

Week 1-2 Outline

Main content of this lecture:

1. The standard form of LP (Linear Programming)
—线性规划模型的标准型
2. Gauss elimination of equations
—方程组的高斯消去法
3. Basic solution and Basic feasible solution (bfs)
—线性规划的基解与基可行解
4. The geometry of LP-corresponding between bfs and extreme point
—LP的几何意义：基可行解与可行解域顶点对应
5. Naïve idea on solving LP
—LP的直觉解法（在所有bfs上找最优解）

LP模型 & 标准型

LP 模型的特点:

- (1) 决策变量: 一组变量, 用以表示问题的一个决策方案;
- (2) 约束条件: 一组决策变量的线性方程或不等式组, 表示决策方案所受的限制;
- (3) 目标函数: 决策变量的线性函数, 根据实际问题求最大或最小。

① LP 的一般形式 (general form):

$$\begin{aligned} \max(\text{或 min}) z &= c_1x_1 + c_2x_2 + \cdots + c_nx_n \\ s.t. \quad &\begin{cases} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \cdots + a_{1n}x_n \geq (\leq, =) b_1 \\ \dots\dots\dots \\ a_{m1}x_1 + a_{m2}x_2 + \cdots + a_{mn}x_n \geq (\leq, =) b_m \\ x_i \geq 0, i \in M \subseteq \{1, 2, \dots, n\} \\ x_j \text{无符号限制}, j \notin M \end{cases} \end{aligned}$$

为什么考虑
标准型?

② LP 的标准形式 (standard form):

$$\begin{aligned} \max z &= c_1x_1 + c_2x_2 + \cdots + c_nx_n \\ s.t. \quad &\begin{cases} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \cdots + a_{1n}x_n = b_1 \\ \dots\dots\dots \\ a_{m1}x_1 + a_{m2}x_2 + \cdots + a_{mn}x_n = b_m \\ x_j \geq 0, j = 1, 2, \dots, n \end{cases} \end{aligned}$$

LP一般形式与标准型 可互相转化 (等价)

$$\begin{aligned} \max(\text{或 min}) z &= c_1x_1 + c_2x_2 + \cdots + c_nx_n \\ \text{s.t.} \quad &\begin{cases} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \cdots + a_{1n}x_n \geq (\leq, =) b_1 \\ \dots\dots\dots \\ a_{m1}x_1 + a_{m2}x_2 + \cdots + a_{mn}x_n \geq (\leq, =) b_m \\ x_i \geq 0, i \in M \subseteq \{1, 2, \dots, n\} \\ x_j \text{无符号限制}, j \notin M \end{cases} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \max z &= c_1x_1 + c_2x_2 + \cdots + c_nx_n \\ \text{s.t.} \quad &\begin{cases} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \cdots + a_{1n}x_n = b_1 \\ \dots\dots\dots \\ a_{m1}x_1 + a_{m2}x_2 + \cdots + a_{mn}x_n = b_m \\ x_j \geq 0, j = 1, 2, \dots, n \end{cases} \end{aligned}$$

a) $\min z \longrightarrow \max(-z)$

这种变量称为松弛变量

b) $a_{i1}x_1 + \cdots + a_{in}x_n \leq b_i \xrightarrow{\text{加上变量 } y_i \geq 0} a_{i1}x_1 + \cdots + a_{in}x_n + y_i = b_i$

$a_{j1}x_1 + \cdots + a_{jn}x_n \geq b_j \xrightarrow{\text{减去变量 } y_j \geq 0} a_{j1}x_1 + \cdots + a_{jn}x_n - y_j = b_j$

这种变量称为剩余变量

c) 若 x_j (无符号约束)

另构造两个非负变量 $x'_j, x''_j \geq 0 \xrightarrow{\text{令}} x_j = x'_j - x''_j$ 代入原 LP。

LP矩阵/向量表示 (以标准型为例)

① 矩阵表示:

$$\begin{aligned} \max z &= c'x \\ \text{s.t. } &\begin{cases} Ax = b \\ x \geq 0 \end{cases} \end{aligned}$$

其中 $c' = (c_1, c_2, \dots, c_n)$, $x = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix}$, $A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{pmatrix}$, $b = \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_m \end{pmatrix}$.

c 也常直接写成行向量

(价值向量) (决策变量) (系数矩阵) (资源向量)

② 列向量表示形式: 令 P_1, P_2, \dots, P_n 分别为系数矩阵 A 的列向量,

$$\begin{aligned} \max z &= c_1x_1 + \cdots + c_nx_n \\ \text{s.t. } &\begin{cases} P_1x_1 + P_2x_2 + \cdots + P_nx_n = b \\ x_j \geq 0 \quad j = 1, 2, \dots, n \end{cases} \end{aligned} \quad \longleftrightarrow \quad \begin{aligned} \max z &= \sum_{j=1}^n c_jx_j \\ \text{s.t. } &\begin{cases} \sum_{j=1}^n P_jx_j = b \\ x_j \geq 0 \quad j = 1, 2, \dots, n \end{cases} \end{aligned}$$

P_1, P_2, \dots, P_n 分别称为变量 x_1, x_2, \dots, x_n 的系数列。

Gauss 消去法—预备知识

Gauss-Jordan elimination example



Equations	Augmented matrix			
$x_1 + 3x_2 + x_3 = 9$	1	3	1	9
$x_1 + x_2 - x_3 = 1$	1	1	-1	1
$3x_1 + 11x_2 + 5x_3 = 35$	3	11	5	35
$x_1 + 3x_2 + x_3 = 9$	1	3	1	9
$-2x_2 - 2x_3 = -8$	0	-2	-2	-8
$2x_2 + 2x_3 = 8$	0	2	2	8
$x_1 - 2x_3 = -3$	1	0	-2	-3
$x_2 + x_3 = 4$	0	1	1	4
$0 = 0$	0	0	0	0

We performed 2 pivots

1. pivot(1,1) (a pivot on the (1,1) element of the augmented matrix)
2. pivot(2,2)

通过Gauss 消去法—写出方程组的解

Gauss-Jordan elimination example



In this form

Equations	Augmented array
$x_1 - 2x_3 = -3$	1 0 -2 -3
$x_2 + x_3 = 4$	0 1 1 4
$0 = 0$	0 0 0 0

we can read off the solution. There is a degree of freedom, because the last equation is always true. This gives us a *free* variable: here we take it to be $x_3 = t$, and the solution will be

$$\mathbf{x} = (-3, 4, 0) + t(2, -1, 1)$$

We could choose to set $x_3 = 0$, and get a solution $(-3, 4, 0)$.

这里是1，是对的！因为最后这个分量代表 x_3 的取值。

Basic Solution & Basic Feasible Solution (bfs)

基解/基可行解

Basic feasible solution

这个定义的角度
有点儿问题！

Recall the following:

Definition (Basic solution)

A *basic solution* to $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$ is a solution with at least $n - m$ zero variables.

We can add to this:

Definition (Basic feasible solution)

If a basic solution satisfies $\mathbf{x} \geq \mathbf{0}$, then it is called a *basic feasible solution*.

That is, the solution is feasible if it also satisfies the non-negativity requirements (for the original variables, and the slack variables).



基可行解 引例

$$\begin{aligned} \max \quad & z = 2x_1 + 3x_2 \\ \text{s.t.} \quad & \begin{cases} x_1 + 2x_2 \leq 8 \\ 4x_1 \leq 16 \\ 4x_2 \leq 12 \\ x_1, x_2 \geq 0 \end{cases} \end{aligned}$$

LP 可行解域及最优解的几何特征:

- (1) 可行解域 F 是多面体且一定是凸集;
- (2) 若最优解存在, 必可在多面体的**顶点**取到。

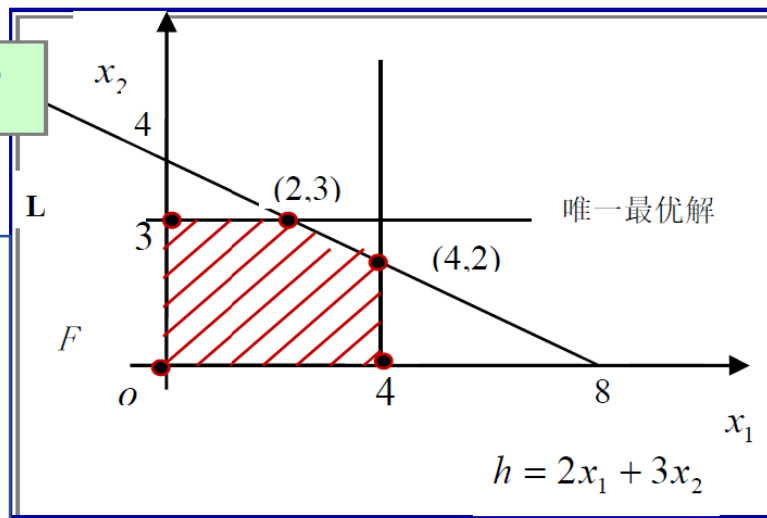
什么样的解是
顶点?

顶点对应的解是什么?

1) 其标准形式(*):

$$\begin{aligned} \max \quad & Z = 2x_1 + 3x_2 \\ \text{s.t.} \quad & \begin{cases} x_1 + 2x_2 + x_3 = 8 \\ 4x_1 + x_4 = 16 \\ 4x_2 + x_5 = 12 \\ x_1, x_2, x_3, x_4, x_5 \geq 0 \end{cases} \end{aligned}$$

→ 令 $x_1 = x_2 = 0$
得 $x_3 = 8, x_4 = 16, x_5 = 12$ → 点 O



2)

→ 令 $x_2 = x_4 = 0$
得 $x_1 = 4, x_3 = 4, x_5 = 12$ → 点(4,0)

将(*) 约束恒等变换得形式(**):

$$\text{s.t.} \begin{cases} +2x_2 + x_3 - \frac{1}{4}x_4 = 4 \\ x_1 + \frac{1}{4}x_4 = 4 \\ 4x_2 + x_5 = 12 \end{cases}$$

3)

→ 令 $x_4 = x_5 = 0$
得 $x_1 = 4, x_2 = 3, x_3 = -2$ → 点(4,3)

将(*) 约束恒等变换得形式(***):

$$\text{s.t.} \begin{cases} x_3 - \frac{1}{4}x_4 - \frac{1}{2}x_5 = -2 \\ x_1 + \frac{1}{4}x_4 = 4 \\ x_2 + \frac{1}{4}x_5 = 3 \end{cases}$$

基可行解定义

给定标准形式(LP): $\max c'x$
 $s.t. \begin{cases} Ax = b, & A \text{ 为 } m \times n \text{ 矩阵且假定: } \text{rank}(A) = m. \\ x \geq 0 \end{cases}$

在矩阵 A 中取 m 个线性无关列 $P_{j_1}, P_{j_2}, \dots, P_{j_m}$, 记它们构成的矩阵为:

$$B = (P_{j_1}, P_{j_2}, \dots, P_{j_m}),$$

$\begin{cases} P_{j_1}, P_{j_2}, \dots, P_{j_m} \text{ 为(LP)的一个基(basis);} \\ B \text{ 为相应的基阵; 构成 } B \text{ 的列为相应的基列或基向量;} \\ A \text{ 的其他列称为相应的非基列或非基向量 (并将所有非基列构成的矩阵记为 } N). \end{cases}$

$Ax = b \xleftrightarrow{\text{化为}} (B, N) \begin{pmatrix} x_B \\ x_N \end{pmatrix} = b \xleftrightarrow{\text{矩阵分块乘法化为}} Bx_B + Nx_N = b$

□ 令非基变量 $x_N = 0$, 得到基变量唯一取值 $x_B = B^{-1}b$.

(1) $\begin{pmatrix} x_B \\ x_N \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} B^{-1}b \\ 0 \end{pmatrix}$ ——关于基 B 的基解(Basic Solution);

(2) 若 $B^{-1}b \geq 0$ ——关于基 B 的基可行解 (Basic Feasible Solution)

bfs 的个数有限, 不超过 C_n^m
bfs 的 0 分量个数不少于 $(n-m)$.

LP几何意义+ 算法基本思想

1. bfs与可行解域extreme point (顶点)对应
2. LP最优解一定在顶点达到

结论 1. x^* 是 F 的一个顶点当且仅当 x^* 是(LP)的一个 bfs。

结论 2. 线性规划(LP)最优解必能在某个 bfs 上取到 (若存在)。

几何上, 若(LP)存在最优解, 则必在可行解域的顶点上达到。

LP 单纯形法的基本思路:

从某个 bfs (可行解域顶点) 出发

这种算法称为: 迭代法

寻找一个相邻的“更好 (目标函数值更优)”的 bfs
(两个相邻的 bfs 对应的顶点由“可行解域的一条棱”相连)

若不存在这样的相邻 bfs, 则当前的 bfs 就是最优解! **End!**
否则, 给出这个更好的 bfs

End