

# 浙江大学



## Project

课程名称: 数值分析方法

姓 名: 张友超

学 号: 3170100125

指导教师: 余官定

目录

问题 1、 ..... 2

    方法 1： 牛顿插值法 ..... 3

    方法 2： 拉格朗日插值法 ..... 3

    方法 3： 三次样条插值法： ..... 4

    方法 4： 埃米尔特插值法： ..... 5

    拟合图像： ..... 5

问题 2..... 6

    L2 范数： ..... 6

    L $\infty$  范数： ..... 6

问题 3、 ..... 7

    设计思路： ..... 7

    解决方案： ..... 8

问题 4..... 8

    设计思路： ..... 8

    甲发送： ..... 11

    乙接收后得到： ..... 11

    重构结果： (三次样条函数) ..... 11

问题 1、

给定采样点 (1, 0.1051) , (4, 0.1827) , (7, 0.0511) , (10, 0.0043) , 至少采用两种方案对该曲线进行重构。报告中应给出重构的关键步骤以及最终结果

## 方法 1：牛顿插值法

关键步骤：

```
def Netwon(X,Y):
    n=len(X)
    #先将表格制作出来
    A=np.zeros([n,n])
    for i in range(0,n):
        A[i][0] = Y[i]
    for j in range(1,n):
        for i in range(j,n):
            A[i][j] = (A[i][j-1] - A[i-1][j-1])/(X[i]-X[i-j])
    #创建函数表达式
    P=Y[0]
    x=sympy.Symbol('x')#创建符号变量
    for i in range(1,n):
        w=1
        for j in range(0,i):
            w*=(x-X[j])
        P+=w*A[i][i]
    return P#可以输出表达式
```

$$P(x) = a_0 + a_1(x - x_0) + a_2(x - x_0)(x - x_1) + a_3(x - x_0)(x - x_1)(x - x_2)$$

最终结果：

$$P(x) = 0.0018148145X^3 - 0.0334X^2 + 0.154755X - 0.018070370$$

## 放法 2：拉格朗日插值法

关键步骤：

```
def get_L(xk,x_=[]):#计算 Lnk(x)=(x-x0)...(x-xn)/(xk-x0)...(xk-xn)
    def L_k(x):
        numerator=1.0
        dominator=1.0
        for i in range(len(x_)):
            if x_[i]!=xk:
                dominator*=(xk-x_[i])
                numerator*=(x-x_[i])
        return numerator/dominator
    return L_k
def get_Lagrange(x_=[],y_=[]):#获得拉格朗日插值函数
```

```

x=sympy.Symbol('x')#创建符号变量
result=0.0
for i in range(len(x_)):
    pass
    result+=y_[i]*get_L(x_[i],x_)(x)
return result

```

$$L_{4,k}(x) = \frac{(x-x_0) \cdots (x-x_{k-1})(x-x_{k+1}) \cdots (x-x_n)}{(x_k-x_0) \cdots (x_k-x_{k-1})(x_k-x_{k+1}) \cdots (x_k-x_n)}$$

$$P(x) = f(x_0)L_{4,0}(x) + \cdots + f(x_n)L_{4,n}(x)$$

最终结果:

$$P(x) = 0.0018148145X^3 - 0.0334X^2 + 0.154755X - 0.018070370$$

### 方法 3: 三次样条插值法:

关键步骤:

```

def Cubic(x_given,y_given):#直接按照书本上伪代码写
    n=len(x_given)
    a=np.zeros(n,dtype=float)
    b=np.zeros(n,dtype=float)
    c=np.zeros(n,dtype=float)
    d=np.zeros(n,dtype=float)
    s=np.zeros(n-1,dtype=tuple)#分段函数
    h=np.zeros(n-1,dtype=float)
    m=np.zeros(n-1,dtype=float)#α
    m[0]=0
    x=sympy.symbols('x')
    for i in range(0,n):
        a[i]=y_given[i]
    for i in range(0,n-1):
        h[i]=x_given[i+1]-x_given[i]
    for i in range(1,n-1):
        m[i]=3*(a[i+1]-a[i])/h[i]-3*(a[i]-a[i-1])/h[i-1]
    l=np.zeros(n,dtype=float)
    u=np.zeros(n,dtype=float)
    z=np.zeros(n,dtype=float)
    l[0],u[0],z[0]=1,0,0
    for i in range(1,n-1):
        l[i]=2*(x_given[i+1]-x_given[i-1])-h[i-1]*u[i-1]
        u[i]=h[i]/l[i]
        z[i]=(m[i]-h[i-1]*z[i-1])/l[i]
    l[n-1],z[n-1],c[n-1]=1,0,0
    for j in range(n-2,-1,-1):
        c[j]=z[j]-u[j]*c[j+1]

```

```

b[j]=(a[j+1]-a[j])/h[j]-h[j]*(c[j+1]+2*c[j])/3
d[j]=(c[j+1]-c[j])/(3*h[j])
for i in range(0,n-1):
    s[i]=a[i]+b[i]*(x-x_given[i])+c[i]*(x-x_given[i])**2+d[i]*(x-x_given[i])**3
return s#分段函数

```

最终结果：

$$\begin{cases} S_1(x) = 0.04634667x - 0.002275556(x-1)^3 + 0.058753333, & 1 < x < 4 \\ S_2(x) = 0.0036296x^3 - 0.06403556x^2 + 0.32296889x - 0.31690296, & 4 < x < 7 \\ S_3(x) = -0.0013540741x^3 + 0.04062x^2 - 0.4096356x + 1.3925, & 7 < x < 10 \end{cases}$$

## 方法 4：埃米尔特插值法：

关键步骤：（坐标点作为形参）

```

from scipy.interpolate import KroghInterpolator
H = KroghInterpolator(x, y)#埃米尔特插值（坐标点作为形参）

```

最终结果：该方法得不到表达式,但是可以返回一个函数

## 拟合图像：

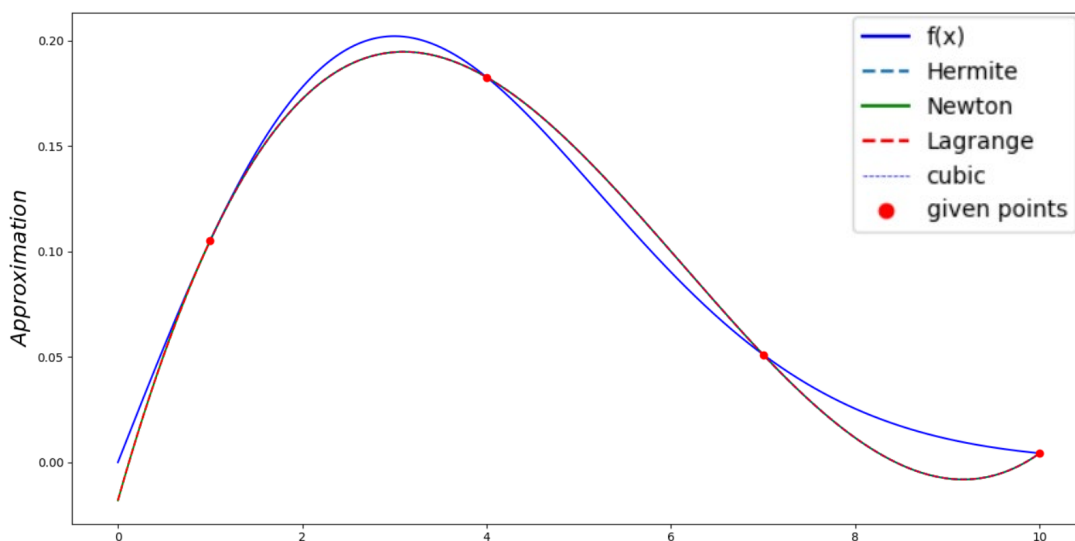


图 1.函数拟合曲线

可以看到，牛顿插值法和拉格朗日插值法得到的表达式相同，这是因为两者都是通过给定  $n+1$  个互异的插值节点，让你求一条  $n$  次代数曲线近似地表示待插值的函数曲线。

这就叫做代数插值。Lagrange 插值代数和 Newton 法插值都属于代数插值的范畴。

Lagrange 插值和 Newton 法插值的结果和余项都是一致的，因为都是利用  $n$  次多项式插值，所以一样。

区别：Lagrange 插值法是通过构造  $n+1$  个  $n$  次基本多项式，然后线性组合（结果当然也是  $n$  次的多项式）而得到的。而 Newton 法插值是通过求各阶差商，递推得到的一个  $f(x)=f(x_0)+(x-x_0)f[x_0,x_1]+(x-x_0)(x-x_1)f[x_0,x_1,x_2]+...+(x-x_0)...(x-x_{n-1})f[x_0,x_1...x_n]$  这样的公式，

代进去就可以得到 .

另外，四种拟合方法得到的图像基本相同。

## 问题 2.

实际上，上述概率密度曲线对应于参数为 3 的瑞利分布，即  $f(x) = \frac{x}{\sigma^2} \exp(-\frac{x^2}{2\sigma^2})$ ，其中

$\sigma=3$ （这里我们限制  $x \in [0,10]$ ）。计算并比较（1）中结果在 L2 范数(求积分)下的误差。

如果采用  $L_\infty$  范数（差的绝对值最大）计算误差，结果又会怎样？

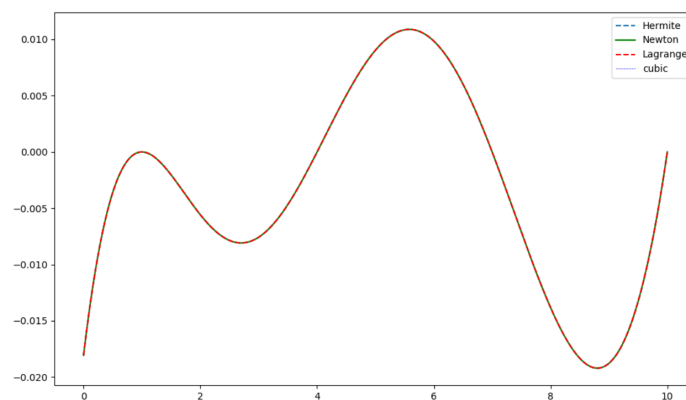
L2 范数:

Lagrange L\_2: 0.000878331778560006

Netwon L\_2: 0.0008783317785600052

Cubic L\_2: 0.0008214155424958413

Hermite L\_2: 0.000878331778560006



绝对误差曲线

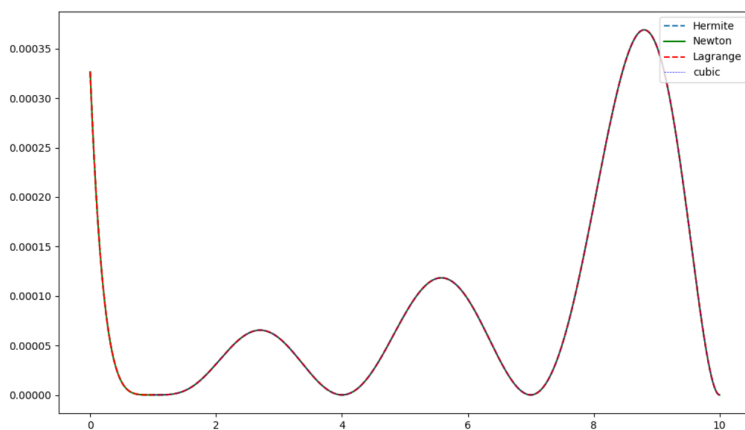
$L_\infty$  范数:

Lagrange  $L_\infty$ : 0.019209604129851177

Netwon  $L_\infty$ : 0.019209604129851163

Cubic  $L_\infty$ : 4.533178363547163e - 06

Hermite  $L_\infty$ : 0.019209604129851177



误差平方曲线

## 问题 3、

(1) 中给出的数据点是最优的吗？如果不是，应该如何选取用于重构曲线的数据点？请给出你的设计思路与解决方案。

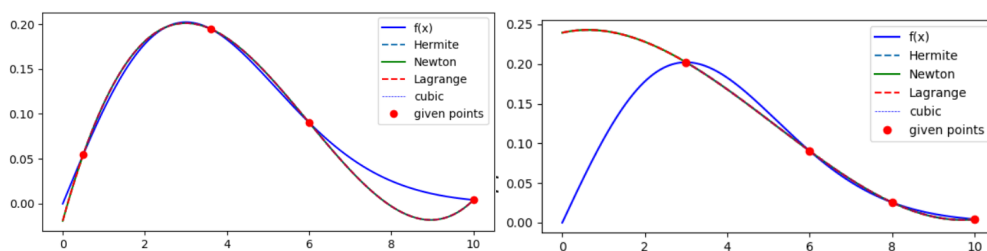
### 设计思路：

我认为  $L_2$  范数更能代表函数的拟合效果，对应的是绝对误差的平方图像。

观察误差平方的图像可以发现，误差主要集中在  $[0,1]$ ,  $[2,3]$ ,  $[5,6]$ ,  $[8,10]$  区间内部，这是因为所给的采样点  $(1, 0.1051)$ ,  $(4, 0.1827)$ ,  $(7, 0.0511)$ ,  $(10, 0.0043)$  不能更好的代表概率密度曲线对应于参数为 3 的瑞利分布函数在  $[0,10]$  区间的特征。

1. 我认为重要特征包括采样点处原始函数的导数，以及采样点一定邻域区间内导数符号，以及相邻采样点之间的导数关系。

2. 另一点是所给的采样点的离散程度的问题，虽然  $x_i$  是均匀离散，但是  $y_i$  不是，这些点的相对离散度共同决定了拟合效果。

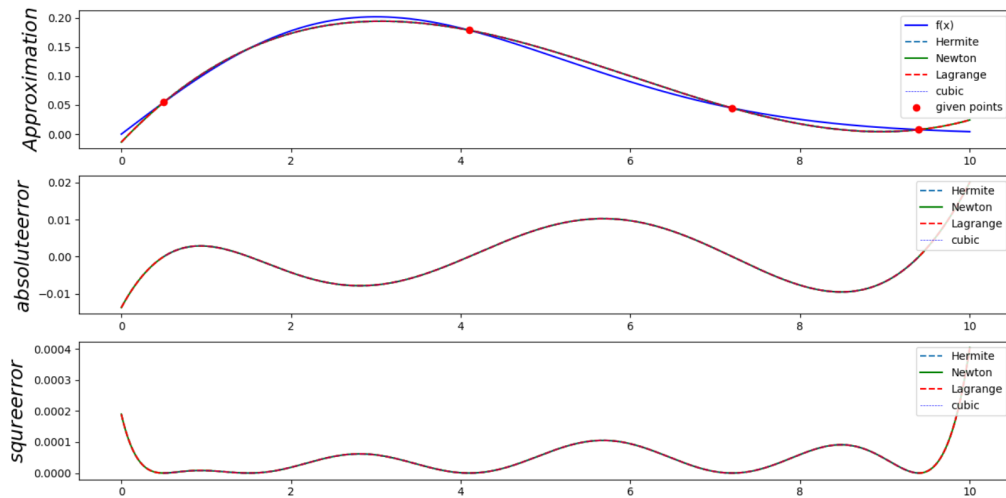


观察这两幅图，第一幅图在  $[0,6]$  先增后减区间中误差较小，但是在  $[6,8]$  缓和递减区间中误差较大；第二幅图则反之。这很好的反映了如果在某一区间内采样点越多，则误差越小的规律。

然而误差是一定存在的，在  $[0,10]$  这个大区间内，我们只有四个采样点，所以采样点的选取必须结合函数的走势，才能确保误差最小。

## 解决方案：

我新选取的点是(0.5, 0.05478), (4.1,0.1790), (7.2,0.0449),(10,0.0077),如图所示：



这是新的四个采样点的拟合图以及绝对误差与平方误差的走势图, 对比原来采样点可以发现在[0,1],[2,3],[5,6],[8,9]区间内的平方误差都有所减小。

L2 范数：

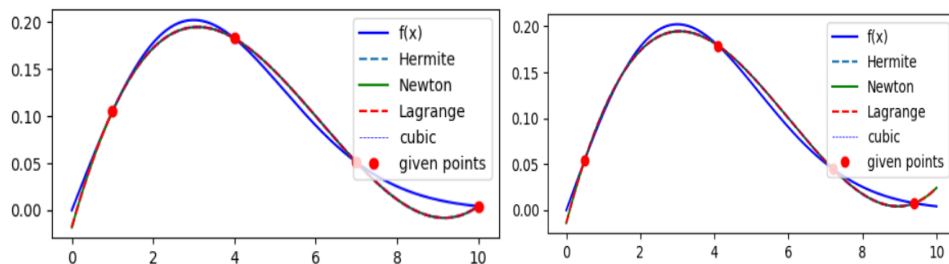
Lagrange L<sub>2</sub>: 0.0004422760138568671

Newton L<sub>2</sub>: 0.0004422760138568672

Cubic L<sub>2</sub>: 0.00034959175917540983

Hermite L<sub>2</sub>: 0.000878331778560006

这是因为新选取的点 9.4 与 10 相比大大减小了[8,10]区间的误差, 0.5 与 1 相比减小了[0, 1]区间内的误差。这样就大大减小了 L<sub>2</sub> 范数。



前后拟合效果对比图

## 问题 4.

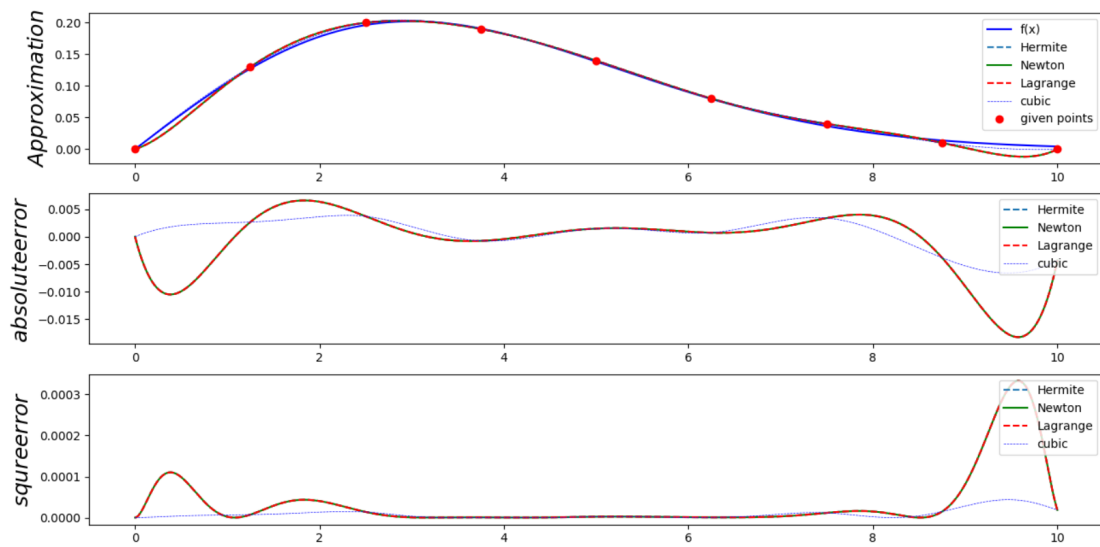
设计传输协议

## 设计思路：

1.在 60bit 通信容量的限制下, 我们需要在采样点的个数与精度之间选择即采样点个数越少, 那么采样点的精度越高 (有效位数越多); 采样点的个数越多, 那么可以用于拟合的点约多, 但是精度就越低 (有效位数越少)。接下来验证:



取  $x=[0,1,2,3,4,5,6,7,8,9,10]$ ,  $Y$  的有效位数为两位小数, 对第三位四舍五入



L2 范数:

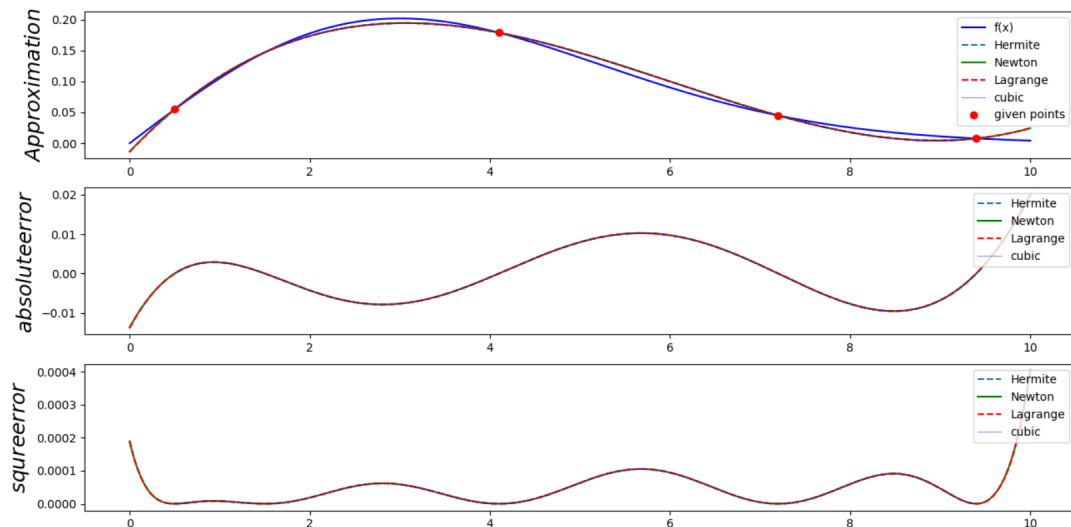
Lagrange L\_2: 0.0003475412481046549

Netwon L\_2: 0.00034754124810465784

**Cubic L\_2: 8.298500909024016e - 05**

Hermite L\_2: 0.0003475412481046549

取  $x = [0.5, 4.1, 7.2, 9.4]$ ,  $Y$  的有效位数为 4 位小数, 对第 5 位四舍五入



L2 范数:

Lagrange L\_2: 0.000878331778560006

Netwon L\_2: 0.0008783317785600052

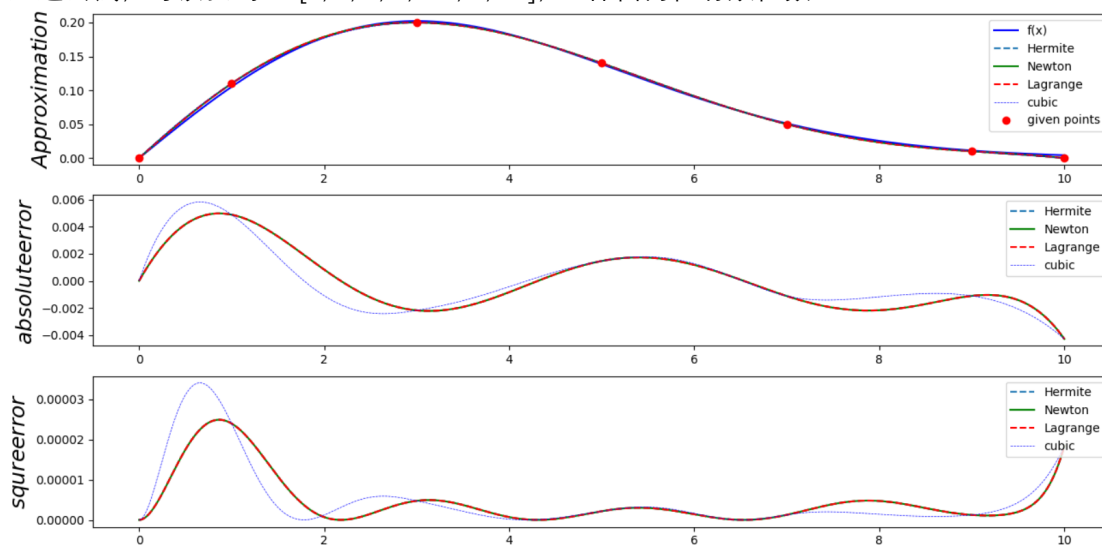
**Cubic L\_2: 0.0008214155424958413**

Hermite L\_2: 0.000878331778560006

到这里可以证明采样点越多提高拟合精度的能力, 比单纯的提高采样点有效位数提高精度的能力要强, 特别是对于采用三次样条分段插值法 (图中蓝色虚线) 精度的提高更加明显。

2. 进一步思考, 不仅是采样点的个数越多拟合效果越好, 所选的采样点还必须能够代表原始函数的特征, 并且离散度的影响也必须考虑。

经过尝试，可以找到  $x=[0, 1, 3, 5, 7.5, 9, 10]$ ，Y 保留两位有效位数



L2 范数:

Lagrange  $L_2$ :  $4.6256406201437164e - 05$

Newton  $L_2$ :  $4.6256406201437137e - 05$

Cubic  $L_2$ :  $4.926241388507842e - 05$

Hermite  $L_2$ :  $4.6256406201437164e - 05$

可以发现，这似乎是很完美的数据点的选择，所以折中考虑采样点的个数，采样点的精度，与数据离散度，再结合 60bit 的，可得到一个复杂的方案，但是这种方案不具有普适性，因为会加上很多的条件，比如：

条件 采样点	X( $x \in 0 \sim 8$ )整数部分 3bit	Y 小数部分前两位 5bit(默认整数为 0)
1	0	.00
2	1	.11
3	3	.20
4	5	.14
5	7	.05
	X( $x \in 9 \sim 10$ )整数部分 4bit	Y 小数部分前两位 5bit(默认整数为 0)
6	9	.01
7	10	.00

所需通信容量为：

$$3 \times 5 + 4 \times 2 + 5 \times 7 = 58bit < 60$$

发送格式为：

000,00000,001,01011,011,10100,101,01110,111,00101,00,1001,00001,1010,0000  
 | 0 .00 | 1 .11 | 3 .20 | 5 .14 | 7 .05 || 9 .01 | 10 .00 |

4.为考虑普适性，选择多采样点，均匀离散的方案，如下：

0,1010,XXXXX,XXXXX,XXXXX,XXXXX,XXXXX,XXXXX,XXXXX,XXXXX,XXXXX,XXXXX,XXXXX,XXXXX

[0, 10],  $Y_0$   $Y_1$   $Y_2$   $Y_3$   $Y_4$   $Y_5$   $Y_6$   $Y_7$   $Y_8$   $Y_9$   $Y_{10}$

解释:

- 1).前五位传的是  $x$  的范围,  $[0,10]$ 只取整数即 $[0,1,2,3,4,5,6,7,8,9,10]$
- 2).后 55 位传的是  $Y$  ( $0 \sim 10$ ) 的值, 小数部分前两位 (默认整数为 0)

甲发送:

0,1010,00000,01011,10010,01110,10100,10010,01110,01001,00101,00011,00000

乙接收后得到:

X	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Y	.00	.11	.18	.20	.18	.14	.09	.05	.03	.01	.00

重构结果: (三次样条函数)

$$S(0) = x * (0.1178 - 0.00781 * x ** 2)$$

$$S(1) = -0.000959 * x ** 3 - 0.02058 * x ** 2 + 0.13839 * x - 0.00686$$

$$S(2) = 0.001609 * x ** 3 - 0.03593 * x ** 2 + 0.1691 * x - 0.02733$$

$$S(3) = 0.0045109 * x ** 3 - 0.06210 * x ** 2 + 0.24743 * x - 0.10567$$

$$S(4) = 0.000346 * x ** 3 - 0.01207 * x ** 2 + 0.0475 * x + 0.1608$$

$$S(5) = 0.004103 * x ** 3 - 0.06842 * x ** 2 + 0.3293 * x - 0.3087$$

$$S(6) = 0.00324 * x ** 3 - 0.05289 * x ** 2 + 0.236 * x - 0.1223$$

$$S(7) = -0.00706 * x ** 3 + 0.1635 * x ** 2 - 1.2786 * x + 3.4121$$

$$S(8) = 0.005017 * x ** 3 - 0.12645 * x ** 2 + 1.0409 * x - 2.7735$$

$$S(9) = -0.0030 * x ** 3 + 0.09010 * x ** 2 - 0.9080 * x + 3.07335$$

L2 范数:

**Cubic L\_2: 8.298500909024016e - 05**

图像:

