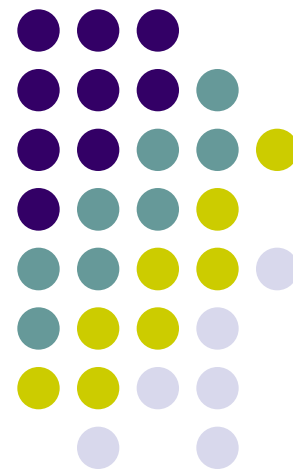


最优化方法 (IV)

张宏鑫

2015-04-28

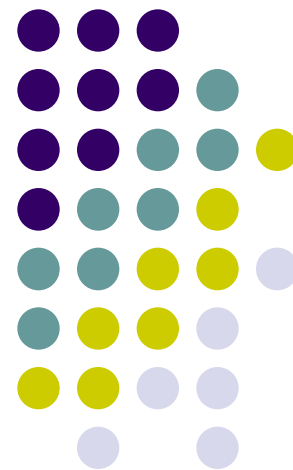
浙江大学计算机学院



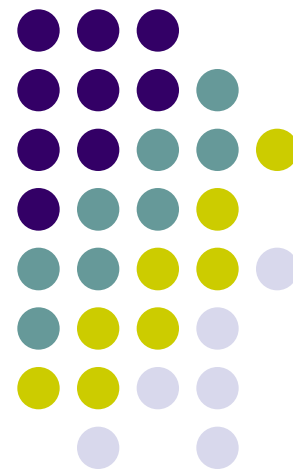
签到



1. 请关注微信公众号：**RGB-Group**
2. 在该公众号中回复：**csmath**
3. 在该公众号中回复：姓名_学号
4. 三次不同时间输入：本教室**GPS**坐标（微信缺省功能）



1. 无约束非线性最优化





一. 无约束最优化问题

无约束最优化问题

$$\begin{aligned} \min \quad & f(x) \\ \text{s.t.} \quad & x \in R^n \end{aligned}$$

其中 $f(x)$ 有一阶连续偏导数。

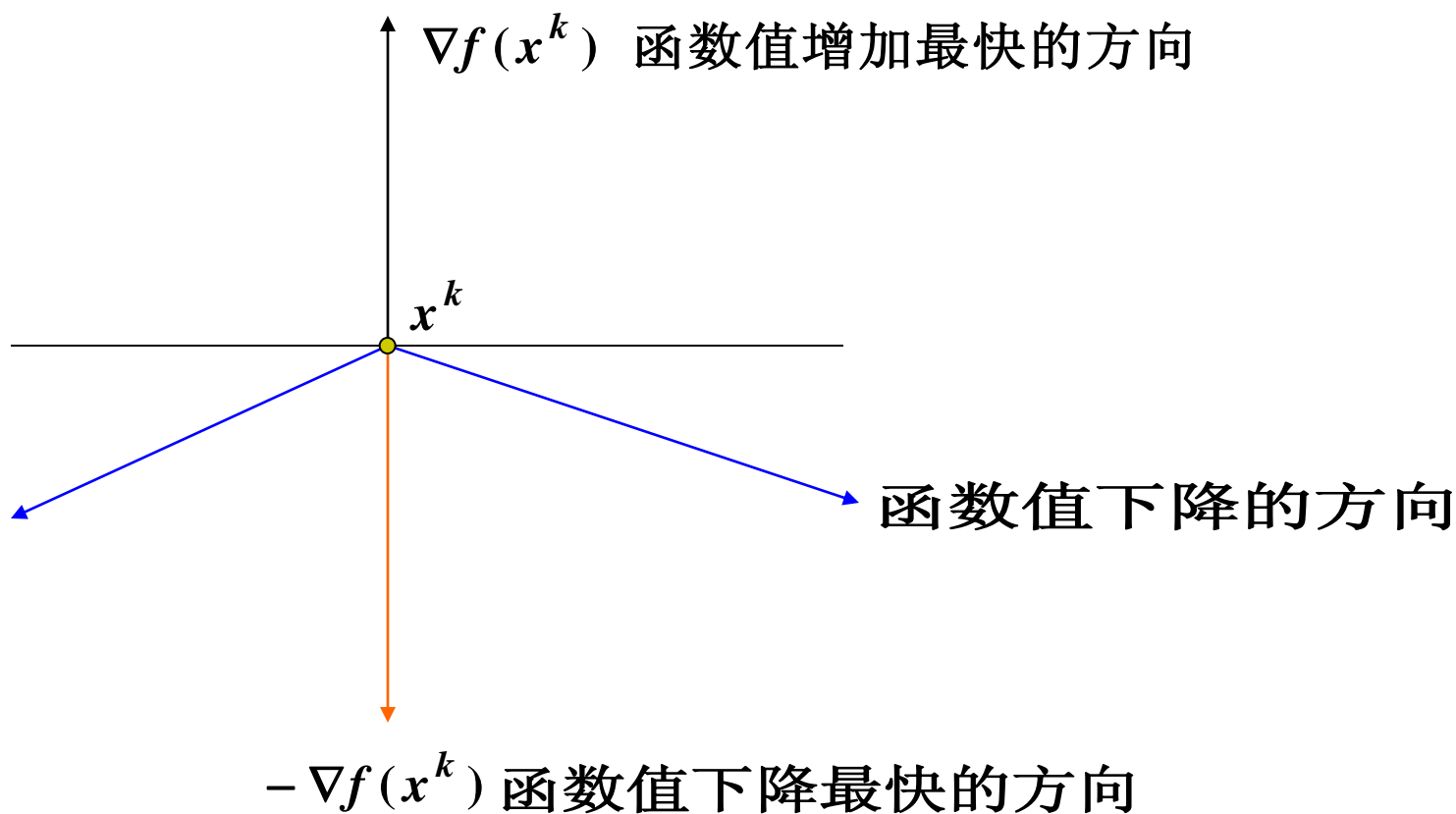
解析方法：利用函数的解析性质构造迭代公式使之收敛到最优解。



二. 梯度法（最速下降法）

迭代公式：
$$x^{k+1} = x^k + \lambda_k d^k$$

如何选择下降最快的方向？



梯度法（最速下降法）：



1. 搜索方向： $d^k = -\nabla f(x^k)$ ，也称为最速下降方向；
2. 搜索步长： λ_k 取最优步长，即满足 $f(x^k + \lambda_k d^k) = \min_{\lambda} f(x^k + \lambda d^k)$ 。

梯度法算法步骤：

1. 给定初始点 $x^1 \in R^n$ ，允许误差 $\varepsilon > 0$ ，令 $k = 1$ 。
2. 计算搜索方向 $d^k = -\nabla f(x^k)$ ；
3. 若 $\|d^k\| \leq \varepsilon$ ，则停止计算， x^k 为所求极值点；否则，求最优步长 λ_k
使得 $f(x^k + \lambda_k d^k) = \min_{\lambda} f(x^k + \lambda d^k)$ 。
4. 令 $x^{k+1} = x^k + \lambda_k d^k$ ，令 $k := k + 1$ ，转2。



例. 用最速下降法求解 : $\min f(x) = x_1^2 + 3x_2^2$,
设初始点为 $x^1 = (2, 1)^T$,

求迭代一次后的迭代点 x^2 .

解: $\because \nabla f(x) = (2x_1, 6x_2)^T$,

$$\therefore d^1 = -\nabla f(x^1) = (-4, -6)^T .$$

$$\therefore x^1 + \lambda d^1 = (2 - 4\lambda, 1 - 6\lambda)^T .$$

$$\text{令 } \varphi(\lambda) = f(x^1 + \lambda d^1) = (2 - 4\lambda)^2 + 3(1 - 6\lambda)^2 ,$$

求解 $\min_{\lambda} \varphi(\lambda)$

$$\text{令 } \varphi'(\lambda) = -8(2 - 4\lambda) - 36(1 - 6\lambda) = 0 \Rightarrow \lambda_1 = \frac{13}{62}$$

$$\therefore x^2 = x^1 + \lambda_1 d^1 = \left(\frac{36}{31}, \frac{-8}{31} \right)^T$$



收敛性

性质. 设 $f(x)$ 有一阶连续偏导数, 若步长 λ_k 满足

$$f(x^k + \lambda_k d^k) = \min_{\lambda} f(x^k + \lambda d^k)$$

则有 $\nabla f(x^k + \lambda_k d^k)^T d^k = \mathbf{0}$ 。

证明: 令 $\varphi(\lambda) = f(x^k + \lambda d^k)$, 所以

$$\varphi'(\lambda) = \nabla f(x^k + \lambda d^k)^T d^k .$$

$$\because f(x^k + \lambda_k d^k) = \min_{\lambda} f(x^k + \lambda d^k)$$

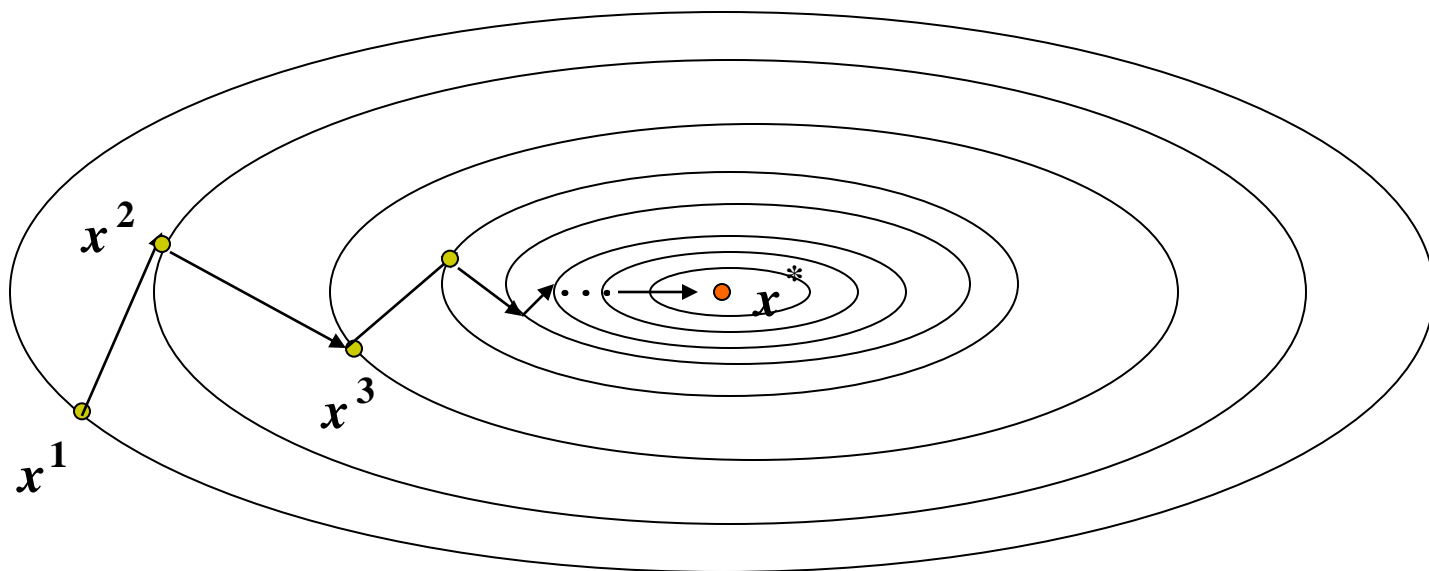
$$\therefore \varphi'(\lambda_k) = \nabla f(x^k + \lambda_k d^k)^T d^k = \mathbf{0} .$$

注: 因为梯度法的搜索方向 $d^{k+1} = -\nabla f(x^k + \lambda_k d^k)$, 所以 $(d^{k+1})^T d^k = \mathbf{0} \Rightarrow d^{k+1} \perp d^k$ 。

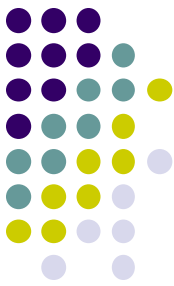
锯齿现象



在极小点附近，目标函数可以用二次函数近似，其等值面近似椭球面。



最速下降方向反映了目标函数的一种局部性质
它只是局部目标函数值下降最快的方向
最速下降法是线性收敛的算法



三. 共轭梯度法

1. 共轭方向和共轭方向法

定义 设 A 是 $n \times n$ 的对称正定矩阵, 对于 R^n 中的两个非零向量 d^1 和 d^2 ,

若有 $d^{1T} A d^2 = 0$, 则称 d^1 和 d^2 关于 A 共轭。

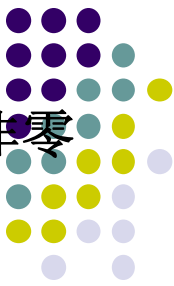
设 d^1, d^2, \dots, d^k 是 R^n 中一组非零向量, 如果 它们两两关于 A 共轭, 即 $d^{iT} A d^j = 0, i \neq j, i, j = 1, 2, \dots, k$ 。

则称这组方向是关于 A 共轭的, 也称它们是一组 A 共轭方向。

注: 如果 A 是单位矩阵, 则

$$\begin{aligned} d^{1T} \cdot I \cdot d^2 = 0 &\Rightarrow d^{1T} \cdot d^2 = 0 \\ &\Rightarrow d^1 \perp d^2 \end{aligned}$$

共轭是正交的推广。



定理 1. 设 A 是 n 阶对称正定矩阵, d^1, d^2, \dots, d^k 是 k 个 A 共轭的非零向量, 则这个向量组线性无关。

证明 设存在实数 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_k$, 使得

$$\sum_{i=1}^k \alpha_i d^i = \mathbf{0},$$

上式两边同时左乘 $d^{jT} A$, 则有

$$\sum_{i=1}^k \alpha_i d^{jT} A d^i = \mathbf{0},$$

因为 d^1, d^2, \dots, d^k 是 k 个 A 共轭的向量, 所以上式可化简为

$$\alpha_j d^{jT} A d^j = \mathbf{0}.$$

因为 $d^j \neq \mathbf{0}$, 而 A 是正定矩阵, 所以 $d^{jT} A d^j > 0$,

所以 $\alpha_j = 0, j = 1, 2, \dots, k$ 。

因此 d^1, d^2, \dots, d^k 线性无关。



几何意义

设有二次函数

$$f(x) = \frac{1}{2}(x - \bar{x})^T A(x - \bar{x})$$

其中 A 是 $n \times n$ 对称正定矩阵， \bar{x} 是一个定点。

则函数 $f(x)$ 的等值面 $\frac{1}{2}(x - \bar{x})^T A(x - \bar{x}) = c$

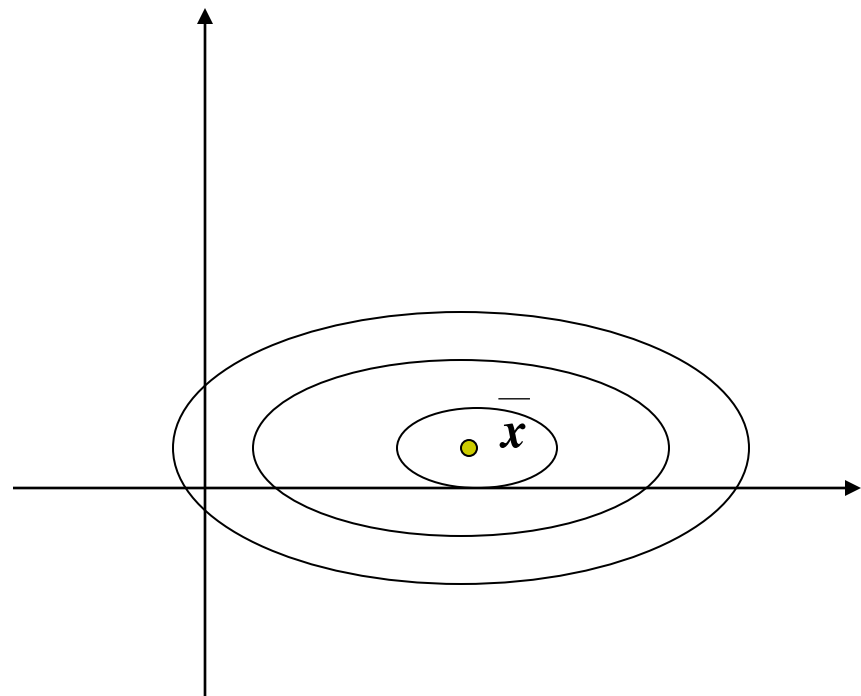
是以 \bar{x} 为中心的椭球面。

由于 $\nabla f(\bar{x}) = A(\bar{x} - \bar{x}) = \mathbf{0}$,

而 $\nabla^2 f(\bar{x}) = A$,

因为 A 正定，所以 $\nabla^2 f(\bar{x}) = A > \mathbf{0}$,

因此 \bar{x} 是 $f(x)$ 的极小点。





设 $x^{(0)}$ 是在某个等值面上的一点， $d^{(1)}$ 是 R^n 中的一个方向， $x^{(0)}$ 沿着 $d^{(1)}$ 以最优步长搜索得到点 $x^{(1)}$ 。

则 $d^{(1)}$ 是点 $x^{(1)}$ 所在等值面的切向量。

该等值面在点 $x^{(1)}$ 处的法向量为

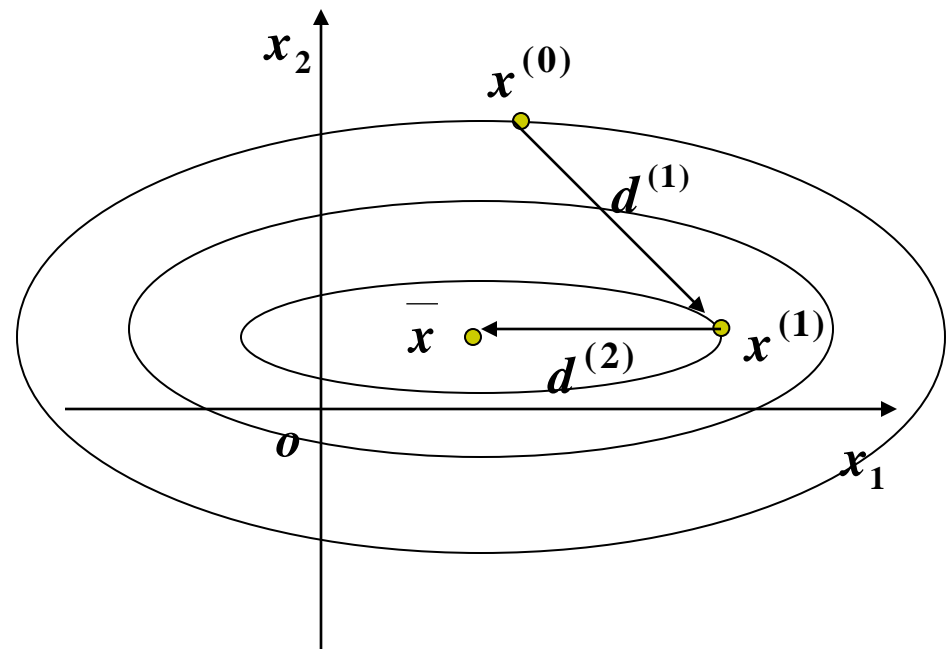
$$\nabla f(x^{(1)}) = A(x^{(1)} - \bar{x}).$$

则 $d^{(1)}$ 与 $\nabla f(x^{(1)})$ 正交，

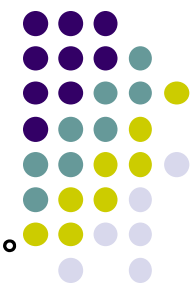
$$\text{即 } d^{(1)T} \nabla f(x^{(1)}) = 0,$$

$$\text{令 } d^{(2)} = \bar{x} - x^{(1)},$$

$$\text{所以 } d^{(1)T} A d^{(2)} = 0,$$



即等值面上一点处的切向量与由这一点指向极小点的向量关于 A 共轭。



定理 2. 设有函数 $f(x) = \frac{1}{2}x^T Ax + b^T x + c$,

其中 A 是 n 阶对称正定矩阵。 $d^{(1)}, d^{(2)}, \dots, d^{(k)}$ 是一组 A 共轭向量。

以任意的 $x^{(1)} \in R^n$ 为初始点, 依次沿 $d^{(1)}, d^{(2)}, \dots, d^{(k)}$ 进行搜索,

得到点 $x^{(2)}, x^{(3)}, \dots, x^{(k+1)}$, 则 $x^{(k+1)}$ 是函数 $f(x)$ 在 $x^{(1)} + B_k$ 上的

极小点, 其中

$$B_k = \{x \mid x = \sum_{i=1}^k \lambda_i d^{(i)}, \lambda_i \in R\}$$

是由 $d^{(1)}, d^{(2)}, \dots, d^{(k)}$ 生成的子空间。特别地, 当 $k = n$ 时, $x^{(n+1)}$ 是 $f(x)$ 在 R^n 上的唯一极小点。

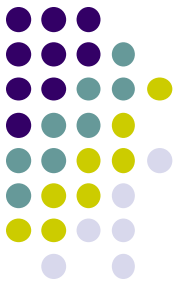
推论 在上述定理条件下, 必有

$$\nabla f(x^{(k+1)})^T d^{(i)} = 0, \quad i = 1, 2, \dots, k。$$

共轭方向法

对于极小化问题

$$\min f(x) = \frac{1}{2} x^T A x + b^T x + c,$$



其中 A 是正定矩阵，称下述算法为共轭方向法：

(1) 取定一组 A 共轭方向 $d^{(1)}, d^{(2)}, \dots, d^{(n)}$ ；

(2) 任取初始点 $x^{(1)}$ ，依次按照下式由 $x^{(k)}$ 确定点 $x^{(k+1)}$ ，

$$\begin{cases} x^{(k+1)} = x^{(k)} + \lambda_k d^{(k)} \\ f(x^{(k)} + \lambda_k d^{(k)}) = \min_{\lambda} f(x^{(k)} + \lambda d^{(k)}) \end{cases}$$

直到某个 $x^{(k)}$ 满足 $\nabla f(x^{(k)}) = \mathbf{0}$ 。

注 由定理 2 可知，利用共轭方向法 求解上述极小化问题，至多经过 n 次迭代必可得到最优解。



如何选取一组共轭方向？

2. 共轭梯度法

Fletcher – Reeves 共轭梯度法：

$$\min f(x) = \frac{1}{2} x^T A x + b^T x + c$$

其中 $x \in R^n$, A 是对称正定矩阵, $b \in R^n$, c 是常数。

基本思想：将共轭性和最速下降方向相结合，利用已知迭代点处的梯度方向构造一组共轭方向，并沿此方向进行搜索，求出函数的极小点。

以下分析算法的具体步骤。



(1) 任取初始点 $x^{(1)}$, 第一个搜索方向取为 $d^{(1)} = -\nabla f(x^{(1)})$;

(2) 设已求得点 $x^{(k+1)}$, 若 $\nabla f(x^{(k+1)}) \neq \mathbf{0}$, 令 $g_{k+1} = \nabla f(x^{(k+1)})$,

则下一个搜索方向 $d^{(k+1)}$ 按如下方式确定:

$$\text{令 } d^{(k+1)} = -g_{k+1} + \beta_k d^{(k)} \quad (1)$$

如何确定 β_k ?

要求 $d^{(k+1)}$ 和 $d^{(k)}$ 关于 A 共轭。

则在 (1) 式两边同时左乘 $d^{(k)T} A$, 得

$$\mathbf{0} = d^{(k)T} A d^{(k+1)} = -d^{(k)T} A g_{k+1} + \beta_k d^{(k)T} A d^{(k)}$$

$$\text{解得 } \beta_k = \frac{d^{(k)T} A g_{k+1}}{d^{(k)T} A d^{(k)}} \quad (2)$$

(3) 搜索步长的确定：

已知迭代点 $x^{(k)}$ 和搜索方向 $d^{(k)}$, 利用一维搜索确定最优步长 λ_k ,

即求解
$$\min_{\lambda} f(x^{(k)} + \lambda d^{(k)}).$$

记
$$\varphi(\lambda) = f(x^{(k)} + \lambda d^{(k)}),$$

令
$$\varphi'(\lambda) = \nabla f(x^{(k)} + \lambda d^{(k)})^T d^{(k)} = 0,$$

即有
$$[A(x^{(k)} + \lambda d^{(k)}) + b]^T d^{(k)} = 0,$$

令 $g_k = \nabla f(x^{(k)}) = Ax^{(k)} + b$, 则有

$$[g_k + \lambda A d^{(k)}]^T d^{(k)} = 0,$$

解得
$$\lambda_k = -\frac{g_k^T d^{(k)}}{d^{(k)T} A d^{(k)}} \quad (3)$$





定理3 对于正定二次函数 $f(x) = \frac{1}{2}x^T Ax + b^T x + c$, FR算法在 $m \leq n$ 次

一维搜索后即终止, 并且对所有的 $i(1 \leq i \leq m)$, 下列关系成立

$$(1) d^{(i)T} A d^{(j)} = 0, j = 1, 2, \dots, i-1;$$

$$(2) g_i^T g_j = 0, j = 1, 2, \dots, i-1;$$

$$(3) g_i^T d^{(i)} = -g_i^T g_i.$$

注

(1) 由定理3可知搜索方向 $d^{(1)}, d^{(2)}, \dots, d^{(m)}$ 是 A 共轭的。

(2) 算法中第一个搜索方向 必须取负梯度方向, 否则构造的搜索方向不能保证共轭性。

(3) 由定理3的 (3) 可知, $g_i^T d^{(i)} = -g_i^T g_i = -\|g_i\|^2 < 0$,

所以 $d^{(i)}$ 是迭代点 $x^{(i)}$ 处的下降方向。



(4) 由定理 3, FR 算法中 β_i 的计算公式可以简化。

$$\begin{aligned}\beta_i &= \frac{d^{(i)T} A g_{i+1}}{d^{(i)T} A d^{(i)}} = \frac{g_{i+1}^T A d^{(i)}}{d^{(i)T} A d^{(i)}} \\ &= \frac{g_{i+1}^T A [(x^{(i+1)} - x^{(i)}) / \lambda_i]}{d^{(i)T} A [(x^{(i+1)} - x^{(i)}) / \lambda_i]}\end{aligned}$$

$$\because g_i = \nabla f(x^{(i)}) = A x^{(i)} + b.$$

$$\begin{aligned}\therefore \beta_i &= \frac{g_{i+1}^T (g_{i+1} - g_i)}{d^{(i)T} (g_{i+1} - g_i)} = \frac{\|g_{i+1}\|^2}{-d^{(i)T} g_i} \\ &= \frac{\|g_{i+1}\|^2}{\|g_i\|^2} \quad (4)\end{aligned}$$



FR算法步骤:

1. 任取初始点 $x^{(1)}$, 精度要求 ε , 令 $k = 1$ 。

2. 令 $g_1 = \nabla f(x^{(1)})$, 若 $\|g_1\| < \varepsilon$, 停止, $x^{(1)}$ 为所求极小点;

否则, 令 $d^{(1)} = -g_1$, 利用公式 (3) 计算 λ_1 , 令 $x^{(2)} = x^{(1)} + \lambda_1 d^{(1)}$ 。

3. 令 $g_{k+1} = \nabla f(x^{(k+1)})$, 若 $\|g_{k+1}\| < \varepsilon$, 停止, $x^{(k+1)}$ 为所求极小点;

否则, 令 $d^{(k+1)} = -g_{k+1} + \beta_k d^{(k)}$, 其中 β_k 用公式 (4) 计算。

令 $k := k + 1$ 。

4. 利用公式 (3) 计算 λ_k , 令 $x^{(k+1)} = x^{(k)} + \lambda_k d^{(k)}$, 转3。



例 用 FR 算法求解下述问题:

$$\min f(x) = 2x_1^2 + x_2^2$$

初始点取为 $x^{(1)} = (2, 2)^T$ 。

解: $\because f(x) = \frac{1}{2}(x_1, x_2) \begin{bmatrix} 4 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}, \therefore A = \begin{bmatrix} 4 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}.$

$$\nabla f(x) = (4x_1, 2x_2)^T.$$

第 1 次迭代:

令 $d^{(1)} = -g_1 = (-8, -4)^T,$

而 $\lambda_1 = -\frac{g_1^T d^{(1)}}{d^{(1)T} A d^{(1)}} = -\frac{(8, 4) \begin{bmatrix} -8 \\ -4 \end{bmatrix}}{(-8, -4) \begin{bmatrix} 4 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -8 \\ -4 \end{bmatrix}} = \frac{5}{18}$



$$\begin{aligned}\text{所以 } x^{(2)} &= x^{(1)} + \lambda_1 d^{(1)} \\ &= (2, 2)^T + \frac{5}{18}(-8, -4)^T = \left(\frac{-2}{9}, \frac{8}{9}\right)^T\end{aligned}$$

第 2 次迭代:

$$\begin{aligned}\therefore g_2 &= \left(\frac{-8}{9}, \frac{16}{9}\right)^T. \\ \therefore \beta_1 &= \frac{\|g_2\|^2}{\|g_1\|^2} = \frac{\left(\frac{-8}{9}\right)^2 + \left(\frac{16}{9}\right)^2}{8^2 + 4^2} = \frac{4}{81}.\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\therefore d^{(2)} &= -g_2 + \beta_1 d^{(1)} \\ &= \left(\frac{8}{9}, \frac{-16}{9}\right)^T + \frac{4}{81}(-8, -4)^T \\ &= \frac{40}{81}(1, -4)^T\end{aligned}$$



$$\begin{aligned}\therefore \lambda_2 &= -\frac{\mathbf{g}_2^T \mathbf{d}^{(2)}}{\mathbf{d}^{(2)T} \mathbf{A} \mathbf{d}^{(2)}} \\ &= -\frac{\frac{40}{81} \left(\frac{-8}{9}, \frac{16}{9} \right) \begin{bmatrix} 1 \\ -4 \end{bmatrix}}{\left(\frac{40}{81} \right)^2 (1, -4) \begin{bmatrix} 4 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ -4 \end{bmatrix}} = \frac{9}{20}\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\therefore \mathbf{x}^{(3)} &= \mathbf{x}^{(2)} + \lambda_2 \mathbf{d}^{(2)} \\ &= \left(\frac{-2}{9}, \frac{8}{9} \right)^T + \frac{9}{20} \times \frac{40}{81} (1, -4)^T \\ &= (\mathbf{0}, \mathbf{0})^T\end{aligned}$$

$$\therefore \mathbf{g}_3 = (\mathbf{0}, \mathbf{0})^T$$

$\therefore \mathbf{x}^{(3)}$ 即为所求极小点。



3. 用于一般函数的共轭梯度法

$$\begin{aligned} \min \quad & f(x) \\ \text{s.t.} \quad & x \in R^n \end{aligned}$$

对用于正定二次函数的 共轭梯度法进行修改：

(1) 第一个搜索方向仍取最速下降方向，即 $d^{(1)} = -\nabla f(x^{(1)})$ 。

其它搜索方向按下式计算：

$$d^{(i+1)} = -\nabla f(x^{(i+1)}) + \beta_i d^{(i)},$$

$$\text{其中 } \beta_i = \frac{\|\nabla f(x^{(i+1)})\|^2}{\|\nabla f(x^{(i)})\|^2}。$$

(2) 搜索步长 λ_i 不能利用公式 (3) 计算，需由一维搜索确定。



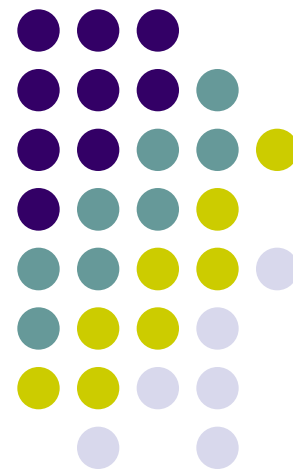
(3) 算法在有限步迭代后不一定能满足停止条件，此时可采取如下措施：

以 n 次迭代为一轮，每次完成一轮搜索后，如果还没有求得极小点，则以上一轮的最后一个迭代点作为新的初始点，取最速下降方向作为第一个搜索方向，开始新一轮搜索。

注 在共轭梯度法中，也可采用其它形式的公式计算 β_i ，如

$$\beta_i = \frac{\mathbf{g}_{i+1}^T (\mathbf{g}_{i+1} - \mathbf{g}_i)}{\mathbf{g}_i^T \mathbf{g}_i} \quad (\text{PRP 共轭梯度法})。$$

2. 约束非线性最优化





约束优化最优性条件

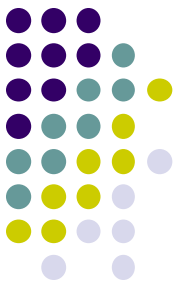
约束最优化问题通常写为

$$\begin{aligned} \min f(\mathbf{x}) \\ \text{s.t. } c_i(\mathbf{x})=0, i \in E=\{1, \dots, m_e\}, \\ c_i(\mathbf{x}) \geq 0, i \in I=\{m_e+1, \dots, m\} \end{aligned}$$

在 \mathbf{x}^* 处的**非积极约束**

设 \mathbf{x}^* 为一个局部极小点，若不等式约束 i_0 有, $c_{i_0}(\mathbf{x}^*) > 0$, 则可将第 i_0 个约束去掉，且 \mathbf{x}^* 仍然是去掉第 i_0 个约束条件的问题的局部极小点。称约束 c_{i_0} 在 \mathbf{x}^* 处是非积极的。

定义: $I(\mathbf{x}) = \{i \mid c_i(\mathbf{x}) \leq 0, i \in I\}$; $A(\mathbf{x}) = E \cup I(\mathbf{x})$ 为 \mathbf{x} 点处的**积极集合**。



一阶最优性条件

Kuhn - Tucker 必要条件:

若 x^* 是问题 P 的一个局部极小点, 如果 $\nabla c_i(x^*) (i \in E \cup I(x^*))$ 线性无关, 则必存在 $\lambda_i^* (i = 1, \dots, m)$, 使得

$$\nabla f(x^*) = \sum_{i=1}^m \lambda_i^* \nabla c_i(x^*), \quad (*)$$

$$\lambda_i^* \geq 0, \quad \lambda_i^* c_i(x^*) = 0, i \in I. \quad (**)$$

满足上述两式的点称为 K - T 点。与该定理联系密切的是 Lagrange 函数:

$$L(x, \lambda) = f(x) - \lambda^T c(x).$$

则(*)条件等价于 $\nabla_x L = 0$ 。 λ 称为 Lagrange 乘子。



二阶必要条件

定义：设 x^* 是 $K-T$ 点， λ^* 称为相应的 *Lagrange* 乘子，若存在序列 $\{d_k\}$ 和 $\{\delta_k > 0\}$ 使得

$$x^* + \delta_k d_k \in X$$

$$\sum_{i=1}^m \lambda_i^* c_i(x^* + \delta_k d_k) = 0, i \in I.$$

且有 $d_k \rightarrow d$ ， $\delta_k \rightarrow 0$ ，则称 d 为 x^* 处的序列零约束方向。在 x^* 处的所有序列零约束方向的集合记为 $S(x^*, \lambda^*)$ 。

二阶必要性条件：

设 x^* 为局部极小点， λ^* 称为相应的 *Lagrange* 乘子，则必有

$$d^T \nabla_{xx}^2 L(x^*, \lambda^*) d \geq 0, \forall d \in S(x^*, \lambda^*). \quad \text{其中 } L(x, \lambda) \text{ 为 } Lagrange \text{ 函数。}$$

稍加强可得充分性条件：

设 x^* 为 $K-T$ 点， λ^* 称为相应的 *Lagrange* 乘子，若

$$d^T \nabla_{xx}^2 L(x^*, \lambda^*) d > 0, \forall 0 \neq d \in S(x^*, \lambda^*), \quad \text{则 } x^* \text{ 为局部严格极小点。}$$



可行方向法

- 可行方向法即要去每次迭代产生的点 \mathbf{x}_k 都是约束优化问题的可行点。
- 关键在于每一步寻找可行下降方向：

$$\mathbf{d}^T \nabla f(\mathbf{x}_k) < 0, \mathbf{d} \in FD(\mathbf{x}_k, X).$$

可行方向：设 $\bar{x} \in X, 0 \neq d \in R^n$, 如存在 $\delta > 0$ 使得 $\bar{x} + td \in X$, 则称 d 为 \bar{x} 处的可行方向。X在 \bar{x} 处的所有可行方向集合记为 $FD(\bar{x}, X)$ 。



变量消去法

考虑等式约束问题

$$\begin{aligned} \min f(\mathbf{x}), \\ \text{s.t. } c(\mathbf{x}) = 0 \end{aligned}$$

设有变量分解 $\mathbf{x} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_B \\ \mathbf{x}_N \end{bmatrix}$, 其中 $x_B \in R^m$, $x_N \in R^{n-m}$.

则 $c(x) = 0$ 可改写为

$$c(x_B, x_N) = 0. \quad (1)$$

假定可以从(1)解出 $x_B = \phi(x_N)$, 则原问题等价于

$$\min_{x_N \in R^{n-m}} f(x_B, x_N) = f(\phi(x_N), x_N) = \tilde{f}(x_N).$$

称 $\tilde{g}(x_N) = \nabla_{x_N} \tilde{f}(x_N)$ 为既约梯度。



变量消去法

不难验证

$$\tilde{g}(x_N) = \frac{\partial f(x_B, x_N)}{\partial x_N} + \frac{\partial x_B^T}{\partial x_N} \frac{\partial f(x_B, x_N)}{\partial x_B},$$

从(1)可得

$$\frac{\partial x_B^T}{\partial x_N} \frac{\partial c(x_B, x_N)^T}{\partial x_B} + \frac{\partial c(x_B, x_N)^T}{\partial x_N} = 0.$$

假设 $\frac{\partial c(x_B, x_N)^T}{\partial x_B}$ 非奇异, 可得到

$$\tilde{g}(x_N) = \frac{\partial f(x_B, x_N)}{\partial x_N} - \frac{\partial c(x_B, x_N)^T}{\partial x_N} \left(\frac{\partial c(x_B, x_N)^T}{\partial x_B} \right)^{-1} \frac{\partial f(x_B, x_N)}{\partial x_B}$$



变量消去法

令 $\lambda = \left(\frac{\partial c(x_B, x_N)^T}{\partial x_B} \right)^{-1} \frac{\partial f(x_B, x_N)}{\partial x_B}$, 则发现可以将

既约梯度写成 $L \arg range$ 函数在既约空间上的梯度

$$\tilde{g}(x_N) = \frac{\partial}{\partial x_N} [f(x) - \lambda^T c(x)]$$

或者说, 有

$$\nabla_x L(x, \lambda) = \begin{bmatrix} 0 \\ \tilde{g}(x_N) \end{bmatrix}$$



变量消去法

故既约梯度可看作 *Lagrange* 函数之梯度的非零部分。

利用既约梯度，可以构造无约束优化问题的线搜索方向。

例如可取最速下降方向

$$\tilde{d}_k = -\tilde{g} \left((x_N)_k \right),$$

或拟牛顿方向

$$\tilde{d}_k = -H_k \tilde{g} \left((x_N)_k \right)。$$

在无约束问题上作线性搜索，等价于对原目标函数

$f(x)$ 在曲线

$$c \left(x_B, (x_N)_k + \alpha \tilde{d}_k \right) = 0 \quad (2)$$

上作曲线搜索。因为 $\phi(x)$ 的解析表达式并不知道，故

作一维搜索时，每个试探步长 $\alpha > 0$ 都要用(2)来求解 x_B 。



变量消去法

1. 给出可行点 $x_1, \varepsilon \geq 0, k = 1$

2. 计算 $\frac{\partial c(x_k)^T}{\partial x} = \begin{bmatrix} A_B \\ A_N \end{bmatrix}$, 其中划分使得 A_B 非奇异;

计算 $\lambda = \left(\frac{\partial c(x_B, x_N)^T}{\partial x_B} \right)^{-1} \frac{\partial f(x_B, x_N)}{\partial x_B}$ 及 $\tilde{g}((x_N)_k) = \frac{\partial}{\partial x_N} [f(x) - \lambda^T c(x)]$ 。

3. 如果 $\|\tilde{g}_k\| \leq \varepsilon$, 则停止; 否则利用某种方式产生下降方向 \tilde{d}_k , 即使得

$$\tilde{d}_k \tilde{g}_k < 0;$$

4. $\min_{\alpha \geq 0} f(\phi((x_N)_k + \alpha \tilde{d}_k), (x_N)_k + \alpha \tilde{d}_k)$ 进行线性搜索给出 $\alpha_k > 0$, 令

$$x_{k+1} = (\phi((x_N)_k + \alpha_k \tilde{d}_k), (x_N)_k + \alpha_k \tilde{d}_k), k = k + 1,$$

转2步。



广义消去法

考虑更一般的形式。任意非奇异矩阵 $S \in R^{n \times n}$ ，以及变量替换 $x = Sw$

对 w 进行变量分离 $w = \begin{bmatrix} w_B \\ w_N \end{bmatrix}$ 。利用约束条件 $c(x) = 0$ 进行变量消去

得到 $w_B = \phi(w_N)$ 。于是原问题等价于

$$\min_{w_N \in R^{n-m}} f(S_B w_B + S_N w_N) = \tilde{f}(w_N)$$

可直接计算得到 $\nabla_{w_N} \tilde{f}(w_N) = \tilde{g}((x_N)_k) = (S_k)_N \left[\nabla f(x) - \nabla c(x)^T \lambda \right]$,

其中 λ 满足 $(S_k)_B \left[\nabla f(x) - \nabla c(x)^T \lambda \right] = 0$ 。



广义消去法

1. 给出可行点 $x_1, \varepsilon \geq 0, k = 1$

2. 以某种方式构造一非奇异矩阵 S_k , 且有划分 $S_k = \begin{bmatrix} (S_k)_B & (S_k)_N \end{bmatrix}$, 使得 $(S_k)_B^T \frac{\partial c(x_k)^T}{\partial x}$ 非奇异;

根据 $(S_k)_B \left[\nabla f(x) - \nabla c(x)^T \lambda \right] = 0$ 计算 λ , 以及计算 $\tilde{g}((x_N)_k) = (S_k)_N \left[\nabla f(x) - \nabla c(x)^T \lambda \right]$ 。

3. 如果 $\|\tilde{g}_k\| \leq \varepsilon$, 则停止; 否则利用某种方式产生下降方向 \tilde{d}_k , 即使得

$$\tilde{d}_k \tilde{g}_k < 0;$$

4. $\min_{\alpha \geq 0} f\left((S_k)_B \phi\left((w_k)_N + \alpha \tilde{d}_k\right), (S_k)_B \left((x_k)_N + \alpha \tilde{d}_k\right)\right)$ 进行线性搜索给出 $\alpha_k > 0$, 令

$$x_{k+1} = \left((S_k)_B \phi\left((w_k)_N + \alpha_k \tilde{d}_k\right), (S_k)_B \left((x_k)_N + \alpha_k \tilde{d}_k\right) \right), k = k + 1,$$

转2步。

若 $S_k = I$, 广义消去法就是变量消去法。



投影梯度法

广义消去法每次迭代的 变量增量 $x_{k+1} - x_k$ 由两部分组成,

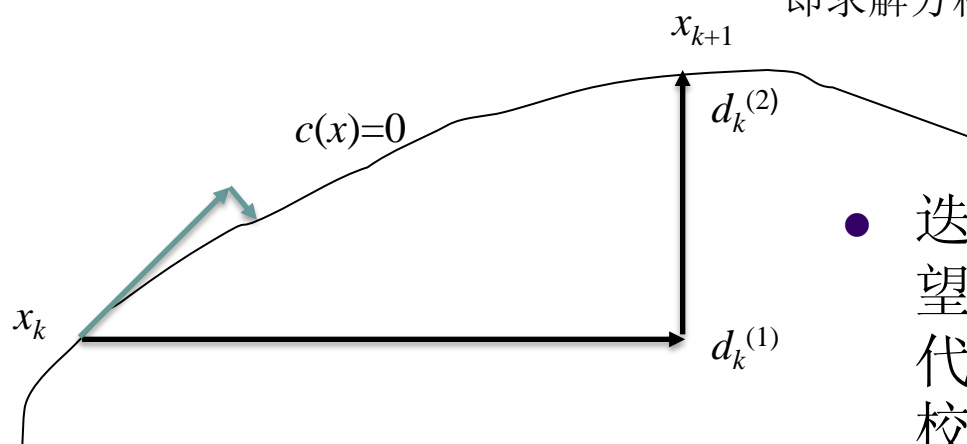
$$x_{k+1} = x_k + d_k^{(1)} + d_k^{(2)}, \text{ 其中}$$

$$d_k^{(1)} = \alpha_k (S_k)_N \tilde{d}_k, d_k^{(2)} = (S_k)_B \left[\varphi \left((w_k)_N + \alpha_k \tilde{d}_k \right) - (w_k)_B \right]$$

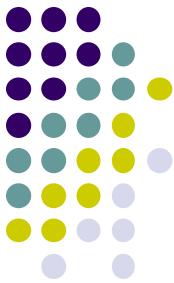
迭代过程是先得到 $d_k^{(1)}$, 再在 $d_k^{(2)}$ 方向上迭代得到正确的 步长。

在 $d_k^{(2)}$ 方向上迭代的过程就是 利用 $c(x) = 0$ 求解 w_B 的过程。

$$\text{即求解方程 } c \left((S_k)_B w_B + (S_k)_N \left[(w_k)_N + \alpha \tilde{d}_k \right] \right) = 0$$



- 迭代方式存在不合理之处。本来希望迭代点都在可行域上, 但具体迭代过程却是先远离可行域, 然后再校正回可行域中。
- 希望离开程度尽可能小? 沿线性化方向。迭代过程可以更快的收敛。



线性化可行方向:

设 $x^* \in$ 可行域 $X, d \in R^n$

$$d^T \nabla c_i(x^*) = 0, i \in E; d^T \nabla c_i(x^*) \geq 0, i \in I(x^*)$$

则 d 为 X 的 x^* 处的线性化可行方向。

为使 $d_k^{(1)}$ 沿线性化可行方向, 应选取 S_k 使得 $(S_k)_N^T \nabla c(x_k)^T = 0$ 。

设 $A_k = \nabla c(x_k)^T$, 则由 $(S_k)_N$ 的列向量所张成的子空间就是 A_k^T 的零空间。

而另一方面, $P = I - A_k(A_k^T A_k)^{-1} A_k^T$ 为到该零空间的投影算子。

当在广义消去法中用最速下降法时, 可得 $d_k^{(1)} = -\alpha_k (S_k)_N (S_k)_N^T \nabla f(x_k)$,

因为 $d_k^{(1)}$ 为线性可行方向, 故 $d_k^{(1)}$ 在 A_k^T 的零空间中, 进而可知 $(S_k)_N (S_k)_N^T$ 为投影算子 P 。

在计算中, 可利用 A_k 的 QR 分解,

$$A_k = QR = \begin{bmatrix} Y_k & Z_k \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R_k \\ 0 \end{bmatrix}, A_k \in R^{n \times m}, Q \text{ 为正交阵, } Y_k \in R^{n \times m}, Z_k \in R^{n \times (n-m)},$$

$R_k \in R^{m \times m}$ 可逆上三角矩阵。可取 $(S_k)_N = Z_k, (S_k)_B = I$ 。

若将搜索方向换成 $d_k = -Z_k z_k, z_k \in R^{n-m}$, 且满足 $z_k^T \tilde{g}_k < 0$, 则算法是一个一般形式的线性化可行方向法, 简称可行方向法。



罚函数法

- 利用目标函数和约束函数构造具有“罚性质”的函数

$$P(\mathbf{x}) = P(f(\mathbf{x}), c(\mathbf{x}))$$

所谓的罚性质，即要求对于可行点 $P(\mathbf{x})=f(\mathbf{x})$ ，当约束条件破坏很大时， $P(\mathbf{x}) \gg f(\mathbf{x})$

定义约束违反度函数：

$$C^{(-)}(\mathbf{x}) = (c_1^{(-)}(\mathbf{x}), \dots, c_m^{(-)}(\mathbf{x})),$$

其中：

$$c_i^{(-)}(\mathbf{x}) = c_i(\mathbf{x}), \quad i=1, \dots, m_e;$$

$$c_i^{(-)}(\mathbf{x}) = \min\{c_i(\mathbf{x}), 0\}, \quad i=m_e+1, \dots, m$$



罚函数法

罚函数一般可表示为目标函数与一项与 $c(x)$ 有关的“罚项”之和，即

$$P(x) = f(x) + h(c^{(-)}(x))$$

罚项是定义在 R^m 上的函数，满足 $h(0) = 0$, $\lim_{\|c\| \rightarrow \infty} h(c) = +\infty$

最早的罚函数是 *Courant* 罚函数，定义如下

$$P(x) = f(x) + \sigma \|c^{(-)}(x)\|_2^2, \sigma > 0 \text{ 是一正常数, 罚因子。}$$

事实上，更一般的可定义为

$$P(x) = f(x) + \sigma \|c^{(-)}(x)\|^\alpha, \alpha > 0.$$



罚函数法

一般定义为

$$P(x) = f(x) + \sigma \|c^{(-)}(x)\|^\alpha, \quad \alpha > 0.$$

若罚函数在可行域边界上取值为无穷，则称为内点罚函数。

内点罚函数仅适合不等式约束问题。

常见有倒数罚函数和对数罚函数：

$$P(x) = f(x) + \sigma^{-1} \sum_{i=1}^m \frac{1}{c_i(x)}, \quad P(x) = f(x) + \sigma^{-1} \sum_{i=1}^m \log c_i(x)$$

内点罚函数在可行域的边界上形成一堵无穷高的“障碍墙”，所以也称为障碍罚函数。

罚函数法的基本点是：

每次迭代（求解一个无约束优化问题）增加罚函数因子，直到使 $\|c^{(-)}(x)\|$ 缩小到给定误差。



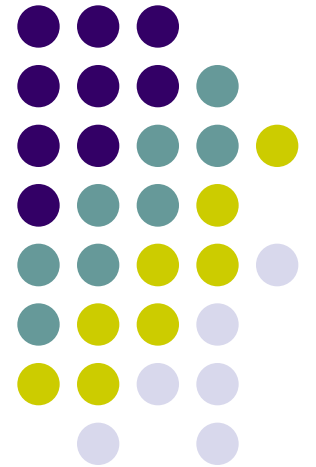
罚函数法

设 x^* 为原问题的 $K-T$ 点，而 x^* 一般不是 *Courant* 函数的稳定点。为了克服这一缺点，引入参数 $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_m)$ ，其中 $\theta_i \geq 0 (i = m_e + 1, \dots, m)$ 。则

$$P(x) = f(x) + \sum_{i=1}^{m_e} \left[-\lambda_i c_i(x) + \frac{1}{2} \sigma_i (c_i(x))^2 \right] +$$
$$\sum_{i=m_e+1}^m \begin{cases} -\lambda_i c_i(x) + \frac{1}{2} \sigma_i (c_i(x))^2, & \text{如 } c_i(x) < \lambda_i / \sigma_i \\ -\frac{1}{2} \lambda_i^2 / \sigma_i, & \text{否则} \end{cases}$$

其中 $\lambda_i = \sigma_i \theta_i$

2. 二次规划





非线性最优化

- 最优化的一般形式为

$$\text{Min } f(\mathbf{x}) \text{ s.t. } \mathbf{x} \in X$$

$f(\mathbf{x})$ 为目标函数， $X \subset E^n$ 为可行域。

如 $X = E^n$ ，则以上最优化问题为**无约束最优化**问题。

约束最优化问题通常写为

$$\text{Min } f(\mathbf{x})$$

$$\text{s.t. } c_i(\mathbf{x}) = 0, i \in E,$$

$$c_i(\mathbf{x}) \geq 0, i \in I,$$

其中 E, I 分别为等式约束的指标集和不等式约束的指标集， $c_i(\mathbf{x})$ 是约束函数。



非线性优化中的概念

- 可行点，可行域
- 极小，全局极小（总体极小点），全局严格极小，局部极小，局部严格极小
- 积极与非积极，积极约束，非积极约束
- 可行方向集，线性可行方向集，序列可行方向集

- **Farkas**引理与**K-T**条件

- 以上参见《最优化理论与方法》第八章



无约束二次最优化

$$\min f(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} \mathbf{x}^T H \mathbf{x} + \mathbf{c}^T \mathbf{x}, \mathbf{x} \in R^n$$

H是对称阵

基本解法：求导然后找局部极值。



二次规划的一般形式

$$\min f(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} \mathbf{x}^T H \mathbf{x} + \mathbf{c}^T \mathbf{x}, \mathbf{x} \in R^n$$

$$\text{s.t. } A\mathbf{x} \leq \mathbf{b}$$

(1)

- 当 H 为对称矩阵时，被称为二次规划(Quadratic Programming，记作QP)。
- 特别，当 H 正定时，目标函数为凸函数，线性约束下可行域又是凸集。上式被称为凸二次规划。



二次规划的一般形式

$$\begin{aligned} \min \quad & f(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} \mathbf{x}^T H \mathbf{x} + \mathbf{c}^T \mathbf{x}, \quad \mathbf{x} \in R^n \\ \text{s.t.} \quad & \mathbf{a}_i^T \mathbf{x} \geq b_i, \quad i \in I, \\ & \mathbf{a}_i^T \mathbf{x} = b_i, \quad i \in E. \end{aligned} \tag{1}$$

- 当 H 为对称矩阵时，被称为二次规划(Quadratic Programming, 记作QP)。
- 特别，当 H 正定时，目标函数为凸函数，线性约束下可行域又是凸集。上式被称为凸二次规划。



二次规划的性质

- QP是一种最简单的非线性规划。QP有如下良好的性质，当 H 是半正定时：
 - K-T条件不仅是最优解的必要条件，而且是充分条件；
 - 局部最优解就是全局最优解。



等式约束下的二次规划

$$\begin{aligned} \min f(\mathbf{x}) &= \frac{1}{2} \mathbf{x}^T H \mathbf{x} + \mathbf{c}^T \mathbf{x}, \mathbf{x} \in R^n \\ \text{s.t. } A \mathbf{x} &= \mathbf{b} \end{aligned} \quad (2)$$

求解方法：Lagrange乘子法，求解以下无约束二次最优化问题。

$$L(\mathbf{x}, \boldsymbol{\lambda}) = \frac{1}{2} \mathbf{x}^T H \mathbf{x} + \mathbf{c}^T \mathbf{x} + \boldsymbol{\lambda}^T (A \mathbf{x} - \mathbf{b})$$

令 $L(\mathbf{x}, \boldsymbol{\lambda})$ 对 \mathbf{x} 和 $\boldsymbol{\lambda}$ 的导数为零，得线性方程组

$$H \mathbf{x} + \mathbf{c}^T + A^T \boldsymbol{\lambda} = 0$$

$$A \mathbf{x} - \mathbf{b} = 0$$

可解得 \mathbf{x} ，即为上式的解。



凸二次规划的有效集方法（1）

- 直观解释：将不起作用约束去掉，将起作用约束作为等式约束，通过解一系列等式约束的二次规划来实现不等式约束的优化。

- 基本原理：若 \mathbf{x} 为问题（1）的最优解，则它也是问题

$$\begin{aligned} \min & \frac{1}{2} \mathbf{x}^T H \mathbf{x} + \mathbf{c}^T \mathbf{x} \\ \text{s.t.} & \mathbf{a}_i^T \mathbf{x} = b_i, i \in I \end{aligned} \quad (3)$$

- 的最优解，其中 \mathbf{a}_i 是 A 的第 i 行， I 为起作用约束指标集（有效集）。
- 反之，若 \mathbf{x} 为（1）的可行解，又是（3）的K-T点，且相应的乘子 $\lambda_i \geq 0$ ，则 \mathbf{x} 为（1）的最优解。



凸二次规划的有效集方法（2）

- 算法步骤（迭代法）：

- 设当前迭代点为 \mathbf{x}_k ，它也是（1）的可行解。该点的有效集记作 I_k ，为寻求 \mathbf{x}_k 点的迭代方向 \mathbf{d} ，用乘子法求解

$$\min \frac{1}{2} (\mathbf{x}_k + \mathbf{d})^T H (\mathbf{x}_k + \mathbf{d}) + \mathbf{c}^T (\mathbf{x}_k + \mathbf{d})$$

$$\text{s.t. } \mathbf{a}_i^T \mathbf{d} = 0, i \in I_k$$

- 若所得最优值 $\mathbf{d}_k=0$ ，则 \mathbf{x}_k 是（3）的最优解。
 - 为判断它是否（1）的最优解，考察对应于有效约束的乘子 $\lambda_i \geq 0$ 是否成立。若成立，则 \mathbf{x}_k 是K-T点，由二次规划性质 \mathbf{x}_k 是（1）的最优解。



凸二次规划的有效集方法 (3)

- 算法步骤 (迭代法) :

$$\min \frac{1}{2} (\mathbf{x}_k + \mathbf{d})^T H (\mathbf{x}_k + \mathbf{d}) + \mathbf{c}^T (\mathbf{x}_k + \mathbf{d})$$

$$\text{s.t. } \mathbf{a}_i^T \mathbf{d} = 0, i \in I_k$$

- 若最优值 $\mathbf{d}_k \neq 0$, 则取 $\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k + \alpha \mathbf{d}_k$, 在 \mathbf{x}_{k+1} 为可行点的条件下确定 \mathbf{d}_k 方向的步长 α_k
 - 如果存在 p 不在 I_k 中, 使得 $\mathbf{a}_p \mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{b}_p$, 则将 p 加入有效集
- 如果存在 I_k 中的指标 q , 使得 $\lambda_i < 0$, 则 $\mathbf{x}^{(k)}$ 不是最优解, 从有效集中去掉 q



可行步长的选取：阻塞约束

$$\alpha_k = \min\left\{1, \min_{i \notin I_k, \mathbf{a}_i^T \mathbf{d}_k < 0} \frac{b_i - \mathbf{a}_i^T \mathbf{x}_k}{\mathbf{a}_i^T \mathbf{d}_k}\right\}$$

- $\alpha_k = 1$ 时，对应约束集不影响，保持不变
- $\alpha_k < 1$ 时，对应约束称为阻塞约束，此时沿着 \mathbf{d}_k 运动，会被不在指标集中的约束给阻塞了，约束集因此改变。



凸二次规划实例

- SVM ...
- libSVM代码
 - <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>
 - 有效集方法



更多凸二次规划

- 线性互补问题(LCP), Lemke算法
- 可行方向法:
 - Zoutendijk可行方向法
 - Rosen梯度投影法
 - Wolfe既约梯度法
- 罚函数法
- 逐次二次规划法
- 信赖域法



Homework 05

- 实现SVM:
 - Kernel: 线性核, 指数核
 - 使用python
- 二次规划方法:
 - 有效集方法
 - 奖励 => 其他更高效的优化方法
- 5次编程作业, 请统一提供一个实验报告
 - 格式与课程论文的要求相似



The End

- 数学学习是一种修行
- 大音希声，大象无形
 - 节选自《道德经》



无所得，即是得
以是得，无所得
-- 《金刚经》

新浪微博： @浙大张宏鑫

微信公众号：

