

数值分析上机习题报告 (2)

张宏毅 1500017736

March 5, 2017

Problem

对 Runge 函数 $R(x) = \frac{1}{1+x^2}$ ($x \in [-5, 5]$), 利用下列条件作插值逼近, 并与 $R(x)$ 的图像作比较:

- (1) 用等距节点 $x_i = -5 + i$ ($i = 0, 1, 2, \dots, 10$), 绘出它的 10 次 Newton 插值多项式的图像;
- (2) 用节点 $x_i = 5 \cos\left(\frac{2i+1}{42}\pi\right)$ ($i = 0, 1, 2, \dots, 20$), 绘出它的 20 次 Lagrange 插值多项式的图像。

Solution

条件一为等距节点插值, 选取了 $x = -5, -4, \dots, 4, 5$ 共 11 个节点。Newton 插值的基本算法为, 利用差商的定义式

$$f[x_i, x_{i+1}, \dots, x_{i+j}] = \frac{f[x_i, x_{i+1}, \dots, x_{i+j-1}] - f[x_{i+1}, x_{i+2}, \dots, x_{i+j}]}{x_i - x_{i+j}}$$

递推出所有的系数 $f[x_0, x_1, \dots, x_m]$ ($0 \leq m \leq n$), 进而可直接写出 Newton 插值多项式

$$N_n(x) = f[x_0] + \sum_{m=1}^n f[x_0, x_1, \dots, x_m](x - x_0)(x - x_1) \cdots (x - x_{m-1}).$$

在实际的多项式计算中, 可利用 Horner 法则来减少加法和乘法运算的总次数, 即利用已知的初始条件 $p_n(x) = f[x_0, x_1, \dots, x_n]$ 及递推公式 $p_k(x) = (x - x_{k+1})p_{k+1}(x) + f[x_0, x_1, \dots, x_k]$ ($0 \leq k \leq n-1$), 来简化求解多项式 $N_n(x) = p_0(x)$ 的过程。具体代码 (Python) 如下:

```
1 # Newton's Interpolation method
2 # Input: Data points, corresponding values and number of points
3 # Output: Interpolation polynomial
4
5 def NewtonInterp(x, y, n):
6     f = [[0 for i in range(n)] for j in range(n)]
7     for i in range(0, n):
8         f[i][i] = y[i]
9
10    # Compute divided differences
11    for j in range(1, n):
12        for i in range(0, n-j):
13            f[i][i+j] = (f[i][i+j-1] - f[i+1][i+j]) / (x[i] - x[i+j])
14
15    # Compute interpolation polynomial
```

```

16 def InterpPoly(t):
17     ans = f[0][n-1]
18     for i in range(n-2, -1, -1):
19         ans = ans * (t-x[i]) + f[0][i]
20     return ans
21 return InterpPoly

```

得到的图像如图 1 所示。从图中可以看出，该插值多项式表现出了非常明显的 Runge 现象——虽然它与给定函数在 11 个点上的取值相同，在 $|x| < 1$ 时也表现出了不错的逼近性质，但当 $|x| > 1$ 且 x 不为整数时，插值多项式与被插函数之间的显著误差是令人难以忍受的，且插值多项式在区间端点上的取值似有发散迹象，这完全偏离了我们用插值多项式逼近被插函数的初衷。

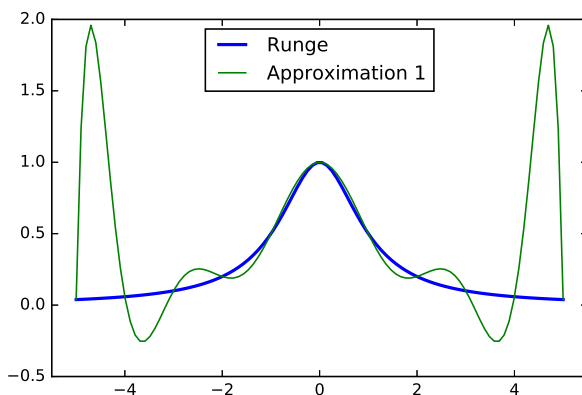


图 1: Runge 函数及其 10 次等距插值多项式的图像

条件二为切比雪夫插值，选取了 $x_i = 5 \cos\left(\frac{2i+1}{42}\pi\right)$ ($i = 0, 1, 2, \dots, 20$) 共 21 个节点。Lagrange 插值的基本思想是，在多项式空间 \mathbb{P}_n 中选取一组基 $\{l_i(x)\}_{i=0}^n$ ，使得插值节点在其上的取值 $l_i(x_j) = \delta_{ij}$ ，进而可写出 Lagrange 插值多项式 $L_n(x) = \sum_{i=0}^n y_i \cdot l_i(x)$ 。考虑到 $l_i(x)$ 是多项式，有零点 x_j ($j \neq i$) 且 $l_i(x_i) = 1$ ，因而必有

$$l_i(x) = \frac{\prod_{j \neq i} (x - x_j)}{\prod_{j \neq i} (x_i - x_j)}.$$

于是完成 Lagrange 插值多项式的构造。具体代码如下：

```

1 # Lagrange's Interpolation method
2 # Input: Data points, corresponding values and number of points
3 # Output: Interpolation polynomial
4
5 def LagrangeInterp(x, y, n):
6     def InterpPoly(t):
7         ans = 0
8         for i in range(n):
9             tmp = 1
10            for j in range(n):
11                if j != i:
12                    tmp = tmp * (t-x[j]) / (x[i]-x[j])
13            ans = ans + y[i] * tmp
14        return ans
15    return InterpPoly

```

得到的图像如图 2 所示。可以看到，尽管我们常说高次插值多项式是不稳定的，但利用切比雪夫节点进行插值得到的多项式，对被插函数的逼近效果还是相当不错的，极大地消除了 Runge 现象。两种条件插值的差异表明，插值多项式的逼近效果强烈地依赖于插值节点的选取。等距节点的插值多项式序列在很多情况下不是一致收敛的，甚至收敛性也不能保证，而切比雪夫节点做到了在所有可能的插值节点中，逼近误差的最大值达到最小。

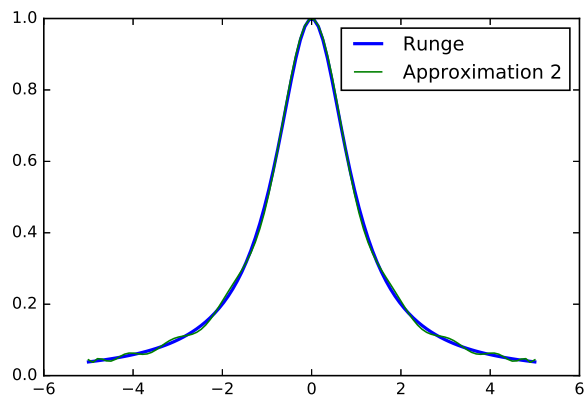


图 2: Runge 函数及其 20 次切比雪夫插值的图像