统计推断在数模转换中的运用

组号: 12 姓名: 罗舞 学号: 5130309424 姓名: 王泽龙 学号: 5130309427

摘要:本报告以上海交通大学工程实践与科技创新的实验结果为研究数据,探讨统计推断在数模模数转换中的应用。报告中采用多种拟合方法,探求满足所有数据的统一形式的函数。为了减小运算量,报告采用特征点选取的方法,我们应用了模拟遗传算法和随机数函数算法,通过 matlab 工具来求得满足评价函数的局部最优解。

关键词:特征点,插值,曲线拟合,matlab,模拟遗传算法

1. 引言:

请阅读《课程设计课题和要求》。

2. 寻找满足条件的拟合函数

2.1.对于样本数据的观察

选择样本 1,118,236,352,469 进行描点绘图,得到图 1(a)、(b)、(c)、(d)、(e)

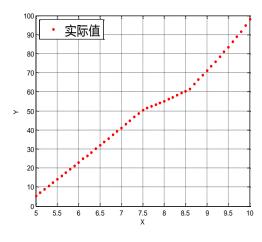


图 1 (a) 样本 1 的 Y-X 图

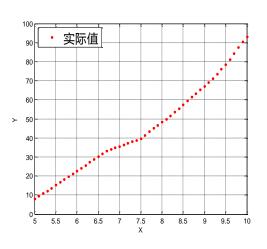


图 1 (b) 样本 118 的 Y-X 图

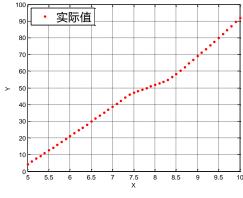


图 1 (c) 样本 236 的 Y-X 图

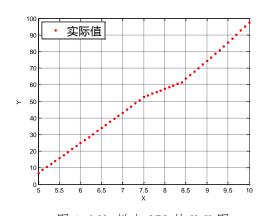


图 1 (d) 样本 352 的 Y-X 图

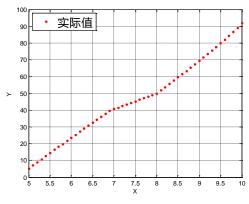


图 1 (e) 样本 469 的 Y-X 图

通过对以上 5 幅图进行观察,发现,曲线明显有两个拐点,所以宜采用三次多项式或者 三次样条的方法进行拟合。

2.2 对数据进行三次样条插值

2.2.1. 三次多项式拟合插值介绍

三次多项式拟合即运用统计学相关知识,利用已知点计算出三次多项式中各项的系数,并对未知点进行插值预测。在 matlab 中,三次多项式拟合通过函数 polyfit(x, y, 3)实现。

2.2.2. 三次样条插值介绍

三次样条插值是通过一系列形值点的一条光滑曲线,数学上通过求解三弯矩方程组得出曲线函数组的过程。

定义:函数 $S(x) \in C^2[a, b]$,且在每个小区间[xj, xj+1]上是三次多项式,其中 a=x0 $\langle x1 \langle ... \langle xn=b$ 是给定节点,则称 S(x)是节点 x0, x1, ... xn 上的三次样条函数。

若在节点 x j 上给定函数值 Y j= f (X j). (j =0, 1, , n) ,并成立 S (x j) =y j . (j = 0, 1, , n) ,则称 S (x) 为三次样条插值函数。

实际计算时还需要引入边界条件才能完成计算。边界通常有自然边界(边界点的二阶导为 0),夹持边界(边界点导数给定),非扭结边界(使两端点的三阶导与这两端点的邻近点的三阶导相等)。

在本次课题中,三次样条插值由 matlab 提供的内置函数 inter1(xx, yx, x, 'spline') 完成。

3 找出满足条件的数据

3.1. 模拟遗传算法介绍

遗传算法是计算数学中用于解决最佳化的搜索算法,是进化算法的一种。进化算法最初 是借鉴了进化生物学中的一些现象而发展起来的,这些现象包括遗传、突变、自然选择以及 杂交等。遗传算法通常实现方式为一种计算机模拟。对于一个最优化问题,一定数量的候选 解(称为个体)的抽象表示(称为染色体)的种群向更好的解进化。传统上,解用二进制表 示(即0和1的串),但也可以用其他表示方法。进化从完全随机个体的种群开始,之后一 代一代发生。在每一代中,整个种群的适应度被评价,从当前种群中随机地选择多个个体(基 于它们的适应度),通过自然选择和突变产生新的生命种群,该种群在算法的下一次迭代中 成为当前种群。

3.2. 模拟遗传算法的步骤

遗传算法是解决搜索问题的一种通用算法,对于各种通用问题都可以使用。搜索算法的

共同特征为:

- ① 首先组成一组候选解:
- ② 依据某些适应性条件测算这些候选解的适应度;
- ③ 根据适应度保留某些候选解,放弃其他候选解;
- ④ 对保留的候选解进行某些操作,生成新的候选解。

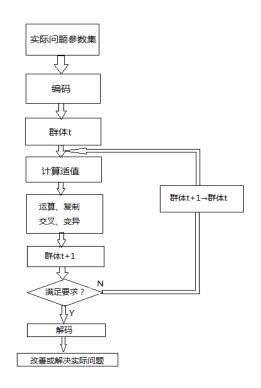


图 2 遗传算法流程示意图

在遗传算法中,上述几个特征以一种特殊的方式组合在一起:基于染色体群的并行搜索,带有猜测性质的选择操作、交换操作和突变操作。这种特殊的组合方式将遗传算法与其它搜索算法区别开来

3.2.3. 遗传算法在该问题的运用

本课题中,遗传算法用来搜索对于某种特定的插值方式(我们使用了三次多项式拟合以及三次样条插值),"最佳"的取点方式。所谓"最佳",是指该取点方案的成本(包括插值误差成本和单次测量成本)尽可能小。具体方法如下:

- (1) 初始化种群:我们将某种取点方案视作一个生物个体,数个生物个体构成种群。程序中的参数size_of_population(第10行)为种群中个体数,我们将其设为200;参数number_of_generation(第11行)为种群发生世代交替的代数,我们将其设为30。变量populaion是个size_of_population*52的矩阵,第i行第j(j>0,j<52)个元素为1表示第i中取点方案中,第j个点被选中;第i行第j(j>0,j<52)个元素为0表示第i中取点方案中,第j个点没有被选中。第i行第52个数据用来记录该行表示的选点方案成本。我们通过随机函数产生出初始种群
- (2) 计算适应度:

我们先采用的拟合的方式为三次多项式:运用三次多项式对数据每一个样本逐一进行拟合,并计算每一种选点方式的成本。取适应度为成本的倒数,然后所有个体的适应度除

以适应度最高个体(最优解)的适应度得到该个体产生下一代的概率,最后通过随机数确定下一代具体的"基因型"(即选点方式)

(3) 交叉互换并变异

在产生的下一代种群中交换"基因"的片段,并模拟编译过程,得到的新一代再进行成本以及适应度的运算,如此往复。

三次样条拟合的计算过程与上面三次多项式所述完全一致,只是将拟合方式从polyfit改为 spline就可以

注意: 附录已提供源代码,改代码采用的是三次样条插值,如果要得到三次多项式拟合的结果,只需将57行代码改为

y1(j,:) = polyval(polyfit(x_optimal,y0_optimal(j,:),3),x); 即可。

5. 最终结论

5.1. 最佳的数据

以三次多项式拟合得到的最优选点

1、14、27、38、51, 其成本为122.79。

以三次样条插值得到的最优选点

1、10、21、31、43、51, 其成本为95.41。

对比之下,我们选择以三次样条插值为插值方法,点1,9,19,26,33,44,51,作为选点的定标方案。

5.2. 对所得方案进行统计分析

图3为误差关于X的分布直方图,图4为各样本平均误差频数分布直方图,图5为各样本最大误差频数分布直方图

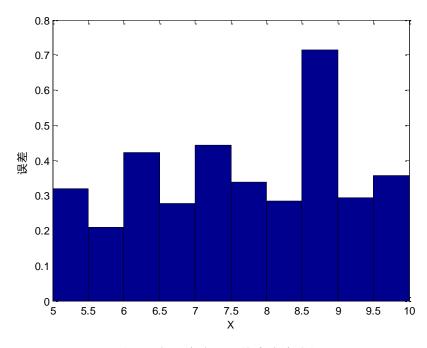


图 3 为误差关于 X 的分布直方图

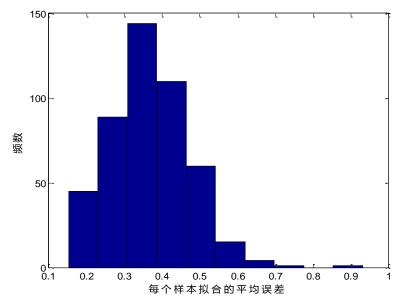


图 4 为各样本平均误差频数分布直方图

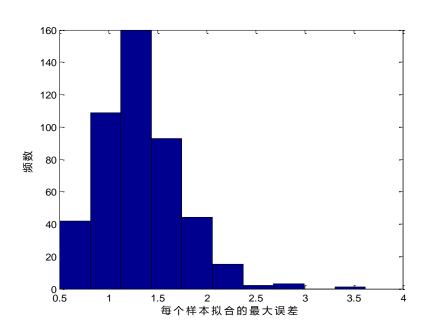
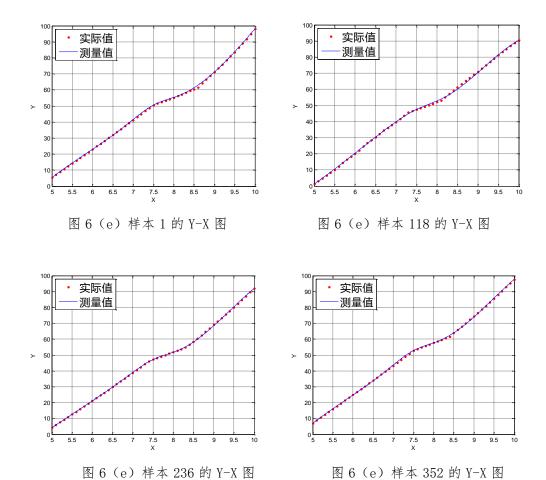


图 5 为各样本最大误差频数分布直方图

误差	0~	0.1~	0.2~	0.3~	0.4~	0.5~	0.6~	0.7 [~]	0.8~	0.9~
区间	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9	1
平均	45	89	114	110	60	15	4	1	0	1
误差										
误差	0.5~	0.85~	1.2~	1.55~	1.9~	2. 25~	2.6~	2.95 [~]	3.3 [~]	3.65 [~]
区间	0.85	1.2	1.55	1.9	2.25	2.6	2.95	3.3	3.65	4
最大	42	109	160	93	44	15	2	3	0	1
误差										

表 1 样本平均误差与最大误差频数分布

从图3看出曲线的两端拟合效果较好,中间稍差。从图4图5表1分析得出各个样本的平均误差最大误差都比较小,平均误差分布在0.15~0.5之间,最大误差分布在0.5~2之间,误差在允许的范围内。图6为样本实际值与拟合值的对比。



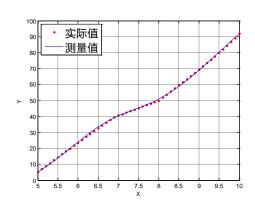


图 6 (e) 样本 469 的 Y-X 图

6. 参考文献

1、袁炎《上海交大电子系课程"统计推断在ADC、CDA转换中的运用"讲义》;

- 2、张志涌《精通Matlab》;
- 3、百度百科词条"三次样条"。

7. 附录: 代码

```
注: 本代码在 matlab2012b 测试通过
1 function go
2 %准备工作:产生初始种群
3 global y0;
4 global population;
5 global fitness;
6 global newPopulation;
7 global best; %记录最优解
8 \text{ best} = zeros(1,52);
9 \text{ best}(52) = \inf;
10 size of population = 200;
11 number of generation = 30;
12 data = xlsread('20141010dataform.csv'); %读取数据
13 [row, col] = size(data);
14 sum of sample = row/2;
15 population = zeros(size_of_population,col+1); %种群储存在变量
16 %population中,population每行代表一个个体,第i行第j(j>0,j<52)个元素为1
17 %表示第i中取点方案中,第j个点被选中;第i行第j(j>0,j<52)个元素为0表示第i中
18 %取点方案中,第六个点没有被选中。第1行第52个数据用来记录该行表示的选点方案成本
19 population(:,1) = 1;
20 population(:,51) = 1;
21 newPopulation = zeros(size of population,col);
22 y0 = zeros(sum_of_sample,col); %记录课题提供数据中变量Y的值
23 fitness = zeros(1, size of population); %记录个体适应度
24 for i = 1:sum of sample
25 y0(i,:) = data(2*i,:);
26 end
27
28 %产生初始种群
29 for i = 1:size of population
     num = randi([4,col-2]); %
      population(i, randperm(49, num)+1) = 1;
31
32 end
33
34 %模拟种群世代交替
35 for j = 1:number of generation
36 index m =
37 calculatefitness(size_of_population,sum_of_sample,col,j);
   nextGeneration(size of population, index m);
```

```
39 end
40 fprintf('\n\n运算产生的最优解是:\n');
41 disp(find(best(1,1:51) \sim= 0));
42 fprintf('成本为%5.2f\n',best(52));
43
45 function index m =
46 calculatefitness(size_of_population,sum_of_sample,col,num)
47 global y0;
48 global population;
49 global fitness;
50 global best;
51 x = 5:0.1:10;
52 y1 = zeros(sum of sample,col);
53 for i = 1:size of population
     %定标
55
     index = logical(population(i,1:51));
     for j = 1:sum of sample
57
          y1(j,:) = interp1(x(index),y0(j,index),x,'spline');
58
      end
    %计算成本
59
    0 = 12;
60
61
    errabs = abs(y0-y1);
62
     le0 5 = (errabs <= 0.5);
63
    le1 0 = (errabs <= 1);
    le2 0 = (errabs <= 2);
64
     le3 0 = (errabs <= 3);
    le5 0 = (errabs <= 5);
66
     g5_0 = (errabs>5);
67
     sij =
68
     0.5*(le1 0-le0 5)+1.5*(le2 0-le1 0)+6*(le3 0-le2 0)+12*
     (le5 0-le3 0)+25*g5 0;
70
71
      si = sum(sij,2)+Q*sum(population(i,1:col));
72
      population(i,52) = sum(si)/sum_of_sample;
73 end
74%适应度取成本的倒数
76 mean of cost = sum(population(:,52))/size of population;
77 fitness = 1./population(:,52);
78 [ma,index m] = max(fitness);
79 if population(index m,52) < best(52)
   best = population(index m,:);
81 end
82 fitness = fitness ./ ma;
83 fprintf('\n\n第%d代种群中,最优解为',num);
```

```
84 disp(find(population(index m, 1:51) ~= 0));
85 fprintf('最小成本为%5.2f',population(index m,col+1));
86 fprintf(' 平均成本为%5.2f', mean of cost);
87 function nextGeneration(size of population,index m)
88 global population;
89 global newPopulation;
90 global fitness;
91 newPopulation(1,:) = population(index m,1:51); %保护最优解
92 survival = zeros(1, size of population);
93 survival(1) = fitness(1);
94 for i = 2:size of population
      survival(i) = survival(i-1) + fitness(i);
96 end
97 %产生下一代
98 for j = 2:size of population
      r = rand;
100
    for k = 1:size of population
101
        if r < survival(k)</pre>
102
             newPopulation(j,:) = population(k,1:51);
103
            break;
104
         end
105
    end
106 end
107 population = newPopulation(:,1:51);
108
109 %交叉互换并且变异
110 tmp = population(2,1:25);
111 for i = 2:size of_population-1
112
      population(i,1:25) = population(i+1,1:25); %交叉互换
113
      population(i,randi([2,50])) = randi([0,1]); %变异
      population(i, randi([2,50])) = randi([0,1]);
114
      if sum(population(i,1:51)) < 4 %当取点过少时,无法进行拟合,这时将原
115
                                     %来的
116
117
          num = randi([3,49]);
                                      %点去除,再通过随机数产生一个新个体
118
          population(i,randperm(49,num)+1) = 1;
119
       end
120 end
121 population(size of population,1:25) = tmp;
122 population(i,randi([2,50])) = randi([0,1]);
123 population(i, randi([2,50])) = randi([0,1]);
124 if sum(population(i, 1:51)) < 4
125
      num = randi([3,49]);
126
       population(i,randperm(49,num)+1) = 1;
127 end
```