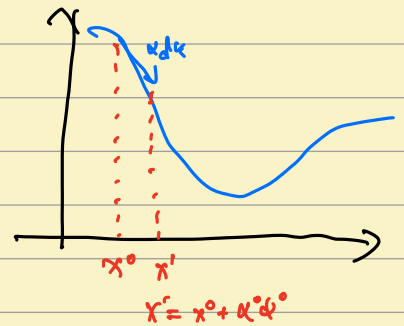


$$\min_x f(x) \quad x \in \mathbb{R}^n$$

初始点:  $x^0$

$\phi$  方向 ③ 步长

$$x^{k+1} = x^k + \alpha^k d^k$$



① 最优的搜索方向:

下降方向:  $f(x^{k+1}) \leq f(x^k) \Rightarrow$  满足  $(d^k)^T \nabla f(x^k) < 0$

最速下降方向:  $d^k = -\nabla f(x^k) \Rightarrow$  最速下降法 (梯度下降法)

$$x^{k+1} = x^k - \alpha \nabla f(x^k)$$

$\alpha \in (0, \frac{1}{2}) \rightarrow$  合理步长

$$\alpha_k = \arg \min_{\alpha \geq 0} f(x^k + \alpha d^k) \rightarrow \text{最优步长}$$

① 计算量太大, 不好求

② 关注全局最优, 集中于某方向上的最优元必要

### 非精确线搜索方法

Armijo: 准则

$$\nabla f(x^k)^T d^k < 0$$

Defn: 设  $d^k$  是  $x^k$  处的下降方向, 若

$$f(x^k + \alpha d^k) \leq f(x^k) + c_1 \alpha \langle \nabla f(x^k), d^k \rangle$$

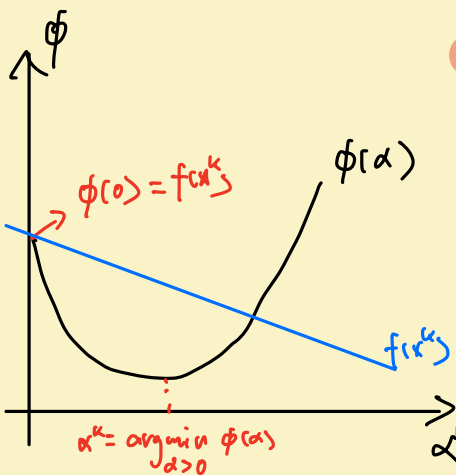
则称  $\alpha$  满足 Armijo 准则.  $c_1 \in (0, 1)$  常数.

$$c_1 = 10^{-3}$$

$$f(x^k) + c_1 \alpha \langle \nabla f(x^k), d^k \rangle \quad x^{k+1} = x^k + \alpha d^k$$

$$\phi(\alpha) = f(x^k + \alpha d^k)$$

缺点:  $\alpha = 0$  显然满足条件, 但无意义. 采用过小的步长收敛速度低



回溯法: 从大到小搜索步长, 以确保  $\alpha$  尽可能大

算法: 回溯法

$r = 0.1$

1. 选择初始步长  $\alpha^0$ , 参数  $r, c \in (0, 1)$

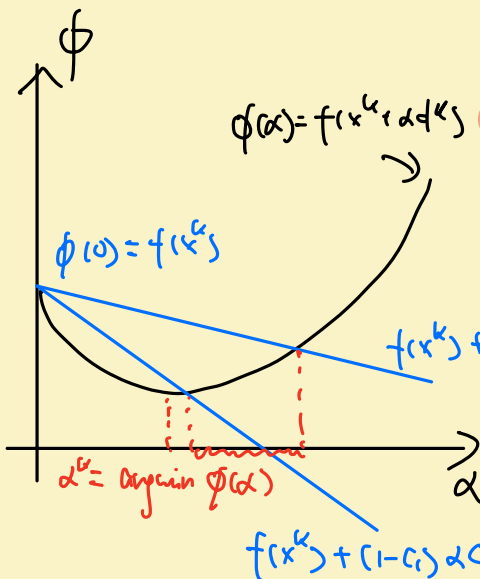
$\alpha^0 = 1$

2. while  $f(x^k + \alpha d^k) > f(x^k) + c\alpha \langle \nabla f(x^k), d^k \rangle, \alpha^k > 0$  do

3.  $\alpha^{k+1} = r \cdot \alpha^k$

4. End while

5. 输出  $\alpha^{k+1}$



Goldstein 准则 引入下界防止步长过小

Defn: 设  $d^k$  是  $x^k$  处的下降方向, 若

$$f(x^k + \alpha d^k) \leq f(x^k) + c_1 \alpha \langle \nabla f(x^k), d^k \rangle$$

$c = 10^{-3}$

$$f(x^k + \alpha d^k) \geq f(x^k) + (1 - c_1) \alpha \langle \nabla f(x^k), d^k \rangle$$

则称步长  $\alpha$  满足 Goldstein 准则. 其中  $c_1 \in (0, 1)$  常数.

缺点: 下界又选过大, 以致于得不到最优的函数值

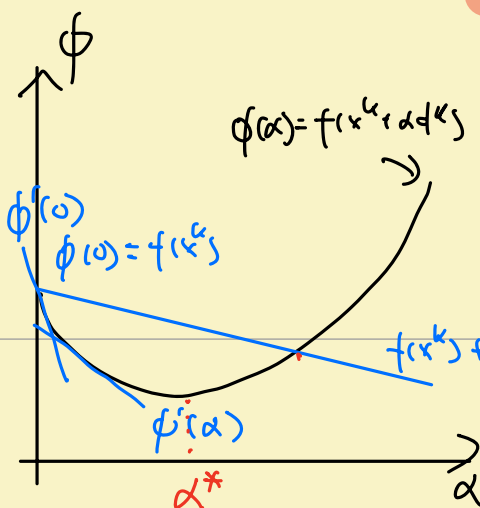
Wolfe 准则

Defn: 设  $d^k$  是  $x^k$  处的下降方向, 若

$$f(x^k + \alpha d^k) \leq f(x^k) + c_1 \alpha \langle \nabla f(x^k), d^k \rangle$$

$$\langle \nabla f(x^k + \alpha d^k), d^k \rangle \geq c_2 \langle \nabla f(x^k), d^k \rangle$$

则称步长  $\alpha$  满足 Wolfe 准则, 其中  $0 < c_1 < c_2 < 1$



$$\phi'(\alpha) = \langle \nabla f(x^k + \alpha d^k), d^k \rangle$$

$$\phi'(0) = \langle \nabla f(x^k), d^k \rangle$$

$$\phi'(\alpha^*) = 0 \rightarrow \text{最优步长的斜率}$$

优点: 一定包含最优步长  
输入步长不会太小

$$0 > c_1 \langle \nabla f(x^k), d^k \rangle$$

缺点: 计算量较高.

### 收敛性分析

想得到

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \nabla f(x^k) = 0$$

Thm (Zoutendijk) 设目标函数  $f$  有下界, 连续可微, 且  $L$ -梯度 Lipschitz 连续, 且在迭代中 Wolfe 准则满足, 那么

$$\sum_{k=0}^{\infty} \cos^2 \theta_k \|\nabla f(x^k)\|^2 < +\infty,$$

$\cos \theta_k$  为负梯度  $-\nabla f(x^k)$  和下降方向  $d^k$  夹角的余弦.

$$\cos \theta_k = \frac{\langle -\nabla f(x^k), d^k \rangle}{\|\nabla f(x^k)\| \|d^k\|}$$

$$\|\nabla f(x) - \nabla f(y)\| \leq L \|x - y\| \quad \forall x, y \in \mathbb{R}^n$$

Wolfe condition:

$$f(x^k + \alpha d^k) \leq f(x^k) + c_1 \alpha \langle \nabla f(x^k), d^k \rangle$$

$$\langle \nabla f(x^k + \alpha d^k), d^k \rangle \geq c_2 \langle \nabla f(x^k), d^k \rangle$$

$$\text{Proof: } \langle \nabla f(x^k + \alpha^k d^k), d^k \rangle - \langle \nabla f(x^k), d^k \rangle \geq c_2 \langle \nabla f(x^k), d^k \rangle - \langle \nabla f(x^k), d^k \rangle$$

$$\Rightarrow \langle \nabla f(x^k + \alpha^k d^k) - \nabla f(x^k), d^k \rangle \geq (c_2 - 1) \langle \nabla f(x^k), d^k \rangle$$

$$x^{k+1} = x^k + \alpha^k d^k$$

$$x^{k+1} - x^k = \alpha^k d^k$$

$$\langle \nabla f(x^{k+1}) - \nabla f(x^k), d^k \rangle \leq \|\nabla f(x^{k+1}) - \nabla f(x^k)\| \|d^k\|$$

$$\leq L \|\alpha^k d^k\| \|d^k\| = \alpha^k L \|d^k\|^2$$

$$\Rightarrow \alpha^k \geq \frac{c_2 - 1}{L} \frac{\langle \nabla f(x^k), d^k \rangle}{\|d^k\|^2}$$

$$f(x^k + \alpha^k d^k) \leq f(x^k) + c_1 \alpha^k \langle \nabla f(x^k), d^k \rangle$$

$$\cos \theta^k = \frac{-\langle \nabla f(x^k), d^k \rangle}{\|\nabla f(x^k)\| \|d^k\|}$$

$$\Rightarrow f(x^{k+1}) \leq f(x^k) + c_1 \frac{c_2 - 1}{L} \frac{\langle \nabla f(x^k), d^k \rangle^2}{\|d^k\|^2}$$

$$\Rightarrow f(x^{k+1}) \leq f(x^k) + c_1 \frac{c_2 - 1}{L} \cos^2 \theta^k \|\nabla f(x^k)\|^2$$

再关于 \$k\$ 项求和

$$f(x^{k+1}) \leq f(x^0) - c_1 \frac{1 - c_1}{L} \sum_{j=0}^k \cos^2 \theta^j \|\nabla f(x^j)\|^2$$

$$\Rightarrow c_1 \frac{1 - c_1}{L} \sum_{j=0}^k \cos^2 \theta^j \|\nabla f(x^j)\|^2 \leq f(x^0) - f(x^{k+1})$$

因为 \$f(x^{k+1})\$ 有下界, \$f(x^{k+1}) > -\infty\$

$$\Rightarrow \sum_{j=0}^k \cos^2 \theta^j \|\nabla f(x^j)\|^2 < +\infty$$

$$k \rightarrow \infty \Rightarrow \nabla f(x^k) \rightarrow 0$$

$$k \rightarrow +\infty \Rightarrow \sum_{j=0}^{\infty} \cos^2 \theta^j \|\nabla f(x^j)\|^2 < +\infty$$

下降方向  $d^k$  与负梯度方向不能正交

Corollary (线搜索算法收敛性) 设  $\theta^k$  是负梯度  $-\nabla f(x^k)$  和下降方向  $d^k$  的夹角, 并对任意的  $k$ , 存在常数  $\gamma > 0$ , 使得

$$\theta^k < \frac{\pi}{2} - \gamma$$

若 Zantendijk 定理成立, 则

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \nabla f(x^k) = 0.$$

Proof: 假设结论不成立, 即存在子列  $\{k_l\}$  和正常数  $\delta > 0$ , 使得

$$\|\nabla f(x^{k_l})\| \geq \delta \quad \forall l=1, 2, \dots$$

对任意的  $k$ , 有  $\theta^k < \frac{\pi}{2} - \gamma \Rightarrow \theta^k + \gamma < \frac{\pi}{2}$

$$\cos \theta^k > \sin \gamma > 0$$

由于 Zantendijk 定理成立, 有

$$\sum_{j=0}^{\infty} \cos^2 \theta^j \|\nabla f(x^j)\|^2 < +\infty$$

$$\begin{aligned} \sum_{k=20}^{\infty} \cos^2 \theta^k \|\nabla f(x^k)\|^2 &\geq \sum_{l=20}^{\infty} \cos^2 \theta^{k_l} \|\nabla f(x^{k_l})\|^2 \\ &\geq \sum_{l=20}^{\infty} \sin^2 \gamma \cdot \delta^2 \rightarrow +\infty \end{aligned}$$

矛盾. 因此我们有

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \nabla f(x^k) = 0.$$

for 循环  
最大迭代步  $M=1000$

for 循环  
最大迭代步  $m=5$

算法: 带线搜索梯度下降法

1. 给定  $x^0$ ,  $\alpha^0 > 0$ , 参数  $c, \gamma, \varepsilon \in (0, 1)$

2. while  $\|\nabla f(x^k)\| > \varepsilon$  do

3.     set  $\alpha = \alpha^0$

4.     while  $f(x^k - \alpha \nabla f(x^k)) \geq f(x^k) - c \alpha \|\nabla f(x^k)\|^2$  do

5.          $\alpha = \gamma \cdot \alpha$

6.     end while

7.      $x^{k+1} = x^k - \alpha \nabla f(x^k)$

8.     end while

9.     output  $x^{k+1}$