

最优化方法

哈尔滨工业大学
数学学院

杨 畅

第一章

运筹学思想
与

运筹学建模

第一章 运筹学思想与运筹学建模

运筹学—简称 **OR**

(美) Operation's Research

(英) Operational Research

“运筹于帷幄之中，决胜于千里之外”

三个来源：军事、管理、经济

三个组成部分：

运用分析理论、竞争理论、随机服务理论

1.1 运筹学与建模

一、什么是运筹学

- 为决策机构在对其控制下的业务活动进行决策时，提供一门量化为基础的科学方法。
- 或是一门应用科学，它广泛应用现有的科学技术和数学方法，解决实际中提出的专门问题，为决策者选择最优决策提供定量依据。
- 运筹学是一种给出问题坏的答案的艺术，否则的话，问题的结果会更坏。

目标：找到“优”的方法、途径（只是一种理想的追求）
实际上由于问题的复杂性与各种不确定性，
应该研究如何避开更坏的结果。

二、运筹学解决问题的步骤(7步)

- (1) **提出问题**: 目标、约束、决策变量、参数
- (2) **建立模型**: 变量、参数、目标之间的关系表示
- (3) **模型求解**: 数学方法及其他方法
- (4) **解的检验**: 制定检验准则、讨论与现实的一致性
- (5) **灵敏性分析**: 参数扰动对解的影响情况
- (6) **解的实施**: 回到实践中
- (7) **后评估**: 考察问题是否得到完满解决

三、运筹学建模

例：

	甲产品	乙产品	设备能力 (h)
设备A	3	2	65
设备B	2	1	40
设备C	0	3	75
利润 (元/件)	1500	2500	

问题一： 如何安排生产，获得最大利润？

例：

	甲产品	乙产品	设备能力 (h)
设备A	3	2	65
设备B	2	1	40
设备C	0	3	75
利润 (元/件)	1500	2500	

问题二：工厂不安排生产，而是把设备租出去，并收取租赁费用。应该如何确定租金价格？

优化模型的一般形式（数学规划）

$$\left\{ \begin{array}{ll} \text{Opt.} & f(x_i, y_j, \xi_k) \\ \text{s.t.} & g_h(x_i, y_j, \xi_k) \leq (=, \geq) 0 \\ & h = 1, 2, \dots, m \end{array} \right.$$

其中： x_i 为决策变量（可控制）

y_j 为已知参数

ξ_k 为随机因素

f, g_h 为（一般或广义）函数

记 $S = \{x_i \mid g_h(x; y_j; \xi_k) \leq (=, \geq) 0\}$

 $\left\{ \begin{array}{ll} \text{Opt.} & f(x) \\ \text{s.t.} & x \in S \end{array} \right.$

数学规划的分类

- (1) 线性规划: f, g 为线性函数
- (2) 非线性规划: f, g 中含有非线性函数
- (3) 多目标规划: f 为向量函数
- (4) 整数规划: 决策变量为整数
- (5) 动态规划: 多阶段决策过程
- (6) 随机规划: 含有随机因子

1.2 基本概念及符号

1、向量和子空间投影定理

(1) n 维欧氏空间: R^n

点 (向量) : $\mathbf{x} \in R^n$, $\mathbf{x} = (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n)^T$

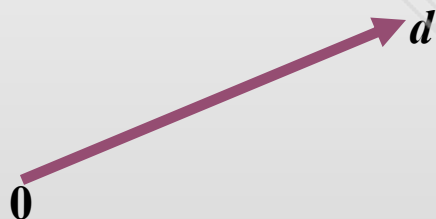
分量 $\mathbf{x}_i \in R$ (实数集)

方向 (自由向量) : $\mathbf{d} \in R^n$, $\mathbf{d} \neq \mathbf{0}$

$\mathbf{d} = (\mathbf{d}_1, \mathbf{d}_2, \dots, \mathbf{d}_n)^T$ 表示从0指向 \mathbf{d} 的方向

实用中, 常用 $\mathbf{x} + \lambda \mathbf{d}$ 表示从 \mathbf{x} 点出发沿 \mathbf{d} 方向移动 $\lambda \mathbf{d}$ 长度得到的

点



(2) 向量运算: $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in R^n$

\mathbf{x}, \mathbf{y} 的内积: $\mathbf{x}^T \mathbf{y} = \sum_{i=1}^n x_i y_i = x_1 y_1 + x_2 y_2 + \dots + x_n y_n$

\mathbf{x}, \mathbf{y} 的距离: $\|\mathbf{x} - \mathbf{y}\| = [(\mathbf{x} - \mathbf{y})^T (\mathbf{x} - \mathbf{y})]^{(1/2)}$

\mathbf{x} 的长度: $\|\mathbf{x}\| = [\mathbf{x}^T \mathbf{x}]^{(1/2)}$

三角不等式: $\|\mathbf{x} + \mathbf{y}\| \leq \|\mathbf{x}\| + \|\mathbf{y}\|$

点列的收敛: 设点列 $\{\mathbf{x}^{(k)}\} \subset R^n$, $\mathbf{x} \in R^n$

点列 $\{\mathbf{x}^{(k)}\}$ 收敛到 \mathbf{x} , 记

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \mathbf{x}^{(k)} = \mathbf{x} \Leftrightarrow \lim_{k \rightarrow \infty} \|\mathbf{x}^{(k)} - \mathbf{x}\| = 0 \Leftrightarrow \lim_{k \rightarrow \infty} x_i^{(k)} = x_i, \forall i$$

(3) **子空间**: 设 $d^{(1)}, d^{(2)}, \dots, d^{(m)} \in R^n$, $d^{(k)} \neq 0$

$$\text{记 } L(d^{(1)}, d^{(2)}, \dots, d^{(m)}) = \left\{ x = \sum_{j=1}^m \alpha_j d^{(j)} \mid \alpha_j \in R \right\}$$

为由向量 $d^{(1)}, d^{(2)}, \dots, d^{(m)}$ 生成的子空间, 简记为 L 。

正交子空间: 设 L 为 R^n 的子空间, 其正交子空间为

$$L^\perp = \{ x \in R^n \mid x^\top y = 0, \forall y \in L \}$$

子空间投影定理: 设 L 为 R^n 的子空间。那么 $\forall z \in R^n$, \exists 唯一 $x \in L, y \in L^\perp$, 使 $z = x + y$, 且 x 为问题

$$\min \|z - u\|$$

s.t. $u \in L$ 的唯一解, 最优值为 $\|y\|$ 。

特别, $L = R^n$ 时, 正交子空间 $L^\perp = \{0\}$ (零空间)

规定: $x, y \in R^n, x \leq y \Leftrightarrow x_i \leq y_i, \forall i$

可类似规定 $x \geq y, x = y, x < y, x > y$.

定理:

设 $x \in R^n, \alpha \in R, L$ 为 R^n 的线性子空间,

(1) 若 $x^T y \leq \alpha, \forall y \in R^n$ 且 $y \geq 0$,
则 $x \leq 0, \alpha \geq 0$.

(2) 若 $x^T y \leq \alpha, \forall y \in L \subseteq R^n$,
则 $x \in L^\perp, \alpha \geq 0$. (特别, $L = R^n$ 时, $x = 0$)

定理的其他形式:

“若 $x^T y \leq \alpha, \forall y \in R^n$ 且 $y \leq 0$, 则 $x \geq 0, \alpha \geq 0$.”

“若 $x^T y \geq \alpha, \forall y \in R^n$ 且 $y \geq 0$, 则 $x \geq 0, \alpha \leq 0$.”

“若 $x^T y \geq \alpha, \forall y \in R^n$ 且 $y \leq 0$, 则 $x \leq 0, \alpha \leq 0$.”

“若 $x^T y \geq \alpha, \forall y \in L \subseteq R^n$, 则 $x \in L^\perp, \alpha \leq 0$.”

2、多元函数及其导数

(1) **n 元函数**: $f(\mathbf{x}): \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$

线性函数: $f(\mathbf{x}) = \mathbf{c}^\top \mathbf{x} + b = \sum c_i x_i + b$

二次函数: $f(\mathbf{x}) = (1/2) \mathbf{x}^\top \mathbf{Q} \mathbf{x} + \mathbf{c}^\top \mathbf{x} + b$
 $= (1/2) \sum_i \sum_j a_{ij} x_i x_j + \sum c_i x_i + b$

向量值线性函数: $F(\mathbf{x}) = \mathbf{A} \mathbf{x} + \mathbf{d} \in \mathbb{R}^m$

其中 \mathbf{A} 为 $m \times n$ 矩阵, \mathbf{d} 为 m 维向量

$$F(\mathbf{x}) = (f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), \dots, f_m(\mathbf{x}))^\top$$

记 \mathbf{a}_i^\top 为 \mathbf{A} 的第 i 行向量, $f_i(\mathbf{x}) = \mathbf{a}_i^\top \mathbf{x} + d_i$

(2) 梯度（一阶偏导数向量）：

$$\nabla f(\mathbf{x}) = (\partial f / \partial x_1, \partial f / \partial x_2, \dots, \partial f / \partial x_n)^T \in R^n.$$

线性函数： $f(\mathbf{x}) = \mathbf{c}^T \mathbf{x} + b$

$$\nabla f(\mathbf{x}) = \mathbf{c}$$

二次函数： $f(\mathbf{x}) = (1/2) \mathbf{x}^T \mathbf{Q} \mathbf{x} + \mathbf{c}^T \mathbf{x} + b$

$$\nabla f(\mathbf{x}) = \mathbf{Q} \mathbf{x} + \mathbf{c}$$

向量值线性函数： $F(\mathbf{x}) = \mathbf{A} \mathbf{x} + \mathbf{d} \in R^m$

$$\partial F / \partial \mathbf{x} = \mathbf{A}^T$$

(3) Hesse 阵（二阶偏导数矩阵）：

$$\nabla^2 f(\mathbf{x}) = \begin{pmatrix} \partial^2 f / \partial x_1^2 & \partial^2 f / \partial x_2 \partial x_1 & \dots & \partial^2 f / \partial x_n \partial x_1 \\ \partial^2 f / \partial x_1 \partial x_2 & \partial^2 f / \partial x_2^2 & \dots & \partial^2 f / \partial x_n \partial x_2 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \partial^2 f / \partial x_1 \partial x_n & \partial^2 f / \partial x_2 \partial x_n & \dots & \partial^2 f / \partial x_n^2 \end{pmatrix}$$

线性函数： $f(\mathbf{x}) = \mathbf{c}^\top \mathbf{x} + b$ ， $\nabla^2 f(\mathbf{x}) = 0$

二次函数： $f(\mathbf{x}) = (1/2) \mathbf{x}^\top \mathbf{Q} \mathbf{x} + \mathbf{c}^\top \mathbf{x} + b$ ， $\nabla^2 f(\mathbf{x}) = \mathbf{Q}$ （对称）

(4) n 元函数的Taylor展开式及中值公式:

设 $f(x): R^n \rightarrow R$, 二阶可导。在 x^* 的邻域内

一阶Taylor展开式:

$$f(x) = f(x^*) + \nabla f^T(x^*)(x-x^*) + o\|x-x^*\|$$

二阶Taylor展开式:

$$f(x) = f(x^*) + \nabla f^T(x^*)(x-x^*) + (1/2)(x-x^*)^T \nabla^2 f(x^*)(x-x^*) + o\|x-x^*\|^2$$

一阶中值公式: 对 $x, \exists \lambda \in (0,1)$, 使

$$f(x) = f(x^*) + [\nabla f(x^* + \lambda(x-x^*))]^T(x-x^*)$$

Lagrange余项: 对 $x, \exists \mu \in (0,1)$, 记 $x_\mu = x^* + \mu(x-x^*)$

$$f(x) = f(x^*) + \nabla f^T(x^*)(x-x^*) + (1/2)(x-x^*)^T \nabla^2 f(x_\mu)(x-x^*)$$

其它基础知识

- **线性代数的有关概念**：向量与矩阵的运算、向量的线性相关和线性无关，矩阵的秩，正定、半正定矩阵，线性空间等；
- **集合的有关概念**：开集、闭集，集合运算，内点、边界点等。

练习题

■ 求下列函数的梯度和海塞矩阵：

$$(1) f_1(\mathbf{x}) = x_1^2 - x_1 + x_2^2 + x_1 x_2 + 9$$

$$(2) f_2(\mathbf{x}) = 2x_1^2 + x_2^2 + 5x_3^2 + 3x_1 x_2 - 6x_1 x_3 + 4x_1 x_2 x_3 + 17$$

$$(3) f_3(\mathbf{x}) = 10 - (x_2 - x_1^2)^2$$

■ 求以上函数的一阶和二阶Taylor展开式

■ 设 $\mathbf{x} = (x_1, x_2, x_3)^T$, $\mathbf{d} = (d_1, d_2, d_3)^T$, 求函数 $f_2(\mathbf{x})$ 在 \mathbf{x} 点沿方向 \mathbf{d} 的方向导数 $f'_2(\mathbf{x}; \mathbf{d})$

■ 设 $F(\mathbf{x}) = (f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), f_3(\mathbf{x}))^T$, 求 $F(\mathbf{x})$ 的偏导数矩阵