

# 第 7 章：不等式约束

## (2)：原对偶内点法

---

授课教师：曹语

课程主页：<https://yucaoyc.github.io/math3806>

## 问题背景：从障碍法到原对偶法

$$\begin{aligned} & \text{minimize} && f_0(\mathbf{x}) \\ & \text{subject to} && f_i(\mathbf{x}) \leq 0, \quad i = 1, \dots, m \\ & && \mathbf{Ax} = \mathbf{b} \end{aligned}$$

沿用上一节假设： $f_0, \dots, f_m : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  二阶可微且凸， $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{p \times n}$  且  $\text{rank } \mathbf{A} = p$ ，Slater 条件成立，原问题存在最优解。

上一节的障碍方法考虑近似问题

$$\begin{aligned} & \text{minimize} && tf_0(\mathbf{x}) + \phi(\mathbf{x}) \\ & \text{subject to} && \mathbf{Ax} = \mathbf{b}, \end{aligned}$$

其中  $t > 0$ ， $\phi(\mathbf{x}) = -\sum_{i=1}^m \log(-f_i(\mathbf{x}))$ 。

**本节想法：**不必把每个障碍子问题都精确解完，而是直接对中心路径的 KKT 方程做牛顿修正。

# 两种方法的区别：解子问题 vs 修正 KKT



本节结束后，大家应当能够：

- 1 从障碍问题的 KKT 条件推出扰动 KKT 方程组；
- 2 写出原对偶残差，并由线性化得到原对偶牛顿方向；
- 3 复述原对偶内点法的基本流程、停止准则和线搜索要求。

上一节得到中心点  $\mathbf{x}^*(t)$  满足

$$\begin{aligned} \mathbf{A}\mathbf{x}^*(t) &= \mathbf{b}, & f_i(\mathbf{x}^*(t)) &< 0, & i = 1, \dots, m, \\ t\nabla f_0(\mathbf{x}^*(t)) &+ \sum_{i=1}^m \frac{1}{-f_i(\mathbf{x}^*(t))} \nabla f_i(\mathbf{x}^*(t)) &+ \mathbf{A}^\top \hat{\boldsymbol{\nu}} &= \mathbf{0}. \end{aligned}$$

问题: 如果两边同除以  $t$ , 应该如何定义新的乘子  $\lambda_i(t)$ ?

上一节得到中心点  $\mathbf{x}^*(t)$  满足

$$\begin{aligned} \mathbf{A}\mathbf{x}^*(t) &= \mathbf{b}, & f_i(\mathbf{x}^*(t)) &< 0, & i = 1, \dots, m, \\ t\nabla f_0(\mathbf{x}^*(t)) &+ \sum_{i=1}^m \frac{1}{-f_i(\mathbf{x}^*(t))} \nabla f_i(\mathbf{x}^*(t)) &+ \mathbf{A}^\top \hat{\boldsymbol{\nu}} &= \mathbf{0}. \end{aligned}$$

**问题：**如果两边同除以  $t$ ，应该如何定义新的乘子  $\lambda_i(t)$ ？

**答案：**  $\lambda_i(t) = -1/(tf_i(\mathbf{x}^*(t))) > 0$ ，于是  $-\lambda_i(t)f_i(\mathbf{x}^*(t)) = 1/t$ 。

扰动 KKT 方程组

算法流程

总结

# 从中心路径到扰动 KKT

在中心点  $\mathbf{x}^*(t)$  上, 如果令

$$\lambda_i(t) = -\frac{1}{t f_i(\mathbf{x}^*(t))}, \quad i = 1, \dots, m, \quad \boldsymbol{\nu}(t) = \frac{\hat{\boldsymbol{\nu}}}{t},$$

省略  $(t)$  后, 障碍问题的 KKT 条件可等价地写成如下扰动 KKT 方程组:

$$\begin{aligned} \nabla f_0(\mathbf{x}) + \sum_{i=1}^m \lambda_i \nabla f_i(\mathbf{x}) + \mathbf{A}^\top \boldsymbol{\nu} &= \mathbf{0}, \\ -\lambda_i f_i(\mathbf{x}) &= \frac{1}{t}, \quad i = 1, \dots, m, \\ \mathbf{A}\mathbf{x} &= \mathbf{b}, \\ \lambda_i &> 0, \quad i = 1, \dots, m. \end{aligned} \tag{1}$$

由于  $\lambda_i > 0$ , 第二行也隐含  $f_i(\mathbf{x}) < 0$ 。当  $t \rightarrow \infty$  时, 它逐渐接近原问题 KKT 条件中的互补松弛  $\lambda_i f_i(\mathbf{x}) = 0$ 。

## 一个一维例子：中心路径在做什么？

先看一个最小模型：

$$\begin{array}{ll} \text{minimize} & x \\ \text{subject to} & x \geq 0. \end{array} \iff f_0(x) = x, \quad f_1(x) = -x \leq 0.$$

没有等式约束时，扰动 KKT 条件变成

$$1 - \lambda = 0, \quad -\lambda(-x) = \frac{1}{t}, \quad \lambda > 0.$$

## 一个一维例子：中心路径在做什么？

先看一个最小模型：

$$\begin{array}{ll} \text{minimize} & x \\ \text{subject to} & x \geq 0. \end{array} \quad \iff \quad f_0(x) = x, \quad f_1(x) = -x \leq 0.$$

没有等式约束时，扰动 KKT 条件变成

$$1 - \lambda = 0, \quad -\lambda(-x) = \frac{1}{t}, \quad \lambda > 0.$$

因此

$$\lambda(t) = 1, \quad x(t) = \frac{1}{t}.$$

**图像理解：**  $t$  越大， $x(t)$  越靠近真正最优解  $x^* = 0$ ，但始终留在可行域内部  $x > 0$ 。

# 原对偶残差

记  $\mathbf{y} = (\mathbf{x}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\nu})$ , 并定义

$$\mathbf{r}_t(\mathbf{x}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\nu}) = \begin{bmatrix} r_{\text{dual}} \\ r_{\text{cent}} \\ r_{\text{pri}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \nabla f_0(\mathbf{x}) + D\mathbf{f}(\mathbf{x})^\top \boldsymbol{\lambda} + \mathbf{A}^\top \boldsymbol{\nu} \\ -\text{diag}(\boldsymbol{\lambda})\mathbf{f}(\mathbf{x}) - \frac{1}{t}\mathbf{1} \\ \mathbf{A}\mathbf{x} - \mathbf{b} \end{bmatrix}.$$

其中

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} f_1(\mathbf{x}) \\ \vdots \\ f_m(\mathbf{x}) \end{bmatrix}, \quad D\mathbf{f}(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} \nabla f_1(\mathbf{x})^\top \\ \vdots \\ \nabla f_m(\mathbf{x})^\top \end{bmatrix}.$$

# 三个残差分别在检查什么？

可以把三个残差想成算法的三个“仪表盘”：

- $r_{\text{dual}}$ ：检查 Lagrange 函数的驻点条件是否接近成立；
- $r_{\text{cent}}$ ：检查当前点是否接近参数  $t$  对应的中心路径；
- $r_{\text{pri}}$ ：检查等式约束是否接近满足。

问题：若  $r_t(x, \lambda, \nu) = 0$ ，那么  $x$  和  $\lambda$  满足什么关系？

# 三个残差分别在检查什么？

可以把三个残差想成算法的三个“仪表盘”：

- $r_{\text{dual}}$ ：检查 Lagrange 函数的驻点条件是否接近成立；
- $r_{\text{cent}}$ ：检查当前点是否接近参数  $t$  对应的中心路径；
- $r_{\text{pri}}$ ：检查等式约束是否接近满足。

**问题：**若  $r_t(\mathbf{x}, \boldsymbol{\lambda}, \nu) = \mathbf{0}$ ，那么  $\mathbf{x}$  和  $\boldsymbol{\lambda}$  满足什么关系？

**答案：**在算法维护的区域  $f_i(\mathbf{x}) < 0$ 、 $\lambda_i > 0$  内，此时  $\mathbf{x}$  在等式约束上可行，且  $-\lambda_i f_i(\mathbf{x}) = 1/t$ ，所以它位于参数  $t$  对应的中心路径上。

## 线性化证明：残差的一阶变化

记  $\Delta \mathbf{y} = (\Delta \mathbf{x}, \Delta \boldsymbol{\lambda}, \Delta \boldsymbol{\nu})$ 。在当前  $t$  固定时，牛顿法使用一阶近似：

$$\mathbf{r}_t(\mathbf{y} + \Delta \mathbf{y}) \approx \mathbf{r}_t(\mathbf{y}) + D\mathbf{r}_t(\mathbf{y})\Delta \mathbf{y} = \mathbf{0} \quad \implies \quad D\mathbf{r}_t(\mathbf{y})\Delta \mathbf{y} = -\mathbf{r}_t(\mathbf{y}).$$

三类残差的微分分别为

$$dr_{\text{dual}} = \left( \nabla^2 f_0(\mathbf{x}) + \sum_{i=1}^m \lambda_i \nabla^2 f_i(\mathbf{x}) \right) \Delta \mathbf{x} + D\mathbf{f}(\mathbf{x})^\top \Delta \boldsymbol{\lambda} + \mathbf{A}^\top \Delta \boldsymbol{\nu},$$

$$dr_{\text{cent},i} = d \left( -\lambda_i f_i(\mathbf{x}) - \frac{1}{t} \right) = -\lambda_i \nabla f_i(\mathbf{x})^\top \Delta \mathbf{x} - f_i(\mathbf{x}) \Delta \lambda_i,$$

$$dr_{\text{pri}} = \mathbf{A} \Delta \mathbf{x}.$$

注意： $1/t$  在本次牛顿步中视为常数，所以其微分为零。

## 从残差到牛顿系统：逐行看

令

$$\mathbf{H} = \nabla^2 f_0(\mathbf{x}) + \sum_{i=1}^m \lambda_i \nabla^2 f_i(\mathbf{x}).$$

把上一页的微分写成向量形式，并令一阶近似残差为零：

$$r_{\text{dual}} \text{行: } \mathbf{H} \Delta \mathbf{x} + D\mathbf{f}(\mathbf{x})^\top \Delta \boldsymbol{\lambda} + \mathbf{A}^\top \Delta \boldsymbol{\nu} = -r_{\text{dual}},$$

$$r_{\text{cent}} \text{行: } -\text{diag}(\boldsymbol{\lambda}) D\mathbf{f}(\mathbf{x}) \Delta \mathbf{x} - \text{diag}(\mathbf{f}(\mathbf{x})) \Delta \boldsymbol{\lambda} = -r_{\text{cent}},$$

$$r_{\text{pri}} \text{行: } \mathbf{A} \Delta \mathbf{x} = -r_{\text{pri}}.$$

下一页只是把这三行拼成一个大的线性方程组。

# 原对偶牛顿方向

将残差方程  $r_t(\mathbf{x}, \boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\nu}) = \mathbf{0}$  线性化，得到牛顿方向：

$$\begin{bmatrix} \nabla^2 f_0(\mathbf{x}) + \sum_{i=1}^m \lambda_i \nabla^2 f_i(\mathbf{x}) & D\mathbf{f}(\mathbf{x})^\top & \mathbf{A}^\top \\ -\text{diag}(\boldsymbol{\lambda})D\mathbf{f}(\mathbf{x}) & -\text{diag}(\mathbf{f}(\mathbf{x})) & \mathbf{0} \\ \mathbf{A} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta\mathbf{x} \\ \Delta\boldsymbol{\lambda} \\ \Delta\boldsymbol{\nu} \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} r_{\text{dual}} \\ r_{\text{cent}} \\ r_{\text{pri}} \end{bmatrix}.$$

这个方向同时更新原变量  $\mathbf{x}$ 、不等式乘子  $\boldsymbol{\lambda}$  和等式乘子  $\boldsymbol{\nu}$ ，因此称为**原对偶内点法**。

扰动 KKT 方程组

算法流程

总结

# 替代精确中心化

障碍方法的每一步需要近似求解

$$\begin{aligned} & \text{minimize} && t f_0(\mathbf{x}) + \phi(\mathbf{x}) \\ & \text{subject to} && \mathbf{Ax} = \mathbf{b}. \end{aligned}$$

原对偶内点法改为维护三个量：

- 原变量  $\mathbf{x}$ ：保持在不等式约束内部，即  $f_i(\mathbf{x}) < 0$ ；
- 对偶变量  $\boldsymbol{\lambda} \succ \mathbf{0}$  和  $\boldsymbol{\nu}$ ；
- 代理对偶间隙  $\hat{\eta} = -\mathbf{f}(\mathbf{x})^\top \boldsymbol{\lambda}$ 。

若中心残差  $r_{\text{cent}}$  为零，则  $\hat{\eta} = m/t$ 。

# 原对偶内点法

---

## Algorithm 1: 原对偶内点法

---

**Input:** 给定满足  $f_i(\mathbf{x}) < 0$ ,  $i = 1, \dots, m$  的  $\mathbf{x}$ ,  $\boldsymbol{\lambda} \succ \mathbf{0}$ ,  $\boldsymbol{\nu}$ , 阈值  $\epsilon, \epsilon_{\text{feas}}$ , 参数  $\mu > 1$

```
1 while True do
2   计算  $\hat{\eta} := -\mathbf{f}(\mathbf{x})^\top \boldsymbol{\lambda}$ ;
3   停止准则: 如果  $\|r_{\text{pri}}\| \leq \epsilon_{\text{feas}}$ ,  $\|r_{\text{dual}}\| \leq \epsilon_{\text{feas}}$ ,  $\hat{\eta} \leq \epsilon$ , 则退出;
4   令  $t = \mu m / \hat{\eta}$ ;
5   求解牛顿系统, 得到原对偶搜索方向  $\Delta \mathbf{y} = (\Delta \mathbf{x}, \Delta \boldsymbol{\lambda}, \Delta \boldsymbol{\nu})$ ;
6   通过回溯线搜索选择步长  $s > 0$ , 并更新  $\mathbf{y} \leftarrow \mathbf{y} + s \Delta \mathbf{y}$ ;
7 end
```

---

这是常见的“等式约束可暂时不可行”的版本；若初始点满足  $\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$  且方向保持  $\mathbf{A}\Delta\mathbf{x} = 0$ , 则可得到可行初始点版本。

# 线搜索要检查什么？

- 保持不等式严格可行：

$$f_i(\mathbf{x} + s\Delta\mathbf{x}) < 0, \quad i = 1, \dots, m;$$

- 保持乘子为正：

$$\boldsymbol{\lambda} + s\Delta\boldsymbol{\lambda} \succ \mathbf{0};$$

- 使当前  $t$  下的残差足够下降，例如检查  $\|\mathbf{r}_t(\mathbf{y} + s\Delta\mathbf{y})\|_2$  相对于当前残差有充分下降。

这里  $t$  是障碍参数， $s$  是线搜索步长，二者含义不同。

## 课堂快速检验

假设某次迭代已经达到

$$r_{\text{dual}} = \mathbf{0}, \quad r_{\text{pri}} = \mathbf{0}, \quad r_{\text{cent}} = \mathbf{0}.$$

请回答：

1. 此时  $\lambda_i f_i(\mathbf{x})$  等于多少？
2. 代理对偶间隙  $\hat{\eta} = -\mathbf{f}(\mathbf{x})^\top \boldsymbol{\lambda}$  等于多少？
3. 当  $t$  越来越大时，这和原问题 KKT 条件中的哪一条越来越接近？

**答案提示：**  $\lambda_i f_i(\mathbf{x}) = -1/t$ ,  $\hat{\eta} = m/t$ , 并且逐渐接近互补松弛条件。

扰动 KKT 方程组

算法流程

总结

# 总结

主要需要掌握的知识:

- 原对偶内点法来自中心路径的扰动 KKT 方程组;
- 三个残差  $r_{\text{dual}}$ ,  $r_{\text{cent}}$ ,  $r_{\text{pri}}$  分别对应驻点、中心性和原可行性;
- 牛顿系统来自对残差方程  $\mathbf{r}_t = \mathbf{0}$  的线性化;
- 算法通过  $\hat{\eta}$  选择新的障碍参数  $t$ , 并用线搜索保持  $f_i(\mathbf{x}) < 0$  与  $\boldsymbol{\lambda} \succ \mathbf{0}$ 。

阅读作业 & 参考资料:

- 课本第 11.7 章