveis duais são definidos de modo a impedir que as restrições primais sejam inviáveis). ■

Portanto,  $J_D$  está interessado em resolver o seguinte problema

$$\inf_{\mathbf{y} \in \mathbb{R}^m} \{ \mathbf{b}^t \mathbf{y} : \mathbf{A}^t \mathbf{y} \geq \mathbf{c} \}. \quad (5.6)$$

ou seja, o problema do jogador  $J_D$ , quando este inicia o jogo, é

$$\min \begin{array}{l} \mathbf{b}^t \mathbf{y} \\ \mathbf{A}^t \mathbf{y} \geq \mathbf{c}. \end{array} \quad (5.7)$$

Podemos caracterizar o problema (5.3) como a busca pelo melhor plano de produção, como exposto no capítulo 0:  $x_i$  quantidade de peças do produto  $i$  a serem produzidas e  $\mathbf{a}_i \mathbf{x} = b_i$  a quantidade de insumo  $i$  disponível ( $a_{ij}$  a quantidade de insumo  $i$  no produto  $j$ ).

Deste modo, podemos colocar o problema (5.4) como a determinação dos preços dos insumos, de modo a garantir que  $J_D$  receba em cada unidade de produto ao menos o valor unitário de venda de cada produto ( $\mathbf{a}_i \mathbf{y} \geq 0$ ) - vide capítulo 0.

## 5.1 Como construir o dual de um problema linear

A partir da seção anterior, podemos notar que o processo de obtenção do dual consiste de dois passos: obtenção do “sinal” da multa (variável dual) e obtenção do “sinal” do poliedro dual. Nesta subseção, a partir de um problema primal de maximização, apresentaremos um esquema ilustrativo do referido processo.

Por simplicidade, admitamos que o problema primal seja de maximização na variável  $\mathbf{x} \in S_x$ , sendo  $S_x$  o “sinal” da variável  $\mathbf{x}$  (no poliedro canônico por exemplo, teríamos  $S_x := \{ \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n : \mathbf{x} \geq \mathbf{0} \}$ ).

Para a obtenção do dual, existem dois passos principais (determinação dos “sinais” das variáveis duais e do poliedro dual), além de um passo simples que é inversão de papéis entre os jogadores (considerando o lagrangeano). Este processo é ilustrado abaixo.

$$\begin{array}{l} \max_{\mathbf{x} \in S_x} \mathbf{c}^t \mathbf{x} \\ \mathbf{x} \in \bar{X} \end{array} \left. \vphantom{\max} \right\} \begin{array}{l} (A) \end{array} \stackrel{(a)}{\equiv} \left\langle \begin{array}{l} \sup_{\mathbf{x} \in \bar{S}_x} \inf_{\mathbf{y} \in S_y} L(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \\ (B) \end{array} \right\rangle \stackrel{(b)}{\Leftrightarrow} \left\langle \begin{array}{l} \inf_{\mathbf{y} \in S_y} \sup_{\mathbf{x} \in \bar{S}_x} L(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \\ (C) \end{array} \right\rangle \stackrel{(c)}{\equiv} \left\langle \begin{array}{l} \min_{\mathbf{y} \in S_y} \mathbf{b}^t \mathbf{y} \\ \mathbf{y} \in \bar{Y} \end{array} \right\rangle \begin{array}{l} (D) \end{array} \quad (5.8)$$

Se pensarmos em termos de dedução da esquerda para a direita dos problemas: em

- (a) devemos determinar o “sinal” da multa do problema (B), a partir do poliedro  $\bar{X}$ , de modo que este fique equivalente ao (A);
- (b) devemos determinar o problema dual (basta aplicar a definição: inverter a ordem dos jogadores);
- (c) devemos determinar o “sinal” do poliedro dual  $\bar{Y}$ , em (D), de modo que o problema (D) fique equivalente ao (C).

Por exemplo, para o problema canônico do início do capítulo (5.1), teríamos a seguinte sequência:

$$\begin{array}{l} \max_{\mathbf{x} \in \mathbb{R}_+^n} \mathbf{c}^t \mathbf{x}, \mathbf{x} \in \bar{X} \\ \bar{X} := \{ \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n : \mathbf{A} \mathbf{x} = \mathbf{b} \} \end{array} \left. \vphantom{\max} \right\} \begin{array}{l} (A) \end{array} \stackrel{(a)}{\equiv} \left\langle \begin{array}{l} \sup_{\mathbf{x} \in \mathbb{R}_+^n} \inf_{\mathbf{y} \in S_y} L(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \\ \text{logo } S_y = \mathbb{R}^m \\ (B) \end{array} \right\rangle \stackrel{(b)}{\Leftrightarrow} \left\langle \begin{array}{l} \inf_{\mathbf{y} \in \mathbb{R}^m} \sup_{\mathbf{x} \in \mathbb{R}_+^n} L(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \\ (C) \end{array} \right\rangle \stackrel{(c)}{\equiv} \left\langle \begin{array}{l} \min_{\mathbf{y} \in \mathbb{R}^m} \mathbf{b}^t \mathbf{y}, \mathbf{y} \in \bar{Y} \\ \bar{Y} := \{ \mathbf{y} \in \mathbb{R}^m : \mathbf{A}^t \mathbf{y} \geq \mathbf{c} \} \\ (D) \end{array} \right\rangle$$

## 5.2 Par Primal/Dual

Em função deste jogo duplo este par de problemas, (5.7) e (5.1), é designado par **primal-dual**. Se o problema (5.1) é o **Problema Primal**, então (5.7) é seu **Problema Dual**.

Podemos fazer o mesmo jogo com todas as outras variantes de restrições, obtendo a tabela seguinte.

Restrições	Tipos de problemas/penalidades	
	minimização $\mathbf{y}^t(\mathbf{b} - \mathbf{Ax})$	maximização $\mathbf{y}^t(\mathbf{b} - \mathbf{Ax})$
$\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$	$\mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$	$\mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$
$\mathbf{Ax} \leq \mathbf{b}$	$\mathbf{y} \in \mathbb{R}_-^n$	$\mathbf{y} \in \mathbb{R}_+^n$
$\mathbf{Ax} \geq \mathbf{b}$	$\mathbf{y} \in \mathbb{R}_+^n$	$\mathbf{y} \in \mathbb{R}_-^n$

Restrições	Tipos de problemas/penalidades	
	$\min_{\mathbf{x}} \sup_{\mathbf{y}}$ $\mathbf{y}^t(\mathbf{b} - \mathbf{Ax})$	$\max_{\mathbf{x}} \inf_{\mathbf{y}}$ $\mathbf{y}^t(\mathbf{b} - \mathbf{Ax})$
$\mathbf{b} - \mathbf{Ax} = \mathbf{0}$	$\mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$	$\mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$
$\mathbf{b} - \mathbf{Ax} \geq \mathbf{0}$	$\mathbf{y} \in \mathbb{R}_-^n$	$\mathbf{y} \in \mathbb{R}_+^n$
$\mathbf{b} - \mathbf{Ax} \leq \mathbf{0}$	$\mathbf{y} \in \mathbb{R}_+^n$	$\mathbf{y} \in \mathbb{R}_-^n$

**Exercício 5.1** Usando os multiplicadores, deduza os problemas duais de

1.  $\max\{\mathbf{c}^t \mathbf{x} : \mathbf{Ax} = \mathbf{b}\};$
2.  $\max\{\mathbf{c}^t \mathbf{x} : \mathbf{Ax} \geq \mathbf{b}\};$
3.  $\max\{\mathbf{c}^t \mathbf{x} : \mathbf{Ax} \geq \mathbf{b} \wedge \mathbf{x} \geq \mathbf{0}\};$
4.  $\min\{\mathbf{c}^t \mathbf{x} : \mathbf{Ax} = \mathbf{b}\};$
5.  $\min\{\mathbf{c}^t \mathbf{x} : \mathbf{Ax} \geq \mathbf{b}\};$
6.  $\min\{\mathbf{c}^t \mathbf{x} : \mathbf{Ax} \geq \mathbf{b} \wedge \mathbf{x} \geq \mathbf{0}\};$

**Exercício 5.2** Considere o problema geral de maximização em Programação Linear, ( $P_{max}$ ), abaixo descrito e obtenha seu dual.

*Sugestão: procure resolver este problema por dois processos, verificando o mesmo resultado, via dual do problema canônico de programação linear e via dualização usando o processo esquematizado na seção 5.1*

$$\begin{aligned}
 \max \quad & \langle \mathbf{c}^1, \mathbf{x}^1 \rangle + \langle \mathbf{c}^2, \mathbf{x}^2 \rangle + \langle \mathbf{c}^3, \mathbf{x}^3 \rangle \\
 & \mathbf{A}^{11} \mathbf{x}^1 + \mathbf{A}^{12} \mathbf{x}^2 + \mathbf{A}^{13} \mathbf{x}^3 = \mathbf{b}^1 \\
 & \mathbf{A}^{21} \mathbf{x}^1 + \mathbf{A}^{22} \mathbf{x}^2 + \mathbf{A}^{23} \mathbf{x}^3 \leq \mathbf{b}^2 \\
 & \mathbf{A}^{31} \mathbf{x}^1 + \mathbf{A}^{32} \mathbf{x}^2 + \mathbf{A}^{33} \mathbf{x}^3 \geq \mathbf{b}^3 \\
 & \mathbf{x}^1 \in \mathbb{R}_+^{n_1}, \quad \mathbf{x}^2 \in \mathbb{R}^{n_2}, \quad \mathbf{x}^3 \in \mathbb{R}_-^{n_3}
 \end{aligned}$$

**Exercício 5.3** Prove que o dual do dual de um problema geral de maximização em Programação Linear equivale ao seu primal.

Podemos relacionar a função de custo estendida com a viabilidade (e valor objetivo) dos problemas,

**Lema 5.3** Usando a função de custo estendida, valem as seguintes equivalências,

$$\bar{\mathbf{x}} \in \bar{X} := \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n : \mathbf{Ax} = \mathbf{b}\} \iff \mathbf{c}^t \bar{\mathbf{x}} = \inf_{\mathbf{y} \in \mathbb{R}^m} L(\bar{\mathbf{x}}, \mathbf{y}) \in \mathbb{R}, \tag{*}$$

$$\bar{\mathbf{y}} \in \bar{Y} := \{\mathbf{y} \in \mathbb{R}^m : \mathbf{A}^t \mathbf{y} \geq \mathbf{c}\} \iff \mathbf{b}^t \bar{\mathbf{y}} = \sup_{\mathbf{x} \in \mathbb{R}_+^n} L(\mathbf{x}, \bar{\mathbf{y}}) \in \mathbb{R}. \tag{**}$$

**Demonstração** As duas equivalências seguem, respectivamente, das seguintes<sup>3</sup>,

$$\inf_{\mathbf{y} \in \mathbb{R}^m} L(\bar{\mathbf{x}}, \mathbf{y}) = \mathbf{c}^t \bar{\mathbf{x}} + \inf_{\mathbf{y} \in \mathbb{R}^m} \mathbf{y}^t (\mathbf{b} - \mathbf{A} \bar{\mathbf{x}}) \in \mathbb{R} \iff \inf_{\mathbf{y} \in \mathbb{R}^m} \mathbf{y}^t (\mathbf{b} - \mathbf{A} \bar{\mathbf{x}}) = 0 \iff \mathbf{A} \bar{\mathbf{x}} = \mathbf{b}$$

$$\sup_{\mathbf{x} \in \mathbb{R}_+^n} L(\mathbf{x}, \bar{\mathbf{y}}) = \mathbf{b}^t \bar{\mathbf{y}} + \sup_{\mathbf{x} \in \mathbb{R}_+^n} \mathbf{x}^t (\mathbf{c} - \mathbf{A}^t \bar{\mathbf{y}}) \in \mathbb{R} \iff \sup_{\mathbf{x} \in \mathbb{R}_+^n} \mathbf{x}^t (\mathbf{c} - \mathbf{A}^t \bar{\mathbf{y}}) = 0 \iff \mathbf{c} - \mathbf{A}^t \bar{\mathbf{y}} \leq \mathbf{0} \iff \mathbf{A}^t \bar{\mathbf{y}} \geq \mathbf{c}.$$

■

Em particular, quando consideramos um par de pontos viáveis nos problemas (5.1) e (5.7), podemos obter a seguinte desigualdade,

**Lema 5.4** Se  $\langle \bar{\mathbf{x}} \in \bar{X} \cap \mathbb{R}_+^n \text{ e } \bar{\mathbf{y}} \in \bar{Y} \rangle$ , então  $\mathbf{c}^t \bar{\mathbf{x}} \leq \mathbf{b}^t \bar{\mathbf{y}}$ .

**Demonstração** Das hipóteses segue que  $\mathbf{b}^t \bar{\mathbf{y}} \stackrel{\mathbf{A}\bar{\mathbf{x}}=\mathbf{b}}{=} (\mathbf{A}\bar{\mathbf{x}})^t \bar{\mathbf{y}} = \bar{\mathbf{x}}^t \mathbf{A}^t \bar{\mathbf{y}} \stackrel{\bar{\mathbf{x}} \geq \mathbf{0} \wedge \mathbf{A}^t \bar{\mathbf{y}} \geq \mathbf{c}}{\geq} \bar{\mathbf{x}}^t \mathbf{c} = \mathbf{c}^t \bar{\mathbf{x}}$ . ■

**Exercício 5.4** Redefinindo  $\bar{Y} := \{\mathbf{y} \in \mathbb{R}^m : \mathbf{A}^t \mathbf{y} \leq \mathbf{c}\}$ , mostre que:  $\langle \bar{\mathbf{x}} \in \bar{X} \cap \mathbb{R}_+^n \text{ e } \bar{\mathbf{y}} \in \bar{Y} \rangle \Rightarrow \mathbf{c}^t \bar{\mathbf{x}} \geq \mathbf{b}^t \bar{\mathbf{y}}$ .

Note que  $\bar{Y}$  acima definido forma o conjunto das restrições do dual do problema de minimização sobre  $\bar{X} \cap \mathbb{R}_+^n = X$ . Ou seja, o dual de  $\min\{\mathbf{c}^t \mathbf{x} : \mathbf{A} \mathbf{x} = \mathbf{b} \wedge \mathbf{x} \geq \mathbf{0}\}$  é  $\max\{\mathbf{b}^t \mathbf{y} : \mathbf{A}^t \mathbf{y} \leq \mathbf{c}\}$ . Daqui pode-se concluir que para um primal de minimização sobre  $\bar{X} \cap \mathbb{R}_+^n$ , o valor objetivo de qualquer ponto viável primal é maior ou igual a de qualquer viável dual ( $\mathbf{c}^t \bar{\mathbf{x}} \geq \mathbf{b}^t \bar{\mathbf{y}}$ ). A este dois resultados, normalmente denominamos **Teorema Fraco de Dualidade**:

**Teorema 5.1** Considerando como restrições primais o poliedro canônico  $X$  e tomando  $\bar{\mathbf{x}}$  e  $\bar{\mathbf{y}}$ , respectivamente, um ponto viável primal e um viável dual:  $\begin{cases} \text{se o problema primal é de maximização, então } \mathbf{c}^t \bar{\mathbf{x}} \leq \mathbf{b}^t \bar{\mathbf{y}} \\ \text{se o problema primal é de minimização, então } \mathbf{c}^t \bar{\mathbf{x}} \geq \mathbf{b}^t \bar{\mathbf{y}}. \end{cases}$

**Corolário 5.1** Se  $\langle \bar{\mathbf{x}}, \bar{\mathbf{y}} \rangle$  são viáveis no par canônico primal/dual, (PLC)/(DLC), com  $\mathbf{c}^t \bar{\mathbf{x}} = \mathbf{b}^t \bar{\mathbf{y}}$ , então  $\bar{\mathbf{x}}$  é solução do (PLC) e  $\bar{\mathbf{y}}$  é solução do (DLC).

**Demonstração** Qualquer que seja o par  $(\mathbf{x}, \mathbf{y})$  viável primal e dual, então

$$\mathbf{b}^t \mathbf{y} \stackrel{\mathbf{A}\mathbf{x}=\mathbf{b}}{=} (\mathbf{A}\mathbf{x})^t \mathbf{y} = \mathbf{x}^t \mathbf{A}^t \mathbf{y} \stackrel{\mathbf{x} \geq \mathbf{0} \wedge \mathbf{A}^t \mathbf{y} \geq \mathbf{c}}{\geq} \mathbf{x}^t \mathbf{c} = \mathbf{c}^t \mathbf{x}, \quad \forall (\mathbf{x}, \mathbf{y}) \text{ tais que } \mathbf{A} \mathbf{x} = \mathbf{b}, \mathbf{A}^t \mathbf{y} \geq \mathbf{c} \text{ e } \mathbf{x} \geq \mathbf{0}. \quad (\star)$$

Denotando por  $Y$  o poliedro dual e considerando quaisquer pares viáveis primal/dual  $(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \in X \times Y$ , podemos aplicar o resultado  $(\star)$  para os pares  $(\bar{\mathbf{x}}, \mathbf{y})$  e  $(\mathbf{x}, \bar{\mathbf{y}})$  e concluir a tese:

(A)  $\mathbf{c}^t \bar{\mathbf{x}} = \mathbf{b}^t \bar{\mathbf{y}} \geq \mathbf{c}^t \mathbf{x}, \forall \mathbf{x} \in X$ , logo  $\bar{\mathbf{x}}$  é uma solução ótima do (PLC); e

(B)  $\mathbf{b}^t \bar{\mathbf{y}} = \mathbf{c}^t \bar{\mathbf{x}} \leq \mathbf{b}^t \mathbf{y}, \forall \mathbf{y} \in Y$ , logo  $\bar{\mathbf{y}}$  é uma solução ótima do (DLC). ■

**Exemplo 5.1** Alguns exemplos de funcionais não lineares onde a desigualdade é estrita: lembre-se, o jogador primal escolhe seu “melhor” ponto sabendo que o jogador dual vai tentar prejudicá-lo. Por exemplo, no problema  $\inf_{\mathbf{y}} \sup_{\mathbf{x}} L(\mathbf{x}, \mathbf{y})$ , o jogador primal escolhe o  $\mathbf{y}$  e depois o jogador dual escolhe seu  $\mathbf{x}$ .

$L(\mathbf{x}, \mathbf{y})$	$\inf_{\mathbf{y} \in B} \sup_{\mathbf{x} \in A} L(\mathbf{x}, \mathbf{y})$	$\sup_{\mathbf{x} \in A} \inf_{\mathbf{y} \in B} L(\mathbf{x}, \mathbf{y})$	$\mathbf{y} \in B \wedge \mathbf{x} \in A$
$\frac{x}{y}$	$+\infty$	0	$y > 0 \wedge x \geq 0$
$-\frac{x}{y}$	0	$-\infty$	$y > 0 \wedge x > 0$
$1 - \frac{x}{y}$	1	$-\infty$	$y > 0 \wedge x > 0^4$
$-(x - y)^2$	0	$-\infty$	$y \in \mathbb{R} \wedge x \in \mathbb{R}$

<sup>3</sup>Note que  $\bar{X} \cap \mathbb{R}_+^n$  resulta no poliedro canônico  $X = \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n : \mathbf{A} \mathbf{x} = \mathbf{b} \wedge \mathbf{x} \geq \mathbf{0}\}$ .

Entretanto vale um resultado mais geral que o exposto no teorema acima. Mesmo para problemas de otimização não-lineares, vale o seguinte teorema Fraco de Dualidade,

**Lema 5.5** *Sejam  $A$  e  $B$  quaisquer conjuntos e  $L(.,.) : A \times B \rightarrow \mathbb{R} \cup \{-\infty, +\infty\}$  qualquer função. Então*

$$\inf_{\mathbf{y} \in B} \sup_{\mathbf{x} \in A} L(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \geq \sup_{\mathbf{x} \in A} \inf_{\mathbf{y} \in B} L(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \tag{5.9}$$

**Demonstração** Quaisquer que sejam  $\bar{\mathbf{x}} \in A$  e  $\bar{\mathbf{y}} \in B$ , teremos

$$\sup_{\mathbf{x} \in A} L(\mathbf{x}, \bar{\mathbf{y}}) \geq L(\bar{\mathbf{x}}, \bar{\mathbf{y}}) \geq \inf_{\mathbf{y} \in B} L(\bar{\mathbf{x}}, \mathbf{y}), \quad \forall (\bar{\mathbf{x}}, \bar{\mathbf{y}}) \in A \times B.$$

Deste modo podemos minimizar o funcional à esquerda quanto à  $\bar{\mathbf{x}}$  e à direita quanto à  $\bar{\mathbf{y}}$ , seguindo daí a tese,

$$\inf_{\mathbf{y} \in B} \sup_{\mathbf{x} \in A} L(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \geq \sup_{\mathbf{x} \in A} \inf_{\mathbf{y} \in B} L(\mathbf{x}, \mathbf{y})$$

■

Devemos notar que o resultado acima está em um formato mais geral que o Teorema Fraco de dualidade 5.1, pois usando o lema 5.2 podemos perceber que a equação (5.9) replica 5.1:  $\bar{\mathbf{x}}$  viável primal  $\Rightarrow \inf_{\mathbf{y} \in S_y} L(\bar{\mathbf{x}}, \mathbf{y}) = \mathbf{c}^t \bar{\mathbf{x}}$  e  $\bar{\mathbf{y}}$  viável dual  $\Rightarrow \inf_{\mathbf{x} \in S_x} L(\mathbf{x}, \bar{\mathbf{y}}) = \mathbf{b}^t \bar{\mathbf{y}}$ , assim, por exemplo, quando o primal é de maximização, para qualquer par viável  $(\bar{\mathbf{x}}, \bar{\mathbf{y}})$ ,

$$\mathbf{c}^t \bar{\mathbf{x}} = \inf_{\mathbf{y} \in S_y} L(\bar{\mathbf{x}}, \mathbf{y}) \leq L(\bar{\mathbf{x}}, \bar{\mathbf{y}}) \leq \sup_{\mathbf{x} \in S_x} L(\mathbf{x}, \bar{\mathbf{y}}) = \mathbf{b}^t \bar{\mathbf{y}}.$$

**Exercício 5.5** *Adotando  $L(\mathbf{x}, \mathbf{y}) := \mathbf{c}^t \mathbf{x} + \mathbf{y}^t (\mathbf{b} - \mathbf{A}\mathbf{x}) = \mathbf{b}^t \mathbf{y} + \mathbf{x}^t (\mathbf{c} - \mathbf{A}^t \mathbf{y})$  e as equivalências*

$$\sup_{\mathbf{x} \in \mathbb{R}_+^n} \inf_{\mathbf{y} \in \mathbb{R}^n} L(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \equiv \sup_{\mathbf{x} \in \mathbb{R}_+^n} \left\{ \mathbf{c}^t \mathbf{x} + \inf_{\mathbf{y} \in \mathbb{R}^n} \mathbf{y}^t (\mathbf{b} - \mathbf{A}\mathbf{x}) \right\} \equiv \max \{ \mathbf{c}^t \mathbf{x} : \mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{b} \wedge \mathbf{x} \geq \mathbf{0} \}$$

$$\inf_{\mathbf{y} \in \mathbb{R}^n} \sup_{\mathbf{x} \in \mathbb{R}_+^n} L(\mathbf{x}, \mathbf{y}) \equiv \inf_{\mathbf{y} \in \mathbb{R}^n} \left\{ \mathbf{b}^t \mathbf{y} + \sup_{\mathbf{x} \in \mathbb{R}_+^n} \mathbf{x}^t (\mathbf{c} - \mathbf{A}^t \mathbf{y}) \right\} \equiv \min \{ \mathbf{b}^t \mathbf{y} : \mathbf{A}^t \mathbf{y} \geq \mathbf{c} \},$$

*demonstre o teorema 5.1 como corolário do lema anterior.*

### 5.3 Teorema Forte de Dualidade

Nesta seção voltaremos a trabalhar com o par primal/dual a partir do problema canônico, isto é,

$$\text{Primal: } \left. \begin{array}{l} \max \mathbf{c}^t \mathbf{x} \\ \mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{b} \wedge \mathbf{x} \geq \mathbf{0} \end{array} \right\} \equiv \left\langle \begin{array}{l} \max \{ \mathbf{c}^t \mathbf{x} : \mathbf{x} \in X \} \\ \text{sendo } X := \{ \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n : \mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{b} \wedge \mathbf{x} \geq \mathbf{0} \}; \end{array} \right. \tag{PLC}$$

$$\text{Dual: } \left. \begin{array}{l} \min \mathbf{b}^t \mathbf{y} \\ \mathbf{A}^t \mathbf{y} \geq \mathbf{c} \end{array} \right\} \equiv \left\langle \begin{array}{l} \min \{ \mathbf{b}^t \mathbf{y} : \mathbf{y}^t \in Y \} \\ \text{sendo } Y := \{ \mathbf{y} \in \mathbb{R}^m : \mathbf{A}^t \mathbf{y} \geq \mathbf{c} \}. \end{array} \right. \tag{DLC}$$

Denotaremos por VOP e VOD, respectivamente, os valores ótimos do (PLC) e do (DLC). Lembrando que VOP =  $-\infty$  quando o (PLC) for inviável e VOD =  $+\infty$  quando o (DLC) for inviável, podemos mostrar que

**Lema 5.6** *Se o (PLC) é viável, então  $VOP = VOD$   
 $VOP = +\infty \implies$  (DLC) inviável.*

---

<sup>4</sup>Se deixar  $x \geq 0$ , então ocorreria empate entre o primal e o dual, pois  $\sup_{x \geq 0} \inf_{y > 0} 1 - \frac{x}{y} = 1$  (o jogador primal escolheria  $x = 0$ ).

**Demonstração** Supondo o (PLC) viável, analisaremos separadamente dois casos:

- Se  $VOP = +\infty$ , então existe  $\mathbf{x}_\lambda \in X, \forall \lambda \geq 0$ , para o qual

$$\lim_{\lambda \rightarrow \infty} \mathbf{c}^t \mathbf{x}_\lambda = +\infty.$$

Neste caso não pode existir  $\bar{\mathbf{y}} \in Y$ , pois se existisse um tal  $\bar{\mathbf{y}}$ , do teorema Fraco de Dualidade (5.1), para maximização, teríamos

$$\mathbf{b}^t \bar{\mathbf{y}} \geq \mathbf{c}^t \mathbf{x}, \quad \forall \mathbf{x} \in X,$$

o que implicaria (por continuidade) que  $\mathbf{b}^t \bar{\mathbf{y}} \geq \lim_{\lambda \rightarrow \infty} \mathbf{c}^t \mathbf{x}_\lambda = +\infty$  (absurdo, pois  $\mathbf{b}^t \bar{\mathbf{y}}$  é um número real).

- Se  $VOP \in \mathbb{R}$ , então existe um  $\bar{\mathbf{x}} \in X$  que atinge o ótimo,  $VOP = \mathbf{c}^t \bar{\mathbf{x}}$ . Neste caso, da condição suficiente de otimalidade, existe uma base viável  $B$  que gera  $\bar{\mathbf{x}}$  e para a qual

$$\boldsymbol{\gamma}_N = \mathbf{c}_N - \mathbf{A}_N^t \boldsymbol{\lambda} \leq \mathbf{0}, \quad \text{sendo } \boldsymbol{\lambda} = (\mathbf{A}_B^{-1})^t \mathbf{c}_B. \quad (\star)$$

Daí podemos provar que  $\boldsymbol{\lambda}$  é um ponto viável no (DLC) e que  $VOD = \mathbf{b}^t \boldsymbol{\lambda}$ :

- $\boldsymbol{\lambda} \in Y$ : para mostrar que  $\mathbf{A}^t \boldsymbol{\lambda} \geq \mathbf{c}$  fica mais fácil analisar separadamente os índices de  $B$  e de  $N$ ,

$$\begin{bmatrix} \mathbf{c}_B - \mathbf{A}_B^t \boldsymbol{\lambda} \\ \mathbf{c}_N - \mathbf{A}_N^t \boldsymbol{\lambda} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{c}_B - \mathbf{A}_B^t (\mathbf{A}_B^{-1})^t \mathbf{c}_B \\ \mathbf{c}_N - \mathbf{A}_N^t \boldsymbol{\lambda} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \mathbf{c}_N - \mathbf{A}_N^t \boldsymbol{\lambda} \end{bmatrix} \stackrel{(\star)}{\leq} \mathbf{0} \implies \mathbf{c} - \mathbf{A}^t \boldsymbol{\lambda} \leq \mathbf{0}.$$

- Como  $\bar{\mathbf{x}}$  é gerado por  $B$ , temos que  $\bar{\mathbf{x}}_B = \mathbf{A}_B^{-1} \mathbf{b} \geq \mathbf{0}$  e  $\bar{\mathbf{x}}_N = \mathbf{0}$ , deste modo

$$\mathbf{b}^t \boldsymbol{\lambda} = \mathbf{b}^t (\mathbf{A}_B^{-1})^t \mathbf{c}_B = (\mathbf{A}_B^{-1} \mathbf{b})^t \mathbf{c}_B = \bar{\mathbf{x}}_B^t \mathbf{c}_B = \mathbf{c}_B^t \bar{\mathbf{x}}_B = \mathbf{c}_B^t \bar{\mathbf{x}}_B + \mathbf{c}_N^t \mathbf{0} = \mathbf{c}^t \bar{\mathbf{x}}. \quad (\star\star)$$

Além disso, do teorema Fraco de Dualidade para o problema primal de maximização (teorema 5.1), segue que

$$\mathbf{c}^t \bar{\mathbf{x}} \stackrel{(\star\star)}{=} \mathbf{b}^t \boldsymbol{\lambda} \leq \mathbf{b}^t \mathbf{y}, \quad \forall \mathbf{y} \in Y.$$

Logo,  $\boldsymbol{\lambda}$  é solução ótima do (DLC) e  $\mathbf{c}^t \bar{\mathbf{x}} = \mathbf{b}^t \boldsymbol{\lambda}$ , como desejávamos demonstrar. ■

Do mesmo modo, se o dual for ilimitado, então o primal é inviável,

**Lema 5.7** *Se o (DLC) é viável, então  $VOD = VOP$   
 $VOD = -\infty \implies$  (PLC) inviável.*

**Demonstração** Colocaremos o (DLC) na forma canônica para podermos usar o lema acima e concluir a tese.

$$\text{(DLC)} \quad \min \left\langle \begin{array}{l} \mathbf{b}^t \mathbf{y} \\ \mathbf{A}^t \mathbf{y} \geq \mathbf{c} \end{array} \right\rangle \equiv \left\langle \begin{array}{l} -\mathbf{b}^t \mathbf{y} \\ \mathbf{A}^t \mathbf{y} - \mathbf{I} \mathbf{y}^r = \mathbf{c} \\ \mathbf{y}^r \geq \mathbf{0} \end{array} \right\rangle \equiv \left\langle \begin{array}{l} \max \quad -\mathbf{b}^t \mathbf{y}^+ + \mathbf{b}^t \mathbf{y}^- - \mathbf{0}^t \mathbf{y}^r \\ [\mathbf{A}^t | -\mathbf{A}^t | -\mathbf{I}] \begin{bmatrix} \mathbf{y}^+ \\ \mathbf{y}^- \\ \mathbf{y}^r \end{bmatrix} = \mathbf{c} \\ (\mathbf{y}^+, \mathbf{y}^-, \mathbf{y}^r)^t \geq \mathbf{0} \end{array} \right\rangle \quad (\text{P})$$

Como (P) está na forma canônica e é viável por hipótese, podemos aplicar o lema anterior para concluir que:

- $VOP = VOD$ : direto, apenas usando o fato que o dual do dual é o primal.
- $VOD = -\infty \implies$  (PLC) inviável: Como  $VOD = -\infty$  e, da construção de (P), o valor objetivo de (P) é o negativo do correspondente (DLC), segue que seu valor ótimo é o negativo de VOD, ou seja, VO de (P) =  $+\infty$ .

Assim, estamos em condições de aplicar a segunda parte do lema 5.6 e daí concluímos que o dual de (P) é inviável. Para finalizar a tese, basta mostrarmos que o dual de (P) é precisamente o (PLC):

$$\text{dual de (P)} \equiv \left\langle \begin{bmatrix} \mathbf{A} \\ -\mathbf{A} \\ -\mathbf{I} \end{bmatrix} \mathbf{w} \geq \begin{bmatrix} -\mathbf{b} \\ \mathbf{b} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} \right\rangle \equiv \left\langle \begin{array}{l} \min \mathbf{c}^t \mathbf{w} \\ \mathbf{A} \mathbf{w} \geq -\mathbf{b} \\ -\mathbf{A} \mathbf{w} \geq \mathbf{b} \\ -\mathbf{w} \geq \mathbf{0} \end{array} \right\rangle \equiv \left\langle \begin{array}{l} \min \mathbf{c}^t \mathbf{w} \\ \mathbf{A} \mathbf{w} = -\mathbf{b} \\ \mathbf{w} \leq \mathbf{0} \end{array} \right\rangle \stackrel{x:=-w}{\equiv} \left\langle \begin{array}{l} \max \mathbf{c}^t \mathbf{x} \\ \mathbf{A} \mathbf{x} = \mathbf{b} \\ \mathbf{x} \geq \mathbf{0} \end{array} \right\rangle \quad (\text{D})$$



Como o dual do (DLC), (D), equivale ao (PLC), segue daí a tese. ■

Com estes dois lemas, podemos enunciar um resultado importante para problemas lineares, o **Teorema Forte de Dualidade**,

**Teorema 5.2** *Se um dos problemas do par primal/dual é viável, então os valores ótimos coincidem.*

**Demonstração** Como qualquer problema de linear pode ser colocado na forma canônica, a tese segue diretamente dos lemas 5.6 e 5.7. ■

**Exemplo 5.1** *Considere os problemas (PLC) e (DLC), usando*

$$\mathbf{A} := \begin{bmatrix} 1 & 1 & -1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{b} := \begin{bmatrix} 2 \\ 2 \end{bmatrix} \text{ e } \mathbf{c} := \begin{bmatrix} -1 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}.$$

Note que, apesar do (PLC) ter dimensão 4, fica fácil ver que o mesmo é equivalente a um problema no  $\mathbb{R}^2$ :  $\max\{-x_1 + x_2 : x_1 + x_2 \geq 2 \wedge x_2 \leq 2\}$ .

Graficamente é fácil verificar que o (PLC) tem solução ótima (única)  $\bar{\mathbf{x}} = (0, 2, 0, 0)$  e o (DLC) tem como solução  $\mathbf{y} \in [\{\mathbf{y}^1, \mathbf{y}^2\}]$  (casco convexo), sendo  $\mathbf{y}^1 = (0, 1)$  e  $\mathbf{y}^2 = (-1, 2)$  (como exercício, prove estas duas afirmações).

Devemos notar que no (PLC), podemos utilizar duas bases distintas para o único vértice ótimo, sendo

Base $B_1 = (2, 4)$	$\boldsymbol{\gamma}_{N_1} = (\gamma_1, \gamma_3) = (-2, 1)$ $\mathbf{A}_{B_1}^{-1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ -1 & 1 \end{bmatrix}, \boldsymbol{\lambda}^t = \mathbf{c}_{B_1}^t \mathbf{A}_{B_1}^{-1} = (1, 0)$
Base $B_2 = (2, 3)$	$\boldsymbol{\gamma}_{N_2} = (\gamma_2, \gamma_3) = (-1, -1)$ $\mathbf{A}_{B_2}^{-1} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix}, \boldsymbol{\lambda}^t = \mathbf{c}_{B_2}^t \mathbf{A}_{B_2}^{-1} = (0, 1)$

◇

**Exercício 5.6** *Considerando o par primal/dual canônico, prove que:*

$$\left\{ \begin{array}{l} \bar{\mathbf{x}} \text{ viável primal, } \bar{\mathbf{y}} \text{ viável dual, tais que} \\ \left\langle \begin{array}{l} \bar{\mathbf{x}}'(c - \mathbf{A}'\bar{\mathbf{y}}) = \mathbf{0} \\ \bar{\mathbf{y}}'(\mathbf{b} - \mathbf{A}\bar{\mathbf{x}}) = \mathbf{0} \end{array} \right\rangle \text{ (folgas complementares)} \end{array} \right\} \Rightarrow \bar{\mathbf{x}} \text{ solução do (PLC) e } \bar{\mathbf{y}} \text{ solução do (DLC)}.$$

## 5.4 Aplicações do Teorema Forte de Dualidade: Teorema de Alternativas

Nesta seção examinaremos teoremas de alternativas a partir do Teorema Forte de Dualidade, particularmente o lema de Farkas. Estes teoremas podem ser caracterizados pela existência de dois sistemas ( $S_1$  e  $S_2$ ) mutuamente exclusivos: ambos os sistemas não podem ter solução e se um deles não tem solução o outro tem.

Na seção seguinte rerepresentamos o lema de Farkas, desta vez demonstrado pelo teorema de Weierstrass e o da separabilidade de hiperplano.

Assim, um **teorema de alternativa** pode ser esquematizado da seguinte maneira: considerando os dois sistemas lineares  $S_1$  e  $S_2$ , então

$S_1 \wedge S_2 = \textit{falso}$ : ou seja, ambos os sistemas não podem ter solução  
 $\neg S_1 \Rightarrow S_2$ : ou seja, se  $S_1$  não tem solução, então  $S_2$  tem (ou vice-versa<sup>5</sup>)

Um dos mais conhecidos (e antigos) teoremas de alternativas, que surgiu bem antes da teoria de Programação Linear, é o **Lema de Farkas**, de 1902.

**Lema 5.8 ( lema de Farkas)** *Se tomarmos  $S_1 : \begin{matrix} (1) & \mathbf{Ax} = \mathbf{b} \\ (2) & \mathbf{x} \geq \mathbf{0} \end{matrix}$  e  $S_2 : \begin{matrix} (3) & \mathbf{A}^t \mathbf{y} \leq \mathbf{0} \\ (4) & \mathbf{b}^t \mathbf{y} > 0 \end{matrix}$ , então  $(S_1, S_2)$*

*constitue um teorema de alternativas.*

**Demonstração** Vamos usar o esquema de prova acima indicado:

- $S_1 \wedge S_2 = \textit{falso}$ : Por contradição suporemos a existência de um par  $(\bar{\mathbf{x}}, \bar{\mathbf{y}}) \in \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^m$ , respectivamente, solução de  $S_1$  e  $S_2$ . Neste caso teríamos

$$0 < \stackrel{(4)}{\mathbf{b}^t \bar{\mathbf{y}}} \stackrel{(1)}{=} (\mathbf{A}\bar{\mathbf{x}})^t \bar{\mathbf{y}} = \underbrace{\bar{\mathbf{x}}^t}_{\geq \mathbf{0}} \underbrace{\mathbf{A}^t \bar{\mathbf{y}}}_{\leq \mathbf{0}} \stackrel{(2) \wedge (3)}{\leq} 0.$$

o que é claramente uma contradição. Logo, não pode existir o par  $(\bar{\mathbf{x}}, \bar{\mathbf{y}})$ .

- Nesta parte associaremos ao par  $(S_1, S_2)$  um par primal/dual, de modo que a negação de um dos sistemas equivalha à inviabilidade de um dos problemas lineares e ilimitação do outro (via Teorema Forte de Dualidade)<sup>6</sup>.

Considere o par primal/dual  $(P) \left\{ \begin{matrix} \min \mathbf{0}^t \mathbf{x} & \mathbf{Ax} = \mathbf{b} \\ & \mathbf{x} \geq \mathbf{0} \end{matrix} \right.$  e  $(D) \left\{ \begin{matrix} \max \mathbf{b}^t \mathbf{y} & \mathbf{A}^t \mathbf{y} \leq \mathbf{0} \end{matrix} \right.$ .

Mostraremos que  $\neg S_1 \Rightarrow S_2$ . Suponha que  $S_1$  não tenha solução, então  $(P)$  é inviável, logo  $VOP = +\infty$ . Por outro lado,  $(D)$  é viável (para  $\mathbf{y} = \mathbf{0}$ ), assim podemos aplicar o Teorema Forte de Dualidade para concluirmos que  $VOD = VOP = +\infty$ . Deste modo,  $(D)$  é ilimitado e portanto deve existir uma direção de ilimitação  $\bar{\mathbf{y}}$ , ou seja,

$$\exists \bar{\mathbf{y}} \in \mathbb{R}^m : \mathbf{A}^t \bar{\mathbf{y}} \leq \mathbf{0} \wedge \mathbf{b}^t \bar{\mathbf{y}} > 0,$$

seguindo daí que  $S_2$  tem solução. ■

**Corolário 5.2 ( lema de Farkas)** *Se tomarmos  $S_1 \left\{ \begin{matrix} \mathbf{Ax} = \mathbf{b} \\ \mathbf{x} \geq \mathbf{0} \end{matrix} \right\}$  e  $S_2 \left\{ \begin{matrix} \mathbf{A}^t \mathbf{y} \geq \mathbf{0} \\ \mathbf{b}^t \mathbf{y} < 0 \end{matrix} \right\}$ , então  $(S_1, S_2)$  constitue um teorema de alternativas.*

Uma consequência interessante deste teorema é uma caracterização de otimalidade do par primal/dual.

**Teorema 5.3** *O par canônico de programação linear tem solução ótima  $(\bar{\mathbf{x}}, \bar{\mathbf{y}}) \in \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^m$  se e somente se*

$$(\bar{\mathbf{x}}, \bar{\mathbf{y}}) \in \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^m \textit{ é solução do sistema } \mathcal{S} := \left\{ \begin{matrix} \mathbf{A}\bar{\mathbf{x}} = \mathbf{b} \\ \mathbf{b}^t \bar{\mathbf{y}} = \mathbf{c}^t \bar{\mathbf{x}} \\ \mathbf{A}^t \bar{\mathbf{y}} \geq \mathbf{c} \\ \bar{\mathbf{x}} \geq \mathbf{0} \end{matrix} \right. .$$

A condição necessária para otimalidade (que usa o lema de Farkas) é bastante trabalhosa, porém a condição suficiente pode ser feita diretamente como uma aplicação do corolário 5.1 ( $(\bar{\mathbf{x}}, \bar{\mathbf{y}})$  par viável primal/dual, com  $\mathbf{c}^t \bar{\mathbf{x}} = \mathbf{b}^t \bar{\mathbf{y}} \implies (\bar{\mathbf{x}}, \bar{\mathbf{y}})$  são as soluções do primal/dual) ou usando Farkas. Apenas para ilustrar o potencial de uso de teoremas de alternativas como substitutos dos teoremas de dualidade de programação linear, apresentaremos esta última opção.

**Demonstração**

<sup>5</sup>Note que  $A \Rightarrow B$  equivale a expressão  $\neg B \Rightarrow \neg A$ .

<sup>6</sup>Este é o ponto chave de demonstração de teorema de alternativas usando esta técnica: encontrar o par primal/dual conveniente.

( $\Leftarrow$ ) Podemos reescrever o sistema  $\mathcal{S}$  como o  $\mathcal{S}_1$  de Farkas, e com isso obtemos o seguinte par

$$\mathcal{S}_1 := \left\{ \begin{array}{l} \begin{bmatrix} \mathbf{A} & \mathbf{O} & \mathbf{O} & \mathbf{O} \\ \mathbf{O} & \mathbf{A}^t & -\mathbf{A}^t & -\mathbf{I} \\ \mathbf{c}^t & -\mathbf{b}^t & \mathbf{b}^t & \mathbf{0}^t \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{x} \\ \mathbf{y}^+ \\ \mathbf{y}^- \\ \mathbf{z} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{b} \\ \mathbf{c} \\ 0 \end{bmatrix} \\ (\mathbf{x}; \mathbf{y}^+; \mathbf{y}^-; \mathbf{z}) \geq \mathbf{0} \end{array} \right. \text{ e } \mathcal{S}_2 := \left\{ \begin{array}{l} \mathbf{b}^t \mathbf{r} + \mathbf{c}^t \mathbf{s} + t0 < 0 \\ \begin{bmatrix} \mathbf{A}^t & \mathbf{O} & \mathbf{c} \\ \mathbf{O} & \mathbf{A} & -\mathbf{b} \\ \mathbf{O} & -\mathbf{A} & \mathbf{b} \\ \mathbf{O} & -\mathbf{I} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{r} \\ \mathbf{s} \\ t \end{bmatrix} \geq \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \mathbf{0} \\ \mathbf{0} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} \end{array} \right. .$$

Como o sistema  $\mathcal{S}$  é viável,  $\mathcal{S}_1$  tem solução e por Farkas (lema 5.2) o sistema  $\mathcal{S}_2$  acima é inviável. Entretanto as inequações não estritas de  $\mathcal{S}_2$  podem ser reescritas como:

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{A}^t \mathbf{r} + t\mathbf{c} \geq \mathbf{0} \\ \mathbf{A}\mathbf{s} - t\mathbf{b} = \mathbf{0} \\ \mathbf{s} \leq \mathbf{0} \end{array} \right\} = \left\{ \begin{array}{l} \mathbf{A}^t \mathbf{r} \geq (-t)\mathbf{c} \\ \mathbf{A}(-\mathbf{s}) = (-t)\mathbf{b} \\ (-\mathbf{s}) \geq \mathbf{0} \end{array} \right\} = \left\{ \begin{array}{l} \mathbf{A}^t \mathbf{r} \geq t\mathbf{c} \\ \mathbf{A}\mathbf{s} = t\mathbf{b} \\ \mathbf{s} \geq \mathbf{0} \end{array} \right\} \tag{5.10}$$

Deste modo o sistema  $\mathcal{S}_2$  não pode ter solução para um particular  $t$ . Logo, tomando  $t = 1$  as restrições (5.10) de  $\mathcal{S}_2$  se resumem precisamente ao sistema  $\mathcal{S}_1$  que por hipótese é viável. Ou seja, o caso particular de  $\mathcal{S}_2$  tomando  $t = 1$  fica

$$\left. \begin{array}{l} (1) \quad \mathbf{b}^t \mathbf{r} - \mathbf{c}^t \mathbf{s} < 0 \\ (2) \quad \mathbf{A}^t \mathbf{r} \geq \mathbf{c} \\ (3) \quad \mathbf{A}\mathbf{s} = \mathbf{b} \\ (4) \quad \mathbf{s} \geq \mathbf{0} \end{array} \right\} \equiv \left\{ \begin{array}{l} (1) \quad \mathbf{b}^t \mathbf{y} - \mathbf{c}^t \mathbf{x} < 0 \\ (2, 3, 4) \quad \mathcal{S}_1 \end{array} \right.$$

Portanto, para todo par  $(\mathbf{x}, \mathbf{y})$  que satisfaça  $\mathcal{S}_1$ , como  $\mathcal{S}_2$  é inviável,  $\mathbf{b}^t \mathbf{y} - \mathbf{c}^t \mathbf{x} \geq 0$ . E este resultado é precisamente o teorema fraco de dualidade em programação linear, no formato do lema 5.4. Assim, para concluir a demonstração basta repetir a prova do lema 5.4. ■

Como exercícios de teoremas de alternativas, sugerimos o teorema de Gale e mais uma variante do lema de Farkas bastante interessante, conforme abaixo.

**Exercício 5.7 (teorema de Gale)** *Demonstre o teorema de alternativas de Gale:  $\mathcal{S}_1$  : (1)  $\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{b}$  e  $\mathcal{S}_2$  : (2)  $\mathbf{A}^t \mathbf{y} = \mathbf{0}$  . (3)  $\mathbf{b}^t \mathbf{y} = 1$*

*Note que os poliedros associados aos sistemas  $\mathcal{S}_1$  e  $\mathcal{S}_2$  são definidos por igualdades, por isso as variáveis  $(\mathbf{x}, \mathbf{y})$  serão livres de sinais no par primal/dual adequado.*

**Exercício 5.8** *Considerando  $\mathbf{1} = (1, 1, \dots, 1)^t \in \mathbb{R}^n$ , mostre que os sistemas seguintes constituem um teorema de alternativas:  $\mathcal{S}_1$  : (1)  $\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{0}$  e  $\mathcal{S}_2$  : (3)  $\mathbf{A}^t \mathbf{y} \geq \mathbf{1}$  . (2)  $\mathbf{x} \geq \mathbf{0}$*

*Muita atenção à desigualdade  $\mathbf{x} \geq \mathbf{0}$ , que implica em  $\mathbf{x} \neq \mathbf{0}$ .*

**Exemplo 5.2** *Dado dois conjuntos de pontos  $\mathcal{A} := \{\mathbf{a}^i\}_{i \in I}$  e  $\mathcal{B} := \{\mathbf{b}^i\}_{i \in I}$ ,  $I := \{1, 2, \dots, n\}$ , determinar se existe um hiperplano que separe estritamente os dois conjuntos.*

*Defina as matrizes  $\mathbf{A}$  e  $\mathbf{B}$ , respectivamente, com linhas  $\{\mathbf{a}_i\}_{i \in I}$  e  $\{(\mathbf{b}^i)^t\}_{i \in I}$ . O problema é determinar a existência ou não de um vetor  $(\mathbf{x}, \gamma) \in \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}$  tal que  $\mathbf{A}\mathbf{x} > \gamma \mathbf{1}$  e  $\mathbf{B}\mathbf{x} < \gamma \mathbf{1}$ , ou seja,*

$$\begin{bmatrix} \mathbf{A} & -\mathbf{1} \\ -\mathbf{B} & \mathbf{1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{x} \\ \gamma \end{bmatrix} > \mathbf{0} \tag{*}$$

*Mas este sistema está numa forma adequada para teoremas de alternativas e usando o exercício 5.8 ( $\mathbf{C}\mathbf{d} \geq \mathbf{1} \equiv \mathbf{C}\mathbf{d} > \mathbf{0}$ ), notamos que (\*) tem solução se e somente se o sistema abaixo não tiver solução,*

$$\begin{bmatrix} \mathbf{A}^t & -\mathbf{B}^t \\ -\mathbf{1} & \mathbf{1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{u} \\ \mathbf{v} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ 0 \end{bmatrix} \quad (\star\star)$$

$(\mathbf{u}, \mathbf{v}) \geq \mathbf{0}$

Note que o sistema  $(\star\star)$  tem solução  $(\mathbf{u}, \mathbf{v})$ , então  $\mathbf{u} \neq \mathbf{0}$  e  $\mathbf{v} \neq \mathbf{0}$  (pois  $(\mathbf{u}, \mathbf{v}) \geq \mathbf{0}$  e  $\mathbf{1}^t \mathbf{u} - \mathbf{1}^t \mathbf{v} = 0$ ). Assim, para resolver este sistema podemos construir o seguinte PL

$$(P) \quad \begin{aligned} & \max \quad \mathbf{1}^t \mathbf{u} + \mathbf{1}^t \mathbf{v} - 2 \\ & \begin{bmatrix} \mathbf{A}^t & -\mathbf{B}^t \\ -\mathbf{1} & \mathbf{1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{u} \\ \mathbf{v} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ 0 \end{bmatrix} \\ & (\mathbf{u}, \mathbf{v}) \leq \mathbf{1} \\ & (\mathbf{u}, \mathbf{v}) \geq \mathbf{0}. \end{aligned}$$

Se  $(P)$  tem solução 0, então  $(\star\star)$  tem solução e  $(\star)$  não. Por outro lado, se  $(P)$  tem solução menor que 0, então  $(\star\star)$  não tem solução e assim,  $(\star)$  tem solução.  $\diamond$

É importante notar que a viabilidade do sistema  $(\star\star)$  é equivalente a existência de um ponto  $\mathbf{x}$  dentro do casco convexo de  $\mathcal{A}$  e de  $\mathcal{B}$ :

$$\sum_{i=1}^n u_i \mathbf{a}^i = \mathbf{A}^t \mathbf{u} = \mathbf{B}^t \mathbf{v} = \sum_{i=1}^n v_i \mathbf{b}^i, \text{ com } (\mathbf{u}, \mathbf{v}) \geq \mathbf{0} \text{ e } \sum_{i=1}^n u_i = \sum_{i=1}^n v_i = 1.$$

**Exercício 5.9** Prove a afirmação acima.

### 5.5 Lema de Farkas pelos teoremas de Weierstrass e separabilidade por hiperplano

Podemos notar que nos sistemas alternativos de Farkas,  $\left\langle S_1 : \begin{matrix} (1) & \mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{b} \\ (2) & \mathbf{x} \geq \mathbf{0} \end{matrix} \right\rangle$  e  $\left\langle S_2 : \begin{matrix} (3) & \mathbf{A}^t \mathbf{y} \leq \mathbf{0} \\ (4) & \mathbf{b}^t \mathbf{y} > 0 \end{matrix} \right\rangle$ ,

as equações (1) e (2) implicam que  $\mathbf{x}$  está no cone gerado pelas colunas de  $\mathbf{A}$ ,  $(\mathbf{a}^1, \mathbf{a}^2, \dots, \mathbf{a}^n)$ , enquanto a equação (3) diz que  $\mathbf{y}$  está na intersecção dos semi-espacos negativos  $\{\mathbf{p} : \mathbf{p}^t \mathbf{a}^i \leq 0, i \in \{1, 2, \dots, n\}\}$ .

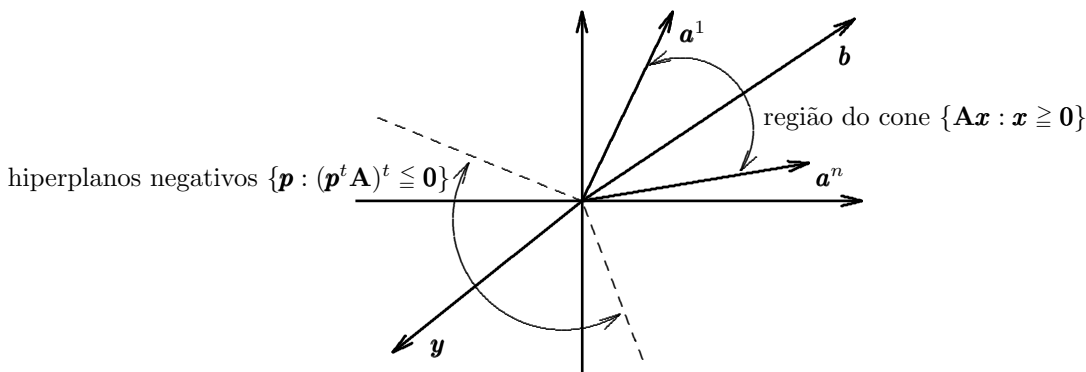


Figura 5.1: Farkas: cone gerado e semi-espacos negativos tem intersecção como  $\mathbf{0}$

Portanto, é fácil ver que uma solução  $\mathbf{x}$  para  $\langle(1), (2)\rangle$  e uma  $\mathbf{y}$  para  $\langle(3)\rangle$  não podem fazer produto escalar positivo. Ou de outro modo, podemos intuir que ambas as regiões podem ser separados por um hiperplano.

**Teorema 5.4 ( Teorema de Weierstrass)** Se  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  é contínua e  $\emptyset \neq S \subseteq \mathbb{R}^n$ , fechado e limitado, então existe  $\mathbf{x}^* \in S$  tal que  $f(\mathbf{x}^*) \leq f(\mathbf{x}), \forall \mathbf{x} \in S$ .

**Teorema 5.5 ( Teorema da Separabilidade por Hiperplano)** Se  $\emptyset \neq S \subseteq \mathbb{R}^n$ , fechado e convexo, e  $\mathbf{x}^* \notin S$ , então existe  $\mathbf{p} \in \mathbb{R}^n$  para o qual  $\mathbf{p}^t \mathbf{x}^* < \mathbf{p}^t \mathbf{x}, \forall \mathbf{x} \in S$ .

**Demonstração** Sejam  $f(\mathbf{x}) := \|\mathbf{x} - \mathbf{x}^*\|^2 = (\mathbf{x} - \mathbf{x}^*)^t(\mathbf{x} - \mathbf{x}^*)$  e  $\bar{S} := S \cap \{\mathbf{x} : f(\mathbf{x}) \leq f(\mathbf{x}^1)\}$ , sendo  $\mathbf{x}^1 \in S \neq \emptyset$  qualquer. Deste modo  $\bar{S}$  é fechado e limitado, e portanto pelo teorema de Weierstrass existe  $\bar{\mathbf{x}} \in \bar{S}$  tal que  $f(\bar{\mathbf{x}}) \leq f(\mathbf{x})$ , para todo  $\mathbf{x} \in \bar{S}$ . Além disso, da definição de  $\bar{S}$ , segue que  $\langle \mathbf{x} \in S \setminus \bar{S} \Rightarrow f(\mathbf{x}) > f(\mathbf{x}^1) \geq f(\bar{\mathbf{x}}) \rangle$ , logo

$$f(\bar{\mathbf{x}}) \leq f(\mathbf{x}), \quad \forall \mathbf{x} \in S.$$

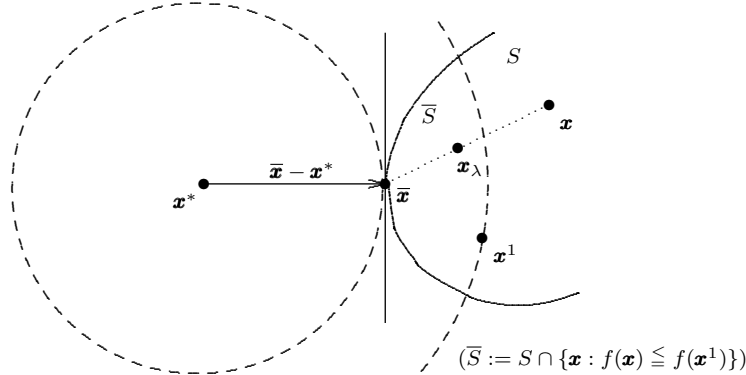


Figura 5.2: Hiperplano separador de  $\mathbf{x}^* \notin S$  com  $S$

Defina  $\mathbf{p} := \bar{\mathbf{x}} - \mathbf{x}^*$ , então  $\mathbf{p}^t \mathbf{x}^* < \mathbf{p}^t \mathbf{x}$ ,  $\forall \mathbf{x} \in S$ , pois:

$\forall (\mathbf{x}, \lambda) \in S \times ]0, 1[$ , como  $S$  é convexo, segue que  $\mathbf{x}_\lambda := \bar{\mathbf{x}} + \lambda(\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}) \in S$  e daí

$$\begin{aligned} \|\bar{\mathbf{x}} - \mathbf{x}^*\|^2 &= f(\bar{\mathbf{x}}) \leq f(\mathbf{x}_\lambda) = \|\bar{\mathbf{x}} + \lambda(\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}) - \mathbf{x}^*\|^2 = (\bar{\mathbf{x}} - \mathbf{x}^* + \lambda(\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}))^t(\bar{\mathbf{x}} - \mathbf{x}^* + \lambda(\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}})) \\ &= \|\bar{\mathbf{x}} - \mathbf{x}^*\|^2 + 2\lambda(\bar{\mathbf{x}} - \mathbf{x}^*)^t(\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}) + \lambda^2\|\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}\|^2 \\ \implies 0 &\leq 2\lambda(\bar{\mathbf{x}} - \mathbf{x}^*)^t(\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}) + \lambda^2\|\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}\|^2 = 2\lambda\mathbf{p}^t(\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}) + \lambda^2\|\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}\|^2 \\ \xrightarrow{\lambda \geq 0} &2\mathbf{p}^t(\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}) + \lambda\|\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}\|^2 \geq 0 \xrightarrow{\lambda \rightarrow 0} \mathbf{p}^t(\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}) \geq 0 \\ \implies \mathbf{p}^t \mathbf{x} &\geq \mathbf{p}^t \bar{\mathbf{x}} = \mathbf{p}^t \bar{\mathbf{x}} + \mathbf{p}^t \mathbf{x}^* - \mathbf{p}^t \mathbf{x}^* = \mathbf{p}^t \mathbf{x}^* + \mathbf{p}^t(\bar{\mathbf{x}} - \mathbf{x}^*) = \mathbf{p}^t \mathbf{x}^* + \mathbf{p}^t \mathbf{c} \stackrel{\mathbf{c} \neq \mathbf{0}}{>} \mathbf{p}^t \mathbf{x}^* \end{aligned}$$

Portanto,  $\mathbf{p}^t \mathbf{x} > \mathbf{p}^t \mathbf{x}^*$ ,  $\forall \mathbf{x} \in S$ , completando a demonstração. ■

Com estes dois resultados podemos demonstrar a parte mais difícil do lema de Farkas: (se  $S_1$  inviável, então  $S_2$  é viável).

**Teorema 5.6** *Sejam  $\langle S_1 : \mathbf{Ax} = \mathbf{b}, \mathbf{x} \geq \mathbf{0} \rangle$  não tem solução, então  $\langle S_2 : \mathbf{A}^t \mathbf{y} \leq \mathbf{0}, \mathbf{b}^t \mathbf{y} > 0 \rangle$  tem solução.*

**Demonstração** Seja  $S$  o cone definido pelas de  $\mathbf{A}$ , ou seja,  $S := \{\mathbf{z} : \mathbf{z} = \mathbf{Ax} \geq \mathbf{0}, \mathbf{x} \geq \mathbf{0}\}$ . Logo  $S$  é fechado e convexo (pois é cone).

Além disso,  $\mathbf{b} \notin S$ , deste modo podemos aplicar o teorema da separabilidade por hiperplano (5.5). Seja então  $\mathbf{p} \in \mathbb{R}^n$  tal separador,  $\mathbf{p}^t \mathbf{b} > \mathbf{p}^t \mathbf{x}, \forall \mathbf{x} \in S$ .

Como  $\mathbf{0} \in S$ , segue a tese,

$$\mathbf{p}^t \mathbf{b} > 0. \quad \blacksquare$$

**Exercício 5.10** *Seja  $P := \{\mathbf{y} \in \mathbb{R}_+^m : \mathbf{A}^t \mathbf{y} = \mathbf{0}, \mathbf{1}^t \mathbf{y} = 1\}$  e  $I = \{1, 2, \dots, m\}$ , prove que:*

$$\forall \mathbf{y} \in P \implies -\mathbf{b}^t \mathbf{y} \leq \max_{i \in I, \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n} \mathbf{a}_i \mathbf{x} - b_i.$$

**Dica:** Escreva em problema primal com restrições em  $P$  e note que, se  $Q := \{(\mathbf{x}; \alpha) \in \mathbb{R}^{n+1} : \mathbf{Ax} - \mathbf{b} \leq \alpha \mathbf{1}\}$ , então

$$\forall (\mathbf{x}; \alpha) \in Q \implies \mathbf{Ax} - \mathbf{b} \leq \alpha \mathbf{1} \implies \max_{i \in I} \mathbf{a}_i \mathbf{x} - b_i \leq \alpha.$$

## 5.6 Referências

1. D.Bertsimas e J.N.Tsitsiklis, *Introduction to Linear Optimization*, Athena Scientific, EUA, 1997.
2. O.L.Mangasarian, *Non linear programming*, McGraw-Hill, EUA, 1969.