

Chap2. 线性规划

标准型:
$$\begin{cases} \max f(x) = \sum c_j x_j = CX & (\text{只有 } C \text{ 是行向量}) \\ \text{st. } \begin{cases} AX = b \\ X \geq 0 \end{cases} \end{cases}$$

转换:
$$\begin{cases} x_j \text{ 无约束} \rightarrow x_j = x_j' - x_j'' \\ AX \leq b \rightarrow AX + x_{si} = b \end{cases}$$

#凸集: $X_1, X_2 \in C \rightarrow aX_1 + (1-a)X_2 \in C \quad (0 < a < 1)$

#定理: 线性规划可行域是凸集, 最优解是基可行解的线性组合。

#定义: 对 n 个变量、 m 个约束的问题, 基解是 $n-m$ 个 (非基) 变量为 0 的解, 基 $B_{m \times m}$ 对应系数矩阵 A 的满秩子矩阵。即 $X = [B^{-1}b \ 0]^T$

单纯形法: 定义: 基变量 $x_i \in I_B$ (带顶线), 非基变量集合 I_N

目标函数系数 $c_j \rightarrow$			$c_1 \dots c_n$
C_B	X_B	b	$x_1 \dots x_n$
基变量目标函数系数	基变量	约束右边项	系数矩阵 A
$\sigma_j \rightarrow$			检验系数

单纯形表:

$c_j \rightarrow$			C	0	
C_B	X_B	b	X'	X_S	
0	X_S	b	A	I	初始
$\sigma_j \rightarrow$			C	0	
C_B	X_B	$B^{-1}b$	$B^{-1}A$	B^{-1}	最终
$\sigma_j \rightarrow$			$C - C_B B^{-1}A$	$-C_B B^{-1}$	

1. 令 (初始) 基变量为单位阵 ($B = I$)
2. 检验数: $\sigma_j = c_j - \sum_{i=1}^m \bar{c}_i a_{ij} = c_j - C_B B^{-1}A$
 $= c_j - C_B B^{-1}P_j$ (P_j 是第 j 列)
3. 若 $\forall \sigma_j \leq 0$ 则为最优解, 否则转 4. 换基迭代
4. 入基 j 选 $\max \sigma_j$, 出基 i 选 $\min_i \{ \frac{b_i}{a_{ij}} | a_{ij} > 0 \}$, 转 1.

大 M 法: 若初始无法构基为单位阵 ($B = I$), 则更改约束, 强行引入变量 $x_k (k > n)$, 在目标函数中添加 $-Mx_k$, 保证 x_k 取值一定为 0 ($M \gg a_{ij}$)

两阶段法: 变量与约束修改同上, 更改目标函数为 $\max z = -\sum_{k=n+1}^{n+s} x_k$, 保证 x_k 为 0, 解完后换回原目标函数

#几种特殊情况 (没列举完): $b_j > 0, P_j \leq 0$ 无可行解

1. 无界解: $\exists \sigma_j > 0$, but $P_j \leq 0$ $b_j > 0$ 有 $a_{ij} > 0$ 迭代
2. 无穷多解: $\forall \sigma_j \leq 0, \exists \sigma_j = 0$ $b_j \leq 0$ 有人工变量不为零 无可行解
 $b_j \leq 0$ 有非基变量 $b_j > 0$ 无穷个
 $b_j = 0$ 没有非基变量 $b_j > 0$ 唯一

Chap3. 对偶理论

#定义: 对偶问题基本型 (注: $Y_{1 \times m}$ 为行向量)

$$\begin{cases} \max z = CX \\ \text{st. } \begin{cases} AX \leq b \\ X \geq 0 \end{cases} \end{cases} \Leftrightarrow \begin{cases} \max w = Yb = b^T Y \\ \text{st. } \begin{cases} YA \geq C \quad (A^T Y \geq C^T) \\ Y \geq 0 \end{cases} \end{cases}$$

#弱对偶性: 对任一可行解, $C\bar{X} \leq b^T \bar{Y}$

#强对偶/最优性: 最优解 $CX^* = Y^*b$ (由 $X^* = B^{-1}b$ 得 $Y^* = C_B B^{-1}$)

#最优对偶解: 已知 B^* , 则 $Y^* = C_B B^{*-1}$ (证明: $X^* = B^{-1}b$)

#互补松弛性: X^*, Y^* 为最优解的充要条件是 $X_s^T Y = 0$ 且 $X^T Y_s = 0$,

其中 X_s, Y_s 为松弛变量, 即 $AX + X_s = b, YA - Y_s = C$

即: 当某资源存在剩余时, 对应偶解为 0, 反之亦然。

#影子价格: 即资源的边际利润 $Y^* = \frac{\partial z}{\partial b}$, 由互补松弛性, 某资源存在剩余时 (非紧约束), 影子价格为 0; 反之可取任意值。

对偶单纯形法:

1. 找对偶问题基可行解, 即检验数 $\sigma = C - C_B B^{-1}A \leq 0$, 但变量 $X = B^{-1}b$ 部分分量可为负 (最终要把 $X = B^{-1}b$ 全部变正)

2. 出基变量 r : $r = \min_i \{ b_i | b_i < 0 \}$

3. 入基变量 s : $s = \min_j \{ \frac{\sigma_j}{a_{rj}} | a_{rj} < 0 \}$

4. 不断迭代直到 $B^{-1}b \geq 0$

对偶单纯形法常用于灵敏度分析、整数规划二次求解。

灵敏性分析:

(1) 约束项 b 变化: $b^{(1)} = X_B^{(1)} = X_B^{(0)} + B^{-1} \cdot \Delta b$

更改单纯形表的 b 后用对偶单纯性法求解

(2) 目标函数系数 C 变化: 直接在单纯形表中更正系数 C 和检验数, 若检验数大于 0 则说明最优解改变。

(3) 工艺系数矩阵 A 变化: 若变量 x_j 对应的系数由 $P_j^{(0)}$ 变为 $P_j^{(1)}$, 则更改单纯形表: 添加新的一列, 变量 x_j 对应的列向量为 $B^{-1}P_j^{(1)}$, 令 x_j 出基, x_j 入基, 重新求解单纯性表。

(4) 添加新变量: 单纯形表添列, 计算新变量检验数 σ_j

(5) 添加新约束: 看原解满不满足, 不满足则添新变量入基

Chap4. 运输问题

一种特殊的、稀疏的线性规划问题, 变量 x_{ij} 表示产地 i 运往销地 j 的物量, c_{ij} 表示运费。 $\min z = \sum_i \sum_j c_{ij} x_{ij}$

产地 \ 销地	B1	B2	B3	产量
A1	c_{11}	c_{12}	c_{13}	a_1
A2	c_{21}	c_{22}	c_{23}	a_2
销量	b_1	b_2	b_3	

1. 初始基可行解: 共 $m+n-1$ 个变量不为 0 (数字格), 其余格子对应的变量均取 0 (非数字格)。产销不平衡: 虚拟产/销地!
2. 对非数字格求检验数, 小于 0 的入基迭代 (默认目标函数是成本, 如果 c_{ij} 是利润那么要反一下)

闭回路法: 从每一非数字格出发可以找到唯一由数字格连成的闭回路, 检验数就是边际效应, 即 $\sigma_{kl} = \sum c_{ij} \cdot (-1)^{e_{ij}}$, 其中 e_{ij} 是从非数字格 kl 到闭回路顶点格 ij 走的“步数”, 需要算自己 ($e_{kl} = 0$) 入基 $b_{ij} = \min \{ b_{ij} | b_{ij} < 0 \}$

位势法: 出基 沿闭回路调整 最先为 0 的变量

对数字格: $c_{ij} = u_i + v_j$, 解方程组 (令任一 $u_i / v_i = 0$)

对非数字格: $\sigma_{ij} = c_{ij} - (u_i + v_j)$

Chap5. 目标规划

目标函数 $z = \min \sum P_j (\sum d_i^{\pm})$, 引入不同时为 0 的偏差变量 d_i^-, d_i^+ 代替松弛变量, 即 $\sum c_{ij} x_j + d_i^- - d_i^+ = b_i$

1. 希望尽可能大 (不少于): $\min P(d_i^-)$

2. 希望尽可能小 (不超过): $\min P(d_i^+)$

3. 希望相等 (充分利用): $\min P(d_i^- + d_i^+)$

单纯形法: 检验数是 P_j 的函数, 按优先级分多行计算。 $\sigma < 0$

不满足, 选 $\min \sigma_j$ 入基, $\min_i \{ \frac{b_i}{a_{ij}} | a_{ij} > 0 \}$ 出基

原因: 利润最大化的生产计划问题

对偶: 资源定价底线问题 $(AX - b)^T Y = 0$ 和 $X^T (A^T Y - C^T) = 0$

① 无解和纯问题
Chap6. 整数规划 如前 \$x^* = \{4.9, 1.8\} \Rightarrow\$ 加条件 (2) \$x_2 \le 4\$ (3) \$x_2 \le 1\$
 分支定界法: ② 此时 \$x_2\$ 整数 不再分枝. \$x_2 = 2, 1, 0\$ 中 \$x_2 \le 1\$ (6)
 求解对应的线性规划, 选最优解的某个变量往两侧分枝
 割平面法: 取法并不唯一 (取最大分数所有行)

1. 保证松弛变量也为整数 (\$\frac{x_1}{3} \le \frac{5}{2} \rightarrow 2x_1 + x_2 = 15\$)
2. 把最终约束化成: 整数 (数字和变量) = 非负真分数
3. 考虑新约束, 如: \$x_1 - x_3 + 1 = \frac{3}{4} - (\frac{3}{4}x_3 + \frac{1}{4}x_4)\$

则: \$\frac{3}{4} - (\frac{3}{4}x_3 + \frac{1}{4}x_4) \le 0 \rightarrow -3x_3 - x_4 + x_5 = -3\$
 (为了对偶单纯性, 最好新变量系数为 1, b 为负)

0-1 规划与指派问题:

n 人共 n 项任务, 变量 \$x_{ij}\$ 为第 i 人执行第 j 项任务

	任务 (n)
成员 (n)	所需时间 (n×n 矩阵)

#定理: 矩阵的一行 (列) 减去该行 (列) 中最小元素 (得到 0 元素), 新矩阵求得的最优解与原矩阵相同。

#独立 0 元素: 位于不同行不同列的 0 元素

#定理: n 个独立 0 元素所在单元格 \$x_{ij}\$ 即为最优解

若 0 元素较少找不到 n 个, 则先找 m < n 个 “独 0”, 然后:

1. 标记无 ‘独 0’ 行 → 标记无 ‘独 0’ 行中 ‘非独 0’ 所在列 → 标记该列中 ‘独 0’ 所在行 → 重复……
2. 对非标记行和标记列划线
3. 找标记行的最小元素 a, 标记行减 a, 标记列加 a
4. 这样能保证矩阵仍然不出现负值, 继续找 ‘独 0’

Chap7. 非线性规划

标准型:
$$\begin{cases} \min f(X) \\ \text{s.t. } \begin{cases} g_j(X) \geq 0 \\ h_i(X) = 0 \end{cases} \end{cases}$$
 (用 \$\begin{cases} h_i(X) \geq 0 \\ -h_i(X) \geq 0 \end{cases}\$ 可化为上式)

一阶极值必要条件: \$\nabla f(X) = (\partial f / \partial x_1, \dots, \partial f / \partial x_n)^T = 0\$

充分条件: **Hesse(X) = \$\nabla^2 f(X) = [\partial^2 f / \partial x_i \partial x_j]_{n \times n}\$** 正定
 即 \$\nabla^2 f(X^*) > 0\$, 当半正定 (\$\ge 0\$) 时退化为必要条件

F-J 与 K-T 条件 (后者就是把 \$\mu_0\$ 除掉, 最优解一般都满足)

可行方向:
$$\begin{cases} \mu_0 \nabla f(X) - \sum \mu_j \nabla g_j(X) = 0 \\ \nabla g_j(X)^T \cdot P > 0 \\ \nabla f(X)^T \cdot P < 0 \end{cases} \begin{cases} \mu_j g_j(X) = 0 \text{ (互补松弛性)} \\ \mu_j \geq 0 \text{ 且 } \sum \mu_j \neq 0 \text{ (强非负)} \end{cases}$$

解析解法: \$X^{(k+1)} = X^{(k)} + \lambda_k P^k\$ (步长 × 方向)

最优步长: \$\nabla f(X^{(k)} + \lambda_k P^k) = 0\$ (即: 取到 min 值)

1. **最速下降:** \$P^{(k)} = -\nabla f(X^{(k)})\$, \$\lambda_k^* = \frac{\nabla f(X^{(k)})^T \nabla f(X^{(k)})}{\nabla f(X^{(k)})^T H(X^{(k)}) \nabla f(X^{(k)})}\$
2. **牛顿法:** \$X^{(k+1)} = X^{(k)} - H(X^{(k)})^{-1} \nabla f(X^{(k)})\$ (即步长默认为 1)
3. **变尺度法:** \$p_k = X^{(k+1)} - X^{(k)}\$, \$q_k = \nabla f(X^{(k+1)}) - \nabla f(X^{(k)})\$

$$\bar{H}_{k+1} = \bar{H}_k + \Delta \bar{H}_k, \bar{H}_1 = I, \Delta \bar{H}_k = \frac{p_k p_k^T}{p_k^T q_k} - \frac{\bar{H}_k q_k q_k^T \bar{H}_k}{q_k^T \bar{H}_k q_k}$$

4. **外点罚函数法:** \$M_1 > 0, M_{k+1} = (5 \sim 10)M_k\$, 惩罚项 \$< \epsilon\$ 退出
 罚函数: \$\min P(X, M_k) = f(X) + M_k (\sum h_i^2(X) + \min\{0, g_i(X)\}^2)\$
 利用 \$\nabla P(X) = 0\$ 求解。

迭代停止条件: \$-g_j(X^k) < \epsilon\$ 且 \$|h_i(X^k)| < \epsilon\$

5. **内点罚函数法:** \$r_1 > 0, r_{k+1} = r_k / (5 \sim 10)\$, 惩罚项 \$< \epsilon\$ 退出
 罚函数: \$\min P(X, r_k) = f(X) + r_k \sum 1/g_j(X)\$ (不能有等式约束)

迭代停止条件: \$|r_k \sum_j \log g_j(X^k)| < \epsilon\$

Chap8. 动态规划

实际不是求和, 只是集合一样列出来

#定义: 状态 \$s_k\$, 决策 \$u_k(s_k) \in D_k(s_k)\$, 策略 \$p_{k,n} = \{ \sum_{i=k}^n u_i(s_i) \}\$

指标函数: \$V_{k,n}(u_k, s_k, \dots, s_n) = \phi_k(s_k, u_k, V_{k+1,n}(s_{k+1}, p_{k+1,n}))\$

从后往前推, 效益综合: \$f_k(s_k) = \max(u_k(s_k) * f_{k+1}(s_{k+1}))\$

最优值方程: \$V_{i,n}(s_i, p_{i,n}^*) = \max_{p_{i,n} \in P_{i,n}} (u_{i,n}(s_i, p_{i,n}) + \max_{p_{i+1,n} \in P_{i+1,n}} V_{i+1,n}(s_{i+1}, p_{i+1,n}))\$

Chap9. 图论

记 Graph = (Vertex, Edge), 度 deg(v) 为端点连接的边数

Dijkstra 最短路算法: (要求边权 weight 均为正)

```
1. v = smallest unknown distance vertex;
2. T[v].known = true;
3. for (each w adjacent to v){
4.   if (!T[w].known && T[v].dist + Cvw < T[w].dist){
5.     T[w].dist = T[v].dist + Cvw;
6.     T[w].path = v; }}
```

逐次逼近法: (边权 weight 可以为负)

最多经过 k 个节点的最短路径: \$T^{(k+1)}(v_j) = \min_i (T^{(k)}(v_i) + l_{ij})\$

收敛时: \$T^{(k+1)}(v_j) = T^{(k)}(v_j)\$

节点	边权矩阵	初始路径长	第 i 次路径长
\$[v]_{n \times 1}\$	\$[W]_{n \times n}\$	\$[1_{s,j}]_{n \times 1}\$	\$[T]_{n \times m}\$

最大流问题: 割集 \$(V_1, \bar{V}_1) = \{(v_0, v_1, \dots, v_i), (v_j, \dots, v_n)\}\$

图的最大流量为分离 \$v_s\$ 到 \$v_t\$ 的最小割集流量

割集为分离源 s 和汇 t 的点集

最小费用流: 每次找最小可增广费用路径, 增加流量直到要求

Chap11. 排队论

(以 M/M/1/inf 为例)

记: 单位时间顾客到达数 \$\lambda\$, 服务数 \$\mu\$. 顾客到达时间 \$t(n)\$, 间隔 \$\tau(n)\$, 店内人数 \$N(t)\$ 为泊松分布, 记 \$P_n(t) = P(N(t) = n)\$。

1. 间隔 \$\tau(n)\$ 为负指数分布, \$E(\tau) = 1/\lambda\$, \$D(\tau) = 1/\lambda^2\$
2. 时间 \$t(n)\$ 为 n 阶 Erlang 分布, \$E(n) = n/\lambda \triangleq \mu\$

3. 人数 \$N(t)\$ 为泊松分布, \$P_n = \frac{(\lambda t)^n}{n!} e^{-\lambda t}\$, \$E = D = \lambda t\$

空闲概率 \$P_0 = 1 - \lambda/\mu\$, 平均队长 \$L = \sum n P_n = \lambda/(\mu - \lambda)\$, 平均排队队长 \$L_q = \sum (n-1) P_n = \lambda^2/(\mu(\mu - \lambda))\$ (队长的单位是时间)
 平均逗留/等待时间 \$W/W_q = (L/L_q)/\lambda\$

Chap13. 博弈论

记: 赢得 (收益) 矩阵 A, \$a_{ij}\$ 为局中人 1 做决策 \$\alpha_i\$, 局中人 2 做决策 \$\beta_j\$ 时, 局中人 1 能获得的收益, 2 要使对方收益最小
 最优: 局中人 1: \$\max_i \min_j a_{ij}\$; 局中人 2: \$\min_j \max_i a_{ij}\$

纳什均衡: 一方单独改变策略不能获得更高的收益, 即上面两人的最优点相同 (鞍点条件: \$a_{ij^*} \le a_{i^*j^*} \le a_{i^*j}\$)

线性规划求解混合策略:

$$\begin{cases} \max \sum x_i' = \frac{1}{w} \\ \text{s.t. } \begin{cases} \sum_i a_{ij} x_i' \ge 1 \\ X \ge 0 \end{cases} \end{cases} \Leftrightarrow \begin{cases} \max \sum y_j' = \frac{1}{v} \\ \text{s.t. } \begin{cases} \sum_j a_{ij} y_j' \le 1 \\ X \ge 0 \end{cases} \end{cases}$$

一般两人收益的数学期望 \$w = v\$, 决策概率 \$x_i = w x_i', y_j = v y_j'\$
 可以给整个矩阵都加/减一个常数, 最终结果不变。要求 \$w\$ 和 \$v\$ 均大于 0, 如果为负那么可以给矩阵都加一个数。

可交换性: 如果 \$(\alpha_i, \beta_j)\$ 和 \$(\alpha_{i^*}, \beta_{j^*})\$ 均为博弈 G 的解 则 \$(\alpha_{i^*}, \beta_{j^*})\$ 和 \$(\alpha_i, \beta_j)\$ 也为该博弈 G 的解。