

## 一. 实验目的

- ① 掌握二分法、牛顿迭代法等常用的非线性方程迭代算法；
- ② 了解迭代算法的设计原理及初值对收敛性的影响。

## 二.实验过程和结果

### 1. 二分法实现<sup>1</sup>:

二分法的思想是对区间进行二分，在左右两个区间中确定下一次求根搜索的区间，如此反复来得到方程的根。

该算法的实现为以下函数：

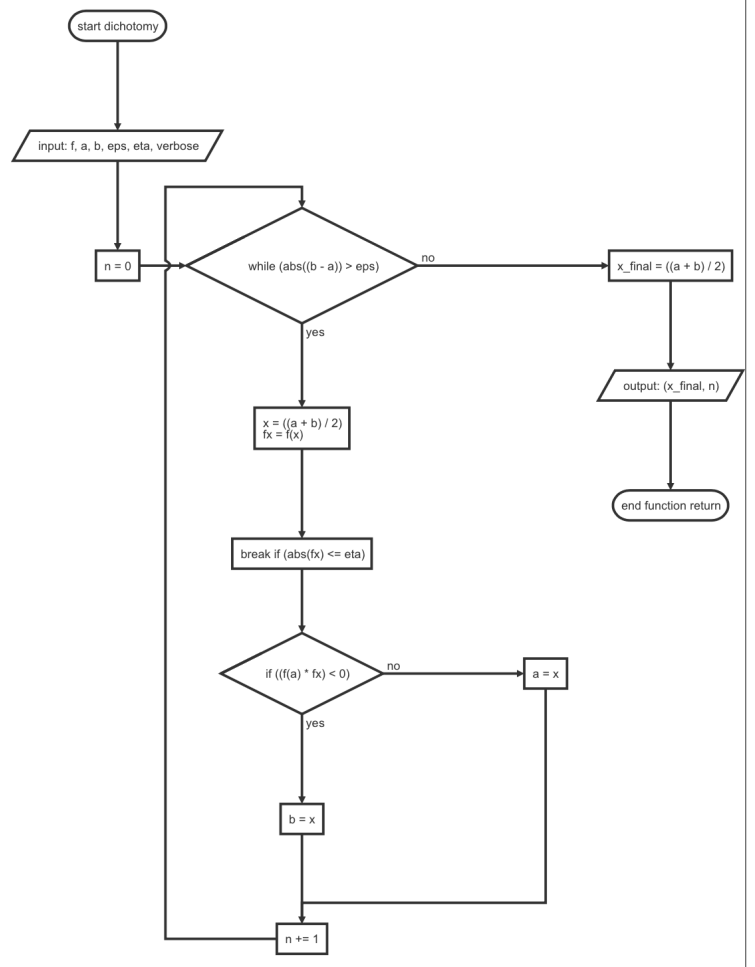
```
dichotomy(f, a, b, eps,
eta=1e-16, verbose=False)
```

输入：一元函数，表示要求根的方程： $f(x) = 0$ ，有根区间  $[a, b]$  的端点，以及给定精度  $\epsilon$ 。

输出：二分法求得的近似根  $x_{\text{final}}$  和迭代次数  $N$ 。

其核心代码如下：

```
while abs(b - a) > eps:
    x = (a + b) / 2
    if abs(f(x)) <= eta:
        break
    if f(a) * f(x) < 0:
        b = x
    else:
        a = x
x_final = (a + b) / 2
```



【图1】二分法程序流程图

<sup>1</sup> 二分法完整代码实现见：<https://github.com/cdfmlr/NumericalAnalysis/blob/master/ex2/src/dichotomy.py>

二分法实现测试：

```
In [45]: def f(x):  
         return 2 * exp(-x) - sin(x)  
  
         bisection(f, 0, 1, 0.0005, verbose=True)  
  
N = 10  
  
n      (a, b)      f(x_n)  
-----  
0      (0, 1)      f(0.5)=0.733635780821064  
1      (0.5, 1)     f(0.75)=0.263094345458695  
2      (0.75, 1)    f(0.875)=0.0661805371209897  
3      (0.875, 1)   f(0.9375)=-0.0228698549070950  
4      (0.875, 0.9375) f(0.90625)=0.0208763999947352  
5      (0.90625, 0.9375) f(0.921875)=-0.00119109771321235  
6      (0.90625, 0.921875) f(0.9140625)=0.00979401298210625  
7      (0.9140625, 0.921875) f(0.91796875)=0.00428930379438952  
8      (0.91796875, 0.921875) f(0.919921875)=0.00154606529293533  
9      (0.919921875, 0.921875) f(0.9208984375)=0.000176724441991016  
10     (0.9208984375, 0.921875) f(0.92138671875)=-0.000507376461447939  
11     (0.9208984375, 0.92138671875) -  
  
result: x = (0.9208984375+0.92138671875)/2 = 0.921142578125  
Out[45]: (0.921142578125, 11)
```

## 2. 不动点迭代<sup>2</sup>

不动点迭代的思想很简单，就是用一个函数反复作用于  $x$  来等到新的  $x$ 。

用如下函数来实现这个方法：

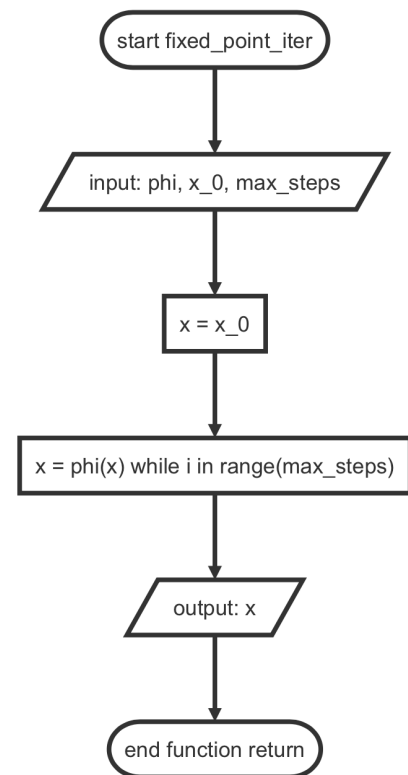
```
fixed_point_iter(phi, x_0,  
max_steps=25, verbose=False)
```

输入：

- phi: function, 迭代函数
- x\_0: float, 初值
- max\_steps: 最大迭代次数

输出：

- x\_final: float, 最终的近似根  $x$



【图2】不动点迭代程序流程图

<sup>2</sup> 不动点迭代的完整代码见：[https://github.com/cdfmlr/NumericalAnalysis/blob/master/ex2/src/fixed\\_point\\_iter.py](https://github.com/cdfmlr/NumericalAnalysis/blob/master/ex2/src/fixed_point_iter.py)

不动点迭代的核心代码为：

```
x = x_0
for i in range(max_steps):
    x = phi(x)
```

不动点迭代测试：

```
In [65]: fixed_point_iter(lambda x: 1 + 1 / x**2, 1.5, max_steps=10, verbose=True)

x_0      1.5
x_1      1.4444444444444444
x_2      1.4792899408284024
x_3      1.456976
x_4      1.4710805833200253
x_5      1.4620905354712408
x_6      1.4677905760195855
x_7      1.464164380462178
x_8      1.4664663557170745
x_9      1.465003040566855
Out[65]: 1.4659324390818347
```

### 3. 牛顿迭代法<sup>3</sup>

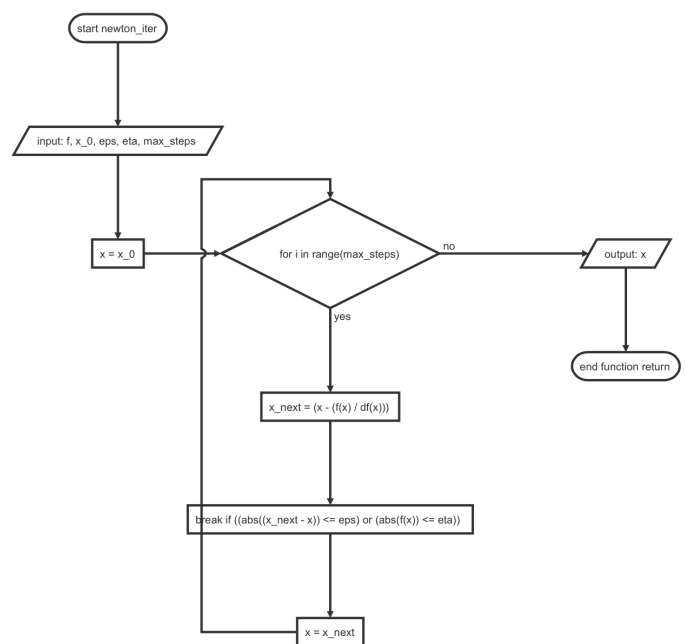
牛顿迭代法用函数的导数（切线）去迭代逼近曲线的根。这个方法的收敛速度明显优于二分法。

实现函数：

```
newton_iter(f, x_0, eps=0,
eta=0, df=None, max_steps=20,
frac=False, verbose=False)
```

输入参数：

- **f**: function, 迭代函数
- **x\_0**: float, 初值
- **eps**: float, 根的容许误差, default 0.
- **eta**: float,  $\text{abs}(f(x))$  的容许误差, default 0.



【图3】 牛顿迭代程序流程图

<sup>3</sup> 牛顿迭代法的完整代码见：[https://github.com/cdfmlr/NumericalAnalysis/blob/master/ex2/src/newton\\_iter.py](https://github.com/cdfmlr/NumericalAnalysis/blob/master/ex2/src/newton_iter.py)

- `df`: function,  $f$  的导函数, 默认 `None` 表示自动调用 `sympy.diff` 求导(会导致后续迭代中使用分数运算)。
- `max_steps`: int, 最大迭代次数, default 20.
- `frac`: bool, True 则输出分数(仅对 `df=None` 时生效), 否则使用 float, default False.
- `verbose`: bool, 打印出每一步的值, default False.

输出:

- `x_final`: float, 最终的近似根  $x$

该算法的核心代码是:

```
x = x_0
for i in range(max_steps):
    x_next = x - f(x) / df(x)
    if abs(x_next - x) <= eps or abs(f(x)) <= eta:
        break
    x = x_next
```

牛顿迭代法测试:

```
In [128]: def f(x):
           return x ** 3 - 2 * x - 5

           def df(x):
               return 3 * x ** 2 - 2

           # newton_iter(f, 2, eps=0.5e-3, frac=True, verbose=True)
           newton_iter(f, 2, eps=0.5e-3, df=df, frac=True, verbose=True)

0 2
1 2.1
2 2.094568121104185
Out[128]: 2.094568121104185
```

#### 4. 单点弦截法<sup>4</sup>

虽然牛顿法的收敛速度快, 但每一步都需要计算导数值  $f'(x_{k-1})$ 。为了避开导数的计算, 使用  $\frac{f(x_{k-1}) - f(x_0)}{x_{k-1} - x_0}$  来代替导数, 就得到了单点弦截法:

$$x_k = x_{k-1} - \frac{x_{k-1} - x_0}{f(x_{k-1}) - f(x_0)} f(x_{k-1}) \quad k = 2, 3, \dots$$

---

<sup>4</sup> 单点弦截法的完整代码见: [https://github.com/cdfmlr/NumericalAnalysis/blob/master/ex2/src/single\\_point\\_truncation.py](https://github.com/cdfmlr/NumericalAnalysis/blob/master/ex2/src/single_point_truncation.py)

编程实现：

```
single_point_truncation(f, x_0, x_1, eps=0, eta=0,
max_steps=20, verbose=False)
```

这个函数和牛顿迭代的实现 `newton_iter` 很类似，只需把迭代更新修改了一下：

$$x_{\text{next}} = x - f(x) / (f(x) - f_{x0}) * (x - x_0)$$

输入：

- `f`: function, 迭代函数
- `x_0, x_1`: float, 初值

输出：

- `x_final`: float, 最终的近似根 `x`

测试：

```
In [111]: def f(x):
           return x ** 3 - 2 * x - 5

           single_point_truncation(f, 2, 1, eps=0.5e-3, verbose=True)
0 1
1 2.2
2 2.088967971530249
3 2.094861151990966
Out[111]: 2.094861151990966
```

## 5. 两点弦截法（割线法）<sup>5</sup>

使用差商  $\frac{f(x_k) - f(x_{k-1})}{x_k - x_{k-1}}$  来代替牛顿迭代法中的导数，就得到了两点弦截法

（割线法）：

$$x_k = x_{k-1} - \frac{x_{k-1} - x_{k-2}}{f(x_{k-1}) - f(x_{k-2})} f(x_{k-1}) \quad k = 2, 3, 4, \dots$$

---

<sup>5</sup> 两点弦截法（割线法）的完整代码见：[https://github.com/cdfmlr/NumericalAnalysis/blob/master/ex2/src/secant\\_method.py](https://github.com/cdfmlr/NumericalAnalysis/blob/master/ex2/src/secant_method.py)

编程实现:

```
secant_method(f, x0, x1, eps=0, eta=0, max_steps=20,  
verbose=False)
```

代码中只需要修改迭代更新:

```
x2 = x1 - f(x1) * (x1 - x0) / (f(x1) - f(x0))  
x0, x1 = x1, x2
```

测试:

```
In [123]: secant_method(lambda x: x ** 2 - 612, 10, 30, max_steps=5, verbose=True)  
# Root: 24.738633748750722  
  
0 30  
1 22.8  
2 24.545454545454547  
3 24.746543778801843  
4 24.73860275369709  
Out[123]: 24.738633748750722
```

## 6. 题目<sup>6</sup>

求方程  $f(x) = x^3 + x^2 - 3x - 3 = 0$  在 1.5 附近的根. (误差限为  $\varepsilon = 1e-6, \eta = 1e-9$ )。参考答案：原方程的根为  $x = 1.732051$

```
In [130]: def f(x):
            return x ** 3 + x ** 2 - 3 * x - 3

x0 = 1.5
x1 = 2
eps = 1e-6
eta = 1e-9

result = {}
print("牛顿迭代法:")
result["牛顿迭代法"] = newton_iter(f, x0, eps=eps, eta=eta, verbose=True)
print("单点弦截法:")
result["单点弦截法"] = single_point_truncation(f, x0, x1, eps=eps, eta=eta, verbose=True)
print("两点弦截法:")
result["两点弦截法"] = secant_method(f, x0, x1, eps=eps, eta=eta, verbose=True)

print("\nresult:")
for k in result:
    print(f'{k}: {result[k]}')
```

输出结果：

```
牛顿迭代法:
0 1.5
1 1.7777777777777778
2 1.73336066694000
3 1.73205192940947
4 1.73205080756970
单点弦截法:
0 2
1 1.6923076923076923
2 1.7390156515180086
3 1.7308625826467308
4 1.7322544663053168
5 1.7320159286895187
6 1.7320567817872679
7 1.7320497843005194
8 1.732050982835706
两点弦截法:
0 2
1 1.6923076923076923
2 1.7257977285018928
3 1.7322172842612025
4 1.732050123979108

result:
牛顿迭代法: 1.7320508075697012
单点弦截法: 1.732050982835706
两点弦截法: 1.7320508074943775
```

---

<sup>6</sup> 具体实现见：<https://github.com/cdfmlr/NumericalAnalysis/blob/master/ex2/src/ex2.ipynb>

### 三、思考题分析解答

二分法简单易行，但固定每次缩短一半的区间，只能求单实根，不能求复根或偶数重根。而牛顿迭代法的迭代效率往往更高，一般情况下使用牛顿迭代法可以获得更快的收敛速度。

虽然牛顿法的收敛速度快，但每一步都需要计算导数值  $f'(x_{k-1})$ 。为了避开导数的计算，使用  $\frac{f(x_{k-1}) - f(x_0)}{x_{k-1} - x_0}$  来代替导数，即单点弦截法；或者，也可以使用差商  $\frac{f(x_k) - f(x_{k-1})}{x_k - x_{k-1}}$  来代替导数，即两点弦截法（割线法）。

### 四、重点难点分析

重点：

1. 掌握二分法、牛顿迭代法等常用的非线性方程迭代算法；
2. 了解迭代算法的设计原理及初值对收敛性的影响。

难点：

1. 牛顿迭代法的改进。