

7 非线性方程和非线性方程组的数值解

Solutions of Nonlinear Equations and System of Linear Equations

王家兵

jbwang@scut.edu.cn

- 求方程 $f(x) = 0$ 的根是最常见的数学问题之一
 - 当 $f(x)$ 是一次多项式时, 称 $f(x) = 0$ 为线性方程
 - 否则称之为非线性方程.
- 当 $f(x) = 0$ 是非线性方程时, 由于 $f(x)$ 的多样性, 求方程 $f(x) = 0$ 的根尚无一般的解析解法可用
 - 在满足一定的精度要求下, 求出方程的近似根
- 可根据物理背景或者 $y = f(x)$ 的草图等方法确定求根区间 $[a, b]$ 或给出某根的近似值 x_0

- 一元二次、三次、四次方程的求根公式
- 一元五次方程的求根公式?
 - 伽罗瓦(Evariste Galois, 1811.10.25-1832.5.31)

7.1 对分法

- 对分法适用于求有根区间的单实根或奇重实根
 - 设 $f(x)$ 在 $[a, b]$ 上连续, $f(a) \cdot f(b) < 0$, 即 $f(a) > 0, f(b) < 0$ 或者 $f(a) < 0, f(b) > 0$, 则根据连续函数的介值定理, 在 (a, b) 内至少存在一点 ξ , 使 $f(\xi) = 0$.
- 对分法:
 - 首先取区间 $[a, b]$ 的中点 $x_1 = \frac{a+b}{2}$, 把区间 $[a, b]$ 分为两个小区间 $[a, x_1], [x_1, b]$
 - 如果 $f(a) \cdot f(x_1) < 0$, 令 $a_1 = a, b_1 = x_1$
 - 如果 $f(x_1) \cdot f(b) < 0$, 令 $a_1 = x_1, b_1 = b$
 - 重复此过程, 得到长度每次减半的有根区间序列 $[a_k, b_k]$

7.1 对分法

□ 收敛性分析

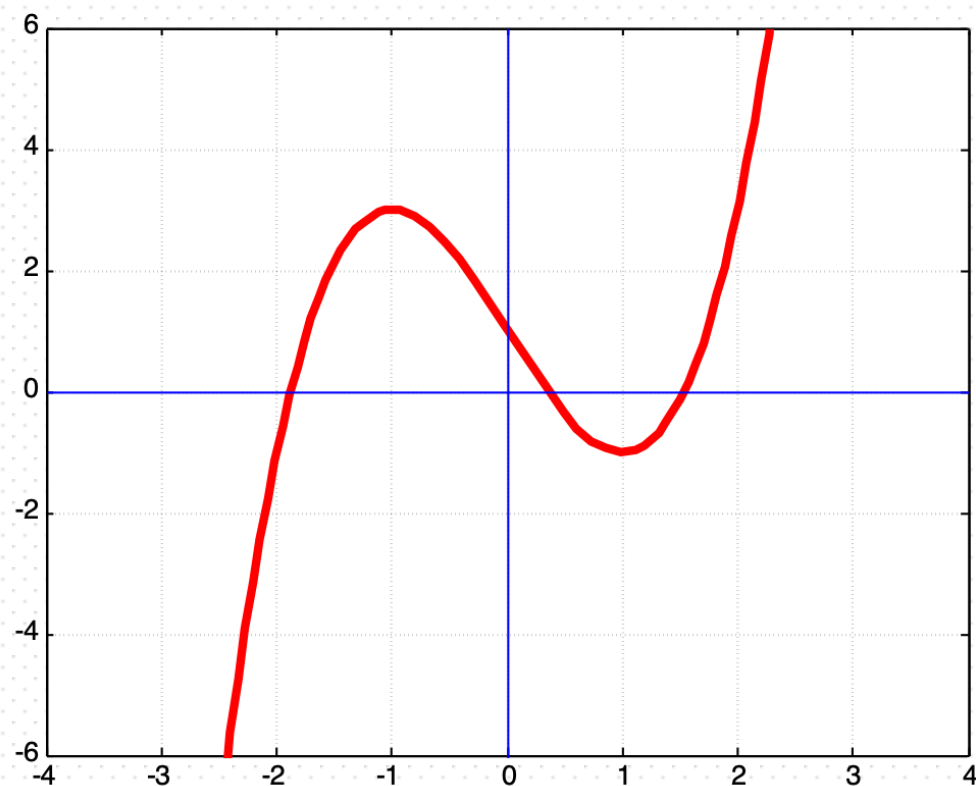
- 当 k 足够大时, 有根区间 $[a_k, b_k]$ 长度趋于零, 区间任一点都可以作为根的近似值.

$$\begin{aligned} |x_k - \xi| &\leq \frac{1}{2} (b_k - a_k) = \frac{1}{2^2} (b_{k-1} - a_{k-1}) = \dots \\ &= \frac{1}{2^{k+1}} (b - a) \end{aligned}$$

- 当 $k \rightarrow \infty$ 时, x_k 收敛于 ξ
- 对分法的收敛速度较慢, 常用来试探实根的分布区间或者求根的初始近似值.
 - 对分法的收敛速度与公比为 $\frac{1}{2}$ 的等比级数相同
 - 大约每对分**10**次, 近似根精度可提高三位小数位

7.1 对分法

例：求 $x^3 - 3x + 1 = 0$ 的实根分布情况，并求 $[0,1]$ 中的实根近似值. 要求实根近似值精确到三位小数.



7.1 对分法

□ 对分法优点:

1. 对函数的要求低（只要求 $f(x)$ 连续），方法简单、可靠，程序设计容易
2. 可事先估计计算次数

$$|x_k - \xi| \leq \frac{1}{2^{k+1}} (b - a) < \epsilon \Rightarrow k > ?$$

□ 对分法缺点:

- 收敛速度较慢，不能求出偶重根
 - $f(x)$ 在偶重根两边附近函数值同号

7.1 对分法

□ 对分法算法

- ① 给出精度 δ, ϵ 令 $a_0 = a, b_0 = b, k = 0$
- ② 令 $x_k = (a_k + b_k)/2$, 计算 $f(x_k)$
- ③ 若 $|f(x_k)| < \delta$, 则 x_k 是 $f(x) = 0$ 的根, 停止计算, 输出结果 $\xi = x_k$
若 $f(a_k) \cdot f(x_k) < 0$, 则令 $a_{k+1} = a_k, b_{k+1} = x_k$;
否则令 $a_{k+1} = x_k, b_{k+1} = b_k$
- ④ 若 $b_{k+1} - a_{k+1} \leq \epsilon$, 退出计算, 输出结果 $\xi = (a_{k+1} + b_{k+1})/2$; 反之, 令 $k = k + 1$, 返回②

7.2 迭代法

- 给定方程 $f(x) = 0$, 可用多种方法构造等价方程 $x = \varphi(x)$, 取定根的一个近似值 x_0 , 构造序列

$$x_{k+1} = \varphi(x_k) \quad (k = 0, 1, 2, \dots)$$

1. 若 $\{x_k\}$ 收敛, 即 $\lim_{k \rightarrow \infty} x_k = x^*$, 并且 $\varphi(x)$ 连续, 则有:

$$\lim_{k \rightarrow \infty} x_{k+1} = \lim_{k \rightarrow \infty} \varphi(x_k) = \varphi\left(\lim_{k \rightarrow \infty} x_k\right)$$

即 $\{x_k\}$ 的极限 x^* 是方程 $x = \varphi(x)$ 的根, 也就是方程 $f(x) = 0$ 的根.

2. 若 $\{x_k\}$ 发散, 迭代法失败.

7.2 迭代法

例：求 $x^3 - 3x + 1 = 0$ 在0.5附近的根.要求精确到第四位小数.

1. 构造等价方程 $x = \varphi_1(x) = \frac{x^3+1}{3}$, 迭代公式

$$x_{k+1} = \frac{x_k^3+1}{3}, k = 0, 1, 2, \dots, \text{取} x_0 = 0.5$$

2. 迭代公式 $x_{k+1} = \frac{x_k^3+1}{3}$ 不能求出方程在1.5和-2附近的根

3. 其他的等价方程构造的迭代公式

$$x_{k+1} = \varphi_2(x_k) = \frac{1}{3 - x_k^2} (k = 0, 1, 2, \dots)$$

$$x_{k+1} = \varphi_3(x_k) = \sqrt[3]{3x_k - 1} \quad k = 0, 1, 2, \dots$$

7.2 迭代法

□ 迭代法的几何意义

■ 将 $x = \varphi(x)$ 写成

$$\begin{cases} y = x \\ y = \varphi(x) \end{cases}$$

则求解方程 $x = \varphi(x)$ 等价于求直线 $y = x$ 和曲线 $y = \varphi(x)$ 的交点的横坐标 x^*

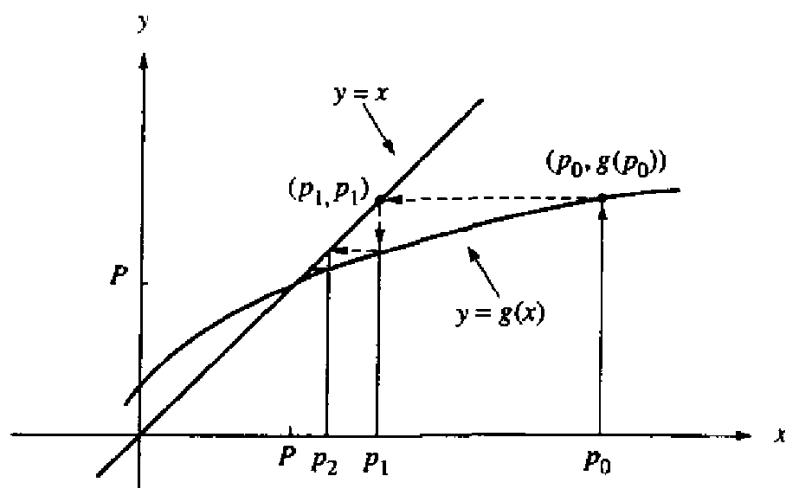


Figure 2.4 (a) Monotone convergence when $0 < g'(P) < 1$.

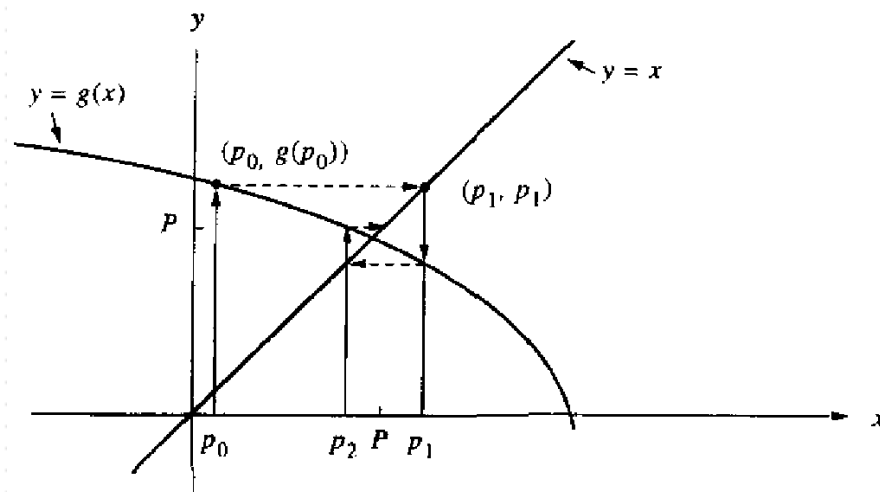


Figure 2.4 (b) Oscillating convergence when $-1 < g'(P) < 0$.

7.2 迭代法

□ 迭代法的几何意义

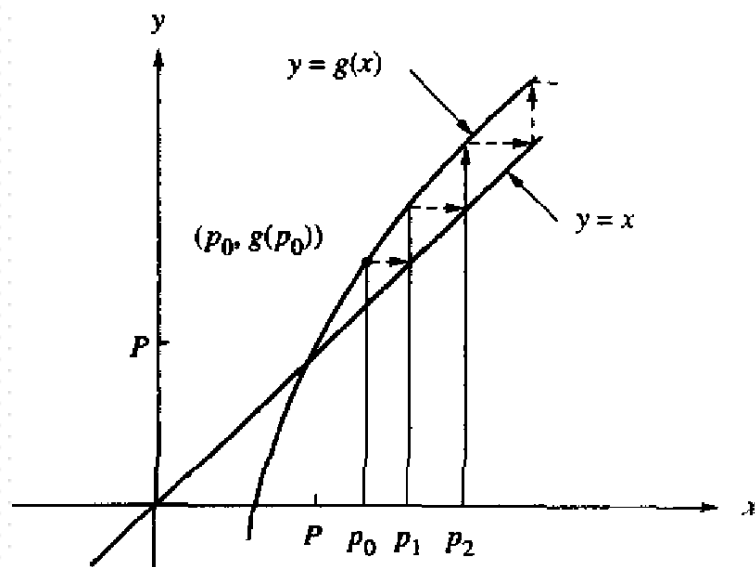


Figure 2.5 (a) Monotone divergence when $1 < g'(P)$.

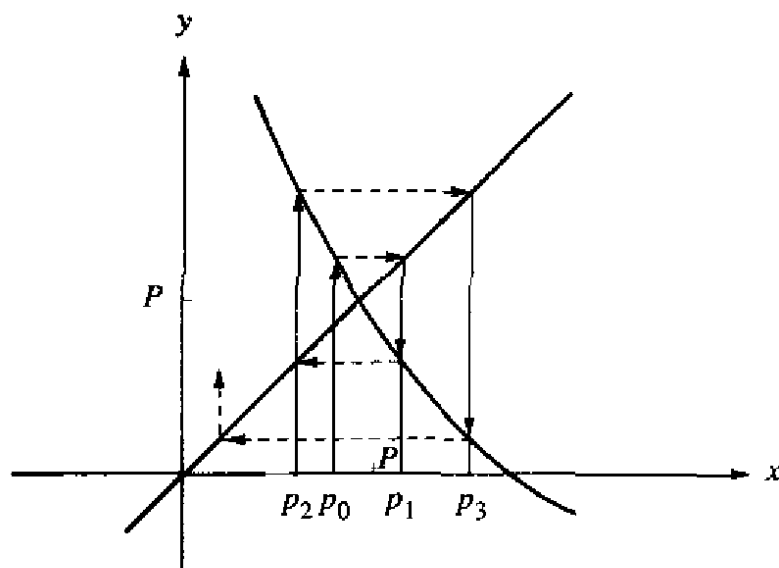


Figure 2.5 (b) Divergent oscillation when $g'(P) < -1$.

7.2 迭代法

□ 迭代法收敛条件

定义：如果在根 x^* 的某个邻域 $R: |x - x^*| \leq \delta$ 中，对任意的 $x_0 \in R$ ，迭代公式 $x_{k+1} = \varphi(x_k), k = 0, 1, 2 \dots$ 收敛，则称迭代在 x^* 附近**局部收敛**。

定理：设 $x^* = \varphi(x^*)$ ， $\varphi'(x)$ 在 x^* 的某个邻域 R 内连续，并且 $|\varphi'(x)| \leq q, q < 1$ 是常量，则

1. 对任意 $x_0 \in R$ ，由迭代公式 $x_{k+1} = \varphi(x_k)$ 决定的序列 $\{x_k\}$ 收敛于 x^*
2. $|x_k - x^*| \leq \frac{1}{1-q} |x_{k+1} - x_k|$
3. $|x_k - x^*| \leq \frac{q^k}{1-q} |x_1 - x_0|$

7.2 迭代法

- (1) 由拉格朗日中值定理有

$$x_k - x^* = \varphi(x_{k-1}) - \varphi(x^*) = \varphi'(\xi)(x_{k-1} - x^*)$$

- 递推有: $|x_k - x^*| \leq q |x_{k-1} - x^*| \leq q^2 |x_{k-2} - x^*| \leq \dots \leq q^k |x_0 - x^*|$

- 所以 $\lim_{k \rightarrow \infty} x_k = x^*$

- (2) $x_k - x^* = x_k - x_{k+1} + x_{k+1} - x^* = x_k - x_{k+1} + \varphi'(\xi)(x_k - x^*)$

- 故: $|x_k - x^*| \leq |x_k - x_{k+1}| + q |x_k - x^*|$

$$\Rightarrow (1 - q) |x_k - x^*| \leq |x_k - x_{k+1}| = |\varphi(x_k) - \varphi(x_{k-1})|$$

$$= |\varphi'(\xi)(x_k - x_{k-1})| \leq q |x_k - x_{k-1}| \leq \dots \leq q^k |x_1 - x_0|$$

$$\Rightarrow |x_k - x^*| \leq \frac{q^k}{1 - q} |x_1 - x_0|$$

7.2 迭代法

定理： 给定方程 $x = \varphi(x)$ ，若 $\varphi(x)$ 满足：

- ① 对任意的 $x \in [a, b]$ ，有 $\varphi(x) \in C[a, b]$
- ② 对任意的 $x, y \in [a, b]$ ，有 $|\varphi(x) - \varphi(y)| \leq q|x - y|$ ， $0 \leq q < 1$ 为常数，则对任意的 $x_0 \in [a, b]$ ，迭代公式 $x_{k+1} = \varphi(x_k)$ 生成的序列 $\{x_k\}$ 收敛于 $x = \varphi(x)$ 的根 x^* 。

注： 满足条件①②的函数 $\varphi(x)$ 称为区间的**压缩映射**。

7.2 迭代法

□ 证明:

$$\begin{aligned} |x_k - x^*| &= |\varphi(x_{k-1}) - \varphi(x^*)| \leq q |x_{k-1} - x^*| \\ &= q |\varphi(x_{k-2}) - \varphi(x^*)| \leq q^2 |x_{k-2} - x^*| \leq \dots \leq q^k |x_0 - x^*| \end{aligned}$$

□ 所以 $\lim_{k \rightarrow \infty} x_k = x^*$

7.2 迭代法

例：方程 $x^3 - 3x + 1 = 0$ ，三种迭代公式

$$x_{k+1} = \varphi_1(x_k) = \frac{x_k^3 + 1}{3}$$

$$x_{k+1} = \varphi_2(x_k) = \frac{1}{3 - x_k^2}$$

$$x_{k+1} = \varphi_3(x_k) = \sqrt[3]{3x_k - 1}$$

在三个根附近的收敛情况，三个根近似取 $x_1 = 0.347, x_2 = 1.53, x_3 = -1.88$

7.2 迭代法

□ 迭代法的加速

- 由 $f(x) = 0$ 构造出的迭代公式 $x = \varphi(x)$ 收敛时, 收敛速度取决于 $|\varphi'(x)|$ 的大小, 当 $|\varphi'(x)|$ 接近与1时, 收敛可能很慢.

- 松弛法: 已知 $\varphi(x_k)$ 与 x_k 同是 x^* 的近似值, 两个近似值的加权平均

$$x_{k+1} = (1 - \omega_k)x_k + \omega_k\varphi(x_k)$$

$$x = (1 - \omega)x + \omega\varphi(x) = \phi(x)$$

- 令 $\phi'(x) = 1 - \omega + \omega\varphi'(x) = 0$, 当 $\varphi'(x) \neq 1$ 时, 得到

$$\omega = \frac{1}{1 - \varphi'(x)}$$

7.2 迭代法

□ 取 $\omega_k = \frac{1}{1-\varphi'(x_k)}$, $1 - \omega_k = \frac{-\varphi'(x_k)}{1-\varphi'(x_k)}$ 可望获得较好的加速效果.

□ 松弛法迭代公式

$$\begin{cases} \omega_k = \frac{1}{1-\varphi'(x_k)} \\ x_{k+1} = (1 - \omega_k)x_k + \omega_k\varphi(x_k) \end{cases}$$

7.2 迭代法

□ 埃特金Aitken方法

■ 松弛法要计算导数 $\varphi'(x_k)$, 使用中有时不方便

■ 设方程 $x = \varphi(x)$, x^* 是它的准确解, x_0 是近似根, 取
 $x_1 = \varphi(x_0)$, $x_2 = \varphi(x_1)$

$$x^* = x_2 + x^* - x_2 = x_2 + \varphi'(\xi)(x^* - x_1)$$

用差商

$$\frac{x_2 - x_1}{x_1 - x_0} = \frac{\varphi(x_1) - \varphi(x_0)}{x_1 - x_0}$$

代替 $\varphi'(\xi)$, 得到:

$$x^* \approx x_2 + \frac{x_2 - x_1}{x_1 - x_0} (x^* - x_1)$$

7.2 迭代法

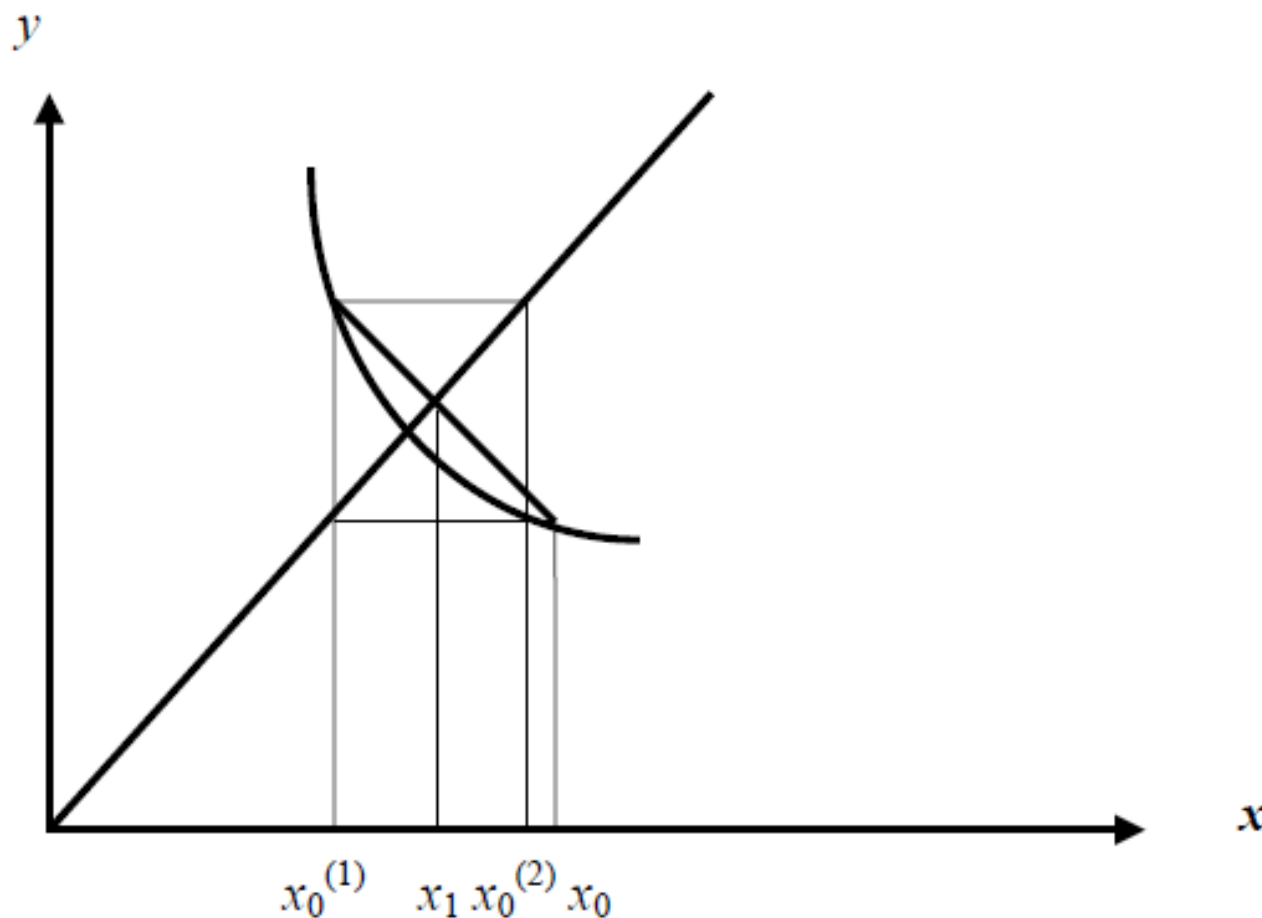
上式解得： $x^* \approx x_2 - \frac{(x_2 - x_1)^2}{x_2 - 2x_1 + x_0}$

■ 埃特金迭代公式

$$\left\{ \begin{array}{l} x_k^{(1)} = \varphi(x_k) \\ x_k^{(2)} = \varphi(x_k^{(1)}) \\ x_{k+1} = x_k^{(2)} - \frac{\left(x_k^{(2)} - x_k^{(1)}\right)^2}{x_k^{(2)} - 2x_k^{(1)} + x_k} \quad (k = 0, 1, \dots) \end{array} \right.$$

7.2 迭代法

- 埃特金迭代的几何解释: 点 $(x_0, x_0^{(1)})$ 与点 $(x_0^{(1)}, x_0^{(2)})$ 连线与 $y = x$ 交点的横坐标



7.2 迭代法

例：解方程 $x^3 - 3x + 1 = 0$ ，迭代公式 $x_{k+1} = \frac{x_k^3 + 1}{3}$ ，用松弛法和埃特金法，取 $x_0 = 0.5$ ，精确到6位小数.

松弛法： $\varphi(x) = \frac{x^3 + 1}{3}$, $\varphi'(x) = x^2$, $\omega_k = \frac{1}{1 - x_k^2}$

$$x_{k+1} = (1 - \omega_k)x_k + \omega_k \frac{x_k^3 + 1}{3}$$

7.2 迭代法

例：解方程 $x^3 - 3x + 1 = 0$ ，迭代公式 $x_{k+1} = \frac{x_k^3 + 1}{3}$ ，用松弛法和埃特金法，取 $x_0 = 0.5$ ，精确到6位小数。

埃特金法：

$$\left\{ \begin{array}{l} x_k^{(1)} = \frac{x_k^3 + 1}{3} \\ x_k^{(2)} = \frac{\left(x_k^{(1)}\right)^3 + 1}{3} \\ x_{k+1} = x_k^{(2)} - \frac{\left(x_k^{(2)} - x_k^{(1)}\right)^2}{x_k^{(2)} - 2x_k^{(1)} + x_k} \quad (k = 0, 1, 2, \dots) \end{array} \right.$$

7.3 牛顿法

□ 牛顿公式

- 由于 $f(x) = 0$ 是非线性方程, 一般解决非线性问题较困难, 而解决线性问题较容易, 可以考虑将非线性问题线性化, 采取线性化方法求解.

- 将 $f(x)$ 在 x_0 处泰勒展开

$$f(x) = f(x_0) + f'(x_0)(x - x_0) + \frac{f''(\xi)}{2!}(x - x_0)^2$$

- 用 $p(x) = f(x_0) + f'(x_0)(x - x_0) = 0$ 来近似 $f(x) = 0$, 即把求曲线 $f(x) = 0$ 与 X 轴交点的横坐标近似为求直线 $p(x) = 0$ 与 X 轴交点的横坐标.

$$p(x) = f(x_0) + f'(x_0)(x - x_0) = 0 \Rightarrow$$

$$x = x_0 - \frac{f(x_0)}{f'(x_0)} \quad \text{设 } f'(x_0) \neq 0$$

7.3 牛顿法

- 牛顿法实质是一般迭代法用松弛法加速

$$f(x) = 0 \Leftrightarrow x = x + f(x) = \varphi(x)$$

- 使用松弛法

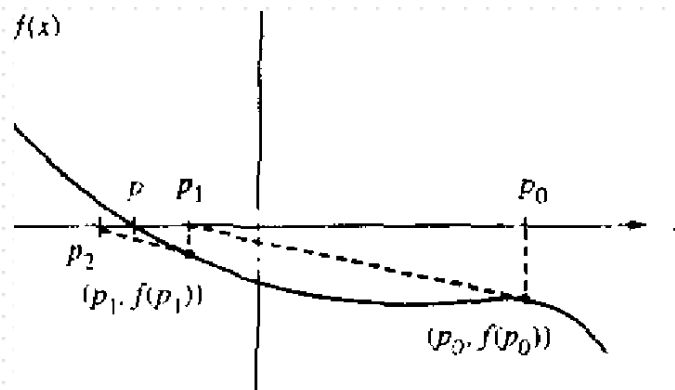
$$\varphi'(x) = 1 + f'(x)$$

$$\omega_k = \frac{1}{1 - \varphi'(x_k)} = -\frac{1}{f'(x_k)}$$

- 即得牛顿法公式

$$x_{k+1} = x_k - \frac{f(x_k)}{f'(x_k)}$$

- 几何意义



7.3 牛顿法

■ 牛顿法公式

$$x_1 = x_0 - \frac{f(x_0)}{f'(x_0)}$$

⋮

$$x_{k+1} = x_k - \frac{f(x_k)}{f'(x_k)}, (k = 0, 1, 2, \dots)$$

例：用牛顿法计算 $x^3 - 3x + 1 = 0$ 在0.5和-2附近的两个根.

$$x_{k+1} = x_k - \frac{x_k^3 - 3x_k + 1}{3x_k^2 - 3}$$

7.3 牛顿法

□ 牛顿法的收敛速度

定义： 设序列 $\{x_k\}$ 收敛于 x^* ，令 $\epsilon_k = x^* - x_k$ ，设 $k \rightarrow \infty$ 时，有

$$\frac{|\epsilon_{k+1}|}{|\epsilon_k|^p} \rightarrow c \quad (c > 0 \text{ 为常数})$$

则称序列 $\{x_k\}$ 是 p 阶收敛.

- 当 $p = 1$ 时，称为线性收敛
- 当 $p = 2$ 时，称为二阶收敛（几何收敛）
- 当 $1 < p < 2$ 时，称为超线性收敛

7.3 牛顿法

定理： 设 $x^* = \varphi(x^*)$ ，在 x^* 的某个邻域 R 内 $\varphi^{(p)}(x)$ 连续， $p > 1$ 是常量，并且满足

$$\varphi^{(l)}(x^*) = 0 \quad (l = 1, 2, \dots, p - 1)$$

$$\varphi^{(p)}(x^*) \neq 0$$

则由 $x_{k+1} = \varphi(x_k)$ 生成的序列 $\{x_k\}$ 收敛于 x^* ，并且序列 $\{x_k\}$ 是 p 阶收敛。

7.3 牛顿法

- 因 $\varphi'(x^*) = 0$ ，所以序列 $\{x_k\}$ 收敛于 x^* 。
- 再由泰勒展开，其中 ξ_k 在 x_k 和 x^* 之间：

$$x_{k+1} = \varphi(x_k) = \varphi(x^*) + \varphi'(x^*)(x_k - x^*) \\ + \dots + \frac{\varphi^{(p-1)}(x^*)}{(p-1)!} (x_k - x^*)^{p-1} + \frac{\varphi^{(p)}(\xi_k)}{p!} (x_k - x^*)^p$$

- 所以有

$$\frac{e_{k+1}}{e_k^p} = \frac{\varphi^{(p)}(\xi_k)}{p!}$$

- 当 $k \rightarrow \infty$, $x_k \rightarrow x^*$, 从而 $\xi_k \rightarrow x^*$, 定理成立。

牛顿法的示例

- 试用牛顿迭代法导出下列各式的迭代格式，并讨论其收敛性：
 - (1) 不使用除法运算 $\frac{1}{c}$;
 - (2) 不使用开方运算求 \sqrt{c}

7.3 牛顿法

- 牛顿法的收敛速度

$$x = x - \frac{f(x)}{f'(x)} = \varphi(x), \quad \varphi'(x) = \frac{f(x)f''(x)}{[f'(x)]^2}$$

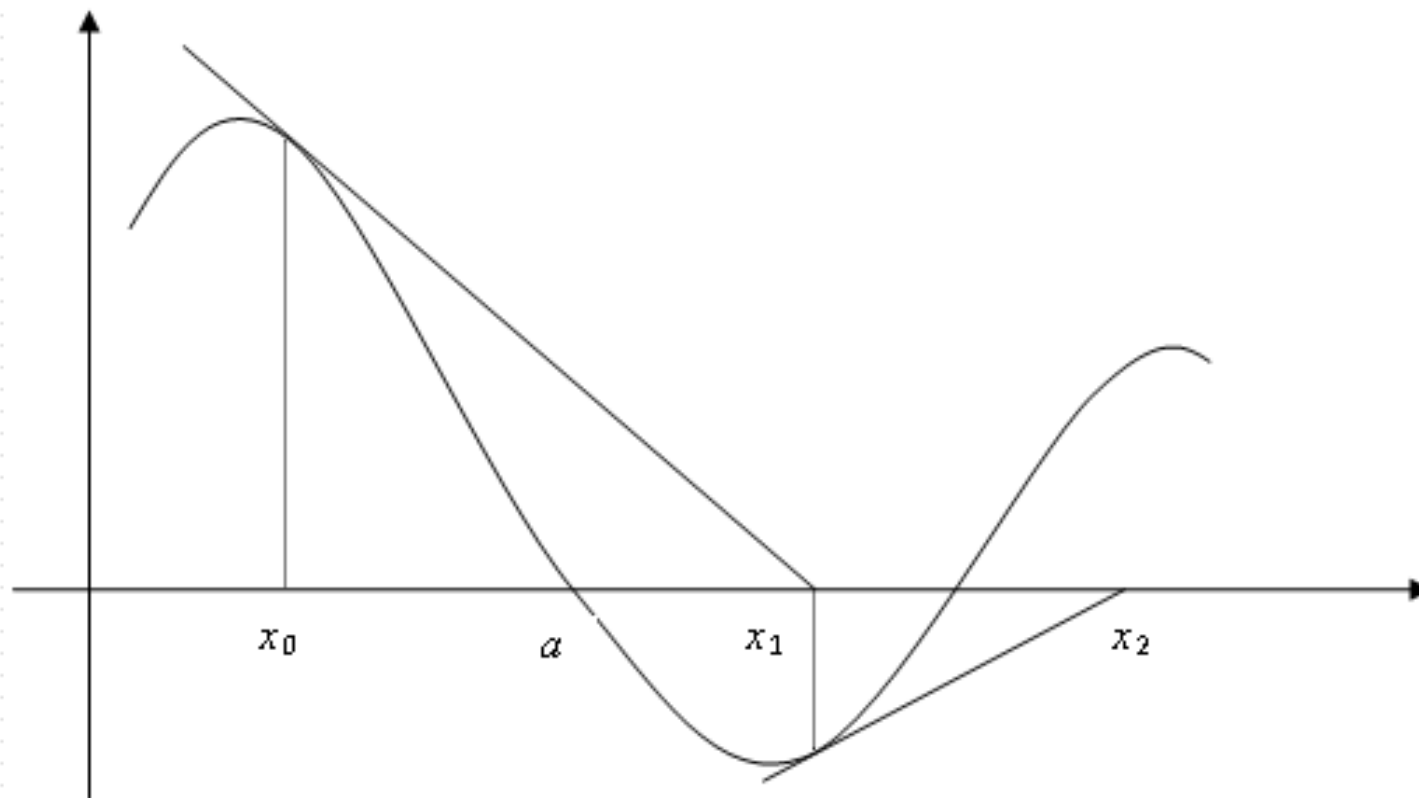
□ 当 $f'(x^*) \neq 0$ 时, $\varphi'(x^*) = 0$, 即牛顿法在单根附近至少二阶收敛, 而在重根附近, 牛顿法是线性收敛.

- 牛顿法的优点: 收敛快, 算法简单, 是常用的快速收敛法

- 缺点: 对重根收敛较慢, 对初值 x_0 要求较严, 要求 x_0 相当接近真实解 x^*

- 在实际应用中, 常与其他方法联用, 先用其他方法确定初值 x_0 , 再用牛顿法提高精度.

注意问题



当初始点 x_0 与根 $x=a$ 附近有极值点或拐点时，迭代过程就可能发散或收敛于另一个根。

为此，应用中常把隔根区间取得如此之小，使在其中 $f'(x), f''(x)$ 不变号，并取 x_0 使得, $f'(x_0)f''(x_0) > 0$ 。

牛顿法求重根

- 设 $f(x)=(x-x^*)^m g(x)$, $g(x^*) \neq 0$, 则 x^* 是 $f(x)$ 的 m 重根。此时有 $f(x^*)=f'(x^*)=\dots=f^{(m-1)}(x^*)=0$, $f^{(m)}(x^*)\neq 0$ 。

$$\varphi(x) = x - \frac{f(x)}{f'(x)} = x - \frac{(x-x^*)g(x)}{mg(x) + (x-x^*)g'(x)}$$

- $\varphi'(x^*)=1-1/m\neq 0$, 因此**线性收敛**。

- 若取 $\varphi(x) = x - m \frac{f(x)}{f'(x)}$, 即 $x_{k+1} = x_k - m \frac{f(x_k)}{f'(x_k)}$ 则具有**二阶收敛**, 但要知道 m 。

牛顿法求重根

- 也可以：令 $\mu(\mathbf{x}) = \frac{f(\mathbf{x})}{f'(\mathbf{x})}$ ，则有下列式成立，故 \mathbf{x}^* 是 $\mu(\mathbf{x})=0$ 的单根。

$$\mu(\mathbf{x}) = \frac{(\mathbf{x} - \mathbf{x}^*)g(\mathbf{x})}{mg(\mathbf{x}) + (\mathbf{x} - \mathbf{x}^*)g'(\mathbf{x})}$$

- 对 $\mu(\mathbf{x})=0$ 使用牛顿法，

$$\varphi(\mathbf{x}) = \mathbf{x} - \frac{\mu(\mathbf{x})}{\mu'(\mathbf{x})} = \mathbf{x} - \frac{f(\mathbf{x})f'(\mathbf{x})}{[f'(\mathbf{x})]^2 - f(\mathbf{x})f''(\mathbf{x})}$$

- 得如下迭代格式，是二阶收敛的。

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k - \frac{f(\mathbf{x}_k)f'(\mathbf{x}_k)}{[f'(\mathbf{x}_k)]^2 - f(\mathbf{x}_k)f''(\mathbf{x}_k)}$$

7.4 割线法

- 已知 $f(x) = 0$ 的两个近似根 x_k, x_{k-1} , 过点 $(x_{k-1}, f(x_{k-1})), (x_k, f(x_k))$ 连一条直线, 据两点式可写出直线方程

$$\frac{y-f(x_k)}{x-x_k} = \frac{f(x_k)-f(x_{k-1})}{x_k-x_{k-1}}$$

- 把求曲线 $f(x) = 0$ 与 X 轴交点的横坐标近似为求割线与 X 轴交点的横坐标, 即将割线与 X 轴交点的横坐标作为 x^* 的近似值

$$x_{k+1} = x_k - \frac{f(x_k)}{f(x_k)-f(x_{k-1})} (x_k - x_{k-1}) \quad (k = 1, 2, \dots)$$

称为割线法

7.4 割线法

- 割线法需要两个初值 x_0, x_1 ，在单根附近是超线性收敛。
 - 通过较复杂的推导可知收敛阶 p 在单根附近为 $1.618 \dots$
 - 收敛较快，而且不用计算导数值

定理：如 $f(x)$ 在零点 x^* 附近有连续的2阶导数， $f'(x^*) \neq 0$ ，且初值 x_0, x_1 充分接近 x^* ，则割线法收敛，收敛速度为

$$|x_{k+1} - x^*| \approx \left| \frac{f''(x^*)}{2f'(x^*)} \right|^{0.618} |x_k - x^*|^{1.618}$$

7.4 割线法

- 割线法需要两个初值 x_0, x_1 ，也称为双点割线法。
 - 单点割线法.

$$x_{k+1} = x_k - \frac{f(x_k)}{f(x_k) - f(x_0)} (x_k - x_0) \quad (k = 1, 2, \dots)$$

- **例：**用双点割线法求 $x^3 - 3x + 1 = 0$ 在0.5附近的根，精确到小数点后第六位.

7.5 解非线性方程组的迭代法和牛顿法

- 解一元非线性方程的迭代法和牛顿法可以推广到多元.
- n 个未知数 n 个方程的非线性方程组可表示为

$$\begin{cases} f_1(x_1, x_2, \dots, x_n) = 0 \\ f_2(x_1, x_2, \dots, x_n) = 0 \\ \vdots \\ f_n(x_1, x_2, \dots, x_n) = 0 \end{cases}$$

其中 $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ 为 n 维列向量; $f_i(\mathbf{X})(i = 1, 2, \dots, n)$ 中至少有一个是 \mathbf{X} 的非线性函数, 并假设自变量和函数值都是实数.

7.5 解非线性方程组的迭代法和牛顿法

➤ 牛顿法—多元函数泰勒展开公式

$$\begin{aligned} & f(x_1 + \Delta x_1, x_2 + \Delta x_2, \dots, x_n + \Delta x_n) \\ &= \sum_{i=0}^{\infty} \frac{1}{i!} \left(\Delta x_1 \frac{\partial}{\partial x_1} + \Delta x_2 \frac{\partial}{\partial x_2} + \dots + \Delta x_n \frac{\partial}{\partial x_n} \right)^i f(x_1, x_2, \dots, x_n) \end{aligned}$$

其中（二元为例）：

$$\left(h \frac{\partial}{\partial x} + k \frac{\partial}{\partial y} \right)^m f(x_0, y_0) = \sum_{i=0}^m C_m^i \frac{\partial^m}{\partial x^i \partial y^{m-i}} h^i k^{m-i} f(x_0, y_0)$$

7.5 解非线性方程组的迭代法和牛顿法

二元函数的 Taylor 级数展开公式

$$\begin{aligned} f(x + \Delta x, y + \Delta y) &= f(x, y) + \Delta x \frac{\partial f(x, y)}{\partial x} + \Delta y \frac{\partial f(x, y)}{\partial y} \\ &+ \frac{1}{2!} \left[(\Delta x)^2 \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial x^2} + 2\Delta x \Delta y \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial x \partial y} + (\Delta y)^2 \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial y^2} \right] \\ &+ \frac{1}{3!} \left[(\Delta x)^3 \frac{\partial^3 f(x, y)}{\partial x^3} + 3(\Delta x)^2 \Delta y \frac{\partial^3 f(x, y)}{\partial x^2 \partial y} + 3\Delta x (\Delta y)^2 \frac{\partial^3 f(x, y)}{\partial x \partial y^2} + (\Delta y)^3 \frac{\partial^3 f(x, y)}{\partial y^3} \right] + \dots \\ &= f(x, y) + \frac{1}{1!} \left(\Delta x \frac{\partial}{\partial x} + \Delta y \frac{\partial}{\partial y} \right) f(x, y) \\ &+ \frac{1}{2!} \left(\Delta x \frac{\partial}{\partial x} + \Delta y \frac{\partial}{\partial y} \right)^2 f(x, y) + \frac{1}{3!} \left(\Delta x \frac{\partial}{\partial x} + \Delta y \frac{\partial}{\partial y} \right)^3 f(x, y) + \dots \\ &= \sum_{i=0}^{\infty} \frac{1}{i!} \left(\Delta x \frac{\partial}{\partial x} + \Delta y \frac{\partial}{\partial y} \right)^i f(x, y) . \end{aligned}$$

多变量函数泰勒展开式：与一元函数一致形式

我们用如下记号：

$$\alpha = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n), \quad \beta = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n) \quad (\alpha_j, \beta_j \in \{0, 1, 2, \dots\}).$$

$$|\alpha| = \alpha_1 + \alpha_2 + \dots + \alpha_n, \quad \alpha! = \alpha_1! \alpha_2! \dots \alpha_n!,$$

$$\mathbf{x}^\alpha = x_1^{\alpha_1} x_2^{\alpha_2} \dots x_n^{\alpha_n} \quad (\text{where } \mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in \mathbb{R}^n),$$

$$\partial^\alpha f = \partial_1^{\alpha_1} \partial_2^{\alpha_2} \dots \partial_n^{\alpha_n} f = \frac{\partial^{|\alpha|} f}{\partial x_1^{\alpha_1} \partial x_2^{\alpha_2} \dots \partial x_n^{\alpha_n}}$$

EXAMPLE. With $n = 3$ and $\mathbf{x} = (x, y, z)$, we have

$$\partial^{(0,3,0)} f = \frac{\partial^3 f}{\partial y^3}, \quad \partial^{(1,0,1)} f = \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial z}, \quad \mathbf{x}^{(2,1,5)} = x^2 y z^5.$$

多变量函数泰勒展开式：与一元函数一致形式

Theorem 2 (Taylor's Theorem in Several Variables). Suppose $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ is of class C^{k+1} on an open convex set S . If $\mathbf{a} \in S$ and $\mathbf{a} + \mathbf{h} \in S$, then

$$f(\mathbf{a} + \mathbf{h}) = \sum_{|\alpha| \leq k} \frac{\partial^\alpha f(\mathbf{a})}{\alpha!} \mathbf{h}^\alpha + R_{\mathbf{a},k}(\mathbf{h}), \quad (3)$$

where the remainder is given in Lagrange's form by

$$R_{\mathbf{a},k}(\mathbf{h}) = \sum_{|\alpha|=k+1} \partial^\alpha f(\mathbf{a} + c\mathbf{h}) \frac{\mathbf{h}^\alpha}{\alpha!} \text{ for some } c \in (0, 1). \quad (4)$$

and in integral form by

$$R_{\mathbf{a},k}(\mathbf{h}) = (k+1) \sum_{|\alpha|=k+1} \frac{\mathbf{h}^\alpha}{\alpha!} \int_0^1 (1-t)^k \partial^\alpha f(\mathbf{a} + t\mathbf{h}) dt. \quad (5)$$

7.5 解非线性方程组的迭代法和牛顿法

□ 迭代法

- 记 $F(X) = [f_1(X), f_2(X), \dots, f_n(X)]^T$, 则方程组可以简写为

$$F(X) = \mathbf{0}$$

- 将 $F(X) = \mathbf{0}$ 转换成等价方程组

$$X = \Phi(X)$$

其中 $\Phi(X) = [\varphi_1(X), \varphi_2(X), \dots, \varphi_n(X)]^T$

- 构造迭代公式

$$X^{(k+1)} = \Phi(X^{(k)}) \quad (k = 0, 1, 2, \dots)$$

- 对于给定的初始点 $X^{(0)}$, 若由此生成的序列收敛, 即 $\lim_{k \rightarrow \infty} X^{(k)} = X^*$, 则 X^* 是方程组 $F(X) = \mathbf{0}$ 的解

7.5 解非线性方程组的迭代法和牛顿法

例：设有非线性方程组

$$\begin{cases} x_1^2 - 10x_1 + x_2^2 + 8 = 0 \\ x_1x_2^2 + x_1 - 10x_2 + 8 = 0 \end{cases}$$

迭代公式：

$$\begin{cases} x_1^{(k+1)} = \varphi_1(x_1^{(k)}, x_2^{(k)}) = \frac{1}{10} \left[(x_1^{(k)})^2 + (x_2^{(k)})^2 + 8 \right] \\ x_2^{(k+1)} = \varphi_2(x_1^{(k)}, x_2^{(k)}) = \frac{1}{10} \left[x_1^{(k)} (x_2^{(k)})^2 + x_1^{(k)} + 8 \right] \end{cases}$$

7.5 解非线性方程组的迭代法和牛顿法

定义： R^n 中集合 M 称为闭集，是指 M 中的任一个向量序列 $\{X^{(k)}\}$ ，若 $X^{(k)} \rightarrow X^*$ （即 $\|X^{(k)} - X^*\| \rightarrow 0$ ），则 $X^* \in R^n$ 。

定义： 设 $\Phi(X) = [\varphi_1(X), \varphi_2(X), \dots, \varphi_n(X)]^T$ 是一个 n 维列向量函数， M 是 R^n 中的子集合，若满足：

- $X \in M \Rightarrow \Phi(X) \in M$
- 存在常数 $q, 0 \leq q < 1$ ，使得 M 中任意 X, Y ，满足
$$\|\Phi(X) - \Phi(Y)\| \leq q\|X - Y\|$$

则称 $\Phi(X)$ 为 M 上的压缩映射。

7.5 解非线性方程组的迭代法和牛顿法

定理：若 $\Phi(X)$ 为 M 上的压缩映射，则 $X = \Phi(X)$ 在 M 上有唯一解，且对任意 $X^{(0)} \in M$ ，由迭代公式 $X^{(k+1)} = \Phi(X^{(k)})$ 产生的向量序列 $\{X^{(k)}\}$ 收敛于这个解。

例：设有非线性方程组

$$\begin{cases} x_1^2 - 10x_1 + x_2^2 + 8 = 0 \\ x_1x_2^2 + x_1 - 10x_2 + 8 = 0 \end{cases}$$

迭代公式：

$$\begin{cases} x_1^{(k+1)} = \varphi_1(x_1^{(k)}, x_2^{(k)}) = \frac{1}{10} \left[(x_1^{(k)})^2 + (x_2^{(k)})^2 + 8 \right] \\ x_2^{(k+1)} = \varphi_2(x_1^{(k)}, x_2^{(k)}) = \frac{1}{10} \left[x_1^{(k)} (x_2^{(k)})^2 + x_1^{(k)} + 8 \right] \end{cases}$$

7.5 解非线性方程组的迭代法和牛顿法

□ Hessain矩阵

$$H(X) = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 f}{\partial x_1^2} & \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_2} & \cdots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_n} \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x_2 \partial x_1} & \frac{\partial^2 f}{\partial x_2^2} & \cdots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_2 \partial x_n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x_n \partial x_1} & \frac{\partial^2 f}{\partial x_n \partial x_2} & \cdots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_n^2} \end{bmatrix}$$

□ 矩阵形式的泰勒展开式:

$$f(X) = f(X_0) + \nabla f(X_0)^T \Delta X + \frac{1}{2!} \Delta X^T H(X_0) \Delta X + \cdots$$

7.5 解非线性方程组的迭代法和牛顿法

□ 牛顿法

- 设 \mathbf{X}^* 是方程组 $F(\mathbf{X}) = \mathbf{0}$ 的解, $\mathbf{X}^{(k)}$ 是某个值, 用点 $\mathbf{X}^{(k)}$ 处的一阶泰勒展开近似每一个分量函数量 $f_i(\mathbf{X}^*) = 0$, 有

$$0 = f_i(\mathbf{X}^*) \approx f_i(\mathbf{X}^{(k)}) + \sum_{j=1}^n \frac{\partial f_i(\mathbf{X}^{(k)})}{\partial x_j} (x_j^* - x_j^{(k)}) \quad (i = 1, \dots, n)$$

- 矩阵和向量形式

$$0 = F(\mathbf{X}^*) \approx F(\mathbf{X}^{(k)}) + F'(\mathbf{X}^{(k)})(\mathbf{X}^* - \mathbf{X}^{(k)})$$

7.5 解非线性方程组的迭代法和牛顿法

- 导数 $F'(X)$ 是函数 $F(X)$ 的Jacobi矩阵

$$F'(X) = \begin{bmatrix} \nabla f_1(X)^T \\ \nabla f_2(X)^T \\ \vdots \\ \nabla f_n(X)^T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1(X)}{\partial x_1} & \frac{\partial f_1(X)}{\partial x_2} & \cdots & \frac{\partial f_1(X)}{\partial x_n} \\ \frac{\partial f_2(X)}{\partial x_1} & \frac{\partial f_2(X)}{\partial x_2} & \cdots & \frac{\partial f_2(X)}{\partial x_n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial f_n(X)}{\partial x_1} & \frac{\partial f_n(X)}{\partial x_2} & \cdots & \frac{\partial f_n(X)}{\partial x_n} \end{bmatrix}$$

7.5 解非线性方程组的迭代法和牛顿法

□ 如果矩阵 $F'(\mathbf{X}^{(k)})$ 非奇异, 则

$$0 = F(\mathbf{X}^*) \approx F(\mathbf{X}^{(k)}) + F'(\mathbf{X}^{(k)})(\mathbf{X}^* - \mathbf{X}^{(k)})$$

$$\mathbf{X}^{(k+1)} = \mathbf{X}^{(k)} - F'(\mathbf{X}^{(k)})^{-1}F(\mathbf{X}^{(k)})$$

其中 $k = 0, 1, \dots$, $\mathbf{X}^{(0)}$ 是给定的初始值.

■ 牛顿法的迭代函数

$$\Phi(\mathbf{X}) = \mathbf{X} - F'(\mathbf{X})^{-1}F(\mathbf{X})$$

7.5 解非线性方程组的迭代法和牛顿法

□ 牛顿法

定义：设序列 $\{X^{(k)}\}_{k=0}^{\infty} \subset R^n$ 收敛到 X^* ，若有常数 $p \geq 1$ 和 $c > 0$ ，使得

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \frac{\|X^{(k+1)} - X^*\|}{\|X^{(k)} - X^*\|^p} = c$$

则称 p 为该序列的收敛阶.

- 当 $p = 1$ 时称为线性收敛
- 当 $p > 1$ 时称为超线性收敛
- 当 $p = 2$ 时称为二次收敛或平方收敛

7.5 解非线性方程组的迭代法和牛顿法

定理： 对于函数 $F: D \subset \mathbf{R}^n \rightarrow \mathbf{R}^n$. 设 $X^* \in D$ 满足 $F(X^*) = 0$. 若有 X^* 的开邻域 $S_0 \subset D$, $F'(X)$ 在其上存在并连续, 而且 $F'(X^*)$ 非奇异, 则存在 X^* 的闭球 $S = S(X^*, \delta) \subset S_0$ (其中 $\delta > 0$)

- 牛顿迭代函数 $\Phi(X)$ 对所有 $X \in S$ 有定义, 并且 $\Phi(X) \in S$
- 对于任何初始值 $X^{(0)} \in S$, 牛顿序列 $\{X^{(k)}\}$ 超线性收敛于 X^*
- 若有常数 $q > 0$, 使得:
$$\|F'(X) - F'(X^*)\| \leq q \|X - X^*\| \quad \forall X \in S,$$
则牛顿序列 $\{X^{(k)}\}$ 至少二阶收敛于 X^*

7.5 解非线性方程组的迭代法和牛顿法

例：牛顿法求解方程组

$$\begin{cases} x_1^2 - 10x_1 + x_2^2 + 8 = 0 \\ x_1x_2^2 + x_1 - 10x_2 + 8 = 0 \end{cases}$$

1. $F(\mathbf{X}) = \begin{bmatrix} x_1^2 - 10x_1 + x_2^2 + 8 \\ x_1x_2^2 + x_1 - 10x_2 + 8 \end{bmatrix}$

2. $F'(\mathbf{X}) = \begin{bmatrix} 2x_1 - 10 & 2x_2 \\ x_2^2 + 1 & 2x_1x_2 - 10 \end{bmatrix}$

3. 取初始值 $\mathbf{X}^{(0)} = (0,0)^T$

