

Essence of the lecture (29)

凸问题：

- lagrangian function, lagrange dual function

Lagrangian function/Lagrangian: $L(x, \lambda, v) = f_0(x) + \sum_{i=1}^m \lambda_i f_i(x) + \sum_{i=1}^p v_i h_i(x)$

Lagrange dual function/Dual function: $g(\lambda, v) = \inf_{x \in D} L(x, \lambda, v)$

两条结论：

- 1) $g(\lambda, v)$ 一定是凹函数，因为 $\sup_{x \in D} L(x, \lambda, v)$ 是凸函数（分段极大，保凸操作）
- 2) $\forall \lambda \geq 0, \forall v, g(\lambda, v) \leq p^*$ ，其中 p^* 为原问题的最优值

证明：设 x^* 为原问题的最优解，则 $f_i(x^*) \leq 0, h_i(x^*) = 0$

回代有 $L(x^*, \lambda, v) = f_0(x^*) + \sum_{i=1}^m \lambda_i f_i(x^*) + \sum_{i=1}^p v_i h_i(x^*) \leq f_0(x^*) = p^*$

例： $\min c^T x \quad s.t. Ax = b, x \geq 0$

首先列出其拉格朗日方程

$$\begin{aligned} L(x, \lambda, v) &= c^T x + \lambda^T(-x) + v^T(Ax - b) \\ &= (c^T - \lambda^T + v^T A)x - v^T b \end{aligned}$$

$$g(\lambda, v) = \inf_{x \in D} L(x, \lambda, v) = \begin{cases} -b^T v & A^T v - \lambda + c = 0 \\ -\infty & otherwise \end{cases}$$

例： $\min X^T W X \quad s.t. x_i = \pm 1, i = 1, \dots, m$

该例中目标函数不一定是凸函数，同时约束条件不是凸集