

Trường Đại học Bách khoa Hà Nội
Viện Toán ứng dụng và Tin học



Báo cáo bộ môn phương pháp số Phương pháp nội suy ngược

Giảng viên hướng dẫn
Sinh viên thực hiện

TS. Hà Thị Ngọc Yến	
Trần Xuân Hiếu	20182354
Nguyễn Thị Xuân Hồng	20185364

Hà Nội, ngày 05 tháng 01 năm 2020

Mục lục

1. Giới thiệu bài toán
2. Ý tưởng giải quyết bài toán
3. Giải quyết bài toán bằng cách xấp xỉ hàm số
4. Lập trình phương pháp
5. Các ví dụ minh họa
6. Nhận xét và ứng dụng

1. Giới thiệu bài toán

Ta xét đến bài toán: Tìm giá trị gần đúng của hàm $f(x)$ tại điểm \bar{x} nào đó không có trong bảng số. Bây giờ, ta thử xét bài toán ngược lại, nghĩa là từ bảng số đã cho trong dạng $y=f(x)$ và một giá trị \bar{y} cho trước trong khoảng giá trị đã cho trong bảng số, tìm giá trị \bar{x} tương ứng. Hay có thể phát biểu là giải bài toán $f(x)=y$ với $y = \bar{y} \in (y_0, y_n)$ là giá trị cho trước, và hàm $y=f(x)$ được cho dưới dạng bảng số.

2. Ý tưởng giải quyết bài toán

2.1. Đưa bài toán giải phương trình $f(x) = \bar{y}$ về giải phương trình $f(x) - \bar{y} = 0$ hay $g(x) = 0, g(x) = f(x) - \bar{y}$

Để giải phương trình $g(x)=0$ có thể sử dụng phương pháp đã học ở môn giải tích số: phương pháp dây cung, phương pháp tiếp tuyến, phương pháp chia đôi,... để giải.

Tuy nhiên, hàm $g(x)$ được cho dưới dạng bảng số, do đó, ta khó có thể đánh giá chính xác để tìm khoảng cách ly nghiệm của phương trình $g(x)=0$.

Trước hết ta phải tìm được những khoảng mà bảng số đơn điệu, nếu giá trị \bar{y} nằm trong khoảng đó, ta sẽ tìm nghiệm gần đúng của $f(x) = \bar{y}$ trên khoảng đó.

2.2. Đưa về bài toán tìm hàm ngược

Ta có thể thấy ở đây cũng có 1 bảng số gồm các giá trị của x và giá trị của $y=f(x)$ tương ứng, ta đổi ngược lại, tức là, coi đây là bảng số gồm các giá trị của y và các giá trị của $x = \varphi(y)$ và sử dụng các phương pháp xấp xỉ hàm số đã học trong các bài trước để xấp xỉ hàm $\varphi(y)$

Như ta đã biết, hàm số $y = f(x)$ là một ánh xạ đơn ánh từ $\mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ nhưng hàm ngược của nó thì không đơn ánh, do đó để có thể sử dụng các phương pháp xấp xỉ hàm số đã biết ta cần xem xét bảng số đã cho có đủ điều kiện để tồn tại hàm ngược hay không?

Hàm ngược $x = \varphi(y)$ (nếu có) là đơn ánh, do đó hàm $y = f(x)$ phải đơn điệu trên khoảng đang xét để tìm hàm ngược.

Như vậy, nếu bảng số đã cho là đơn điệu thì ta có thể áp dụng ngay các công thức xấp xỉ hàm số đã biết, còn nếu không, ta sẽ phải tìm cách xử lý bảng số này, trong trường hợp này, ta sẽ tìm các khoảng đơn điệu trên bảng số và tách ra để xấp xỉ trên từng khoảng đơn điệu đó. Tuy nhiên, nếu khoảng đơn điệu đó chỉ có 2 mốc thì việc xấp xỉ hàm số mà chỉ có 2 mốc

sẽ cho sai lệch khá lớn và không đáng tin cậy. Do đó nếu không cần thiết ta có thể ngắt bớt 1 mốc nào đó.

3. Giải quyết bài toán bằng cách xấp xỉ hàm số

3.1. Sử dụng đa thức nội suy Lagrange

3.1.1. Công thức xấp xỉ

Coi $y_i (i = \overline{0, n})$ là các mốc nội suy, nói chung, thông thường thì các mốc $y_i (i = \overline{0, n})$ không cách đều nhau. Ta sẽ sử dụng đa thức nội suy Lagrange để xấp xỉ hàm $x = \varphi(y) \approx P_n(y)$. Để tìm được đa thức $P_n(y)$ sinh ra từ bảng số

$x_i = \varphi(y_i) (i = \overline{0, n}), a \equiv y_0 < y_1 < \dots < y_n \equiv b$, thỏa mãn điều kiện: $x_i = P_n(y_i) (i = \overline{0, n})$, ta sử dụng công thức:

$P_n(y) = \sum_{j=0}^n L_j(y) x_i (i = \overline{0, n})$, $L_j(y)$ là đa thức cơ sở bậc n và

$$L_j(y_i) = \begin{cases} 0 & \text{với } i \neq j \\ 1 & \text{với } i = j \end{cases}$$

3.1.2. Công thức đánh giá sai số

Với giá trị \bar{y} cho trước ($\bar{y} \neq y_i, i = \overline{0, n}$), đặt $R_n(\bar{y}) = \varphi(\bar{y}) - P_n(\bar{y})$ là sai số tại điểm \bar{y} , ta có công thức đánh giá sai số là:

$$|R_n(\bar{y})| \leq \frac{M}{(n+1)!} |\omega_{n+1}(\bar{y})|$$

Với:

$$M = \sup_{y \in [a, b]} |\varphi^{(n+1)}(y)|, \quad \omega_{n+1}(y) = (x - x_0)(x - x_1) \dots (x - x_n) \\ = \prod_{k=0}^n (x - x_k)$$

3.1.3. Thuật toán

1. Read n, y
2. for i = 1 to (n + 1) in steps of 1 do Read x[i], f[i] end for
3. sum \leftarrow 0
4. for i = 1 to (n + 1) in steps of 1 do
5. values \leftarrow 1
6. for j = 1 to (n + 1) in steps of 1 do
7. If (j \neq i) then

```

        Values  $\leftarrow values * (y - y_j) / (y_i - y_j)$ 
    End for
8. sum  $\leftarrow$  sum + x[i] * values
9. Write y, sum
10. Stop

```

3.2. Sử dụng đa thức nội suy Newton

3.2.1. Công thức xấp xỉ hàm số

Xấp xỉ hàm $x = \varphi(y) \approx P_n(y)$ theo công thức nội suy Newton:

Newton tiến:

$$P_n(y) = x_0 + (y - y_0)\varphi[y_0, y_1] + \dots + (y - y_0)(y - y_1) \dots (y - y_{n-1})\varphi[y_0, y_1, \dots, y_n](1)$$

Newton lùi:

$$P_n(y) = x_n + (y - y_n)\varphi[y_n, y_{n-1}] + \dots + (y - y_n)(y - y_{n-1}) \dots (y - y_1)\varphi[y_n, y_{n-1}, \dots, y_0](2)$$

3.2.2. Công thức đánh giá sai số

Ta có
$$R_n(y) = \varphi(y) - P_n(y) = (y - y_0)(y - y_1) \dots (y - y_n)\varphi[y, y_0, y_1, \dots, y_n]$$

$$= \omega_{n+1}(y)\varphi[y, y_0, y_1, \dots, y_n]$$

là công thức đánh giá sai số chung cho cả công thức (1) và (2).

3.2.3. Thuật toán

Sử dụng đa thức nội suy Newton rồi thực hiện lặp:

Ta cho thêm 2 biến esp, max:

- Esp: độ lệch giữa hai nghiệm trong quá trình lặp đủ nhỏ để kết luận nghiệm
- Max: số vòng lặp tối đa thực hiện để tránh trường hợp không hội tụ về nghiệm (lặp vô hạn)

Thuật toán:

1. Read x[i], y[i]
Input esp, Max
2. Tìm khoảng phân ly nghiệm
3. $y = P_n(x)$
4. $x = g(x)$

$$5. \text{ Lặp } x_{0i} = x_i + \frac{\bar{y} - y_i}{f[x_{i+1}, x_i]}$$

5. x
6. End

4. Lập trình phương pháp

4.1. Kiểm tra và xử lý dữ liệu đầu vào

- Chương trình sắp xếp lại tập dữ liệu

```
def dataSort(data):
    lenght = len(data)
    for i in range(lenght-1):
        for j in range(i, lenght):
            if data[i][0] > data[j][0]:
                data[i][0], data[j][0] = data[j][0], data[i][0]
                data[i][1], data[j][1] = data[j][1], data[i][1]
    return data
```

- Chương trình kiểm tra các điểm dữ liệu có thỏa mãn điều kiện nội suy ngược hay không:

```
def InterpolationConditions(data):
    lenght = len(data)
    for i in range(lenght-1):
        for j in range(i+1, lenght):
            if data[i][0] == data[j][0] and data[i][1] == data[j][1]:
                return False
            if data[i][0] == data[j][0]:
                return False
    return True
```

- Chương trình kiểm tra các mốc dữ liệu là cách đều hay ngẫu nhiên:

```
def x_equidistant(data, index):
    i = index[0]
    while i < (index[1]-1):
        delta_x1 = data[i][0] - data[i+1][0]
        delta_x2 = data[i+1][0] - data[i+2][0]
        i += 1
        if abs(delta_x1 - delta_x2) >= 10e-5:
            print("x không cách đều")
            return False
    print("x cách đều")
    return True
```

- Chương trình cắt mảng dữ liệu thành từng khoảng đơn điệu:

```
def FindMonotonousInterval(data):
    indexes = []
    lenght = len(data)
```

```

index_head = 0
index_tail = 1
for i in range(lenght-2):
    delta_y1 = data[i][1] - data[i+1][1]
    delta_y2 = data[i+1][1] - data[i+2][1]
    if delta_y1 * delta_y2 > 0:
        index_tail += 1
    else:
        indexs.append([index_head, index_tail])
        index_head = index_tail
        index_tail += 1
indexs.append([index_head, index_tail])
return np.array(indexs)

```

- Qua quá trình làm bài và phân tích, nhóm em nhận thấy với số lượng mốc nội suy là 4 mốc thì sẽ đạt được sự tối ưu về sai số, khối lượng tính toán và tốc độ xử lý. Đây là chương trình chọn ra số mốc nội xung quanh điểm nội suy, trả về tối đa 4 mốc nội suy:

```

# 4 mốc nội suy
def choosePoint(data, index, y):
    if data[index[0]][1] < data[index[0]+1][1]:
        data = -data
        y = -y
    flat_y = index[0]
    while y < data[flat_y][1]:
        flat_y += 1

    if flat_y == 1:
        index[1] = index[0] + 3
    elif flat_y == len(data)-1:
        index[0] = index[1] - 3
    else:
        index[0] = flat_y - 2
        index[1] = flat_y + 1
    return index

```

- 4.2. Lựa chọn phương pháp nội suy phù hợp với từng khoảng đơn điệu
- Chương trình lựa chọn phương pháp nội suy:

```

def ConsiderApprox(data, indexs, y):
    lenght = len(indexs) - 1
    Newton = []
    Lagrange = []
    while lenght >= 0:
        if data[indexs[lenght][0]][1] > data[indexs[lenght][1]][1]:
            # Xét trên đơn điệu giảm
            if (data[indexs[lenght][0]][1] < y or y < data[indexs[lenght][1]][1]):

```

```

        indexs = np.delete(indexs, indexs[lenght])
    else:
        print("Mang: {} => Su dung phuong phap: ".format(indexs[lenght
]), end='')

        thu = Lagrange_Newton(-data, indexs[lenght], y)
        x_equidistant(data, indexs[lenght])
        if thu == True :
            Newton.append(indexs[lenght])
        else:
            Lagrange.append(indexs[lenght])
    else:
        # xét trên đơn điệu tăng
        if data[indexs[lenght][0]][1]>y or y>data[indexs[lenght][1]][1]:
            indexs = np.delete(indexs,indexs[lenght])
        else:
            print("Mang: {} => Su dung phuong phap: ".format(indexs[lenght
]), end='')

            thu = Lagrange_Newton(data, indexs[lenght], y)
            x_equidistant(data, indexs[lenght])
            if thu == True :
                Newton.append(indexs[lenght])
            else:
                Lagrange.append(indexs[lenght])

        lenght -= 1
    return np.array(Newton), np.array(Lagrange)
# Đơn điệu tăng
def Lagrange_Newton(data, index, y):
    delta_y = []
    flat = True
    if index[1] - index[0] == 1:
        print("Newton voi khoang 2 moc")
    else:
        if data[index[0]+1][1] > y and data[index[0]][1] < y:
            print("Newton Tien")
        elif data[index[1]-1][1] < y and data[index[1]][1] > y:
            print("Newton Lui")
        else:
            for i in range(index[1]-index[0]):
                d_y = abs(data[index[0]+i][1] - data[index[0]+i+1][1])
                d_x = abs(data[index[0]+i][0] - data[index[0]+i+1][0])
                delta = d_y/d_x
                delta_y.append(delta)

            ty_hieu_1 = delta_y[0]/delta_y[-1]

            if (ty_hieu_1 <= 1.5 and ty_hieu_1 >= 0.67):
                print('Larange')
                flat = False

```



```

        else:
            print('Newton')
    return flat

```

4.3. Nội suy ngược bằng phương pháp nội suy Newton

- Chương trình xây dựng bảng sai phân:

```

def __Bangsaiphan(self):
    m = len(self.yData)
    a = np.zeros((m,m))
    for k in range(m):
        a[k][0] = self.yData[k]

    for i in range(1,m):
        for j in range(1,i+1):
            a[i][j] = a[i][j-1] - a[i-1][j-1]
    return a

```

- Chương trình giải phương trình bằng phương pháp lặp đơn:

```

def __g0(self, t0, t, heso):
    t1 = t0 - heso[2]/2*t*(t-1) - heso[3]/(2*3)*t*(t-1)*(t-2)
    return t1
def __g1(self, t0, t, heso):
    t1 = t0 - heso[2]/2*t*(t+1) - heso[3]/(2*3)*t*(t+1)*(t+2)
    return t1
def __g2(self, t0, t, heso):
    t1 = t0 + t*(t-1)*(heso[3]-heso[1])/4
    return t1

```

```

def __Lapdon(self ,t0, heso, pp, x0):
    esp = 10e-9
    max = 1000
    delta = 100
    flag = 1
    i = 1
    t = t0 # xap xi dau
    x = t*self.h + x0
    # print(t0)
    while (delta > esp):
        t1 = t
        x1 = x
        if (pp == 0):
            t = self.__g0(t0, t1, heso)
        elif (pp == 1):
            t = self.__g1(t0, t1, heso)
        elif (pp == 2):
            t = self.__g2(t0, t1, heso)

```

```

x = t*self.h + x0
print("Lan lap thu", i, "co nghiem la", x)
delta = math.fabs(x-x1)
# x1 = x
i += 1
if (i > max):
    flag = 0
    break
if (flag == 1):
    print("Ket qua:\t", x, "\n")
else:
    print("Khong hoi tu hoac hoi tu cham!")
return x

```

- Chương trình nội suy bằng đa thức nội suy Newton:

```

def Newtontien(self):
    a = self.__Bangsaiphan()
    pp = 0 # xác định công thức lặp
    heso = []
    for i in range(4):
        heso.append(a[i][i]/a[1][1])

    t0 = (self.y-a[0][0])/a[1][1]
    x = self.__Lapdon(t0, heso, pp, self.xData[0])
    return x

def Newtonlui(self):
    a = self.__Bangsaiphan()
    pp = 1 # xác định công thức lặp
    heso = []
    for i in range(4):
        heso.append(a[3][i]/a[3][1])

    t0 = (self.y-a[3][0])/a[3][1]
    x = self.__Lapdon(t0, heso, pp, self.xData[3])
    return x

def Betxen(self):
    a = self.__Bangsaiphan()
    pp = 2
    heso = []
    for i in range(4):
        heso.append(a[i][1]/a[2][1])

    t0 = (self.y - a[1][0])/a[2][1]
    x = self.__Lapdon(t0, heso, pp, self.xData[1])
    return x

```

4.4. Nội suy ngược bằng phương pháp nội suy Lagrange

- Chương trình phương pháp nội suy ngược bằng đa thức Lagrange:

```
def multiPoly(A, B):
    prod = [0]*(len(A) + len(B) - 1)
    for i in range(0, len(A), 1):
        for j in range(0, len(B), 1):
            prod[i + j] += A[i] * B[j]
    return prod

def Lagrange(x, y, F, L):
    L = [[0] * len(x)] * len(x)
    poly = [[0, 0]]*len(x) # mảng cho các đa thức đơn vị
    temp = [1]*len(x)
    tempPoly = [[]]*len(x) # đa thức cơ sở ( 1 + 0*x)
    for i in range(len(x)):
        poly[i] = [-x[i], 1]
        # hàm tạo các đa thức nhỏ từ mảng x
    for i in range(len(x)):
        if i == 0:
            tempPoly[i] = poly[1]
        else:
            tempPoly[i] = poly[0]
        for j in range(len(x)):
            if (j != 0 and j != i and i != 0) or (i == 0 and (j > 1)):
                # if i != j:
                tempPoly[i] = multiPoly(tempPoly[i], poly[j])
                # tính tu so L[i]
            if j != i:
                temp[i] *= (-poly[i][0] + poly[j][0])
                # tính mẫu số L[i]
    for i in range(len(tempPoly)):
        L[i] = [tempPoly[i][j]/temp[i] for j in range(len(tempPoly[i]))]
        # tính các đa thức Lagrange cơ bản

    for i in range(len(x)):
        for j in range(len(x)):
            F[i] += L[j][i] * y[j]
            # tính đa thức Lagrange
    return L, F

def printPoly(F):
    print("F = ", end='')
    for i in range(len(F)):
        if i != len(F)-1:
            print(f'{F[i]}*x^{i} + ', end='')
        else:
            print(f'{F[i]}*x^{i}', end='')
```

```
print(f'{F[i]}*x^{i} ', end='')
```

5. Các ví dụ minh hoạ

5.1. Nội suy ngược tại một điểm nằm trên một tập dữ liệu cách đều

Xét hàm số:

$$y = \frac{1}{x} + \frac{\sin(x)}{2}$$

- Ta có bảng dữ liệu (x,y) của hàm số như sau:

X	Y
-3	-0.4038933
-2.9	-0.4644523
-2.8	-0.5246369
-2.7	-0.5840603
-2.6	-0.6423661
-2.5	-0.6992361
-2.4	-0.7543983
-2.3	-0.8076352
-2.2	-0.8587937
-2.1	-0.9077952
-2	-0.9546487
-1.9	-0.9994658
-1.8	-1.0424794
-1.7	-1.0840677
-1.6	-1.1247868
-1.5	-1.1654142
-1.4	-1.2070106
-1.3	-1.2510099
-1.2	-1.2993529
-1.1	-1.3546946
-1	-1.4207355
-0.9	-1.5027746
-0.8	-1.608678
-0.7	-1.7506803
-0.6	-1.9489879
-0.5	-2.2397128
-0.4	-2.6947092
-0.3	-3.4810934
-0.2	-5.0993347
-0.1	-10.049917

- Thực hiện nội suy ngược tại vị trí $y_0 = -6$. Xét thấy -6 là một điểm nằm trong khoảng sát điểm cuối cùng trong tập hợp mốc dữ liệu, nên sẽ được xử lý bằng phương pháp Newton lùi:

nhập giá trị y_0 : -6

Mảng: [0 29] => Sử dụng phương pháp: Newton
x cách đều

Newton: [[0 29]]

Lagrange: []

Nội suy Newton đoạn [0 29]

Các mốc nội suy:

[[-0.4	-0.3	-0.2	-0.1]
[-2.69470917	-3.48109344	-5.09933467	-10.04991671]	

Dùng Newton lùi:

Lần lặp thứ 1 có nghiệm là -0.17531694267936093

Lần lặp thứ 2 có nghiệm là -0.173598781554206

Lần lặp thứ 3 có nghiệm là -0.17319960074162277

Lần lặp thứ 4 có nghiệm là -0.1731102577310487

Lần lặp thứ 5 có nghiệm là -0.17309043766824206

Lần lặp thứ 6 có nghiệm là -0.17308604948897127

Lần lặp thứ 7 có nghiệm là -0.17308507837194329

Lần lặp thứ 8 có nghiệm là -0.17308486348193158

Lần lặp thứ 9 có nghiệm là -0.17308481593182734

Lần lặp thứ 10 có nghiệm là -0.17308480541015836

Lần lặp thứ 11 có nghiệm là -0.17308480308197421

Kết quả: -0.17308480308197421

Kết quả x0: [-0.17308480308197421]

□

Thử lại: với $x = -0.17308480308197421$ thì $y = -5.86362567088365$

=>Ta có thể thấy sai số này rất lớn vì ta nội suy tại một điểm rất gần với điểm ngoặt của hàm. Tại vùng này, tốc độ biến thiên của x và y chênh lệch nhau rất lớn nên sai số của phép nội suy cũng rất lớn.

- Thực hiện nội suy ngược tại vị trí $y_0 = -1.2$, xét thấy giá trị -1,2 rất gần với một giá trị nằm ở khoảng giữa trong tập hợp mốc dữ liệu, nên sẽ được xử lý bằng phương pháp nội suy Bêxsen (Newton trung tâm):

```

nhap gia tri y0: -1.2
Mang: [ 0 29] => Su dung phuong phap: Newton
x cach deu
Newton: [[ 0 29]]
Lagrange: []

Noi suy Newton doan [ 0 29]
Cac moc noi suy:
[[-1.6          -1.5          -1.4          -1.3          ]
 [-1.1247868   -1.16541416  -1.20701058  -1.25100986]]
Dung Newton trung tam:
Lan lap thu 1 co nghiem la -1.4171377941654548
Lan lap thu 2 co nghiem la -1.4171415931128826
Lan lap thu 3 co nghiem la -1.417141643710114
Lan lap thu 4 co nghiem la -1.4171416443839664
Ket qua:          -1.4171416443839664

Ket qua x0: [-1.4171416443839664]

```

Thử lại: với $x = -1.4171416443839664$ thì $y = -1.19975492860797$.
 \Rightarrow Ta có thể thấy sai số đã nhỏ có thể chấp nhận được. Lí do là vì điểm nội suy nằm xa điểm ngoặt của đồ thị hàm số, tại khoảng này tốc độ biến thiên của x và y không chênh nhau quá nhiều nên sai số đã giảm nhiều.

- Thực hiện nội suy tại điểm $y_0 = -0.41$. Xét thấy -0.41 là một điểm nằm trong khoảng sát điểm đầu trong tập hợp mốc dữ liệu, nên sẽ được xử lí bằng phương pháp Newton tiến:

```

0.1      10.045510700525414
nhap gia tri y0: -0.41
Mang: [ 0 29] => Su dung phuong phap: Newton
x cach deu
Newton: [[ 0 29]]
Lagrange: []

Noi suy Newton doan [ 0 29]
Cac moc noi suy:
[[-3.          -2.9          -2.8          -2.7          ]
 [-0.40389334  -0.46445225  -0.52463693  -0.58406031]]
Dung Newton tien:
Lan lap thu 1 co nghiem la -2.9899258338280226
Lan lap thu 2 co nghiem la -2.989925824657599
Ket qua:          -2.989925824657599

Ket qua x0: [-2.989925824657599]
■

```

Thử lại: với $x = -2.989925824657599$ thì $y = -0.409999475844878$.

- Tương tự với trường hợp bên trên, điểm nội suy nằm trên khoảng mà x với y có tốc độ biến thiên như nhau nên sai số khá nhỏ.

Kết luận: Có thể dễ dàng thấy được rằng tập dữ liệu có rất nhiều điểm nội suy và các điểm nội suy cách đều nhau nên bài toán sẽ được ưu tiên giải bằng đa thức nội suy Newton.

5.2. Nội suy trên tập dữ liệu bất kì

Xét hàm số:

$$y = x^2 - 4x + 3.75$$

có giá trị cho theo bảng sau:

X	Y
0.1	3.36
0.19	3.0261
0.28	2.7084
0.42	2.2464
0.53	1.9109
0.67	1.5189
0.7	1.44
0.8	1.19
0.91	0.9381
1.03	0.6909
1.09	0.5781
1.22	0.3584
1.29	0.2541
1.43	0.0749
1.5	0
1.6	-0.09
1.7	-0.16
1.8	-0.21
1.9	-0.24
2	-0.25
2.1	-0.24
2.2	-0.21
2.3	-0.16
2.4	-0.09
2.5	0
2.6	0.11
2.7	0.24

2.8	0.39
2.9	0.56
3	0.75

Xét thấy tập dữ liệu có 2 khoảng đơn điệu. Tiến hành nội suy tại điểm $y_0 = 0.4$, thu được kết quả như sau:

```
nhap gia tri y0: 0.4
Mang: [19 29] => Su dung phuong phap: Newton
x cach deu
Mang: [ 0 19] => Su dung phuong phap: Newton
x khong cach deu
Newton: [[19 29]
[ 0 19]]
Lagrange: []
```

```
Noi suy Newton doan [19 29]
Cac moc noi suy:
[[2.7 2.8 2.9 3. ]
[0.24 0.39 0.56 0.75]]
Dung Newton lui:
Lan lap thu 1 co nghiem la 2.8076250182242317
Lan lap thu 2 co nghiem la 2.806436507665448
Lan lap thu 3 co nghiem la 2.806257644036162
Lan lap thu 4 co nghiem la 2.806230597422088
Lan lap thu 5 co nghiem la 2.806226504674943
Lan lap thu 6 co nghiem la 2.806225885285272
Lan lap thu 7 co nghiem la 2.8062257915463147
Lan lap thu 8 co nghiem la 2.8062257773597463
Lan lap thu 9 co nghiem la 2.8062257752127326
Ket qua: 2.8062257752127326
```

```
Noi suy Newton doan [ 0 19]
Cac moc noi suy:
[[1.03 1.09 1.22 1.29 ]
[0.6909 0.5781 0.3584 0.2541]]
Dung Newton trung tam:
Lan lap thu 1 co nghiem la 1.1387281326505296
Lan lap thu 2 co nghiem la 1.1387275960571823
Lan lap thu 3 co nghiem la 1.1387275992971537
Ket qua: 1.1387275992971537
```

```
Ket qua x0: [2.8062257752127326, 1.1387275992971537]
```

■

Tiến hành thử lại với:

- $x_1 = 2.806225775212736$ thì $y_1 = 0.400000000617368$
- $x_2 = 1.1387275992971537$ thì $y_2 = 0.491790148212451$

Dễ dàng nhận thấy giá trị nội suy của x_2 mang lại sai số quá lớn, nguyên nhân là vì x_2 nằm trong khoảng không cách đều của tập dữ liệu.

Trong trường hợp các mốc dữ liệu không cách đều, ta tiến hành nội suy bằng phương pháp đa thức nội suy Lagrange với cùng số mốc nội suy như khi sử dụng nội suy bằng phương pháp Newton, đó là dùng 4 mốc quanh điểm nội suy.

Ta thu được kết quả như sau:

```
PS C:\Users\HIEU.TX185354\Desktop\PPS_Hồng> python -u "c:\Users\HIEU.TX185354\Desktop\PPS_Hồng\LarangeReverseInterpolation-2.py"
[1.03, 1.09, 1.22, 1.29]
[0.6909, 0.5781, 0.3584, 0.2541]
F = 1.4907304337338427*x^0 + -0.8878232099989987*x^1 + 0.4230906683405351*x^2 + -0.14946404571506378*x^3
kết quả
1.193729957742965
PS C:\Users\HIEU.TX185354\Desktop\PPS_Hồng> python -u "c:\Users\HIEU.TX185354\Desktop\PPS_Hồng\LarangeReverseInterpolation-2.py"
[2.7, 2.8, 2.9, 3.0]
[0.24, 0.39, 0.56, 0.75]
F = 2.509545923632608*x^0 + 0.885061919504686*x^1 + -0.4156633413599309*x^2 + 0.14333218667586323*x^3
kết quả
2.8062378167641486
PS C:\Users\HIEU.TX185354\Desktop\PPS_Hồng> █
```

Tiến hành thử lại với:

- $x_1 = 2.8062378167641486$ thì $y_1 = 0.400019417180607$
- $x_2 = 1.193729957742965$ thì $y_2 = 0.400071381041169$

Dễ dàng nhận thấy kết quả nội suy của đa thức Lagrange cho kết quả với sai số thấp hơn đa thức nội suy Newton khi các mốc nội suy không cách đều nhau. Tuy nhiên trong khoảng dữ liệu mốc cách đều thì nội suy Newton vẫn cho kết quả tốt hơn (so sánh y_1 ở hai phương pháp).

6. Nhận xét và ứng dụng

- Với mốc nội suy x_i cách đều thì phương pháp nội suy bằng đa thức Newton tốt hơn hẳn so với nội suy bằng đa thức Lagrange nhất. Nguyên nhân là do khi đó mốc y_i có thể biến đổi bất thường.
- Với mốc nội suy x_i không cách đều thì nội suy bằng đa thức Lagrange có thể tốt hơn
- Nhược điểm của phương pháp nội suy bằng đa thức Newton là khó đánh giá điều kiện hội tụ nghiệm và sai số. Sai số của phương pháp này bao gồm sai số tính toán, sai số của phép nội suy, sai số của phép lặp.

- Ứng dụng chính của hai phương pháp đó là giải phương trình, phán đoán kết quả dựa trên các kết quả sẵn có, xây dựng mối quan hệ giữa các dữ liệu trên khoảng quan sát được.

Tài liệu tham khảo

- [1] Phạm Kỳ Anh, Giải tích số, NXB Đại học Quốc Gia Hà Nội (1996) 200 trang.
- [2] Lê Trọng Vinh, Giải tích số, NXB Khoa học và Kỹ Thuật (2007) 240 trang.
- [3] Numerical Methods in Engineering with Python 3
- [4] Newton Methods for Nonlinear Problems