



数值分析 Numerical Analysis

Lecture 2: 二分法 (Bisection Method) & 迭代法 (Fixed-Point Iteration)

骞微著

苏州大学，计算机科学与技术学院

邮箱：wzqian@suda.edu.cn

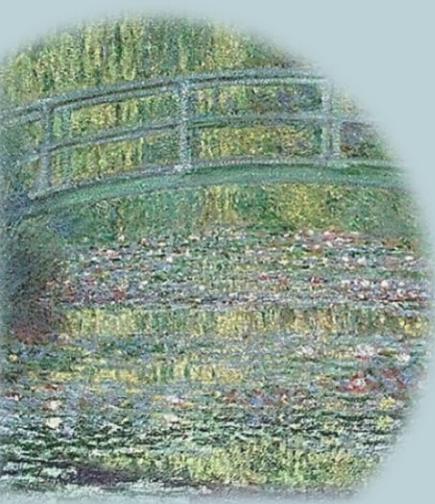
办公室：理工楼543

Recap

1. 使用数值方法的动机
2. 误差的种类
3. 数值方法的相容性
4. 数值方法的稳定性



Insight



1



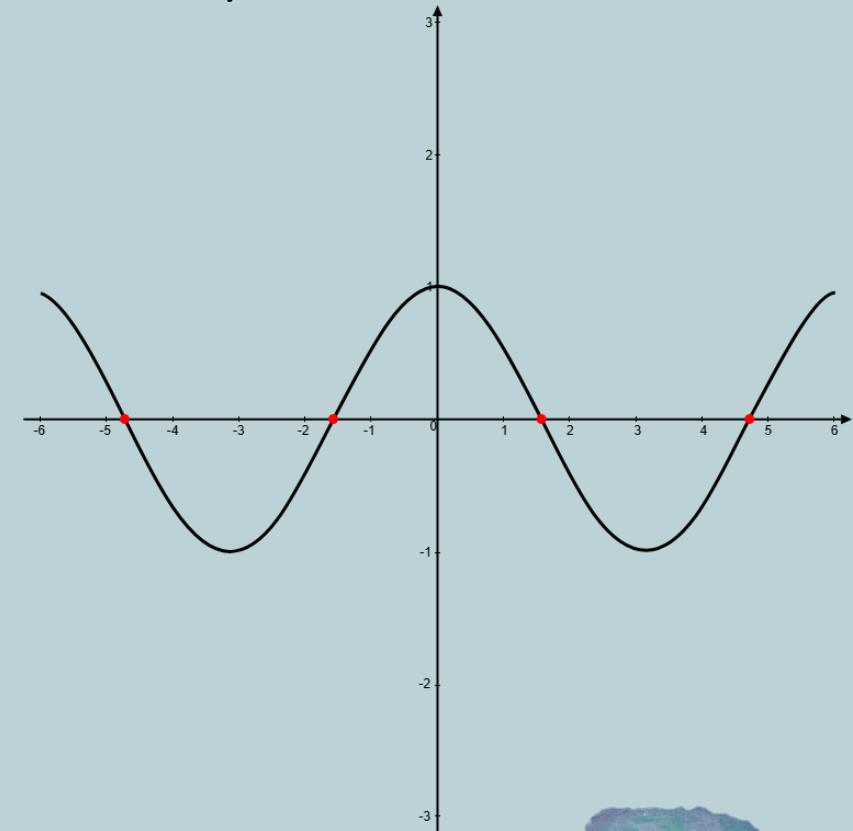
(一元) 非线性方程

1) 函数 $f(x)$ 的零点/方程的解或根: Any value x^* s.t. (such that 使得)

$$f(x^*) = 0$$

2) 解的重数: 若 $f(x^*) = (x - x^*)^m g(x)$ 且 $g(x^*) \neq 0$,
则 x^* 为 $f(x) = 0$ 的 m 重解 (根)。

3) 有解区间: 若 $[a, b]$ 内至少存在 $f(x) = 0$ 的一个实数解,
则称 $[a, b]$ 为有解区间.



2

(一元) 非线性方程

1) 代数方程 algebraic / polynomial equation:

例子1: $Ax^2 + Bx + C = 0$ (looks familiar ☺?)

例子2: $Ax^{200} + Bx^{20} + C = 0$ (how about this?)

2) 超越方程 transcendental equation(包含指数函数、对数函数、三角函数等):

例子: $\cos(x) - \ln(x + 2) = 0$ (and this?)

一般来说，难以求出精确的解析表达式。

非线性方程的数值解法

数值解法：

1. 二分法Bisection/Dichotomy method
2. 一般迭代法Iterative method
3. 牛顿法Newton's method
4. 弦截法Secant method(a quasi Newton's method)

非线性方程的数值解法

数值计算方法主要分为两大类。

1. 第一类是区间收缩法：

- (1) 确定初始含根区间
- (2) 收缩含根区间

2. 第二类是迭代法：

- (1) 选定根的初始近似值
- (2) 按某种原则生成收敛于根的近似点列

非线性方程的数值解法：二分法 Bisection Method

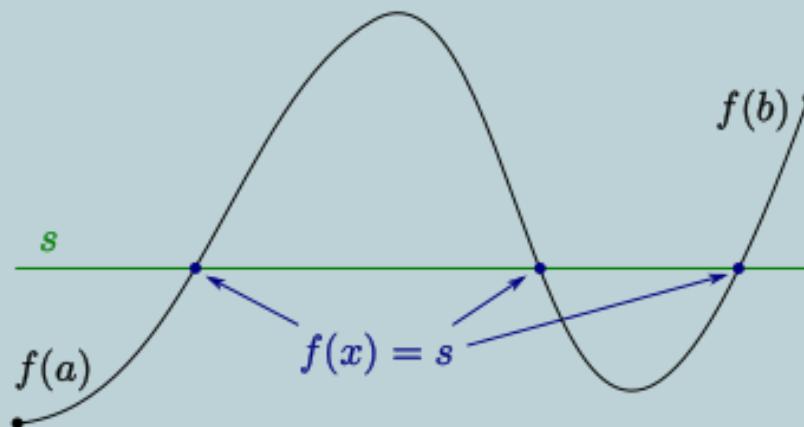
二分法的数学原理

介值定理 intermediate value theorem:

在闭区间 $[a, b]$ 上， $f(x)$ 连续且 $f(a)f(b) < 0$ ，则在 (a, b) 内至少存在一点 x^* ，使得 $f(x^*) = 0$ 。

数学表达式：

$$f \in C([a, b]), f(a)f(b) < 0 \Rightarrow \exists x^* \in C(a, b): f(x^*) = 0$$



二分法的计算步骤

问题：求解 $f(x) = 0$ 。

基本假设：在闭区间 $[a,b]$ 上， $f(x)$ 连续且 $f(a)f(b) < 0$ 。

二分法的计算步骤：

二分法的计算步骤是首先选取初始含根区间 $[a_0, b_0] = [a, b]$ ，计算区间中点 $x_1 = \frac{1}{2}(a_0 + b_0)$ ，然后判断 x^* 是落在 $[a_0, x_1]$ 还是 $[x_1, b]$ 内来确定更小的含根区间 $[a_1, b_1]$ ，其具体做法是：

$$\text{若 } f(x_1)f(a_0) \begin{cases} > 0 & \text{取 } [a_1, b_1] = [x_1, b_0] \\ < 0 & \text{取 } [a_1, b_1] = [a_0, x_1] \\ = 0 & \text{则 } x_1 = x^*, \text{终止计算} \end{cases}$$

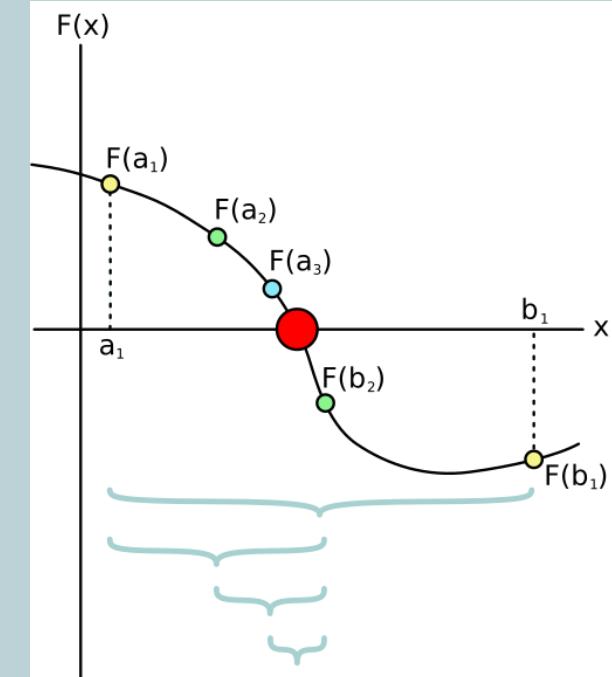
二分法的计算步骤

一般地,如果已计算得到含根区间 $[a_k, b_k]$ ($k=1, 2, \dots$),则令

$$x_{k+1} = \frac{1}{2}(a_k + b_k) ,$$

若 $f(a_k)f(x_{k+1}) \begin{cases} > 0 & \text{取 } [a_{k+1}, b_{k+1}] = [x_{k+1}, b_k] \\ < 0 & \text{取 } [a_{k+1}, b_{k+1}] = [a_k, x_{k+1}] \\ = 0 & \text{则 } x_{k+1} = x^*, \text{终止计算} \end{cases}$

这样,除碰巧出现上面第三种情况而得到根 x^* 外,便构造出
长度逐渐减半的含根区间序列 $\{[a_k, b_k]; k=1, 2, \dots\}$ 。



几何表示

当计算到 $b_k - a_k < 2\varepsilon$ 时终止计算,取 $\tilde{x} = \frac{1}{2}(a_k + b_k)$ 。

二分法的收敛性和事前误差估计

因为 $b_k - a_k = \frac{1}{2}(b_{k-1} - a_{k-1}) = \dots = \frac{1}{2^k}(b - a) \rightarrow 0(k \rightarrow \infty \text{时})$

进一步, 由 $x_k = \frac{1}{2}(a_k + b_k)$, 我们得

$$|x_k - x^*| \leq \frac{1}{2}(b_k - a_k) = \frac{1}{2^{k+1}}(b - a) \rightarrow 0(k \rightarrow \infty \text{时})$$

所以, 二分法总是收敛的

故对给定的精度要求 $|x_k - x^*| < \varepsilon$,

可要求 $\frac{1}{2^{k+1}}(b - a) < \varepsilon$

推导

预先估计出所需迭代步数为 $K = \left\lceil \frac{\lg \frac{b-a}{\varepsilon}}{\lg 2} \right\rceil$ 。

二分法 Bisection Method

特别当 $\varepsilon = 10^{-m}$ 时， $K = \left\lceil \frac{\lg(b-a)+m}{\lg 2} \right\rceil$

例 2.1 试用二分法求 $f(x) = x^3 - 2x - 5 = 0$ 的一个正根，使误差小于 10^{-3} ：

解 因为 $f(0) = -5, f(1) = -6, f(2) = -1, f(3) = 16,$

故可取初始区间 $[a_0, b_0] = [2, 3]$

这时 $K = \left\lceil \frac{\lg(3-2)+3}{\lg 2} \right\rceil = [9.97] = 9$

$\tilde{x} = \frac{1}{2}(b_9 + a_9)$ 即为所求近似值。

二分法的计算结果

表 2-1 二分法的计算结果

k	a_k	b_k	x_k	$f(x_k)$ 的符号
0	2	3	2.5	+
1	2	2.5	2.25	+
2	2	2.25	2.125	+
3	2	2.125	2.0625	-
4	2.0625	2.125	2.0938	-
5	2.0938	2.125	2.1094	+
6	2.0938	2.1094	2.1016	+
7	2.0938	2.1016	2.0977	+
8	2.0938	2.0977	2.0958	+
9	2.0938	2.0958	2.0949	

所以 $\tilde{x}=2.095$ 。

二分法评价

优点：简单可靠，易于编程实现，它对函数要求低，适用于的奇数重根情形。

缺点：不能直接用于求偶重根，不能用于求复根，也难以向方程组推广使用，收敛速度慢。

非线性方程的数值解法: 迭代法 Fixed-point Iteration

(不动点)迭代法的算法思想: 对 $f(x) = 0$ (2-2)

例:

$$f(x) = x^2 - 2 = 0$$



$$x = g(x) = x - \frac{x^2 - 2}{2x} = \frac{1}{2}\left(x + \frac{2}{x}\right)$$

Step 1) 把 (2-2) 等价变换为如下形式:

$$x = g(x) \quad (2-2)'$$

从而 $x^* = g(x^*)$, x^* 称为迭代函数 $g(x)$ 的**不动点 Fixed Point**。

Step 2) 建立迭代格式 (单步迭代法) :

$$x_{k+1} = g(x_k) \quad (2-3)$$

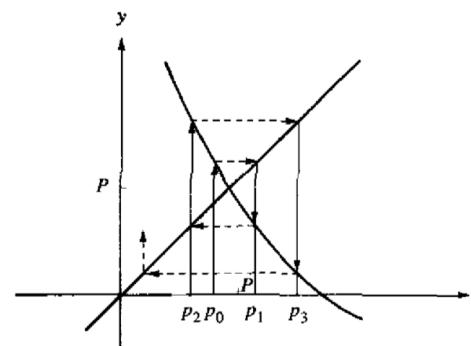
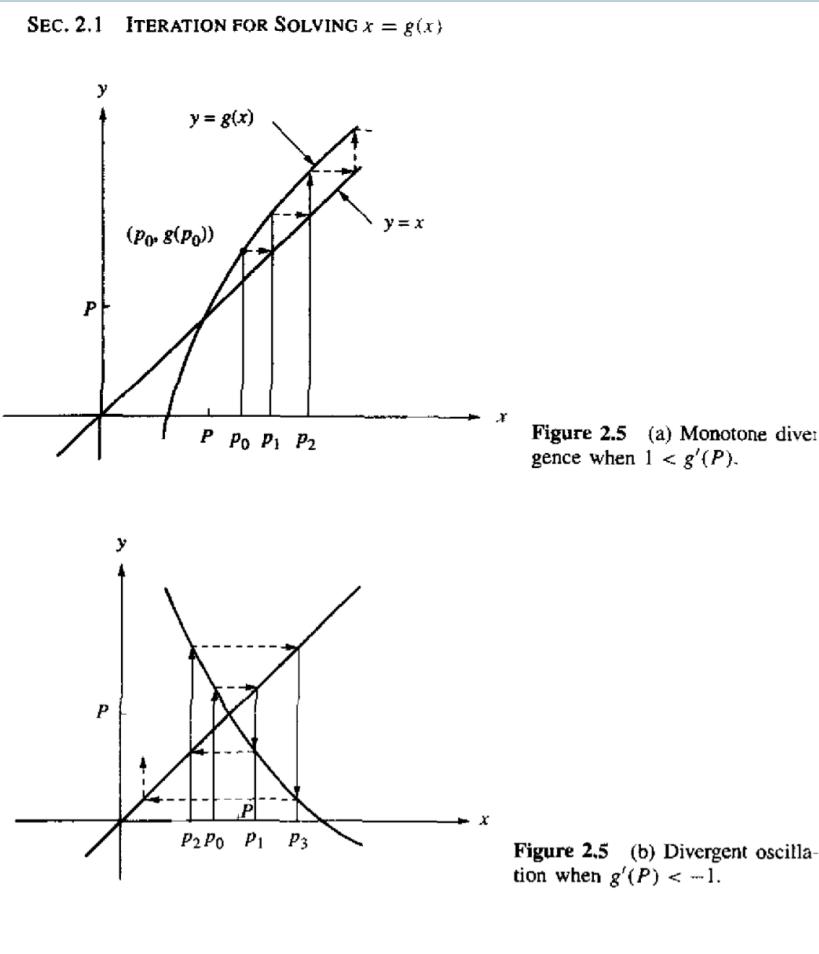
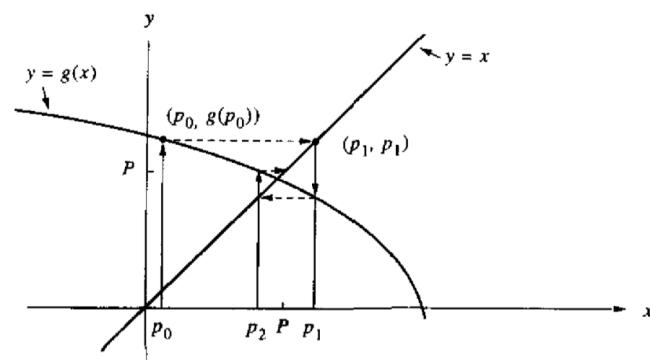
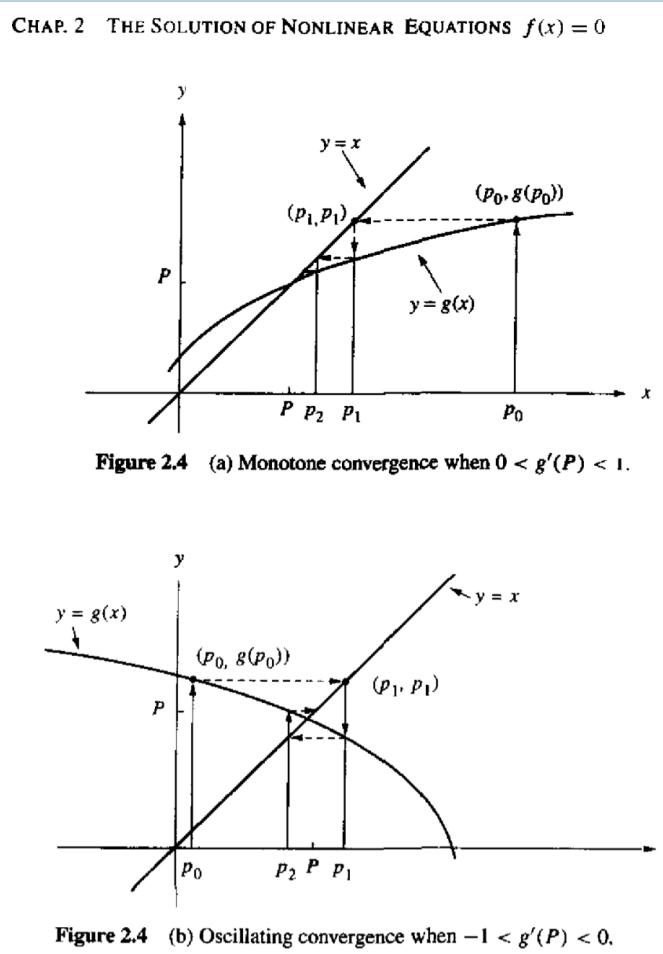
或更一般地建立迭代格式 (多步迭代法) :

$$x_{k+1} = g(x_k, x_{k-1}, \dots, x_{k-m}) \quad (m \geq 1) \quad (2-3)'$$

Step 3) 适当选取初始值, 递推计算出所需的解。

迭代法的几何含义

曲线 $g(x)$ 与直线 $y = x$ 的交点。



迭代法的收敛性

假设 $g(x)$ 连续，不动点迭代生成的点列为 $\{x_0, x_1, x_2, \dots, x_k, \dots\}$ ，如果存在 x^* 使得

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

则由连续函数的性质可知

$$x^* = \lim_{k \rightarrow \infty} x_{k+1} = \lim_{k \rightarrow \infty} g(x_k) = g(\lim_{k \rightarrow \infty} x_k) = g(x^*)$$

因此 x^* 是 $g(x)$ 的一个不动点即方程的一个根，此时我们称迭代法收敛。
如果点列 $\{x_k\}_{k=0}^{\infty}$ 不收敛，则称不动点迭代是发散的。

迭代法的收敛性:李普希兹连续 Lipschitz Continuity

定义2.1 设在某个区间 Δ 内，函数 $g(x)$ 满足下述**李普希兹条件**:

$$|g(x) - g(y)| \leq L|x - y| \quad (\forall x, y \in \Delta, L \geq 0 \text{ 为常数})$$

则称在 Δ 内 $g(x)$ **李普希兹连续**。

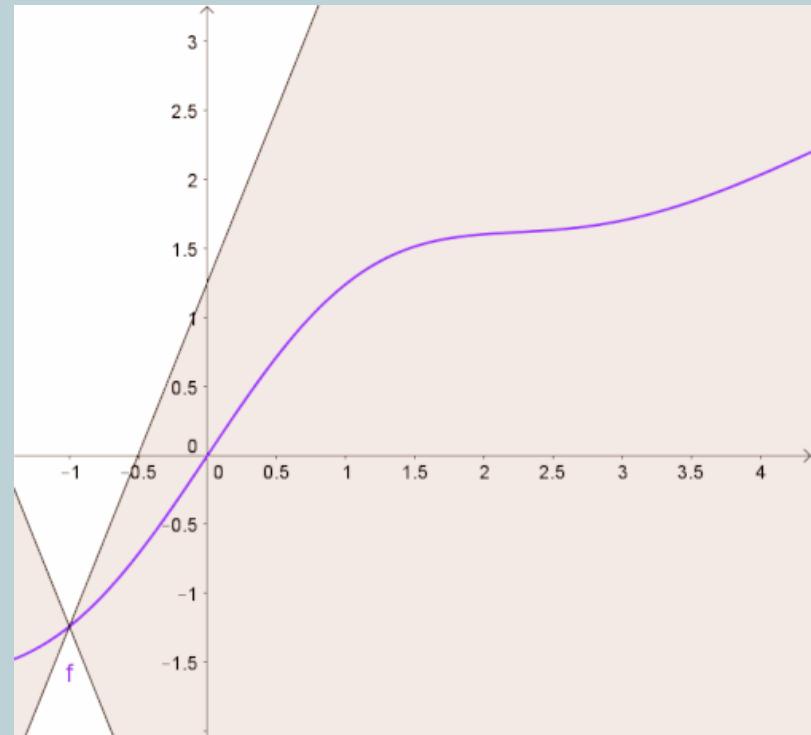
注 (教材上定义不严谨) : Lipschitz continuity 只要求 Lipschitz Constant $L < \infty$ 。 $0 < L < 1$ 时，称 $g(x)$ 为压缩映射 Contraction Mapping，此时 Δ 内存在唯一不动点，迭代法收敛。

李普希兹连续 Lipschitz Continuity

Intuitively, L is a measure of how fast the function can change.

Questions:

- 1) Examples of Lipschitz continuous functions?
- 2) Can I assume that neural networks are Lipschitz continuous functions?
- 3) 有没有其他度量方法? 它们之间的区别?



For a Lipschitz continuous function, there exists a double cone (white) whose origin can be moved along the graph so that the whole graph always stays outside the double cone.

迭代法的全局收敛性

假设 $g(x) \in C[a, b]$ 且满足

- 1) 对于任意 $x \in [a, b]$, 都有 $g(x) \in [a, b]$,
- 2) 存在常数 L , 满足 $0 < L < 1$, 使得对于任意 $x, y \in [a, b]$ 都有

$$|g(x) - g(y)| \leq L|x - y|$$

则对任意初始值 $x_0 \in [a, b]$, 不动点迭代收敛, 且

Metric space
[Banach Fixed Point Theorem](#)
Cauchy sequence

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

板书

其中, x^* 是 $g(x)$ 在 $[a, b]$ 内的唯一不动点。

全局收敛: 收敛性与初始迭代值的选取无关。

一阶连续可导情况

命题2.1 若 $g'(x) \in C^1[a, b]$ (在闭区间内一阶连续可导) 且

$$|g'(x_0)| \leq L < 1 (\forall x \in [a, b])$$

则 $g(x)$ 在 $[a, b]$ 内李普希兹连续。

证明 拉格朗日中值定理: $g(x) - g(y) = g'(\xi)(x - y)$

$$|g(x) - g(y)| = |g'(\xi)||x - y| \leq L|x - y|$$

推论 设 $x^* = g(x^*)$, 若 $g(x)$ 在 x^* 附近连续可微且 $|g'(x^*)| < 1$,
则迭代格式 $x_{k+1} = g(x_k)$ 在 x^* 附近局部收敛。

注 由于 x^* 事先未知, 故实际应用时, 代之以近似判则
 $|g'(x_0)| < 1$ 。但需注意, 这实际上是假设了 x_0 充分接近
 x^* , 若 x_0 离 x^* 较远, 迭代格式可能不收敛。

迭代法的局部收敛性

定理2.1 设 $x^* = g(x^*)$, $g(x_k)$ 在闭区间 $\Delta: |x - x^*| < \delta$ 内李普希兹连续，则对任何初值 $x_0 \in \Delta$ 由迭代格式 $x_{k+1} = g(x_k)$ 计算得到的解序列 $\{x_k\}$ 收敛于 x^* (这时我们称迭代格式 $x_{k+1} = g(x_k)$ 在 x^* 的邻域 Δ 上局部收敛)。

全局收敛与局部收敛 局部收敛意味着只有当初值离真解足够近时。才能保证收敛。由于真解是不知道的。因此如果只具有局部收敛性。则初值选取要求较高，很有可能无法保证收敛。这也是局部收敛与全局收敛的最大区别。实际计算中可以用具有全局收敛性的方法（比如二分法）获取一个近似解。然后再进行迭代。

迭代法的误差估计

$$|x^* - x_k| \leq \frac{L}{1-L} (x_k - x_{k-1})$$

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

由此，对给定的精度 $|\tilde{x} - x^*| < \varepsilon$ 可进行：

(1) 事前误差估计 a priori error estimate:

$$K = \left\lceil \frac{1}{|\ln L|} \left(\ln \frac{|x_1 - x_0|}{1-L} - \ln \varepsilon \right) \right\rceil + 1$$

在数值计算之前，通过分析问题的性质（比如函数的光滑性、方法的阶数）来推导误差的理论界上界

(2) 事后误差估计 a posteriori error estimate:

$$\frac{L}{1-L} |x_k - x_{k-1}| < \varepsilon$$

简单地代之以 $|x_k - x_{k-1}| < \varepsilon$

在数值计算之后，根据计算结果本身来评估误差

迭代法：例子

例 2.2 试建立收敛的迭代格式求解 $f(x) = x^3 - 2x - 5 = 0$

在区间(2,3)内满足精度要求 $\varepsilon = 10^{-8}$ 的根。取 $x_0 = 2$ 。

解 方法1) 首先可简单的把 $x^3 - 2x - 5 = 0$ 等价化为 $x = \frac{x^3 - 5}{2}$

由此建立迭代格式 $x_{k+1} = \tilde{g}(x_k)$, $\tilde{g}(x) = \frac{x^3 - 5}{2}$

$\tilde{g}'(x) = 3/2x^2$, 可验证 $\tilde{g}'(x_0) > 1$

所以该迭代格式在内不收敛，不可取。

迭代法：例子

方法2) 为建立收敛的迭代格式，我们把 $x^3 - 2x - 5 = 0$ 等价化为：

$$x = \sqrt[3]{2x + 5}$$

从而建立迭代格式：

$$x_{k+1} = g(x_k), \quad g(x) = \sqrt[3]{2x + 5}$$

可验证 $\tilde{g}'(x_0) < 1$ ，故该迭代格式收敛。

取 $x_0 = 2$ 计算，结果见表 2-2。

表 2-2 采用迭代格式 $x_{k+1} = \sqrt[3]{2x_k + 5}$ 计算的结果

k	z_k	k	x_k
1	2.080 083 817	6	2.094 550 371
2	2.092 350 721	7	2.094 551 325
3	2.094 217 062	8	2.094 551 563
4	2.094 500 780	9	2.094 551 563
5	2.094 543 695		

拓展：Lipschitz Continuity 在机器学习中的应用：泛化性、稳定性、健壮性，e.g., adversarial robustness, Wasserstein GAN, avoiding exploding gradients。

迭代法的收敛速度

定义2.2 设迭代格式 $x_{k+1} = g(x_k)$ 的解序列 $\{x_k\}$ 收敛于 $x = g(x)$ 的根 x^* , 如果迭代误差 $e_k = x_k - x^*$ 当 $k \rightarrow \infty$ 时满足渐近关系式

$$\frac{e_{k+1}}{e_k^p} \rightarrow C \quad (C \neq 0 \text{ 为常数}) \quad (2-11)$$

则称该迭代格式是 p 阶收敛的。特别地, $p=1$ 时称为线性收敛,
 $1 < p < 2$ 时称为超线性收敛, $p=2$ 时称为平方收敛。

例: 取 $e_{k+1} = C e_k^p$; $e_0 = 1$; $C = 0.1$

分别验证线性收敛和平方收敛。

迭代法的加速收敛: Aitken加速技巧

设序列 $\{x_k\}$ 线性收敛于 x^* , 即有 $\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{e_{k+1}}{e_k} = C$

$$\begin{cases} x_1 - x^* \approx C(x_0 - x^*) \\ x_2 - x^* \approx C(x_1 - x^*) \end{cases}$$

两式相除得 $\frac{x_1 - x^*}{x_2 - x^*} \approx \frac{x_0 - x^*}{x_1 - x^*}$

解得

$$x^* - \left[x_2 - \frac{(x_2 - x_1)^2}{x_2 - 2x_1 + x_0} \right] \approx 0$$

取修正值:

$\tilde{x}_2 = x_2 - \frac{(x_2 - x_1)^2}{x_2 - 2x_1 + x_0}$ 作为 x^* 新的近似值。

迭代法的加速收敛: Steffensen 迭代法

Steffensen 迭代法: 将 Aitken 加速技巧与不动点迭代相结合。

计算结果对比

算法 2.1 (Steffensen 算法)

- (1) 输入精度要求 ϵ 和 $\bar{\epsilon}$, 初值 x_0 , 最大迭代步数 N ;
- (2) 令 $k=0$;
- (3) 计算 $\alpha=g(x_k), \beta=g(\alpha)$;
- (4) 计算 $\gamma=\beta-2\alpha+x_k$, 若 $|\gamma|<\bar{\epsilon}$, 则终止计算, 输出 β 作为近似值; 否则转入(5);
- (5) 计算 $x_{k+1} = \beta - \frac{(\beta - \alpha)^2}{\gamma}$ (加速处理);
- (6) 若 $|x_{k+1}-x_k|<\epsilon$, 则终止计算, 输出 x_{k+1} 作为近似值; 否则转入(7);
- (7) 令 $k=k+1$, 若 $k>N$, 则停止计算, 输出失败信息(这时须另选初值计算); 否则转入(3)。

需要注意的是, 埃特肯加速技巧对于超线性收敛的解序列并不能明显改善收敛速度。

表 2-2 采用迭代格式 $x_{k+1} = \sqrt[3]{2x_k + 5}$ 计算的结果

k	r_k	k	x_k
1	2.080 083 817	6	2.094 550 371
2	2.092 350 721	7	2.094 551 325
3	2.094 217 062	8	2.094 551 563
4	2.094 500 780	9	2.094 551 563
5	2.094 543 695		

表 2-3 采用 Steffensen 算法的计算结果

k	r_k	α	β
0	2	2.080 083 823	2.092 350 678
1	2.094 577 839	2.094 555 487	2.094 552 090
2	2.094 551 481	2.094 551 481	2.094 551 481
3	2.094 551 481		

课后作业Homework 2

1. 对于方程 $f(x) = x^3 - 7.84x - 7.68 = 0$, 取步长 $h=1$ 搜索正根所在区间, 并对求出的含根区间估计用二分法求正根时所需的步数(精度要求为 $\epsilon=10^{-4}$)。

3. 为求方程 $x^3 - x^2 - 1 = 0$ 在 $x=1.5$ 附近的一个根, 将方程改写为下列等价形式, 并建立相应的迭代格式。

$$(1) x = 1 + \frac{1}{x^2}, \text{ 迭代格式为 } x_{k+1} = 1 + \frac{1}{x_k^2}$$

$$(2) x^3 = 1 + x^2, \text{ 迭代格式为 } x_{k+1} = \sqrt[3]{1 + x_k^2}$$

$$(3) x^2 = \frac{1}{x-1}, \text{ 迭代格式为 } x_{k+1} = \frac{1}{\sqrt{x_k-1}}$$

讨论每种格式的收敛性, 并用格式(2)求出精度为 10^{-2} 的根的近似值。

作业以word格式将推导, 代码, (可视化) 运行结果等 (控制文件大小, 不要粘贴代码图片, 文件名: 姓名_学号_作业2) 发到助教 (小王) 邮箱: 20245227027@stu.suda.edu.cn。

注意: 在作业中自己编写函数, 不要直接使用相关库中的现成函数。

Thanks

