

KKT条件

KKT条件是拉格朗日乘数法的推广，因为他在拉格朗日乘数法的基础上引入了对不等式约束的处理，即若 $g_i(x)$ 等于0，则 λ 大于0，否则 $\lambda=0$ 。

对于一个凸问题：

问题 P ：

$$\begin{aligned} \min & f(x) \\ \text{s.t. } & g_i(x) \leq 0 \\ & h_i(x) = 0 \end{aligned}$$

假设 x^* 是问题 P 的局部最优解，且 x^* 在某种约束规范成立，则存在

$$1. \nabla f(x^*) + \sum_{i=1}^m \lambda_i \nabla g_i(x^*) + \sum_{i=1}^I \mu_i \nabla h_i(x^*) = 0$$

$$2. \lambda_i \geq 0, i = 1, \dots, m$$

$$3. g_i(x^*) \leq 0, i = 1, \dots, m$$

$$4. h_i(x^*) = 0, i = 1, \dots, I$$

$$5. \lambda_i g_i(x^*) = 0, i = 1, \dots, m$$

这五个式子同时成立

其中条件2和5表示：若某个不等式项的 $\lambda=0$ ，则其 $g_i(x)$ 就不等于0，此时可以理解为该约束没有起到作用，因为在凸优化中只有当自变量取到边界时才会达到最优解。若 $g_i(x)=0$ ，则 λ 就不等于0，因此可以通过列举 λ_i 是否为0的情况，结合等式1，解出KKT条件下的最优解。

对于不等式情况，如果最优解在可行域外，此时可行域内的最优解需要满足 $f(x)$ 的负梯度= $g(x)$ 的梯度，即式子1；如果最优解在可行域内，则显然 $f(x)$ 梯度为0的 x 就是最优解，所以KKT条件也合并了最优解在可行域外和可行域内的情况。