

计算方法实验

2022 年 4 月 12 日

数据显示结果已保留 4 位小数。

1 实验题目 1：拉格朗日 (Lagrange) 插值

1.1 问题分析

准确描述并总结出实验题目 (摘要)，并准确分析原题的目的和意义。

1.1.1 方法概要

给定平面上 $n+1$ 个不同的数据点 $(x_k, f(x_k)), k=0, 1, \dots, n, x_i \neq x_j, i \neq j$ 则满足条件

$$P_n(x_k) = f(x_k), k=0, 1, \dots, n$$

的 n 次拉格朗日插值多项式

$$P_n(x) = \sum_{k=0}^n f(x_k) l_k(x)$$

是存在唯一的。若 $x_k \in [a, b], k=0, 1, \dots, n$ ，且函数 $f(x)$ 充分光滑，则当 $x \in [a, b]$ 时，有误差估计式

$$f(x) - P_n(x) = \frac{f^{(n+1)}(\xi)}{(n+1)!} (x-x_0)(x-x_1) \cdots (x-x_n), \xi \in [a, b]$$

1.1.2 实验目的

利用拉格朗日插值多项式 $P_n(x)$ 求 $f(x)$ 的近似值。

输入： $n+1$ 个数据点 $x_k, f(x_k), k=0, 1, \dots, n$ 、插值点 x

输出: $f(x)$ 在插值点 x 的近似值 $P_n(x)$

1.2 数学原理

数学原理表达清晰且书写准确。

1.2.1 证明 $P_n(x)$ 存在且唯一

证明: 使用归纳法证明。

当 $n = 0$, 一定存在 $P_0(x) = C = f_0(x)$ 满足要求。

假设当 $n = k - 1$ 时, 存在满足要求的 $P_{k-1}(x)$, 则当 $n = k$, 有

$$P_k(x) = P_{k-1}(x) + c(x - x_0)(x - x_1) \cdots (x - x_{k-1})(x - x_k), \text{ } c \text{ 为系数}$$

则 $\because P_n(x_n) = f(x_n), \therefore$ 参数 c 是可求的, 故 $P_n(x)$ 是存在的。

由多项式基本定理, $\because P_n(x)$ 的次数 $\leq n, \therefore P_n(x)$ 是唯一存在的。

1.2.2 计算方法

对平面上 $n + 1$ 个点 $(x_k, f(x_k)), k = 0, 1, \cdots, n, x_i \neq x_j, i \neq j$ 定义 n 次多项式:

$$L_k(x) = \frac{(x - x_0)(x - x_1) \cdots (x - x_{k-1})(x - x_{k+1}) \cdots (x - x_n)}{(x_k - x_0)(x_k - x_1) \cdots (x_k - x_{k-1})(x_k - x_{k+1}) \cdots (x_k - x_n)}$$

则 $L_k(x_k) = 1, L_k(x_m) = 0, m \neq k$ 。

定义:

$$P_n(x) = f(x_0)L_0(x) + f(x_1)L_1(x) + \cdots + f(x_n)L_n(x) = \sum_{k=0}^n f(x_k)L_k(x)$$

为 $f(x)$ 的 n 次拉格朗日插值多项式。

1.3 程序设计流程

编译通过, 根据输入能得到正确输出。

```
[14]: # 引入需要的包
import numpy as np
```

```
from pandas import DataFrame
from matplotlib import pyplot as plt
```

```
[15]: #  $L_k(x)$ 
def L(k, x_list: np.ndarray):
    def l(x: float):
        x_k = x_list[k]
        slice = np.array([*x_list[:k], *x_list[k+1:]])
        repeat = np.array([x, ] * (len(x_list) - 1))
        repeat_k = np.array([x_k, ] * (len(x_list) - 1))
        return np.prod(repeat - slice) / np.prod(repeat_k - slice)
    return l

# 拉格朗日多项式  $P_n(x)$ 
def P(f, x_list: np.ndarray, x: float):
    return np.sum([f(x_list[k]) * L(k, x_list)(x) for k in range(len(x_list))])
```

1.3.1 问题一

```
[16]: def problem1():
    print("问题 1: 拉格朗日插值多项式的次数 n 越大越好吗? ")

    def sub(targets_x, targets_n, solve):
        return DataFrame({n: {x: solve(n, x) for x in targets_x} for n in targets_n}).round(4)

    print("(1) 考虑  $f(x) = 1 / (1 + x^2)$  in  $[-5, 5]$ ")
    targets_x_1 = [0.75, 1.75, 2.75, 3.75, 4.75]
    targets_n = [5, 10, 20]
    print(sub(
        targets_x=targets_x_1,
        targets_n=targets_n,
        solve=lambda n_i, x: P(
            lambda x_i: 1 / (1 + x_i ** 2), np.linspace(-5, 5, n_i), x
        )
    ))
```

```

print("差值: ")
print(sub(
    targets_x=targets_x_1,
    targets_n=targets_n,
    solve=lambda n_i, x: ((1 / (1 + x ** 2)) - P(
        lambda x_i: 1 / (1 + x_i ** 2), np.linspace(-5, 5, n_i), x
    ))
))

print("(2) 考虑  $f(x) = e^x$  in  $[-1, 1]$ ")
targets_x_2 = [-0.95, -0.05, 0.05, 0.95]
print(sub(
    targets_x=targets_x_2,
    targets_n=targets_n,
    solve=lambda n_i, x: P(lambda x_i: np.e ** x_i,
        np.linspace(-1, 1, n_i), x)
))

print("差值: ")
print(sub(
    targets_x=targets_x_2,
    targets_n=targets_n,
    solve=lambda n_i, x: (np.e ** x - P(lambda x_i: np.e ** x_i,
        np.linspace(-1, 1, n_i), x))
))

print("画出两个函数以及其拉格朗日多项式的图像: ")
slice_fluent_size = 1000
x_linespace_2 = np.linspace(-1, 1, slice_fluent_size)
x_linespace_10 = np.linspace(-5, 5, slice_fluent_size)
y1 = 1 / (1 + x_linespace_10**2)
Ls1 = {n_i: np.array([P(lambda x_i: np.e ** x_i, np.linspace(-5, 5, n_i), x)
    for x in x_linespace_10]) for n_i in targets_n}

plt.figure(dpi=150)
plt.title("(1) Consider  $f(x) = 1 / (1 + x^2)$ ")
plt.legend(handles=plt.plot(x_linespace_10, y1, label=" $f(x) = 1 / (1 + x^2)$ "), loc='best')
plt.figure(dpi=150)

```


3.75 0.4232 -0.0420 -0.1239

4.75 0.2020 0.2785 -6.3726

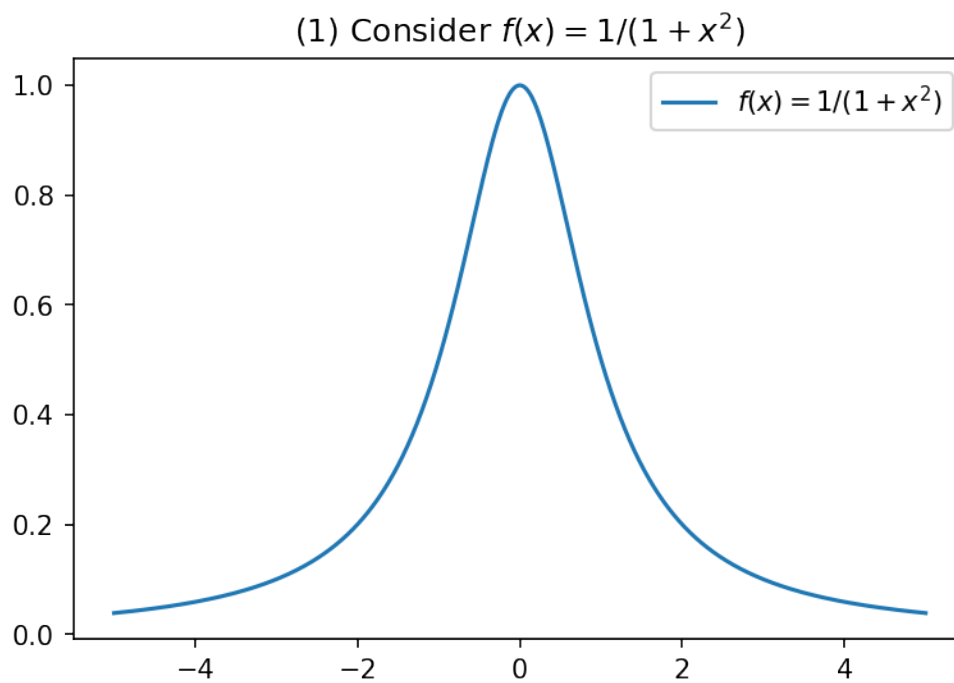
(2) 考虑 $f(x) = e^x$ in $[-1, 1]$

	5	10	20
-0.95	0.3863	0.3867	0.3867
-0.05	0.9513	0.9512	0.9512
0.05	1.0512	1.0513	1.0513
0.95	2.5863	2.5857	2.5857

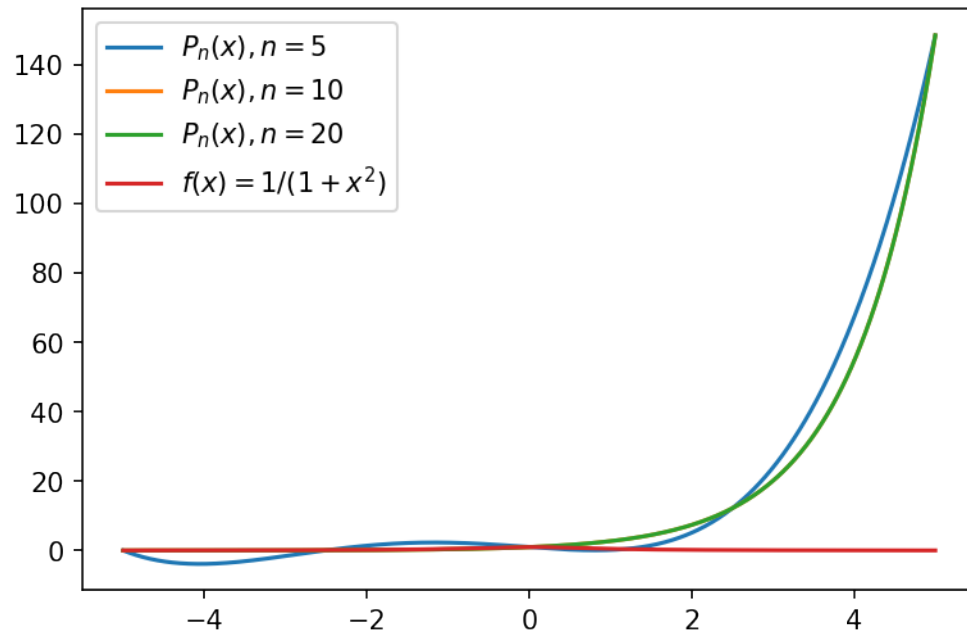
差值:

	5	10	20
-0.95	0.0004	-0.0	0.0
-0.05	-0.0001	-0.0	0.0
0.05	0.0001	-0.0	-0.0
0.95	-0.0006	-0.0	-0.0

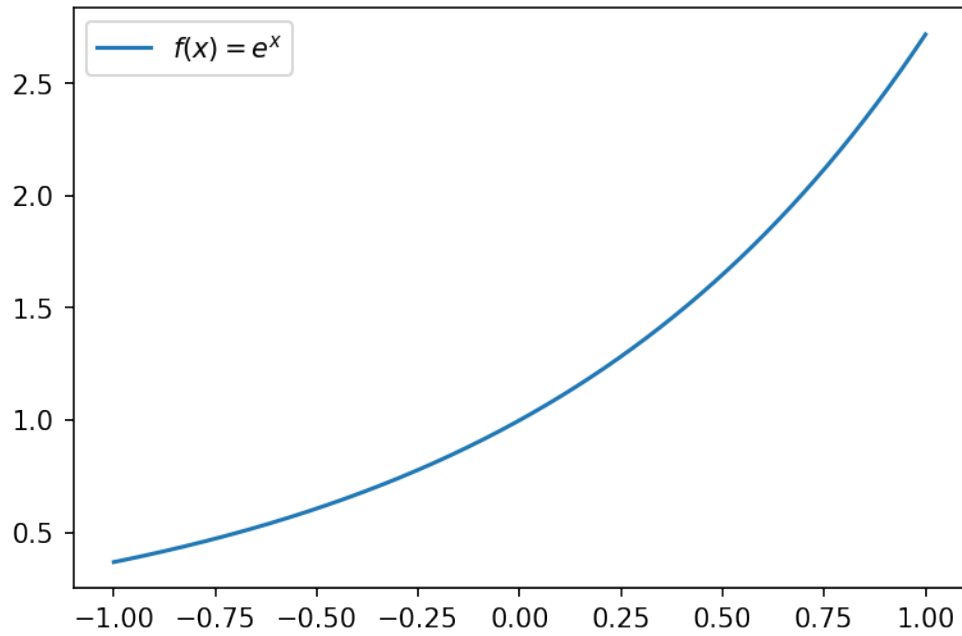
画出两个函数以及其拉格朗日多项式的图像:



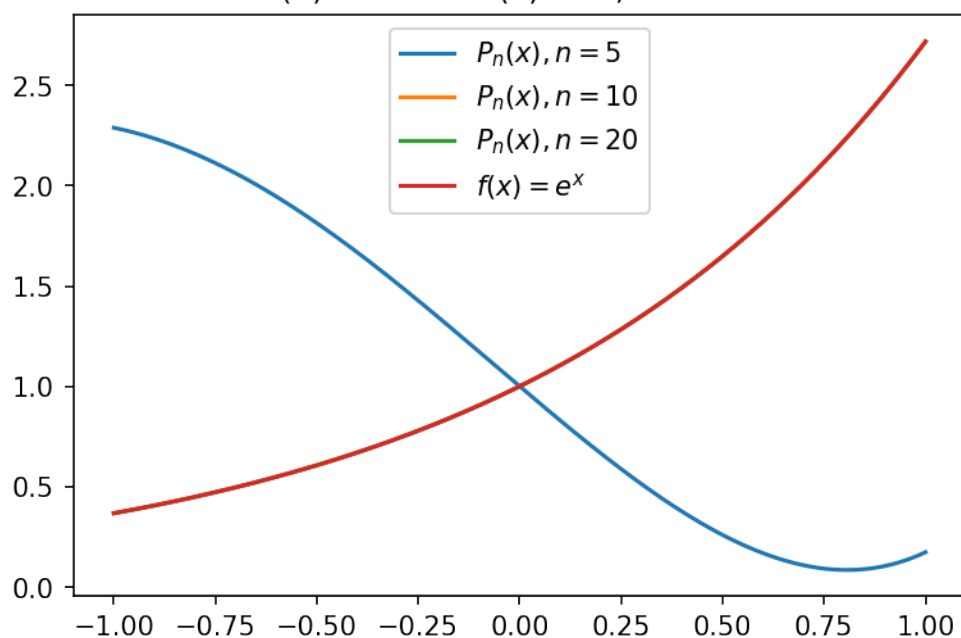
(1) Consider $f(x) = 1/(1 + x^2)$, select n



(2) Consider $f(x) = e^x$



(2) Consider $f(x) = e^x$, select n



1.3.2 问题二

```
[17]: def problem2():
    print("问题 2: 插值区间越小越好吗? ")

    def sub(targets_x, targets_n, solve):
        return DataFrame({n: {x: solve(n, x) for x in targets_x} for n in
        ↪targets_n}).round(4)

    print("(1) 考虑  $f(x) = 1 / (1 + x^2)$  in  $[-1, 1]$ ")
    targets_x_1 = [-0.95, -0.05, 0.05, 0.95]
    targets_n = [5, 10, 20]
    print(sub(
        targets_x=targets_x_1,
        targets_n=targets_n,
        solve=lambda n_i, x: P(
            lambda x_i: 1 / (1 + x_i ** 2), np.linspace(-5, 5, n_i), x
        )
    ))
```



```

))
print("差值: ")
print(sub(
    targets_x=targets_x_1,
    targets_n=targets_n,
    solve=lambda n_i, x: ((1 / (1 + x ** 2)) - P(
        lambda x_i: 1 / (1 + x_i ** 2), np.linspace(-5, 5, n_i), x
    ))
))

print("(2) 考虑  $f(x) = e^x$  in  $[-5, 5]$ ")
targets_x_2 = [0.75, 1.75, 2.75, 3.75, 4.75]
print(sub(
    targets_x=targets_x_2,
    targets_n=targets_n,
    solve=lambda n_i, x: P(lambda x_i: np.e ** x_i,
        np.linspace(-1, 1, n_i), x)
))

print("差值: ")
print(sub(
    targets_x=targets_x_2,
    targets_n=targets_n,
    solve=lambda n_i, x: (np.e ** x - P(lambda x_i: np.e ** x_i,
        np.linspace(-1, 1, n_i), x))
))

print("画出两个函数以及其拉格朗日多项式的图像: ")
slice_fluent_size = 1000
x_linespace_2 = np.linspace(-1, 1, slice_fluent_size)
x_linespace_10 = np.linspace(-5, 5, slice_fluent_size)
y1 = 1 / (1 + x_linespace_2**2)
Ls1 = {n_i: np.array([P(lambda x_i: np.e ** x_i, np.linspace(-5, 5, n_i), x)
    for x in x_linespace_2]) for n_i in targets_n}

plt.figure(dpi=150)
plt.title("(1) Consider  $f(x) = 1 / (1 + x^2)$ ")
plt.legend(handles=plt.plot(x_linespace_2, y1, label=" $f(x) = 1 / (1 + x^2)$ "), loc='best')

```

```

plt.figure(dpi=150)
plt.title("(1) Consider  $f(x) = 1 / (1 + x^2)$ , select n")
plt.legend(handles=[*plt.plot(x_linespace_2, Ls1[n_i],
↪label=f"$P_n(x), n={n_i}$") [0] for n_i in Ls1],
            plt.plot(x_linespace_2, y1, label="$f(x) = 1 / (1 + ↪
↪x^2)$") [0]), loc='best')
y2 = np.e**x_linespace_10
Ls2 = {n_i: np.array([P(lambda x_i: np.e ** x_i, np.linspace(-5, 5, n_i), x)
                      for x in x_linespace_10]) for n_i in targets_n}
plt.figure(dpi=150)
plt.title("(2) Consider  $f(x) = e^x$ ")
plt.legend(handles=plt.plot(x_linespace_10, y2, label="$f(x) = e^x$"),
↪loc='best')
plt.figure(dpi=150)
plt.title("(2) Consider  $f(x) = e^x$ , select n")
plt.legend(handles=[*plt.plot(x_linespace_10, Ls2[n_i],
↪label=f"$P_n(x), n={n_i}$") [0] for n_i in Ls2],
            plt.plot(x_linespace_10, y2, label="$f(x) = e^x$") [0]),
↪loc='best')

problem2()

```

问题 2: 插值区间越小越好吗?

(1) 考虑 $f(x) = 1 / (1 + x^2)$ in $[-1, 1]$

	5	10	20
-0.95	0.8499	0.6013	0.5213
-0.05	0.9996	0.8607	0.9905
0.05	0.9996	0.8607	0.9905
0.95	0.8499	0.6013	0.5213

差值:

	5	10	20
-0.95	-0.3243	-0.0757	0.0044
-0.05	-0.0021	0.1368	0.0070
0.05	-0.0021	0.1368	0.0070

0.95 -0.3243 -0.0757 0.0044

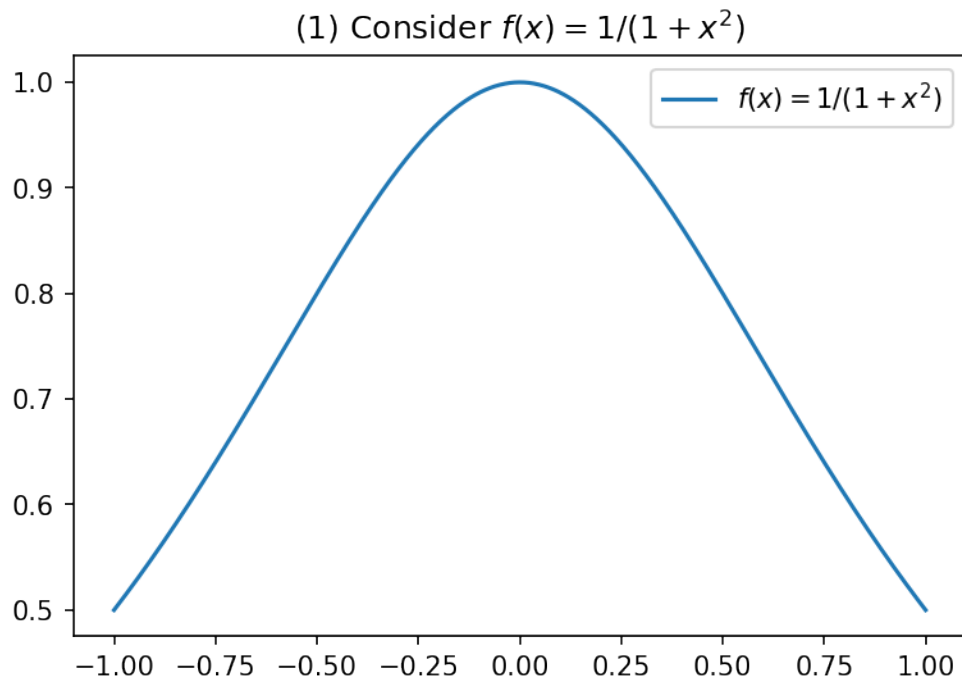
(2) 考虑 $f(x) = e^x$ in $[-5, 5]$

	5	10	20
0.75	2.1180	2.1170	2.1170
1.75	5.6343	5.7546	5.7546
2.75	13.6951	15.6357	15.2270
3.75	29.7101	42.3238	-237.3955
4.75	58.1314	113.0561	-19138.6250

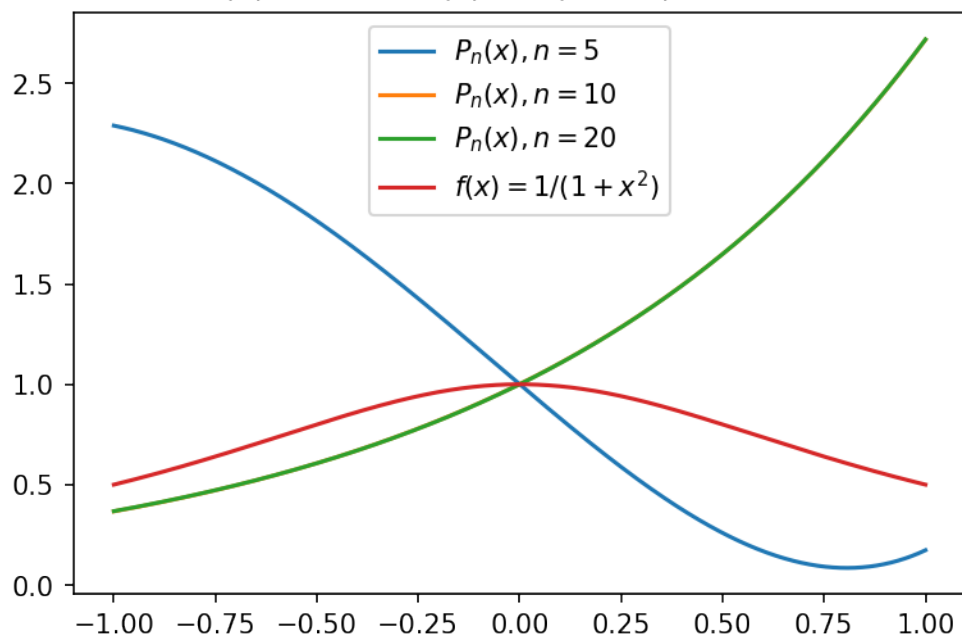
差值:

	5	10	20
0.75	-0.0010	0.0000	-0.0000
1.75	0.1203	0.0000	0.0000
2.75	1.9475	0.0069	0.4156
3.75	12.8110	0.1973	279.9166
4.75	57.4529	2.5282	19254.2093

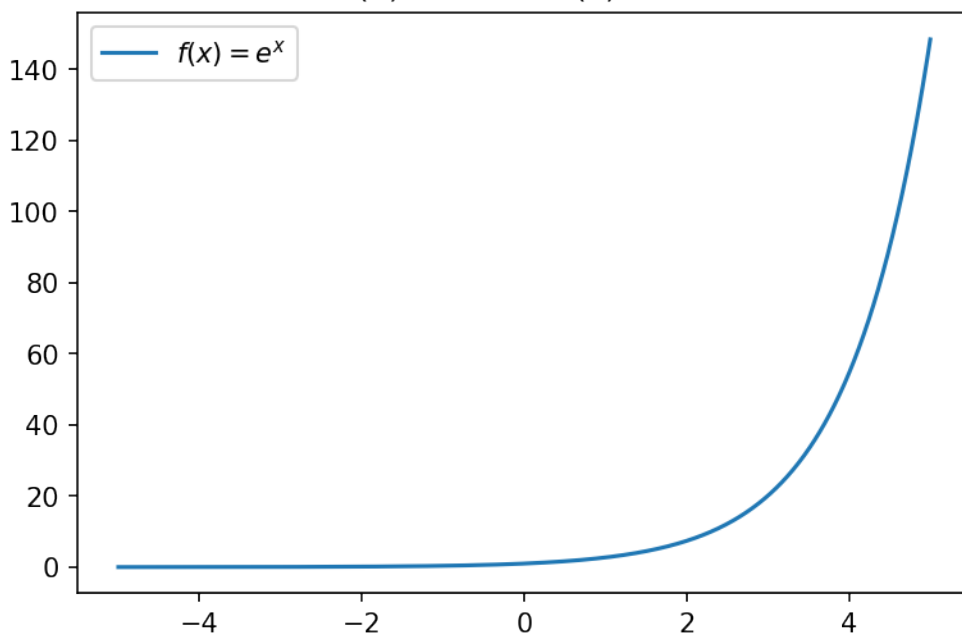
画出两个函数以及其拉格朗日多项式的图像:



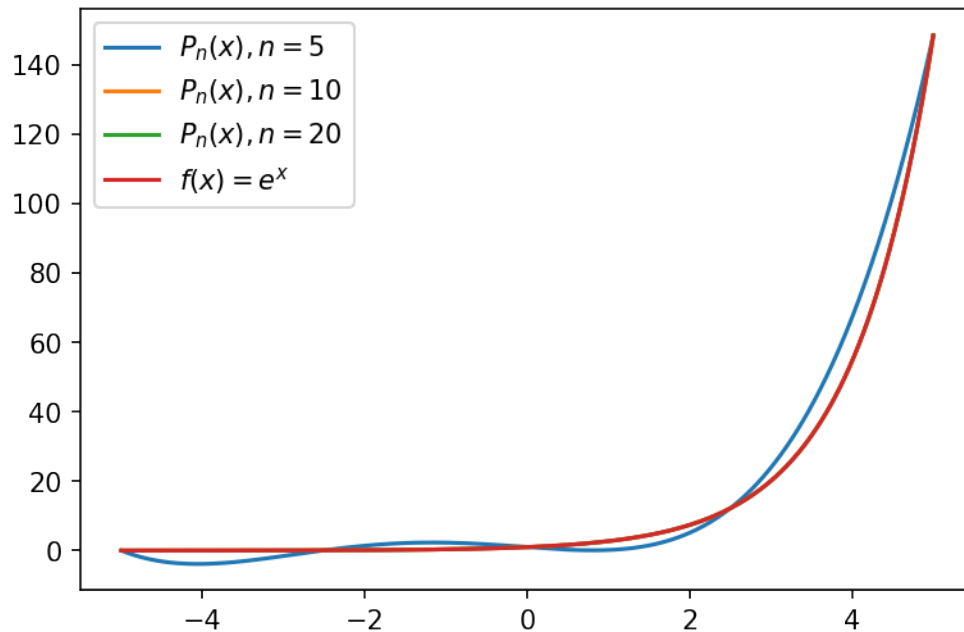
(1) Consider $f(x) = 1/(1 + x^2)$, select n



(2) Consider $f(x) = e^x$



(2) Consider $f(x) = e^x$, select n



1.3.3 问题四

```
[18]: def problem4():
    print("问题 4: 考虑拉格朗日插值问题, 内插比外推更可靠吗? ")

    def f(x: float):
        return np.sqrt(x)

    target_x = [5, 50, 115, 185]

    print("考虑函数  $f(x) = \sqrt{x}$ ")

    def do_by_node(index: int, nodes: list):
        print(f"({index}) 考虑以", ", ".join(
            [f"x_{i} = {nodes[i]}" for i in range(3)]), "为节点的拉格朗日插值多项式  $P_2(x)$ ")
        print(DataFrame({
            "函数值": {x: P(f, nodes, x) for x in target_x},
```

```

        "f(x)": {x: f(x) for x in target_x},
        "差值": {x: f(x) - P(f, nodes, x) for x in target_x}
    }).round(4))
mean = np.mean([f(x) - P(f, nodes, x) for x in target_x])
print(f"平均差值: {mean:.4f}")
return mean

nodes_data = [
    [(i + 1) ** 2 for i in range(3)],
    [(i + 5) ** 2 for i in range(3)],
    [(i + 9) ** 2 for i in range(3)],
    [(i + 12) ** 2 for i in range(3)]
]
means = [do_by_node(i + 1, nodes=nodes_data[i])
          for i in range(len(nodes_data))]
return DataFrame({
    "x_0,x_1,x_2": [", ".join([str(n) for n in nodes_data[i]]) for i in
↪range(len(nodes_data))],
    "平均差值": [means[i] for i in range(len(nodes_data))]
}).round(4)

problem4()

```

问题 4: 考虑拉格朗日插值问题, 内插比外推更可靠吗?

考虑函数 $f(x) = \sqrt{x}$

(1) 考虑以 $x_0 = 1$, $x_1 = 4$, $x_2 = 9$ 为节点的拉格朗日插值多项式 $P_2(x)$

	函数值	$f(x)$	差值
5	2.2667	2.2361	-0.0306
50	-20.2333	7.0711	27.3044
115	-171.9000	10.7238	182.6238
185	-492.7333	13.6015	506.3348

平均差值: 179.0581

(2) 考虑以 $x_0 = 25$, $x_1 = 36$, $x_2 = 49$ 为节点的拉格朗日插值多项式 $P_2(x)$

	函数值	$f(x)$	差值
5	2.8205	2.2361	-0.5844

50	7.0688	7.0711	0.0023
115	9.0385	10.7238	1.6853
185	5.6527	13.6015	7.9488

平均差值: 2.2630

(3) 考虑以 $x_0 = 81$, $x_1 = 100$, $x_2 = 121$ 为节点的拉格朗日插值多项式 $P_2(x)$

	函数值	$f(x)$	差值
5	4.0952	2.2361	-1.8592
50	7.1742	7.0711	-0.1031
115	10.7256	10.7238	-0.0018
185	13.3659	13.6015	0.2356

平均差值: -0.4321

(4) 考虑以 $x_0 = 144$, $x_1 = 169$, $x_2 = 196$ 为节点的拉格朗日插值多项式 $P_2(x)$

	函数值	$f(x)$	差值
5	5.1411	2.2361	-2.9050
50	7.6026	7.0711	-0.5316
115	10.7508	10.7238	-0.0270
185	13.6026	13.6015	-0.0012

平均差值: -0.8662

[18]:

	x_0, x_1, x_2	平均差值
0	1, 4, 9	179.0581
1	25, 36, 49	2.2630
2	81, 100, 121	-0.4321
3	144, 169, 196	-0.8662

1.4 实验结果

准确规范地给出各个实验题目的结果, 并对相应的思考题给出正确合理的回答与说明。

由题目(1)代码、数据和图像可知:

1. 对 $f(x) = 1/(1+x^2)$ 函数而言, 在 $[-5, 5]$ 范围内, 并不是 n 越大越好, n 越大反而误差增大。
2. 对 $f(x) = e^x$ 函数而言, 在 $[-1, 1]$ 范围内, n 越大拟合效果越好。

所以不是 n 越大越好, 需要结合具体函数考虑。

由题目(2)代码、数据和图像, 并且结合题目(1)的数据可知:

1. 对 $f(x) = 1/(1+x^2)$ 函数而言, $[-1, 1]$ 差值区间效果要比 $[-5, 5]$ 好。
2. 对 $f(x) = e^x$ 函数而言, $[-5, 5]$ 差值区间效果要比 $[-1, 1]$ 好。

所以不是差值区间越小越好，需要结合具体函数考虑。

由题目（4）代码、数据和图像，对函数 $f(x) = \sqrt{x}$ ，内插确实比外推可靠。

思考题

对问题一存在的问题，应该如何解决？

问题一中， $f(x) = \frac{1}{1+x^2}$ 在 $[-5, 5]$ 的差值区间、 $n \in \{10, 20\}$ 的情况下拟合效果并不好， $n = 10, n = 20$ 的时候多项式在 x 较大的时候明显偏大。

由实验数据可知不应选择过大的插值多项式次数， n 应该 < 10 。

对问题二中存在的问题的回答，试加以说明。

插值区间不是越小越好，如这两个函数： $f(x) = \frac{1}{1+x^2}$ 和 $f(x) = e^x$ ，前者在 $[-1, 1]$ 上插值效果较好而在 $[-5, 5]$ 上效果不好；后者在 $[-1, 1]$ 上效果不好而在 $[-5, 5]$ 上效果较好。

如何理解插值问题中的内插和外推？

内插即只对已知数据集内部范围的点的插值运算，外推即对已知数据集外部范围的点进行插值运算。

内插运算比外推更可靠，偏差更小的原因是内插能够更加有效地利用已知数据集的限制条件，尽量利用已知的信息进行计算推测，故更加可靠。

2 实验题目 4：牛顿迭代法

2.1 问题分析

准确描述并总结出实验题目（摘要），并准确分析原题的目的和意义。

2.1.1 方法概要

求非线性方程 $f(x) = 0$ 的根 x^* ，牛顿分析法计算公式：

$$x_0 = \alpha, x_{n+1} = x_n - \frac{f(x_n)}{f'(x_n)}, n = 0, 1, \dots$$

一般地，牛顿迭代法具有局部收敛性，为了保证迭代收敛，要求，对充分小的 $\delta, \alpha \in O(x^*, \delta)$ 。如果 $f(x) \in C^2[a, b], f(x^*) = 0, f'(x^*) \neq 0$ ，那么，对充分小的 $\delta > 0$ ，当 $\alpha \in O(x^*, \delta)$ 时，由牛顿迭代法计算出的 $\{x_n\}$ 收敛于 x^* ，且收敛速度是 2 阶的；如果 $f(x) \in C^m[a, b], f(x^*) = f'(x^*) = \dots =$

$f^{(m-1)}(x^*) = 0$, $f^{(m)}(x^*) \neq 0 (m > 1)$, 那么, 对充分小的 $\delta > 0$, 当 $\alpha \in O(x^*, \delta)$ 时, 由牛顿迭代法计算出的 $\{x_n\}$ 收敛于 x^* , 且收敛速度是 1 阶的。

2.1.2 实验目的

利用牛顿迭代法求 $f(x) = 0$ 的根。

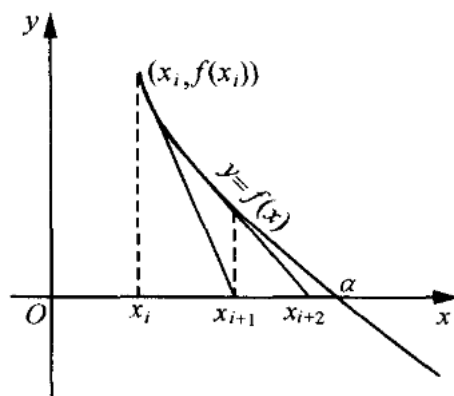
输入: 初值 α , 精度 $\varepsilon_1, \varepsilon_2$, 最大迭代次数 N

输出: 方程 $f(x) = 0$ 根 x^* 的近似值或计算失败标志

2.2 数学原理

数学原理表达清晰且书写准确。

2.2.1 牛顿迭代法的几何意义



由上图所示, 方程 $f(x) = 0$ 的根 α 是曲线 $y = f(x)$ 与直线 $y = 0$ 的交点的横坐标。牛顿迭代法是取过 $(x_i, f(x_i))$ 点的切线方程

$$y = f(x_i) + f'(x_i)(x - x_i)$$

与 $y = 0$ 的交点的横坐标

$$x_{i+1} = x_i - \frac{f(x_i)}{f'(x_i)}$$

作为根的新的近似值。由此往复, 只要初值取得接近根 α , $\{x_0, x_1, \dots, x_n\}$ 会很快收敛于 α 。

2.3 程序设计流程

编译通过，根据输入能得到正确输出。

```
[52]: # 引入需要的包
import numpy as np
from pandas import DataFrame
from matplotlib import pyplot as plt
from typing import *

[53]: def newton(
    f: Callable[[float], float],
    f_: Callable[[float], float],
    alpha: float,
    N: int,
    epsilon_1: float,
    epsilon_2: float,
    *args,
    **kwargs): # -> Optional[float]:
    history: List[float] = []
    n = 1
    x = alpha
    while n <= N:
        history.append(x)
        v, v_ = f(x), f_(x)
        if abs(v) < epsilon_1:
            return x, history
        if abs(v_) < epsilon_2:
            return None, history
        x_ = x - v / v_
        if abs(x_ - x) < epsilon_1:
            history.append(x_)
            return x_, history
        n = n + 1
        x = x_
    return None, history
```

```
[54]: def show_history(title: str, history: List[float]):
    plt.figure(dpi=150)
    plt.title(title)
    plt.plot(range(len(history)), history)
```

```
[55]: def run_question(*args, **kwargs):
    res, history = newton(*args, **kwargs)
    if res is None:
        print("拟合失败!")
    else:
        print(f"x^* = {res:.4f}")
    show_history(kwargs.get('title', ''), history)
```

```
[56]: # 问题一
def question_1():
    print("问题 1 (1)")
    run_question(
        f=lambda x: np.cos(x) - x,
        f_=lambda x: -np.sin(x) - 1,
        alpha=np.pi / 4,
        N=10,
        epsilon_1=1e-6,
        epsilon_2=1e-4,
        title="$Q_1 (1): \cos{x} - x = 0, \alpha = " + f"{np.pi / 4:.9f}" +
        "\$"
    )
    print("问题 1 (2)")
    run_question(
        f=lambda x: np.exp(-x) - np.sin(x),
        f_=lambda x: -np.exp(x) - np.cos(x),
        alpha=0.6,
        N=10,
        epsilon_1=1e-6,
        epsilon_2=1e-4,
        title="$Q_1 (2): e^{-1}-\sin{x} = 0, \alpha = 0.6$"
    )

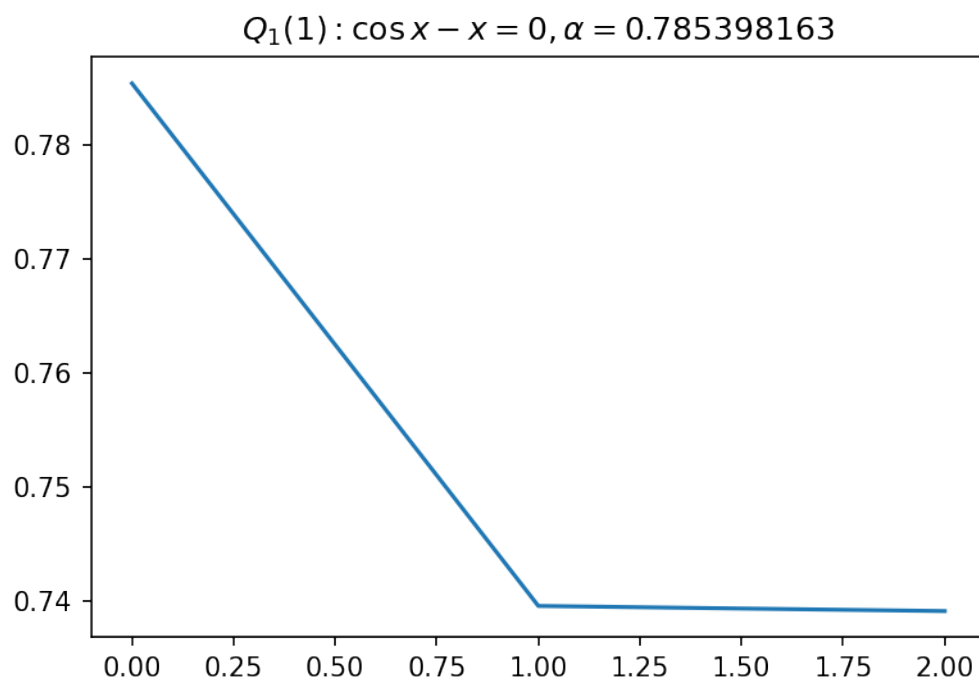
question_1()
```

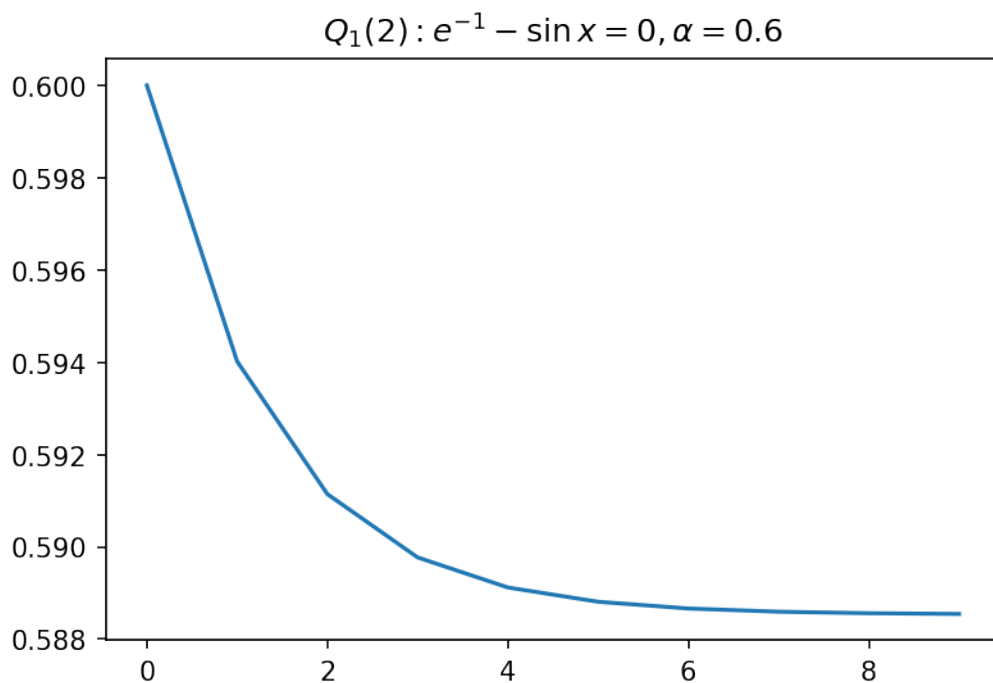
问题 1 (1)

$x^* = 0.7391$

问题 1 (2)

拟合失败!





```
[57]: # 问题二
def question_2():
    print("问题 2 (1)")
    run_question(
        f=lambda x: x - np.exp(-x),
        f_=lambda x: 1 + np.exp(-x),
        alpha=0.5,
        N=10,
        epsilon_1=1e-6,
        epsilon_2=1e-4,
        title="$Q_2 (1): x-e^{-x}=0, \\alpha = 0.5$"
    )
    print("问题 2 (2)")
    run_question(
        f=lambda x: x**2 - 2 * x * np.exp(-x) + np.exp(-2 * x),
        f_=lambda x: -2*np.exp(-2*x) - 2*np.exp(-x) + 2*x + 2*np.exp(-x)*x,
        alpha=0.5,
        N=10,
        epsilon_1=1e-6,
```

```
epsilon_2=1e-4,  
title="$Q_2(2): x^2-2xe^{-x}+e^{-2x} = 0, \\alpha = 0.5$")
```

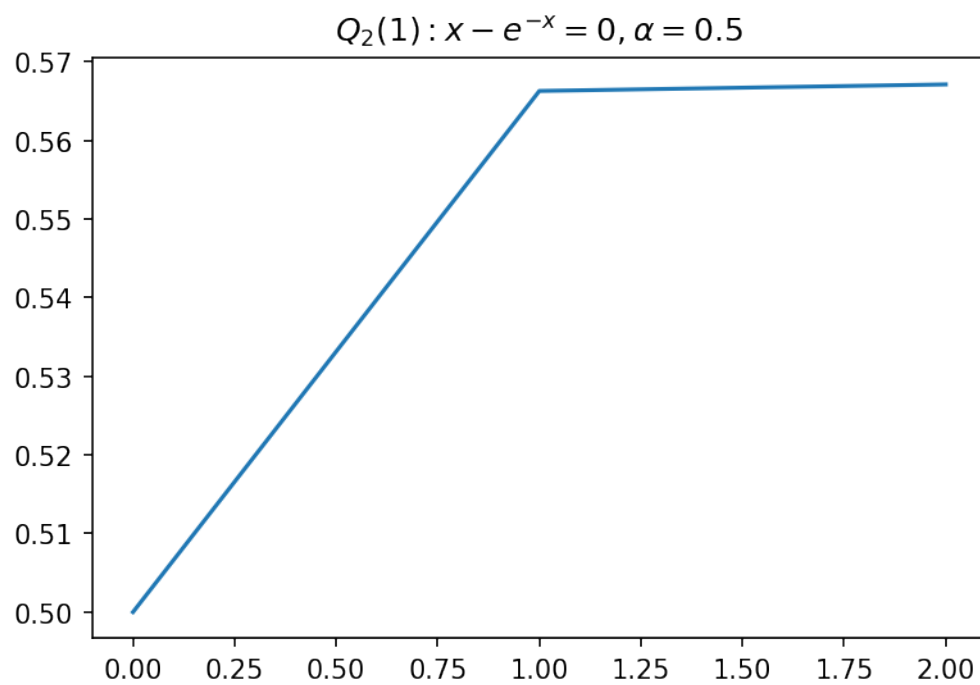
```
question_2()
```

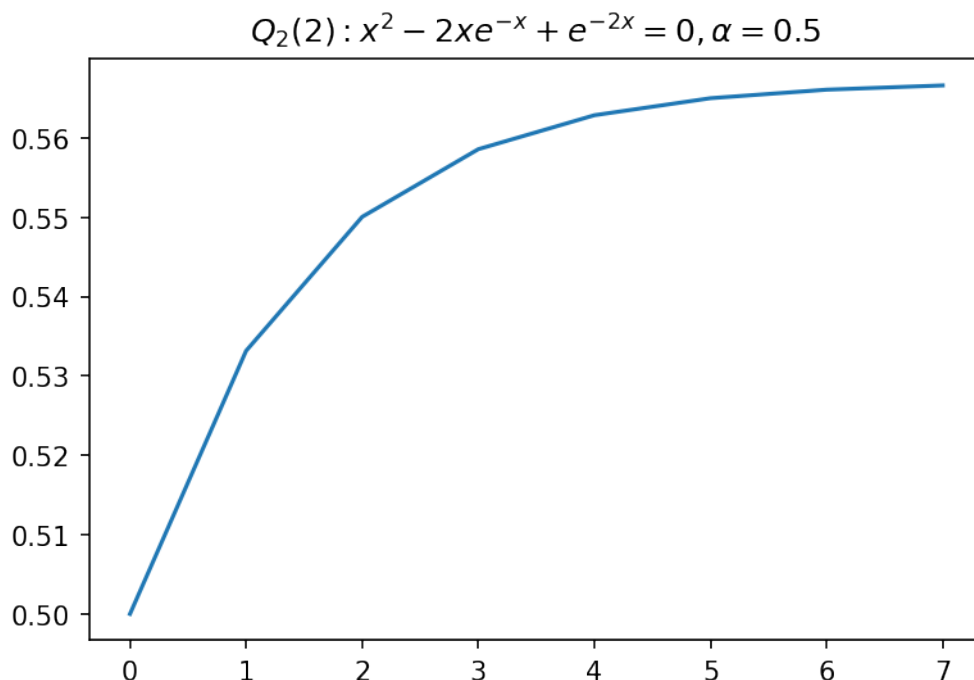
问题 2 (1)

$x^* = 0.5671$

问题 2 (2)

$x^* = 0.5666$





2.4 实验结果

准确规范地给出各个实验题目的结果，并对相应的思考题给出正确合理的回答与说明。

由问题 1 输出、图像可知：

1. 第一问在第二次迭代即收敛到目标精度，得结果 $x^* = 0.7391$ （保留四位小数）
2. 第二问在 N 次数内收敛失败

由问题 2 输出、图像可知：

1. 第一问在第二次迭代即收敛到目标精度，得结果 $x^* = 0.5671$ （保留四位小数）
2. 第一问在第七次迭代才收敛到目标精度，得结果 $x^* = 0.5666$ （保留四位小数）

思考题：

1. 对实验 1，确定初值的原则是什么？实际计算中应如何解决？初值如果选择得偏离根太远，很可能会出现迭代次数过多或者发散的情况。因此，初值最好选择在靠近根的位置。在实际计算中，如果仅仅使用牛顿迭代法收敛定理来选择初始值，往往比较复杂，一般使用简化方法：

对方程 $f(x) = 0$ ，如果

$$f''(x_0) \neq 0, |f'(x_0)|^2 > \left| \frac{f(x_0)f''(x_0)}{2} \right|$$

则可以保证大多数情况下的牛顿迭代法的收敛性。

2. 对实验 2，如何解释在计算中出现的现象？试加以说明由于牛顿迭代法的收敛阶都是 2，而第二问所求函数是第一问的平方，即 $f_2(x) = f_1^2(x)$ ，平方后的函数的斜率相对原来小许多，所以第二问中收敛就比第一问慢。