

最优化理论与方法

第10讲

下降算法的收敛速度

下降算法的一般步骤

算法 2.1 (求解无约束问题的下降算法)

步 1 给定初始点 $x^{(0)} \in R^n$, 精度 $\epsilon > 0$. 令 $k := 0$.

步 2 若 $\|\nabla f(x^{(k)})\| \leq \epsilon$, 则终止算法, 得解 $x^{(k)}$. 否则, 转步 3.

步 3 确定下降方向 $d^{(k)}$, 使得

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

步 4 确定步长 $\alpha_k > 0$ 使得

$$f(x^{(k)} + \alpha_k d^{(k)}) < f(x^{(k)}).$$

步 5 令 $x^{(k+1)} = x^{(k)} + \alpha_k d^{(k)}$, $k := k + 1$. 转步 2.

$$x^{k+1} = x^k + \alpha^k d^k, \quad k = 0, 1, \dots$$

步长 α^k 的选取：线性搜索

计算步长 α_k 的两种线性搜索：精确搜索和非精确搜索：

精确搜索： α_k 是一维优化问题的解

$$\min_{\alpha > 0} f(x_k + \alpha d_k)$$

即 α_k 满足

$$\nabla f(x_k + \alpha_k d_k)^T d_k = 0$$

非精确搜索： α_k 按照某种规则计算使之满足

$$f(x_k + \alpha_k d_k) < f(x_k)$$

即函数值有一定程度下降.

二、 非精确线性搜索— Armijo 型线性搜索 和 Wolfe-Powell 型线性搜索

Armijo型线性搜索： 给定 $\sigma_1 \in (0,1)$, 计算 α_k 满足

$$f(x_k + \alpha_k d_k) \leq f(x_k) + \sigma_1 \alpha_k \nabla f(x_k)^T d_k \quad (2.6)$$

令 $\phi(\alpha) = f(x_k + \alpha d_k)$, (2.6) 等价于

$$\phi(\alpha_k) \leq \phi(0) + \sigma_1 \alpha_k \phi'(0)$$

Wolfe - Powell 线性搜索： 给定常数 $0 < \sigma_1 < \sigma_2 < 1$

$$\begin{cases} f(x_k + \alpha_k d_k) \leq f(x_k) + \sigma_1 \alpha_k \nabla f(x_k)^T d_k \\ \nabla f(x_k + \alpha_k d_k)^T d_k \geq \sigma_2 \nabla f(x_k)^T d_k \end{cases} \quad (2.7)$$

四、下降算法的全局收敛性和超线性收敛性

现在我们来研究下降算法2.1的全局收敛性和超线性收敛速度.

记向量 d_k 和 $-\nabla f(x_k)$ 的夹角为 θ_k ,则有

$$\cos \theta_k = \frac{-\nabla f(x_k)^T d_k}{\|\nabla f(x_k)\| \|d_k\|} \quad (2.12)$$

从下面的定理可以看到, 下降算法的收敛性与夹角 θ_k 有重要的关系:

首先我们给出下面的基本假设:

假设2.4.1 函数 $f(x)$ 连续可微有下界且 $\nabla f(x)$ Lipschitz 连续,即存在常数 $L > 0$,使得

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

定理2.4.1 - 2.4.2 设假设2.4.1成立, 序列 $\{x_k\}$ 由算法2.1产生, 其中步长 α_k 由精确搜索或Wolfe - Powell搜索产生, 则

$$\sum_{k=0}^{\infty} \|\nabla f(x_k)\|^2 \cos^2 \theta_k < +\infty \quad (2.13)$$

特别地, 若存在常数 $\delta > 0$ 使得 $\cos \theta_k \geq \delta$, 则

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \|\nabla f(x_k)\| = 0 \quad (2.14)$$

如果(2.14)成立, 我们认为算法是全局收敛的.

该定理表明: 算法的收敛性与夹角有关

由于Wolfe - Powell包含精确搜索, 我们只需证明定理对Wolfe - Powell搜索成立

定理2.4.3 设假设2.4.1成立, 序列 $\{x_k\}$ 由算法2.1产生, 其中步长 α_k 由Armijo 搜索产生, 且存在常数 $C > 0$, 使得

$$\|\nabla f(x_k)\| \leq C \|d_k\| \quad (2.17)$$

则定理2.4.1的结论成立

定理2.4.4 设假设2.4.1成立, 序列 $\{x_k\}$ 由算法2.1产生, 其中步长 α_k 由精确搜索或Wolfe-Powell搜索或Armijo搜索确定且(2.17)成立. 若进一步

$$\liminf_{k \rightarrow \infty} \cos \theta_k > 0 \quad (2.18)$$

则

$$\liminf_{k \rightarrow \infty} \|\nabla f(x_k)\| = 0 \quad (2.19)$$

特别地, (2.19) 成立, 若存在常数 $\eta > 0$, 使得

$$\prod_{i=0}^{k-1} \cos \theta_i \geq \eta^k \quad (2.20)$$

全局收敛性定理含义

- 1) 算法产生的点列收敛于问题的稳定点（或解）：

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

- 2) 算法产生的点列的每一个极限点都是问题的稳定点（或解）：

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

- 3) 算法产生的点列中有一个极限点是问题的稳定点（或解）：

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

$$1) \Rightarrow 2) \Rightarrow 3)$$

三种全局收敛性的等价条件

定理 (三种全局收敛性的等价条件)

设 $\{x^{(k)}\}$ 是下降算法产生的点列. 若 f 是一致凸函数, 则三种收敛性等价. 即由

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

可推得: $\{x^{(k)}\}$ 收敛于函数 f 的唯一全局最小值点.

证明: 由条件知: 存在子列 $\{x^{(k)}\}_K \rightarrow x^*$, $\nabla f(x^*) = 0$. 由于 f 是一致凸函数, 因此 x^* 是问题的全局最小值点.

另一方面, 函数值序列 $\{f(x^{(k)})\}$ 单调递减, 因此 $\{f(x^{(k)})\} \rightarrow f(x^*)$. 从而, $\{x^{(k)}\}$ 的每一个极限点处的函数值都是 $f(x^*)$, 即 f 的全局最小值. 即 $\{x^{(k)}\}$ 的每一个极限点都是 f 的全局最小值点. 但 f 的全局最小值点唯一, 因此, $\{x^{(k)}\} \rightarrow x^*$. □

收敛速度

设算法产生的点列 $\{x^{(k)}\} \subset R^n$ 收敛于点 x^* .

(1) **q-线性收敛**: 存在常数 $\rho \in (0, 1)$ 使得当 k 充分大时,

$$\|x^{(k+1)} - x^*\| \leq \rho \|x^{(k)} - x^*\|,$$

r-线性收敛: 若 $\|x^{(k+1)} - x^*\| \leq r_k$, 且 $\{r_k\}$ 具有线性收敛速度.

(2) **超线性收敛**: 若

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \frac{\|x^{(k+1)} - x^*\|}{\|x^{(k)} - x^*\|} = 0,$$

则称 $\{x^{(k)}\}$ 超线性收敛于 x^* . 或称 $\{x^{(k)}\}$ 的收敛速度是超线性的.

(3) **二次收敛**: 若存在常数 $M > 0$ 使得当 k 充分大时,

$$\|x^{(k+1)} - x^*\| \leq M \|x^{(k)} - x^*\|^2,$$

则称 $\{x^{(k)}\}$ 二次收敛于 x^* . 或称 $\{x^{(k)}\}$ 的收敛速度是二次的.

关于下降算法的收敛速度，我们有

定理2.5.1 设函数 f 二次连续可微，点列 $\{x_k\}$ 由算法2.1产生， $\{x_k\} \rightarrow x^*$ ，且 $\nabla f(x^*) = 0$ ， $\nabla^2 f(x^*)$ 正定，其中步长 α_k 由精确搜索或Wolfe-Powell搜索，或Armijo线性搜索（且（2.17）成立）确定，若存在常数 $\eta > 0$ ，使得 $\prod_{i=0}^{k-1} \cos \theta_i \geq \eta^k$ ，则存在常数 $b > 0$ ， $r \in (0, 1)$ 使得当 k 充分大时，

$$\|x^{(k+1)} - x^*\| \leq br^k \quad (2.24)$$

进一步关于下降算法的收敛速度，我们有

定理2.5.2 设函数 f 二次连续可微，点列 $\{x_k\}$ 由算法2.1产生其中步长 α_k 由Armijo搜索或Wolfe - Powell搜索确定，其中 $\sigma_1 \in (0, 1/2)$. 设 $\{x_k\} \rightarrow x^*$ ，且 $\nabla f(x^*) = 0, \nabla^2 f(x^*)$ 正定. 若

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \frac{\|\nabla f(x_k) + \nabla^2 f(x_k)d_k\|}{\|d_k\|} = 0$$

则

- (1) 当 k 充分大时, $\alpha_k = 1$;
- (2) 序列 $\{x_k\}$ 超线性收敛于 x^* ;
- (3) 若 $\nabla^2 f(x)$ 在 x^* 处Lipschitz连续，且

$$\delta_k = \frac{\|\nabla f(x_k) + \nabla^2 f(x_k)d_k\|}{\|d_k\|} = O(\|x_k - x^*\|)$$

则 x_k 二次收敛于 x^* .

上述定理说明了下降算法的收敛速度 和取单位步长的重要性

超线性收敛性定理：证明步骤

Dennis-Moré 条件：

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \frac{\|\nabla f(x^{(k)}) + \nabla^2 f(x^{(k)})d^{(k)}\|}{\|d^{(k)}\|} = 0.$$

- 第一步：存在常数 $m_1 > 0$ 使得不等式

$$\|d^{(k)}\| \leq m_1 \|\nabla f(x^{(k)})\| = O(\|x^{(k)} - x^*\|)$$

对所有充分大的 k 均成立. 特别, $\{d^{(k)}\} \rightarrow 0$.

- 第二步：存在常数 $\eta > 0$, 使得当 k 充分大时,

$$-\nabla f(x^{(k)})^T d^{(k)} \geq \eta \|d^{(k)}\|^2.$$

- 第三步：若 $\alpha_k = 1$, 则算法具有超线性收敛性速度. 即

$$\|x^{(k)} + d^{(k)} - x^*\| = o(\|x^{(k)} - x^*\|).$$

- 第四步： $\alpha_k = 1$ 满足 Armijo 和 Wolfe-Powell 线性搜索的条件.

超线性收敛性定理：证明第一步

第一步：存在常数 $m_1 > 0$ 使得不等式

$$\|d^{(k)}\| \leq m_1 \|\nabla f(x^{(k)})\| = O(\|x^{(k)} - x^*\|) \quad (13)$$

对所有充分大的 k 均成立. 特别, $\{d^{(k)}\} \rightarrow 0$.

由于 $\{x^{(k)}\} \rightarrow x^*$ 且 $\nabla^2 f(x^*)$ 正定, 故当 k 充分大时, $\nabla^2 f(x^{(k)})$ 一致正定. 故存在常数 $m > 0$ 使得不等式

$$\|\nabla^2 f(x^{(k)})d\| \geq m\|d\|$$

对所有 $d \in R^n$ 以及所有充分大的 k 都成立. 令

$$\delta_k = \frac{\|\nabla f(x^{(k)}) + \nabla^2 f(x^{(k)})d^{(k)}\|}{\|d^{(k)}\|}.$$

则当 k 充分大时, $\delta_k < m/2$. 而且,

$$m\|d^{(k)}\| \leq \|\nabla^2 f(x^{(k)})d^{(k)}\| \leq \delta_k\|d^{(k)}\| + \|\nabla f(x^{(k)})\|.$$

因此, 存在常数 $m_1 > 0$ 使得(13)对所有充分大的 k 均成立.

超线性收敛性定理：证明第二步

第二步：存在常数 $\eta > 0$ ，使得当 k 充分大时，

$$-\nabla f(x^{(k)})^T d^{(k)} \geq \eta \|d^{(k)}\|^2.$$

我们有

$$\begin{aligned} -\nabla f(x^{(k)})^T d^{(k)} &= d^{(k)T} \nabla^2 f(x^{(k)}) d^{(k)} - d^{(k)T} [\nabla f(x^{(k)}) + \nabla^2 f(x^{(k)}) d^{(k)}] \\ &\geq m \|d^{(k)}\|^2 - \|d^{(k)}\| \|\nabla f(x^{(k)}) + \nabla^2 f(x^{(k)}) d^{(k)}\| \\ &= (m - \delta_k) \|d^{(k)}\|^2. \end{aligned}$$

由此及(12)可得，存在常数 $\eta > 0$ ，使得当 k 充分大时，

$$-\nabla f(x^{(k)})^T d^{(k)} \geq \eta \|d^{(k)}\|^2.$$

超线性收敛性定理：证明第三步

第三步：若 $\alpha_k = 1$ ，则算法具有超线性收敛性速度。

由 $\nabla^2 f(x_k)$ 的一致正定性得

$$\begin{aligned} m\|x^{(k+1)} - x^*\| &\leq \|\nabla^2 f(x^{(k)})(x^{(k)} + d^{(k)} - x^*)\| \\ &= \|\nabla^2 f(x^{(k)})(x^{(k)} - x^*) - \nabla f(x^{(k)}) + \nabla^2 f(x^{(k)})d^{(k)} + \nabla f(x^{(k)})\| \\ &\leq \|\nabla f(x^{(k)}) - \nabla f(x^*) - \nabla^2 f(x^{(k)})(x^{(k)} - x^*)\| \\ &\quad + \|\nabla^2 f(x^{(k)})d^{(k)} + \nabla f(x^{(k)})\| \\ &\leq o(\|x^{(k)} - x^*\|) + o(\|d^{(k)}\|) = o(\|x^{(k)} - x^*\|), \end{aligned}$$

其中，最后一个不等式由(12)得到，最后一个等式由(13)得到。上面的不等式说明 $\{x^{(k)}\}$ 超线性收敛。

超线性收敛性定理：证明第四步

第四步： $\alpha_k = 1$ 满足Armijo和Wolfe-Powell 线性搜索的条件.

(1) 先证明 $\alpha_k = 1$ 满足Armijo线性搜索条件. 利用Taylor展开, 有

$$\begin{aligned} & f(x^{(k)} + d^{(k)}) - f(x^{(k)}) - \sigma_1 \nabla f(x^{(k)})^T d^{(k)} \\ &= [f(x^{(k)} + d^{(k)}) - f(x^{(k)}) - \frac{1}{2} \nabla f(x^{(k)})^T d^{(k)}] + (\frac{1}{2} - \sigma_1) \nabla f(x^{(k)})^T d^{(k)} \\ &= (\frac{1}{2} - \sigma_1) \nabla f(x^{(k)})^T d^{(k)} + \frac{1}{2} d^{(k)T} [\nabla^2 f(x^{(k)}) d^{(k)} + \nabla f(x^{(k)})] + o(\|d^{(k)}\|^2) \\ &= (\frac{1}{2} - \sigma_1) \nabla f(x^{(k)})^T d^{(k)} + o(\|d^{(k)}\|^2) \\ &\leq (\sigma_1 - \frac{1}{2}) \eta \|d^{(k)}\|^2 + o(\|d^{(k)}\|^2). \end{aligned}$$

因此, 当 k 充分大时, $f(x^{(k)} + d^{(k)}) - f(x^{(k)}) - \sigma_1 \nabla f(x^{(k)})^T d^{(k)} \leq 0$, 即当 k 充分大时, $\alpha_k = 1$ 满足Armijo型线性搜索的条件以及Wolfe-Powell型线性搜索中的第一个不等式.

超线性收敛性定理：证明第四步

再证明 $\alpha_k = 1$ 满足Wolfe-Powell型线性搜索中的第二个不等式.
利用中值定理得

$$\begin{aligned} & \nabla f(x^{(k)} + d^{(k)})^T d^{(k)} - \sigma_2 \nabla f(x^{(k)})^T d^{(k)} \\ &= [\nabla f(x^{(k)} + d^{(k)}) - \nabla f(x^{(k)})]^T d^{(k)} + (1 - \sigma_2) \nabla f(x^{(k)})^T d^{(k)} \\ &= d^{(k)T} \nabla^2 f(x^{(k)}) d^{(k)} + (1 - \sigma_2) \nabla f(x^{(k)})^T d^{(k)} + o(\|d^{(k)}\|^2) \\ &= -\sigma_2 \nabla f(x^{(k)})^T d^{(k)} + d^{(k)T} [\nabla f(x^{(k)}) + \nabla^2 f(x^{(k)})] d^{(k)} + o(\|d^{(k)}\|^2) \\ &\geq \eta \sigma_2 \|d^{(k)}\|^2 + o(\|d^{(k)}\|^2). \end{aligned}$$

因此, 当 k 充分大时, $\nabla f(x^{(k)} + d^{(k)})^T d^{(k)} - \sigma_2 \nabla f(x^{(k)})^T d^{(k)} \geq 0$, 即当 k 充分大时,
 $\alpha_k = 1$ 满足Wolfe-Powell型线性搜索中的第二个不等式.

作 业

- 习题2:

17, 20

课后：复习掌握下降算法的收敛性和收敛速度定理及其证明。