

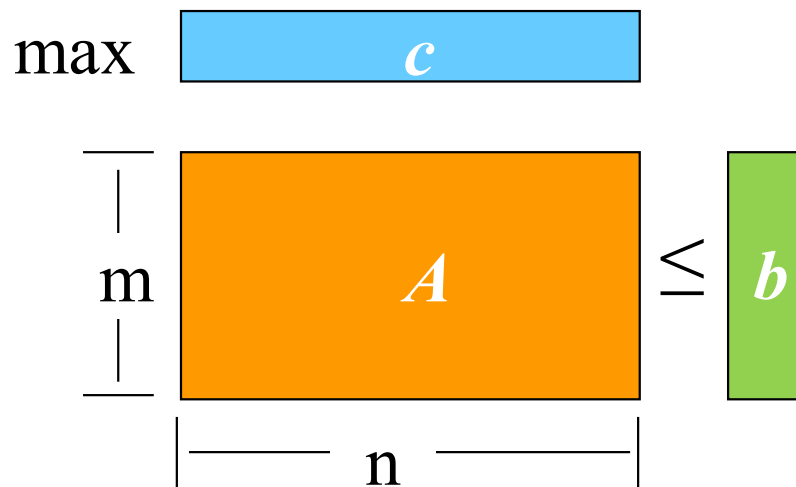
对偶的定义

原问题

$$\max z = \mathbf{c}\mathbf{x}$$

$$s.t. \quad \mathbf{A}\mathbf{x} \leq \mathbf{b}$$

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

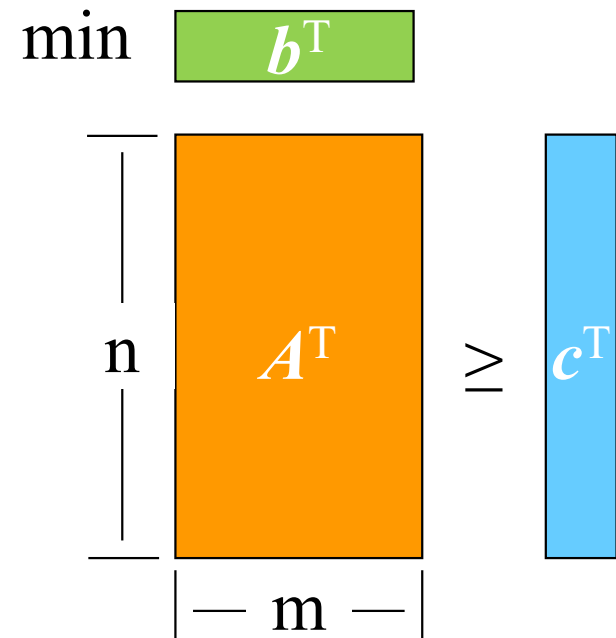


对偶问题

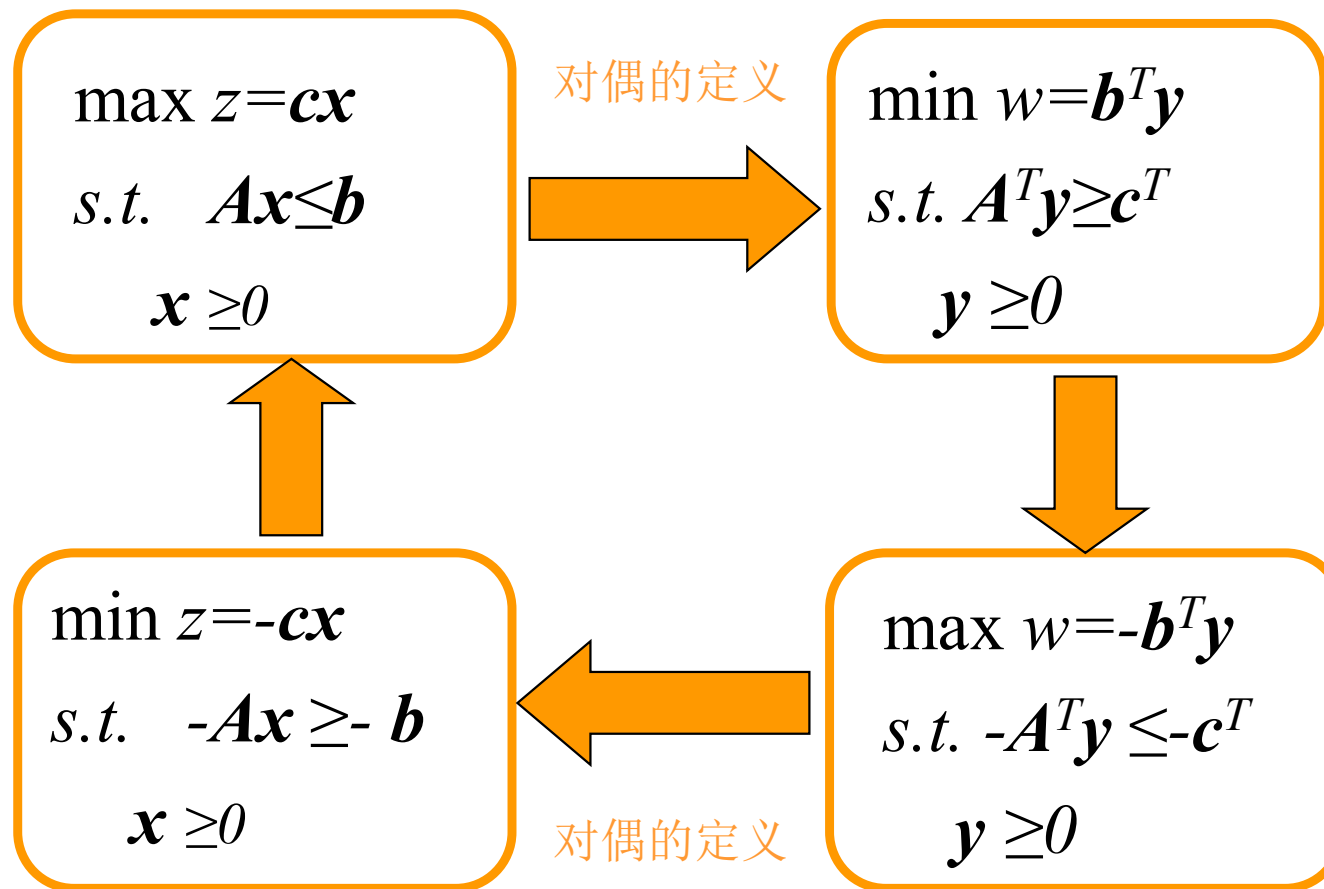
$$\min w = \mathbf{b}^T \mathbf{y}$$

$$s.t. \quad \mathbf{A}^T \mathbf{y} \geq \mathbf{c}^T$$

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



自返性



对偶问题的性质

弱对偶性：原问题、对偶问题可行解的目标函数值之间的关系

推导：设 \mathbf{x}^0 、 \mathbf{y}^0 分别是原始问题和对偶问题的可行解，有

$$z = \mathbf{c}\mathbf{x}^0 \leq \mathbf{y}^{0T}\mathbf{A}\mathbf{x}^0 \leq \mathbf{y}^{0T}\mathbf{b} = w$$

说明：目标函数值互为对方问题的上、下界

推论：一个问题是无界解时，另一个问题无可行解

最优性

设 \mathbf{x}^0 、 \mathbf{y}^0 分别是原始问题和对偶问题的可行解，
则当 $\mathbf{c}\mathbf{x}^0 = \mathbf{b}^T\mathbf{y}^0$ 时， \mathbf{x}^0 、 \mathbf{y}^0 均为最优解。

证： 设 \mathbf{x}^* 、 \mathbf{y}^* 分别是原始问题和对偶问题的最优解，
有

$$\mathbf{c}\mathbf{x}^0 \leq \mathbf{c}\mathbf{x}^* \leq \mathbf{b}^T\mathbf{y}^* \leq \mathbf{b}^T\mathbf{y}^0$$

所以 $\mathbf{c}\mathbf{x}^0 = \mathbf{c}\mathbf{x}^* = \mathbf{b}^T\mathbf{y}^* = \mathbf{b}^T\mathbf{y}^0$

强对偶性

设 \mathbf{x}^0 、 \mathbf{y}^0 分别是原始问题和对偶问题的可行解，则必存在最优解 \mathbf{x}^* 、 \mathbf{y}^* ，且有 $\mathbf{c}\mathbf{x}^* = \mathbf{b}^T\mathbf{y}^*$ 。

证：由弱对偶性知原问题的目标函数值有上界，对偶问题的目标函数值有下界，故均有最优值。

设原问题的最优解为 \mathbf{x}^* 时，有 $\mathbf{x}_B^* = \mathbf{B}^{-1}\mathbf{b}$ ，由单纯形法的矩阵分析，可知 $\mathbf{y} = (\mathbf{c}_B\mathbf{B}^{-1})^T$ 是一个可行解，满足：

$$w = \mathbf{b}^T\mathbf{y} = \mathbf{c}_B\mathbf{B}^{-1}\mathbf{b} = \mathbf{c}_B\mathbf{x}_B^* = \mathbf{c}\mathbf{x}^* = z^*$$

由最优性得 $w = z^* = w^*$

单纯形法的矩阵分析

初始单纯形表

	\mathbf{c}	$\mathbf{0}$
$\mathbf{0} \quad \mathbf{x}_s \quad \mathbf{b}$	\mathbf{A}	\mathbf{I}
σ_j	\mathbf{c}	$\mathbf{0}$

$$\sigma_j = c_j - \sum_{i=1}^m \bar{c}_i a_{ij}$$

$$\sigma_j = c_j - \mathbf{c}_B \mathbf{p}_j$$

$$\mathbf{c}_B \triangleq [\bar{c}_1, \dots, \bar{c}_m]$$

最终单纯形表

	\mathbf{c}	$\mathbf{0}$
$\mathbf{c}_B \quad \mathbf{x}_B \quad \mathbf{B}^{-1}\mathbf{b}$	$\mathbf{B}^{-1}\mathbf{A}$	\mathbf{B}^{-1}
σ_j	$\mathbf{c} - \mathbf{c}_B \mathbf{B}^{-1}\mathbf{A}$	$-\mathbf{c}_B \mathbf{B}^{-1}$

$$\sigma_j = c_j - \mathbf{c}_B \mathbf{B}^{-1} \mathbf{p}_j$$

$$\boldsymbol{\sigma} = \mathbf{c} - \mathbf{c}_B \mathbf{B}^{-1} \mathbf{A}$$

$$\boldsymbol{\sigma} = \mathbf{c} - \mathbf{y}^T \mathbf{A}$$

原问题和对偶问题解的关系

- (1) 两个问题都有可行解，则都有最优解。
- (2) 一个问题有无界解，另一个问题必无可行解。
- (3) 两个问题都无可行解

互补松弛性

可行解 \mathbf{x}^0 、 \mathbf{y}^0 分别是原始问题和对偶问题最优解的充要条件是

$$(\mathbf{A}\mathbf{x}^0 - \mathbf{b})^T \mathbf{y}^0 = 0 \text{ 和 } \mathbf{x}^{0T} (\mathbf{A}^T \mathbf{y}^0 - \mathbf{c}^T) = 0$$

或

$$\mathbf{x}_s^{0T} \mathbf{y}^0 = 0 \text{ 和 } \mathbf{x}^{0T} \mathbf{y}_s^0 = 0。$$

互补松弛性证明（充分性）

← 充分性

原问题

$$\max z = \mathbf{c}\mathbf{x}$$

$$s.t. \quad \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{x}_s = \mathbf{b}$$

$$\mathbf{x}, \mathbf{x}_s \geq 0$$

对偶问题

$$\min w = \mathbf{b}^T \mathbf{y}$$


$$s.t. \quad \mathbf{A}^T \mathbf{y} - \mathbf{y}_s = \mathbf{c}^T$$

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

$$\text{可得: } z = \mathbf{c}\mathbf{x}^0 = \mathbf{x}^{0T} (\mathbf{A}^T \mathbf{y}^0 - \mathbf{y}_s^0) = \mathbf{x}^{0T} \mathbf{A}^T \mathbf{y}^0 - \mathbf{x}^{0T} \mathbf{y}_s^0$$

$$w = \mathbf{b}^T \mathbf{y}^0 = (\mathbf{x}^{0T} \mathbf{A}^T + \mathbf{x}_s^{0T}) \mathbf{y}^0 = \mathbf{x}^{0T} \mathbf{A}^T \mathbf{y}^0 + \mathbf{x}_s^{0T} \mathbf{y}^0$$

互补松弛性证明（必要性）

 必要性

若 \mathbf{x}^0 、 \mathbf{y}^0 是最优解,有: $\mathbf{c}\mathbf{x}^0 = \mathbf{b}^T\mathbf{y}^0 = z^* = w^*$

原问题

$$\max z = \mathbf{c}\mathbf{x}$$

$$s.t. \quad \mathbf{A}\mathbf{x} \leq \mathbf{b}$$

$$\mathbf{x}, \mathbf{x}_s \geq 0$$

对偶问题

$$\min w = \mathbf{b}^T\mathbf{y}$$

$$s.t. \quad \mathbf{A}^T\mathbf{y} \geq \mathbf{c}^T$$

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

$$\text{可得: } \mathbf{x}^{0T}\mathbf{A}^T\mathbf{y}^0 \leq \mathbf{b}^T\mathbf{y}^0 = w^* = z^* = \mathbf{c}\mathbf{x}^0 \leq \mathbf{x}^{0T}\mathbf{A}^T\mathbf{y}^0$$

$$\text{即: } z^* = w^* = \mathbf{x}^{0T}\mathbf{A}^T\mathbf{y}^0$$

原始问题和对偶问题变量、松弛变量的维数

$$\max z = \mathbf{c}\mathbf{x}$$

$$s.t. \quad \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{x}_s = \mathbf{b}$$

$$\mathbf{x}, \mathbf{x}_s \geq 0$$

\mathbf{x}	\mathbf{x}_s	
\mathbf{A}	\mathbf{I}_m	$= \mathbf{b}$

$$\min w = \mathbf{b}^T \mathbf{y}$$

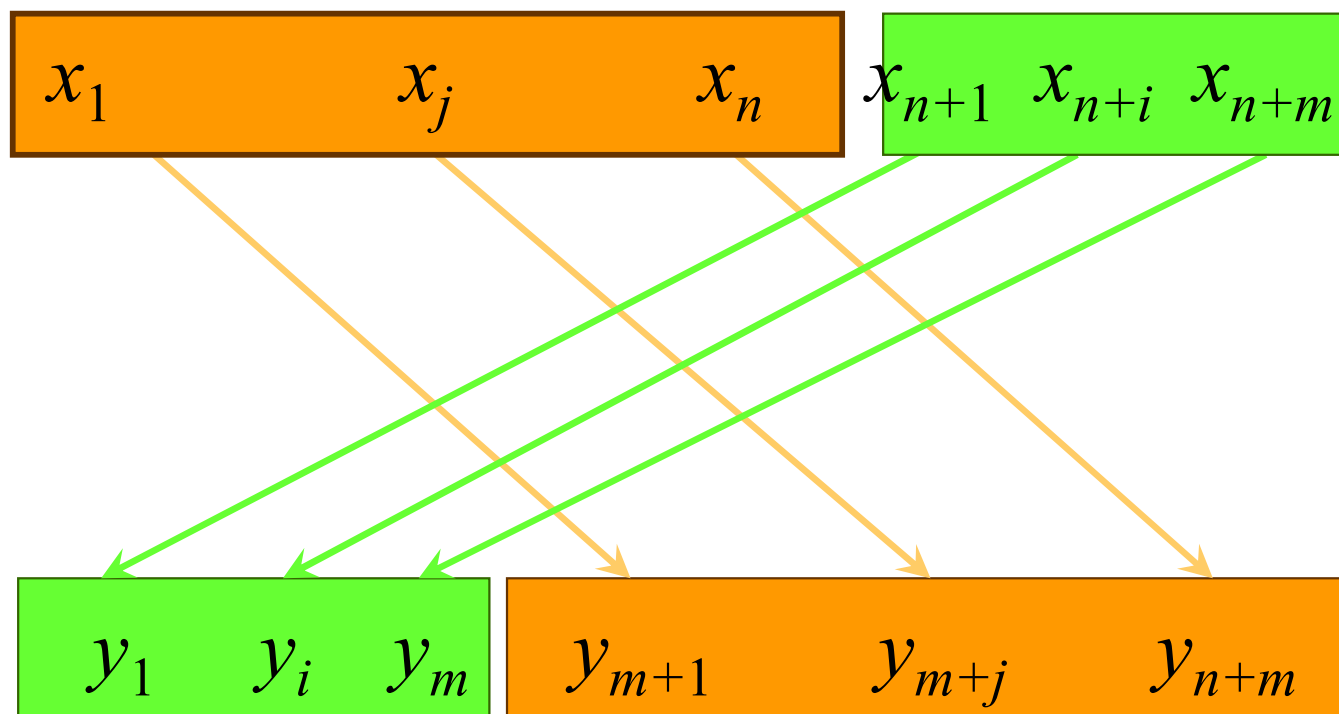
$$s.t. \quad \mathbf{A}^T \mathbf{y} - \mathbf{y}_s = \mathbf{c}^T$$

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

\mathbf{y}	\mathbf{y}_s	
\mathbf{A}^T	$-\mathbf{I}_n$	$= \mathbf{c}^T$

$$\mathbf{x}^T \mathbf{y}_s = 0$$

$$\mathbf{y}^T \mathbf{x}_s = 0$$



$$x_j y_{m+j} = 0 \quad y_i x_{n+i} = 0 \quad (i=1,2,\dots,n; j=1,2,\dots,m)$$

在一对变量中，其中一个大于0，另一个必等于0