

The background of the slide is a faded photograph of the main entrance gate of Jiaotong University. The gate is a large, white, curved structure with the university's name in English, "JIAOTONG UNIVERSITY", on the right side and in Chinese, "交通大学", on the left. Below the gate is a metal fence and a paved road. To the left of the gate is a building with a large, brown, textured wall featuring a relief sculpture. Trees and other campus buildings are visible in the background.

## 3-2 非精确线性搜索

# 非精确线性搜索

精确线性搜索存在问题：

- 当维数 $n$ 比较大且 $f$ 比较复杂时，每步迭代精确获得步长涉及计算量很大。
- 若当前迭代点离最优解尚远时，没必要做高精度线性搜索。
- 针对某些非光滑函数或导数表达式复杂的函数不适用。

线性搜索方法每步确定合适的步长 $\alpha$  (非精确线性搜索)，保证满意的函数值下降。因而大大减少了计算量，提高整体迭代算法效率。代表性非精确线性搜索准则有：

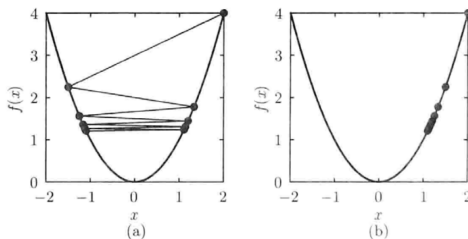
- Armijo准则
- Goldstein准则
- Wolfe准则

# 非精确线性搜索

例3.2.1 利用表格中搜索方向以及步长求解问题： $\min f(x) = x^2$ 。

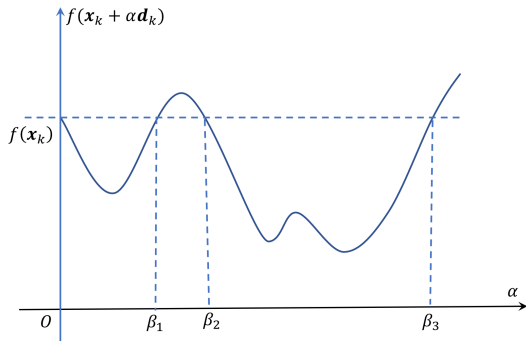
	方法1	方法2
步长 $\alpha_k$	$2 + \frac{2k+1}{k(k+1)}$	$\frac{1}{k(k+1)}$
方向 $d_k$	$(-1)^k$	-1
迭代点 $x_k$	$(-1)^{k+1}(1 + \frac{1}{k})$	$1 + \frac{1}{k}$
聚点	-1, 1	1

解：从 $x_1 = 2$ 出发，两种方法产生的点列函数值下降，但不收敛。



# 非精确线性搜索

究竟选择什么样的步长合适？讨论一般线性搜索问题 $f(\mathbf{x}_k + \alpha \mathbf{d}_k)$ 。满足下降的步长区间为： $(0, \beta_1) \cup (\beta_2, \beta_3)$ 。方法1使用的步长太接近于区间 $(\beta_2, \beta_3)$ 的上界，而方法2选用的步长太接近区间 $(0, \beta_1)$ 的下界。下降不明显或者移动不充分导致**不收敛**。

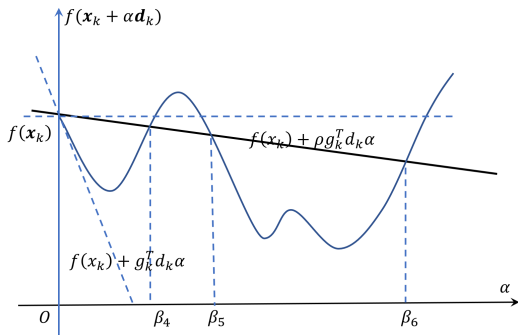


选用的步长不应太接近0或者太接近 $\beta_3$ 。

# Armijo准则

设 $\mathbf{d}_k$ 是 $f(\mathbf{x})$ 在 $\mathbf{x}_k$ 处的下降方向( $\mathbf{g}_k^T \mathbf{d}_k < 0$ ),  $\rho \in (0, 1)$ , 步长 $\alpha$ 应满足如下不等式:

$$f(\mathbf{x}_k + \alpha \mathbf{d}_k) \leq f(\mathbf{x}_k) + \rho \mathbf{g}_k^T \mathbf{d}_k \alpha. \quad (3.2.1)$$



建议 $\rho = 10^{-3}$ 或更小的值, 满足下降的 $\alpha$ 取值范围 $(0, \beta_4]$ ,  $[\beta_5, \beta_6]$ 。

# Armijo准则

如何确定 $\alpha$ ?

设:

$$\alpha = \beta^{m_k} \tau.$$

其中:  $\beta \in (0, 1)$ ,  $\tau > 0$ 。  $m_k$ 是使得(3.2.1)满足的最小非负整数。

由于 $\mathbf{d}_k$ 是下降方向,

- 当 $m_k$ 充分大时, 不等式(3.2.1)总是成立的(保证下降), 故上述 $m_k$ 总是存在的。
- 由于 $m_k$ 是使得下降不等式成立的最小非负整数, 因而 $\alpha$ 不会太小, 从而保证了目标函数 $f(\mathbf{x})$ 的充分下降。

**注意:** 不能保证步长不接近于零。

# Goldstein准则

为避免选取过小的步长, Goldstein准则选取步长 $\alpha$ 应满足以下两个条件:

$$f(\mathbf{x}_k + \alpha \mathbf{d}_k) \leq f(\mathbf{x}_k) + \rho \alpha \mathbf{g}_k^T \mathbf{d}_k, \quad (3.2.2)$$

$$f(\mathbf{x}_k + \alpha \mathbf{d}_k) \geq f(\mathbf{x}_k) + (1 - \rho) \alpha \mathbf{g}_k^T \mathbf{d}_k, \quad (3.2.3)$$

其中,  $0 < \rho < \frac{1}{2}$ .

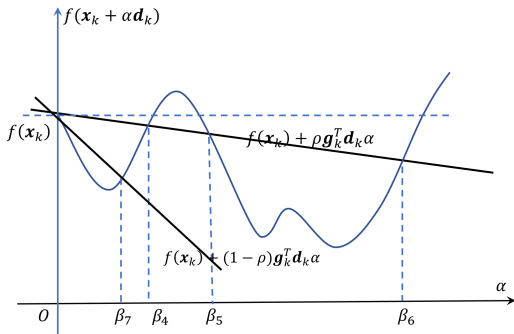
- 第一个不等式保证充分下降条件;
- 第二个不等式保证了 $\alpha$ 不会取得太小。

两个条件(3.2.2)和(3.2.3)可以用 $\varphi(\alpha)$ 表示为:

$$\varphi(\alpha) \leq \varphi(0) + \rho \alpha \varphi'(0), \quad (3.2.4)$$

$$\varphi(\alpha) \geq \varphi(0) + (1 - \rho) \alpha \varphi'(0). \quad (3.2.5)$$

# Goldstein准则



满足条件的步长区间 $[\beta_7, \beta_4]$ 和 $[\beta_5, \beta_6]$ 。



# Goldstein非精确线性搜索算法步骤

## 算法3.2.1 – Goldstein非精确线性搜索算法

**步1** 选取初始数据。在初始搜索区间 $[0, +\infty)$  (或 $[0, \alpha_{max}]$ ) 中取初始点 $\alpha_0$ , 计算 $\varphi(0)$ ,  $\varphi'(0)$ , 给出 $\rho \in (0, \frac{1}{2})$ ,  $t > 1$ ,  $k := 0$ .

**步2** 检验准则(3.2.4). 计算 $\varphi(\alpha_k)$ . 若

$$\varphi(\alpha_k) \leq \varphi(0) + \rho \alpha_k \varphi'(0),$$

转步3; 否则, 令 $a_{k+1} := a_k$ ,  $b_{k+1} := \alpha_k$ , 转步4.

**步3** 检验准则(3.2.5). 若

$$\varphi(\alpha_k) \geq \varphi(0) + (1 - \rho) \alpha_k \varphi'(0),$$

停止迭代, 输出 $\alpha_k$ ; 否则, 令 $a_{k+1} := \alpha_k$ ,  $b_{k+1} := b_k$ .

若 $b_{k+1} < +\infty$  (或 $\alpha_{max}$ ), 转步4; 否则, 令 $\alpha_{k+1} := t\alpha_k$ ,  $k := k+1$ , 转步2.

**步4**  $\alpha_{k+1} := \frac{a_{k+1} + b_{k+1}}{2}$ ,  $k := k+1$ , 转步2.

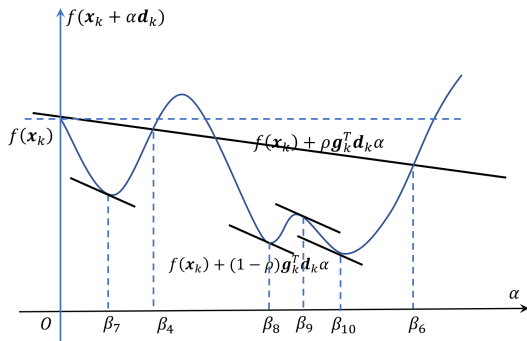
# Wolfe 准则

Goldstein准则一个缺点是可能把 $\varphi(\alpha)$ 的极小点排除在可接受区间之外。Wolfe准则需满足以下下降条件和曲率条件:

$$f(\mathbf{x}_k + \alpha \mathbf{d}_k) \leq f(\mathbf{x}_k) + \rho \alpha \mathbf{g}_k^T \mathbf{d}_k, \quad (3.2.6)$$

$$g(\mathbf{x}_k + \alpha \mathbf{d}_k)^T \mathbf{d}_k \geq \sigma \mathbf{g}_k^T \mathbf{d}_k, \quad (3.2.7)$$

其中,  $0 < \rho < \sigma < 1$ .



在可接受点处切线的斜率 $\varphi'(\alpha)$ 大于或等于初始斜率的 $\sigma$ 倍. 这个条件也叫做曲率条件.

# Wolfe 准则

应该指出, 曲率条件可视为精确线性搜索所满足的正交条件 $\mathbf{g}_{k+1}^T \mathbf{d}_k = 0$ 的近似, 但 $\sigma \rightarrow 0$ 时并不能导致精确线性搜索。

强Wolfe准则:

$$f(\mathbf{x}_k + \alpha \mathbf{d}_k) \leq f(\mathbf{x}_k) + \rho \alpha \mathbf{g}_k^T \mathbf{d}_k, \quad (3.2.8)$$

$$|\mathbf{g}(\mathbf{x}_k + \alpha_k \mathbf{d}_k)^T \mathbf{d}_k| \leq \sigma |\mathbf{g}_k^T \mathbf{d}_k|, \quad (3.2.9)$$

其中,  $0 < \rho < \sigma < 1$ .

当 $\sigma \rightarrow 0$ 时, (3.2.9)的极限便是精确线性搜索。一般地,  $\sigma$ 愈小, 线性搜索愈精确。不过,  $\sigma$ 愈小, 工作量愈大。非精确线性搜索 $\sigma$ 取值不能太小, 通常取 $\rho = 0.1$ ,  $\sigma \in [0.6, 0.8]$ 。

# 非精确线性搜索下降算法步骤

## 算法3.2.2-非精确线性搜索下降算法

步1 给出  $\mathbf{x}_0 \in \mathbb{R}^n$ ,  $0 \leq \varepsilon < 1$ ,  $k := 0$ .

步2 如果  $\|\mathbf{g}_k\| \leq \varepsilon$ , 则停止; 否则, 确定下降方向  $\mathbf{d}_k$ , 使其满足:

$$\mathbf{d}_k^T \mathbf{g}_k < 0.$$

步3 利用Goldstein准则(3.2.4)-(3.2.5)或Wolfe准则(3.2.6)-(3.2.7)求出步长因子  $\alpha_k$ .

步4 令  $\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k + \alpha_k \mathbf{d}_k$ ;  $k := k + 1$ , 转步2.

**注意:** 搜索方向  $\mathbf{d}_k$  满足  $\mathbf{d}_k^T \mathbf{g}_k < 0$  保证  $\mathbf{d}_k$  为下降方向。

# Wolfe准则非精确线性搜索收敛性

类似于定理3.2.1, 以Wolfe准则为例, 给出非精确线性搜索在单步中函数值下降的界。

## 定理3.2.1 单步中函数值下降界估计.

设函数 $f(\mathbf{x})$ 连续可微, 梯度 $\mathbf{g}(\mathbf{x})$ 满足Lipschitz连续条件:

$$\|\mathbf{g}(\mathbf{y}) - \mathbf{g}(\mathbf{z})\| \leq M\|\mathbf{y} - \mathbf{z}\|$$

如果 $f(\mathbf{x}_k + \alpha \mathbf{d}_k)$ 下有界,  $\alpha > 0$ , 则对满足Wolfe准则(3.2.6)-(3.2.7)的任何 $\alpha_k > 0$ 均有:

$$f(\mathbf{x}_k) - f(\mathbf{x}_k + \alpha_k \mathbf{d}_k) \geq \frac{\rho(1 - \sigma)}{M} \|\mathbf{g}_k\|^2 \cos^2 \langle \mathbf{d}_k, -\mathbf{g}_k \rangle.$$

## 定理3.2.1证明

**证明：** 由Lipschitz条件和Wolfe准则曲率条件(3.2.7), 得:

$$\alpha_k M \|\mathbf{d}_k\|^2 \geq \mathbf{d}_k^T (\mathbf{g}_{k+1} - \mathbf{g}_k) \geq -(1 - \sigma) \mathbf{d}_k^T \mathbf{g}_k$$

进一步有:

$$\alpha_k \|\mathbf{d}_k\| \geq \frac{1 - \sigma}{M \|\mathbf{d}_k\|} \|\mathbf{d}_k\| \|\mathbf{g}_k\| \cos \langle \mathbf{d}_k, -\mathbf{g}_k \rangle = \frac{1 - \sigma}{M} \|\mathbf{g}_k\| \cos \langle \mathbf{d}_k, -\mathbf{g}_k \rangle$$

结合Wolfe准则下降条件(3.2.6), 有:

$$\begin{aligned} f(\mathbf{x}_k) - f(\mathbf{x}_k + \alpha_k \mathbf{d}_k) &\geq -\alpha_k \rho \mathbf{d}_k^T \mathbf{g}_k = \alpha_k \rho \|\mathbf{d}_k\| \|\mathbf{g}_k\| \cos \langle \mathbf{d}_k, -\mathbf{g}_k \rangle \\ &\geq \rho \|\mathbf{g}_k\| \cos \langle \mathbf{d}_k, -\mathbf{g}_k \rangle \frac{1 - \sigma}{M} \|\mathbf{g}_k\| \cos \langle \mathbf{d}_k, -\mathbf{g}_k \rangle \\ &= \frac{\rho(1 - \sigma)}{M} \|\mathbf{g}_k\|^2 \cos^2 \langle \mathbf{d}_k, -\mathbf{g}_k \rangle \end{aligned}$$

结论得证。 ■

# 非精确线性搜索总体收敛

## 定理3.2.2 Goldstein准则总体收敛性.

设在算法3.1.1中采用Goldstein准则(3.2.4)–(3.2.5)确定步长因子 $\alpha_k$ , 且满足夹角条件:

$$\theta_k \leq \frac{\pi}{2} - \mu, \forall k$$

如果 $\mathbf{g}(\mathbf{x})$ 存在,且在水平集 $L(\mathbf{x}_0) = \{\mathbf{x} | f(\mathbf{x}) \leq f(\mathbf{x}_0)\}$ 上一致连续, 则以下结论之一成立: (1) 对某个 $N$ ,有 $\mathbf{g}_N = 0$ ; (2)  $f(\mathbf{x}_k) \rightarrow -\infty$ ; (3)  $\mathbf{g}_k \rightarrow 0$ .

这里:

$$\mu > 0, \theta_k \in [0, \frac{\pi}{2}], \cos \theta_k = \frac{-\mathbf{g}_k^T \mathbf{s}_k}{\|\mathbf{g}_k\| \|\mathbf{s}_k\|}$$

## 定理3.2.2证明

**证明：** 假定 $f(\mathbf{x}_k)$ 下有界, 且对所有的 $k$ ,  $\mathbf{g}_k = \nabla f(\mathbf{x}_k) \neq 0$ , 知下降方向非零 $\mathbf{s}_k \neq 0$ 和序列 $\{f(\mathbf{x}_k)\}$ 单调下降, 故 $\{f(\mathbf{x}_k)\}$ 有极限, 进而有

$$f(\mathbf{x}_k) - f(\mathbf{x}_{k+1}) \rightarrow 0$$

由Goldstein下降条件(3.2.4)得到 $-\mathbf{g}_k^T \mathbf{s}_k \rightarrow 0$ .

假定 $\mathbf{g}_k \rightarrow 0$ 不成立, 则存在 $\varepsilon > 0$ 和一个子列使得 $\|\mathbf{g}_k\| \geq \varepsilon$  和 $\|\mathbf{s}_k\| \rightarrow 0$ .  
由于 $\theta_k \leq \frac{\pi}{2} - \mu$ , 故

$$\cos \theta_k \geq \cos\left(\frac{\pi}{2} - \mu\right) = \sin \mu,$$

因而

$$-\mathbf{g}_k^T \mathbf{s}_k \geq \sin \mu \|\mathbf{g}_k\| \|\mathbf{s}_k\| \geq \varepsilon \sin \mu \|\mathbf{s}_k\|.$$



## 定理3.2.2证明

证明续： 由Taylor公式给出：

$$f(\mathbf{x}_{k+1}) = f(\mathbf{x}_k) + \mathbf{g}(\boldsymbol{\xi}_k)^T \mathbf{s}_k,$$

其中 $\boldsymbol{\xi}_k$ 位于线段 $(\mathbf{x}_k, \mathbf{x}_{k+1})$ 上. 由 $\mathbf{g}(\mathbf{x})$ 的一致连续性, 当 $\mathbf{s}_k \rightarrow 0$ 时,  $\mathbf{g}(\boldsymbol{\xi}_k) \rightarrow \mathbf{g}_k$ .

此时,

$$f(\mathbf{x}_{k+1}) = f(\mathbf{x}_k) + \mathbf{g}_k^T \mathbf{s}_k + o(\|\mathbf{s}_k\|).$$

由此有

$$\frac{f(\mathbf{x}_k) - f(\mathbf{x}_{k+1})}{-\mathbf{g}_k^T \mathbf{s}_k} \rightarrow 1,$$

这与Goldstein准则(3.2.5)条件矛盾. 故 $\mathbf{g}_k \rightarrow 0$ . 结论(3)得证。 ■

# Wolfe准则整体收敛性

## 定理3.2.3 Wolfe准则整体收敛性.

设  $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  在  $\mathbb{R}^n$  上连续可微, 在水平集  $L(\mathbf{x}_0) = \{\mathbf{x} | f(\mathbf{x}) \leq f(\mathbf{x}_0)\}$ ,  $f$  有下界,  $\mathbf{g}(\mathbf{x}) = \nabla f(\mathbf{x})$  一致连续. 设算法3.1.2采用Wolfe准则(3.2.6)-(3.2.7), 则

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \|\mathbf{g}_k\| \cos \theta_k = 0. \quad (3.2.10)$$

如果定理3.2.2中夹角条件满足, 则

$$\mathbf{g}_k \rightarrow 0, k \rightarrow \infty \quad (3.2.11)$$

**证明:** 由于  $\mathbf{g}_k^T \mathbf{s}_k < 0$ , 又由于  $f$  下有界, 因此序列  $\{\mathbf{x}_k\}$  是有定义的, 且在水平集  $L(\mathbf{x}_0)$  中. **反证法** 假定(3.2.10)不成立, 则存在  $\varepsilon > 0$  和子序列, 其指标集为  $\mathcal{K}$ , 使得:

$$\|\mathbf{g}_k\| \cos \theta_k = \|\mathbf{g}_k\| \frac{-\mathbf{g}_k^T \mathbf{s}_k}{\|\mathbf{g}_k\| \|\mathbf{s}_k\|} = -\frac{\mathbf{g}_k^T \mathbf{s}_k}{\|\mathbf{s}_k\|} \geq \varepsilon, \forall k \in \mathcal{K}.$$

## 定理3.2.3证明

证明续：由Wolfe准则下降条件(3.2.6)得：

$$f(\mathbf{x}_k) - f(\mathbf{x}_{k+1}) \geq \rho \|\mathbf{s}_k\| \left( -\frac{\mathbf{g}_k^T \mathbf{s}_k}{\|\mathbf{s}_k\|} \right) \geq \rho \|\mathbf{s}_k\| \varepsilon.$$

又由于 $\{f(\mathbf{x}_k)\}$ 单调下降,因而是收敛的,故 $\{\mathbf{s}_k\}_{\mathcal{K}}$ 收敛到零.

又由Wolfe准则曲率条件(3.2.7),

$$(1 - \sigma)(-\mathbf{g}_k^T \mathbf{s}_k) \leq (\mathbf{g}_{k+1} - \mathbf{g}_k)^T \mathbf{s}_k, k \geq 0.$$

因此,

$$\varepsilon \leq -\frac{\mathbf{g}_k^T \mathbf{s}_k}{\|\mathbf{s}_k\|} \leq \frac{1}{1 - \sigma} \|\mathbf{g}_{k+1} - \mathbf{g}_k\|, k \in \mathcal{K}.$$

由于 $\{\mathbf{s}_k\}_{\mathcal{K}}$ 收敛到零,故由 $\mathbf{g}(\mathbf{x})$ 在水平集上一致连续知上式右边趋于零,从而产生矛盾.这样,(3.2.10)得证.

## 定理3.2.3证明

**证明续：** 进一步,若夹角条件满足, 则存在一个正数 $\delta$ 使得

$$\cos \theta_k \geq \delta > 0, \quad \forall k. \quad (3.2.12)$$

(3.2.10)和(3.2.12)立即给出(3.2.11). ■