

Python 数值分析 算法实践



Python Numerical Analysis Algorithm Practice

第9章 非线性方程组的数值解法

🎤 讲授：XXX

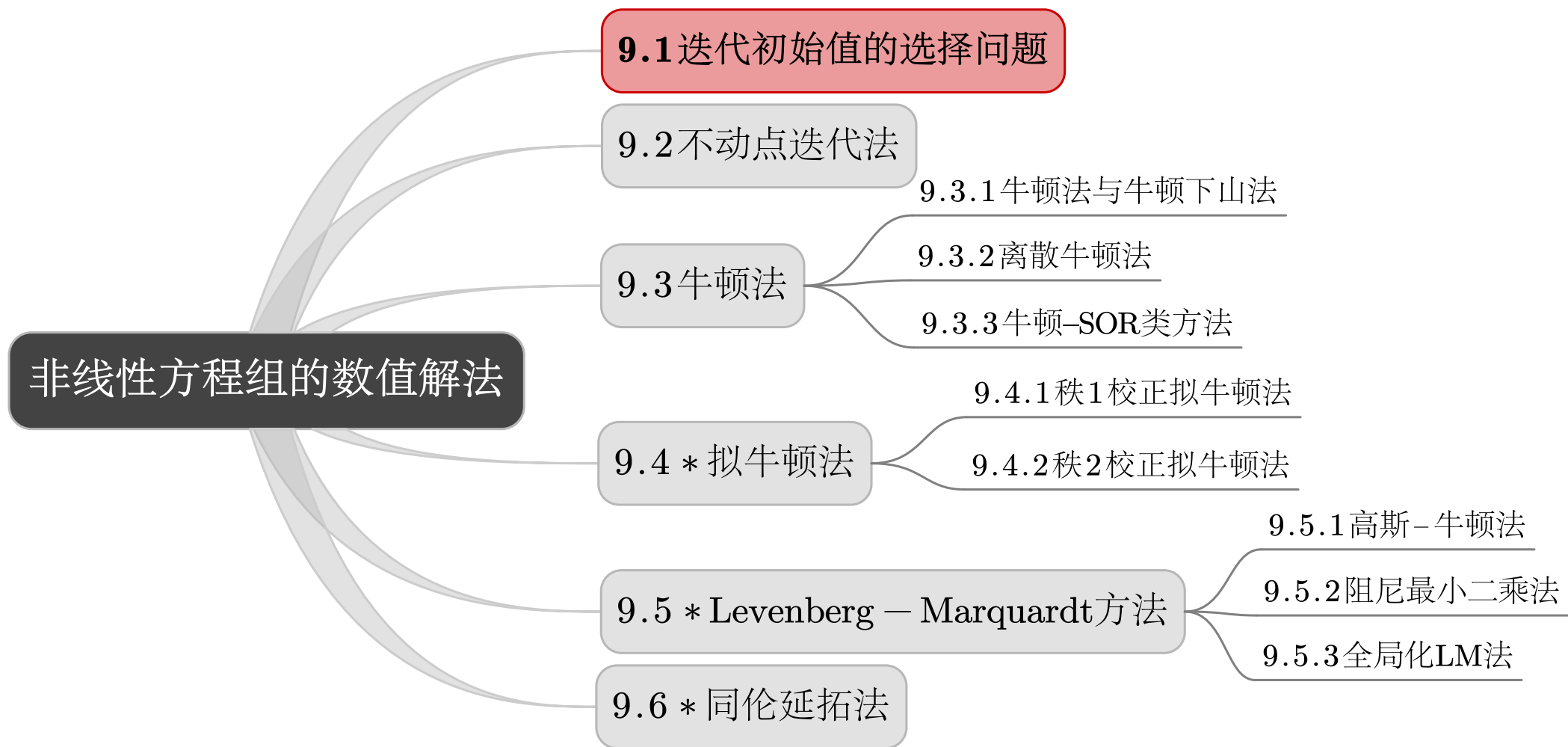
🕒 日期：2024年4月19日

第9章 非线性方程组的数值解法

考虑方程组

$$\begin{cases} F_1(x_1, x_2, \dots, x_n) = 0, \\ F_2(x_1, x_2, \dots, x_n) = 0, \\ \vdots \\ F_n(x_1, x_2, \dots, x_n) = 0, \end{cases} \quad \mathbf{F}'(\mathbf{x}) = \begin{pmatrix} \frac{\partial F_1(\mathbf{x})}{\partial x_1} & \frac{\partial F_1(\mathbf{x})}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial F_1(\mathbf{x})}{\partial x_n} \\ \frac{\partial F_2(\mathbf{x})}{\partial x_1} & \frac{\partial F_2(\mathbf{x})}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial F_2(\mathbf{x})}{\partial x_n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial F_n(\mathbf{x})}{\partial x_1} & \frac{\partial F_n(\mathbf{x})}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial F_n(\mathbf{x})}{\partial x_n} \end{pmatrix}$$

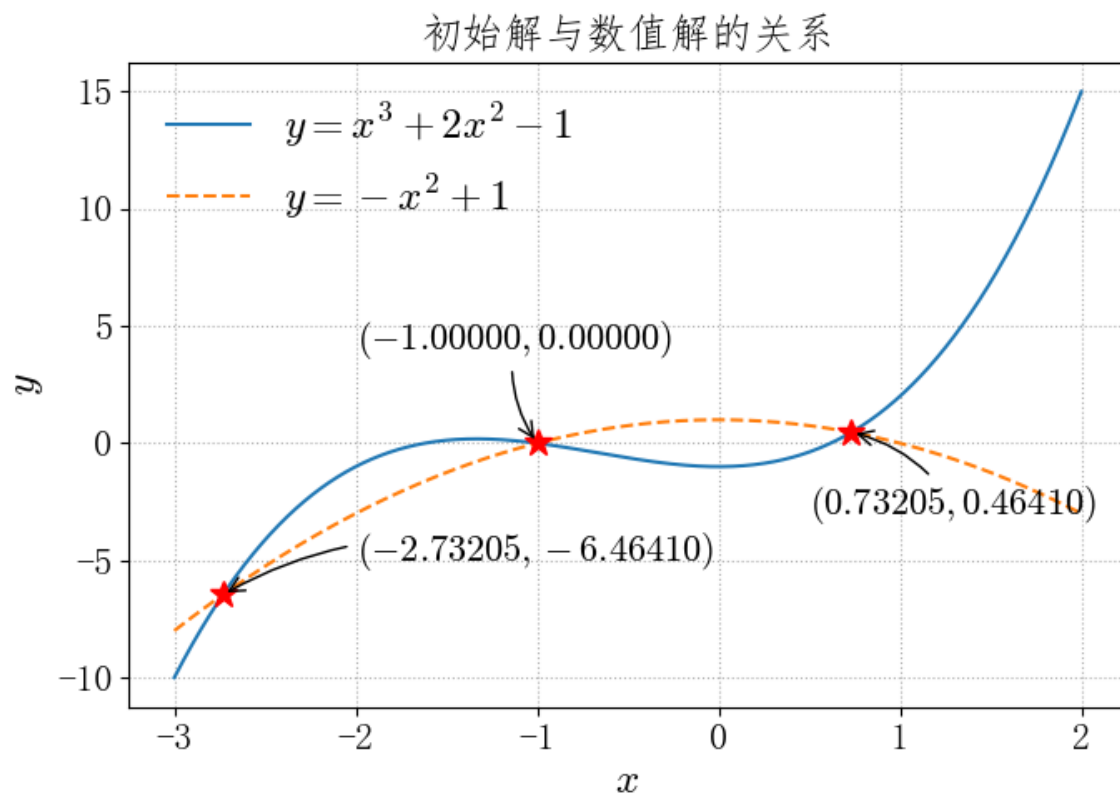
其中 F_1, F_2, \dots, F_n 均为 x_1, x_2, \dots, x_n 的多元函数, 也可写成 $\mathbf{F}(\mathbf{x}) = \mathbf{0}$, 其中 $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \in \mathbb{R}^n$, $\mathbf{F} = (F_1, F_2, \dots, F_n)^T$. 当 $n \geq 2$ 且 F_1, F_2, \dots, F_n 中含有至少一个自变量 $x_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 的非线性函数时, 则称之为**非线性方程组**. 非线性方程组的求解常与雅可比矩阵关联, 向量函数 $\mathbf{F}(\mathbf{x})$ 的导数 $\mathbf{F}'(\mathbf{x})$ 称为 \mathbf{F} 的**雅可比矩阵**.



9.1 迭代初始值的选择问题

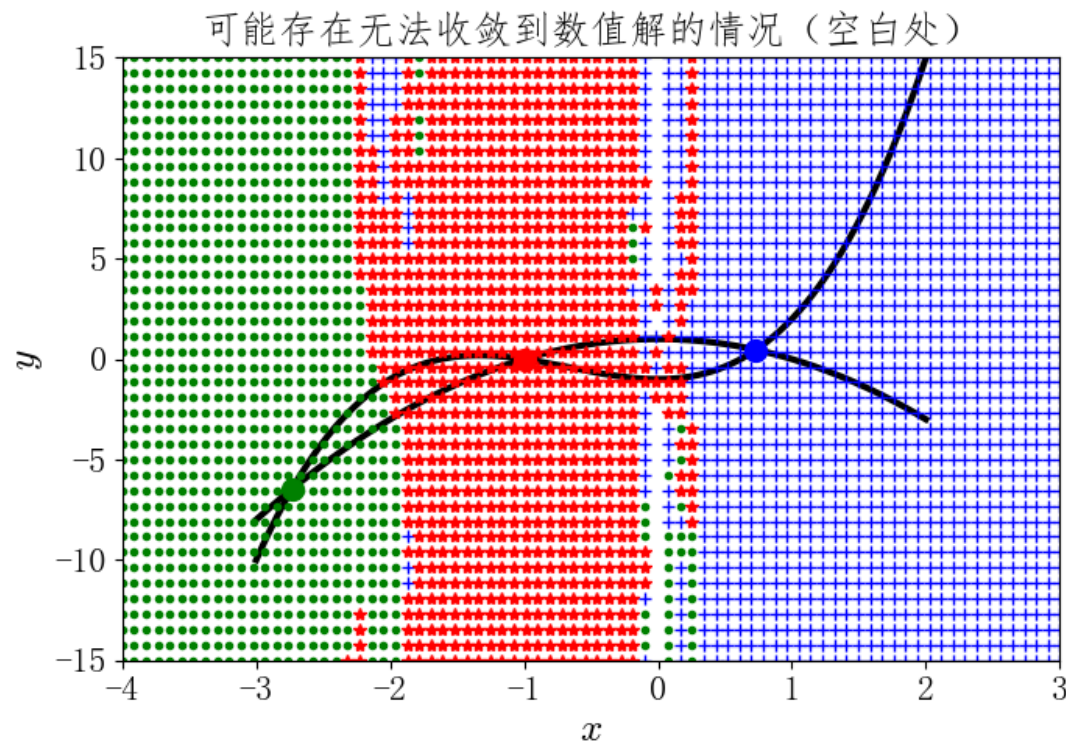
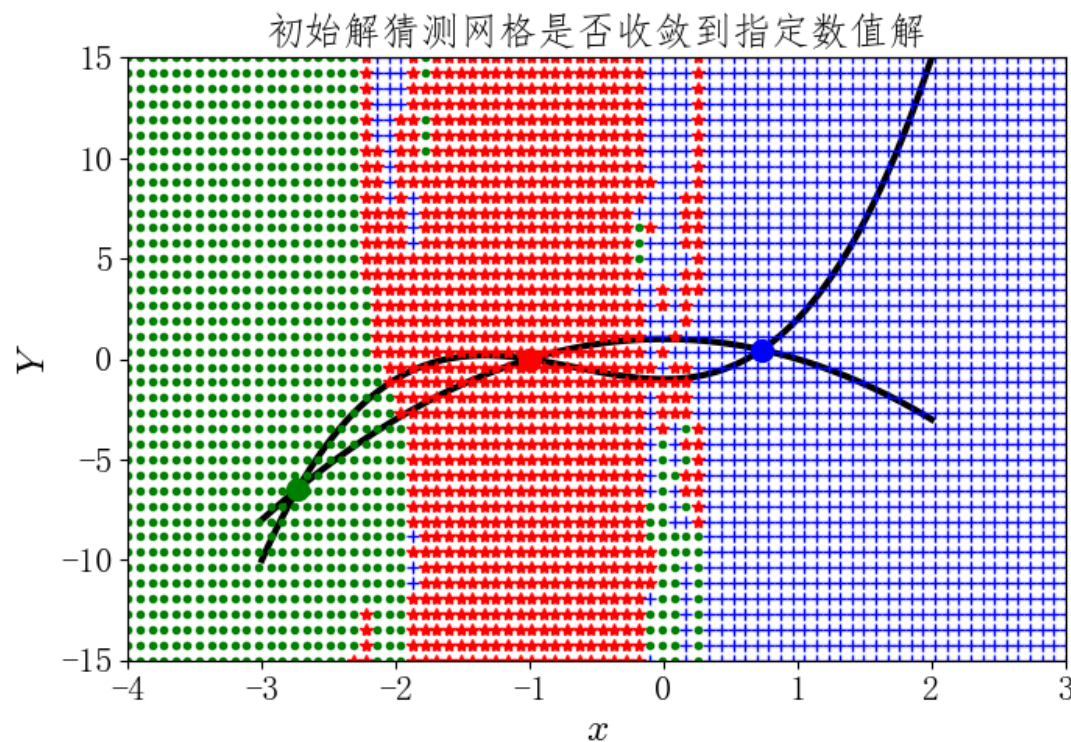
考虑如下非线性方程组，分析初始值的猜测与收敛性的关系.

$$\begin{cases} y - x^3 - 2x^2 + 1 = 0, \\ y + x^2 - 1 = 0. \end{cases}$$



9.1 迭代初始值的选择问题

通过使用不同的初始猜测值网格 $[-4, 3] \times [-15, 15]$ (x 轴方向等分80, y 轴方向等分40, 共组成3200个网格点), 对方程组进行系统性求解, 建立不同的初始猜测值如何收敛到不同解的可视化图形.



非线性方程组的数值解法

9.1 迭代初始值的选择问题

9.2 不动点迭代法

9.3 牛顿法

9.3.1 牛顿法与牛顿下山法

9.3.2 离散牛顿法

9.3.3 牛顿-SOR类方法

9.4 * 拟牛顿法

9.4.1 秩1校正拟牛顿法

9.4.2 秩2校正拟牛顿法

9.5 * Levenberg - Marquardt方法

9.5.1 高斯-牛顿法

9.5.2 阻尼最小二乘法

9.5.3 全局化LM法

9.6 * 同伦延拓法

9.2 不动点迭代法

非线性方程组改写为便于迭代的等价形式 $\mathbf{x} = \Phi(\mathbf{x})$, 其中向量函数 $\Phi(\mathbf{x}) \in D \subset \mathbb{R}^n$, 且在定义域 D 上连续, 如果 $\mathbf{x}^* \in D$, 满足 $\mathbf{x}^* = \Phi(\mathbf{x}^*)$, 称 \mathbf{x}^* 为函数 Φ 的不动点, \mathbf{x}^* 也就是方程组的一个解.

不动点迭代法的迭代公式

$$\mathbf{x}^{(k+1)} = \Phi(\mathbf{x}^{(k)}), k = 0, 1, \dots.$$

称为不动点迭代法, Φ 为迭代函数. 不动点迭代法的收敛性通常与迭代函数和迭代初值有关, 但并非任意形式的非线性方程组均易于构造迭代函数.

9.2 不动点迭代法

例1:用不动点迭代法求解方程组, 迭代初值 $\mathbf{x}_0 = (0, 0)^T$, 精度要求 $\varepsilon = 10^{-16}$.

$$(1) \begin{cases} x_1^2 - 10x_1 + x_2^2 + 8 = 0, \\ x_1x_2^2 + x_1 - 10x_2 + 8 = 0. \end{cases} \quad (2) \begin{cases} 0.5\sin x_1 + 0.1\cos(x_1x_2) - x_1 = 0, \\ 0.5\cos x_1 - 0.1\cos x_2 - x_2 = 0. \end{cases}$$

令 $\mathbf{x} = (x_1, x_2)^T$, 把非线性方程组(1)和(2)转换为迭代形式 $\mathbf{x}^{(k+1)} = \Phi(\mathbf{x}^{(k)})$, 分别表示为

$$\Phi(\mathbf{x}) = \begin{pmatrix} \varphi_1(\mathbf{x}) \\ \varphi_2(\mathbf{x}) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.1x_1^2 + 0.1x_2^2 + 0.8 \\ 0.1x_1x_2^2 + 0.1x_1 + 0.8 \end{pmatrix}, \quad \Phi(\mathbf{x}) = \begin{pmatrix} \varphi_1(\mathbf{x}) \\ \varphi_2(\mathbf{x}) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.5\sin x_1 + 0.1\cos(x_1x_2) \\ 0.5\cos x_1 - 0.1\cos x_2 \end{pmatrix}.$$

9.2 不动点迭代法

对于方程组(1), $\Phi(\mathbf{x}) = \begin{pmatrix} \varphi_1(\mathbf{x}) \\ \varphi_2(\mathbf{x}) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.1x_1^2 + 0.1x_2^2 + 0.8 \\ 0.1x_1x_2^2 + 0.1x_1 + 0.8 \end{pmatrix}.$

表 9-1 非线性方程组 (1) 的数值解及精度迭代过程

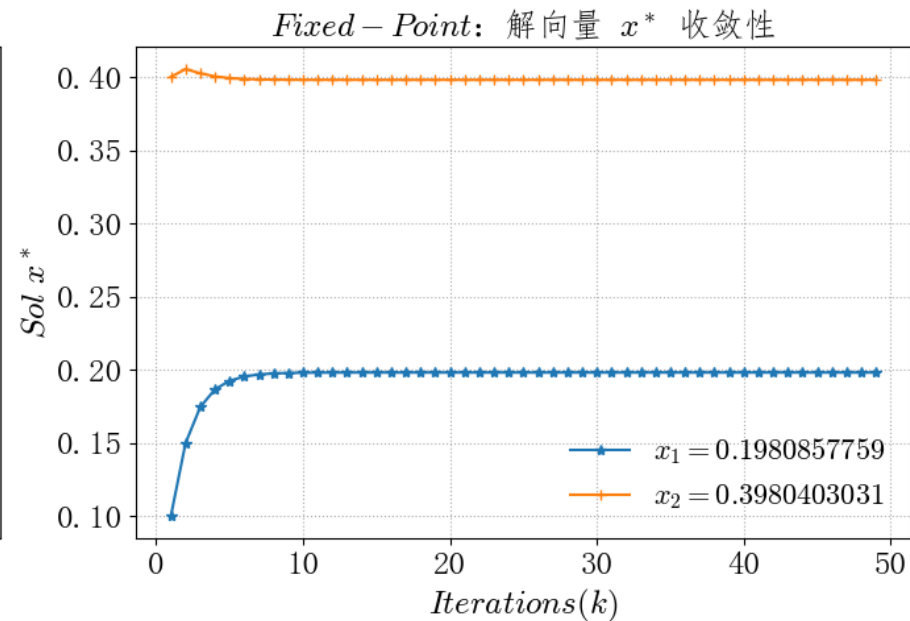
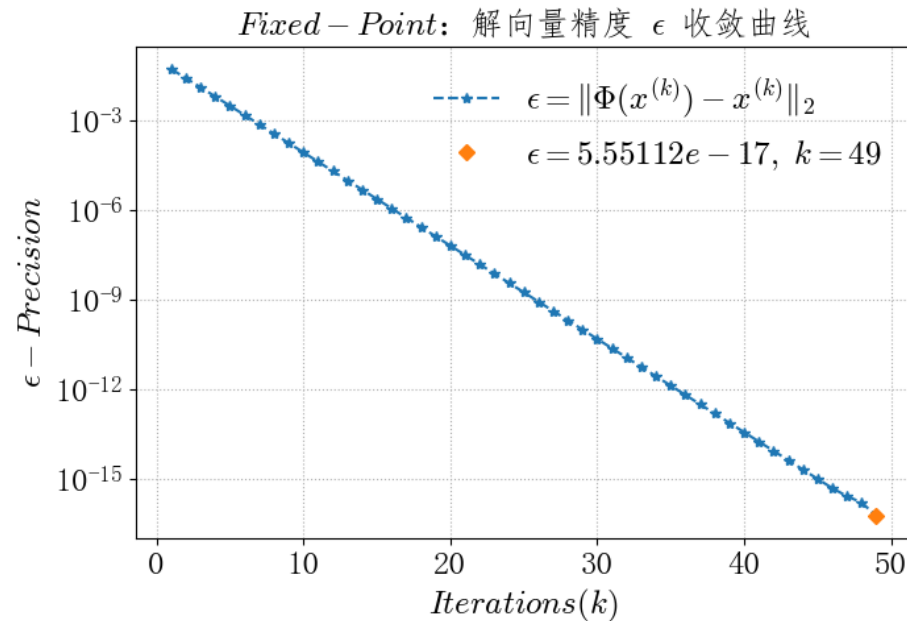
k	x_1	x_2	$\ \mathbf{x}^{(k+1)} - \mathbf{x}^{(k)}\ _2$
1	0.8000000000000000	0.8000000000000000	1.131370849898476e+00
2	0.9280000000000000	0.9312000000000000	1.832960446927321e-01
3	0.9728317440000000	0.9732699832320000	6.147982400123071e-02
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
38	1.0000000000000000	1.0000000000000000	1.570092458683775e-16
39	1.0000000000000000	1.0000000000000000	3.140184917367550e-16
40	1.0000000000000000	1.0000000000000000	0.0000000000000000e+00

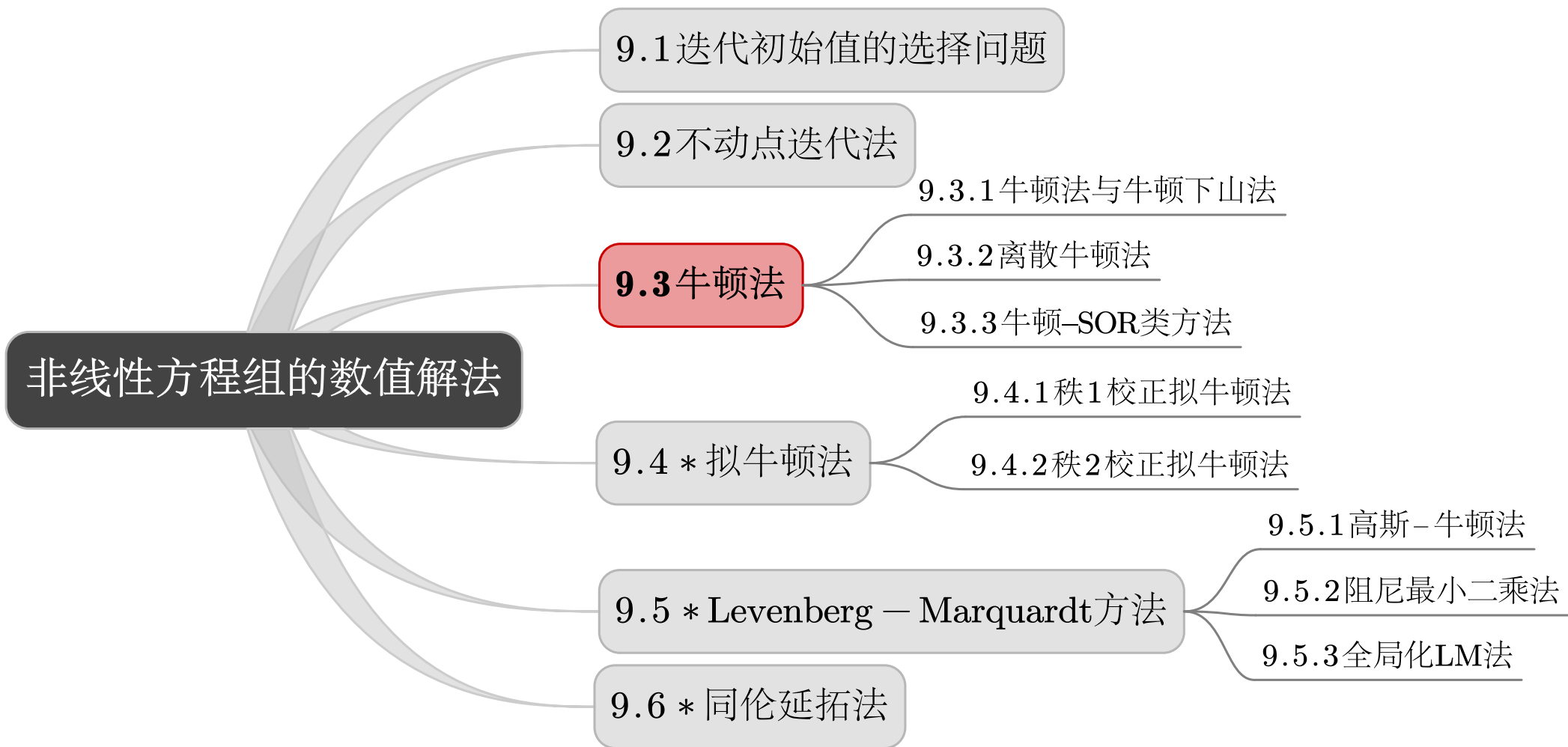
9.2 不动点迭代法

对于方程组(2)，其满足精度要求的近似解以及解的验证精度为

$$\mathbf{x}^* = (x_1^*, x_1^*)^T = (0.19808577588668496716, 0.39804030313403238051)^T,$$

$$\mathbf{F}(\mathbf{x}^*) = (F_1(\mathbf{x}^*), F_2(\mathbf{x}^*))^T = (5.551115123125783e - 17, 0.0000000000000000e + 00)^T.$$





9.3 牛顿迭代法

将单个方程的牛顿迭代法应用到方程组, 得到牛顿法求解非线性方程组的迭代公式

$$\mathbf{x}^{(k+1)} = \mathbf{x}^{(k)} - \mathbf{F}'(\mathbf{x}^{(k)})^{-1} \mathbf{F}(\mathbf{x}^{(k)}), \quad k = 0, 1, \dots.$$

其中 $\mathbf{F}'(\mathbf{x}^{(k)})^{-1}$ 为雅可比矩阵的逆矩阵. 若固定 $\mathbf{F}'(\mathbf{x}^{(k)})$ 为 $\mathbf{F}'(\mathbf{x}^{(0)})$, 可得简化牛顿法迭代公式

$$\mathbf{x}^{(k+1)} = \mathbf{x}^{(k)} - \mathbf{F}'(\mathbf{x}^{(0)})^{-1} \mathbf{F}(\mathbf{x}^{(k)}), \quad k = 0, 1, \dots.$$

牛顿下山法的迭代公式

$$\mathbf{x}^{(k+1)} = \mathbf{x}^{(k)} - \lambda (\mathbf{F}'(\mathbf{x}^{(k)})^{-1}) \mathbf{F}(\mathbf{x}^{(k)}), \quad k = 0, 1, \dots.$$

其中 $\lambda \in (0, 1]$. 为了保证收敛, 要求 λ 的取值使得 $\|\mathbf{F}(\mathbf{x}^{(k+1)})\| < \|\mathbf{F}(\mathbf{x}^{(k)})\|$, λ 逐次减半.

9.3 牛顿迭代法

例2:使用牛顿法和牛顿下山法求解如下非线性方程组的数值解, 精度要求 $\varepsilon = 10^{-15}$.

$$(1) \begin{cases} x + 2y - 3 = 0, \\ 2x^2 + y^2 - 5 = 0. \end{cases} \quad (2) \begin{cases} 3x - \cos yz - 0.5 = 0, \\ x^2 - 81(y + 0.1)^2 + \sin z + 1.06 = 0, \\ e^{-xy} + 20z + 10\pi/3 - 1 = 0. \end{cases}$$

针对非线性方程组(1), 以 $\mathbf{x}_0 = (1.5, 1.0)^T$ 为迭代初值, 牛顿法需迭代8次, 牛顿下山法需迭代7次, 其中在第2次迭代时, 需下山因子为0.5. 两种方法收敛的最终解与精度一致, 如下所示:

$$\mathbf{x}^* = (1.48803387171258494348, 0.75598306414370752826)^T,$$

$$\mathbf{F}(\mathbf{x}^*) = (0.0000000000000000e + 00, 8.881784197001252e - 16)^T.$$

初值选择不当, 可能导致不收敛. 不同的初值也可能收敛到不同的数值解. 如 $\mathbf{x}_0 = (-2, 2)^T$, 则牛顿下山法经过9次迭代收敛到另一组解, 最终解向量及精度为:

$$\mathbf{x}^* = (-0.82136720504591809178, 1.91068360252295921242)^T,$$

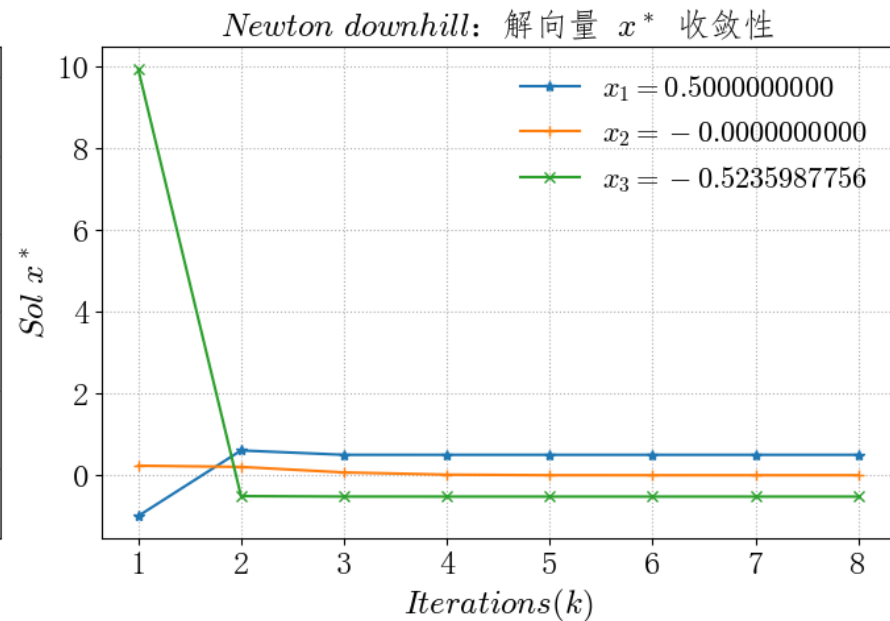
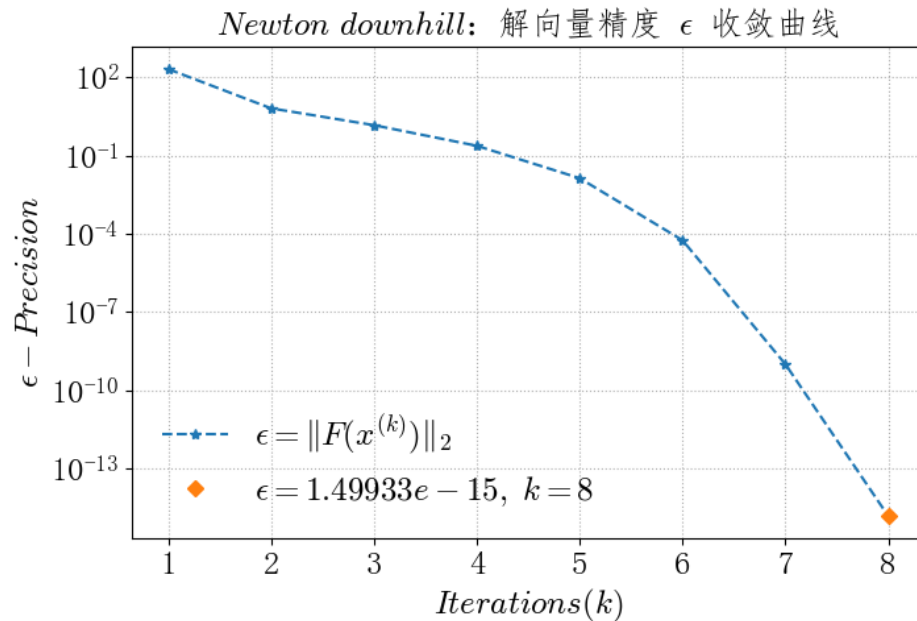
$$\mathbf{F}(\mathbf{x}^*) = (4.440892098500626e - 16, 0.0000000000000000e + 00)^T.$$

9.3 牛顿迭代法

针对求解非线性方程组(2), 由于计算复杂非线性方程组会引入误差, 此处设置精度 $\varepsilon = 10^{-14}$, 以 $\mathbf{x}_0 = (0, 0, 0)^T$ 为迭代初值, 则牛顿法和牛顿下山法均迭代8次收敛, 无需下山因子. 最终满足精度的近似解及精度为

$$\mathbf{x}^* = (0.50000000000000000000, -0.000000000000000000486, -0.52359877559829892668)^T,$$

$$\mathbf{F}(\mathbf{x}^*) = (0.0000000000000000e + 00, -1.110223024625157e - 16, -1.495211053083399e - 15)^T.$$



9.3 牛顿迭代法

牛顿法的收敛性依赖于初值的选择, 若以 $\mathbf{x}_0 = (0.2, 0, -0.2)^\top$ 为迭代初值, 精度要求 $\varepsilon = 10^{-15}$, 则需迭代6次, 收敛到另外一组解, 最终的近似解及精度为:

$$\begin{aligned}\mathbf{x}^* &= (0.49814468458949118235, -0.19960589554377985988, -0.52882597757338745126)^\top, \\ \mathbf{F}(\mathbf{x}^*) &= (-1.110223024625157\text{e} - 16, 2.220446049250313\text{e} - 16, 2.811457863168518\text{e} - 16)^\top.\end{aligned}$$