

## 模型-预测主题-离散型预测-灰色预测 【czy】

1. 模型名称
2. 适用范围
3. GM(1,1)
  - 3.1 模型名称
  - 3.2 求解步骤
  - 3.3 例子
4. GM(1,N)
  - 3.1 模型名称
  - 3.2 求解步骤(与GM(1,1)类似)
5. 代码实现
  - 5.1 灰色预测在matlab的实现 示例一
  - 5.2 灰色预测在matlab的实现 示例二
  - 5.3 灰色预测在python中的实现
  - 5.4 灰色预测在C++中的实现
6. 参考资料

## 模型-预测主题-离散型预测-灰色预测 【czy】

### 1. 模型名称

灰色预测模型 (Grey Prediction/Grey Forecast)

### 2. 适用范围

数据少，看不出明显规律，适合灰色预测，利用微分方程挖掘数据本质规律

只适合短期预测，指数增长的预测

### 3. GM(1,1)

#### 3.1 模型名称

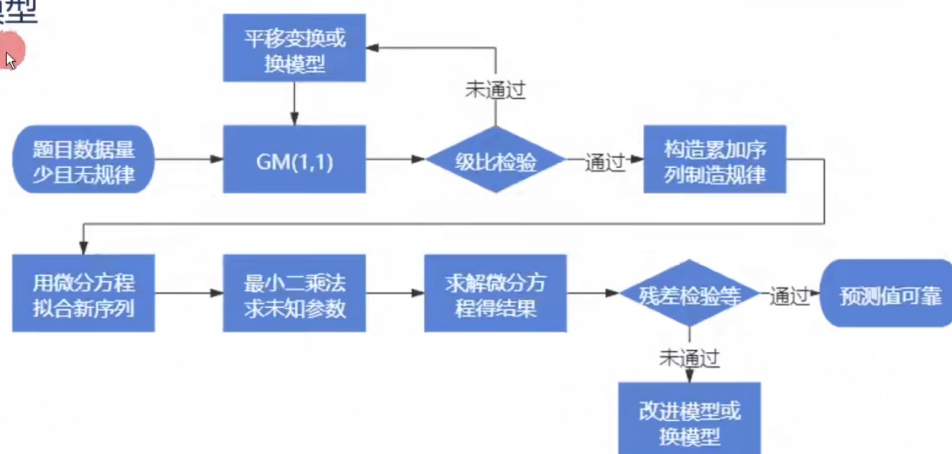
一阶单变量灰色预测模型 (One Order Single Variable Grey Model, GM(1,1))

(1,1): 一阶微分方程，一个变量

#### 3.2 求解步骤

##### □ GM(1,1)模型

##### □ 整体流程



1. 建模最开始，需要进行数据的级比检验

(为了确定数据使用GM(1,1)模型的可行性, 避免白忙活)

计算

$$\lambda(k) = \frac{x^{(0)}(k-1)}{x^{(0)}(k)}, k = 2, 3, \dots, n$$

如果 $\lambda(k)$ 在区间 $(e^{-\frac{2}{n+1}}, e^{\frac{2}{n+2}})$ 内, 说明可以用GM(1,1)模型

如果在区间外, 可尝试平移变换, 给每个数据都加上任意常数c, 使其在区间内, 求解后的数据再减去c

## 2. 制造累加生成序列

$x^{(0)}$ 是原始数据,  $x^{(1)}$ 是对应的累加生成数据(如第3个数就是前3个原始数据的和)

$$x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i)$$

若生成的新序列 $x^{(1)}$ 看起来像一个指数曲线(直线), 可构建一个微分方程来求解拟合曲线的函数表达式

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + ax^{(1)} = u$$

要预测下一年数值, 就要求解微分方程, 就要知道a和u(用最小二乘法)

但已知的数据是离散的非连续的, 所以 $\frac{dx^{(1)}}{dt}$ 写成 $\frac{\Delta x^{(1)}}{\Delta t}$

而 $\Delta t = (t+1) - t = 1$ , 始终为1; 而 $\Delta x^{(1)} = x^{(1)}(t) - x^{(1)}(t-1) = x^{(0)}(t)$

得到方程 $x^{(0)}(t) + ax^{(1)}(t) = u$

即

$$x^{(0)}(t) = -ax^{(1)}(t) + u$$

上式只有a和u两个未知数

## 3. $x^{(1)}(t)$ 修正为均值生成序列 $z^{(1)}(t)$

考虑到原方程中有 $\frac{\Delta x^{(1)}}{\Delta t}$ , 因此将 $x^{(1)}(t)$ 改为取前后两个时刻的均值更合理

$$z^{(1)}(t) = 0.5x^{(1)}(t) + 0.5x^{(1)}(t-1), t = 2, \dots, n$$

即方程改为

$$x^{(0)}(t) = -az^{(1)}(t) + u$$

## 4. 最小二乘法矩阵求解 $Y = BU$

$$\begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \dots \\ x^{(0)}(N) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{2}[x^{(1)}(2) + x^{(1)}(1)] & 1 \\ -\frac{1}{2}[x^{(1)}(3) + x^{(1)}(2)] & 1 \\ \dots & 1 \\ -\frac{1}{2}[x^{(1)}(N) + x^{(1)}(N-1)] & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a \\ u \end{bmatrix}$$

最小二乘法就是求 $(Y - BU)^T(Y - BU)$ 取最小值时的U,

也就是拟合的函数的值与已知数据的平方差最小

$U$ 的估计值为( $B, Y$ 已知)

$$\hat{U} = [\hat{a}, \hat{u}]^T = (B^T B)^{-1} B^T Y$$

5. 求解微分方程

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = (x^{(0)}(1) - \frac{\hat{b}}{\hat{a}})e^{-\hat{a}k} + \frac{\hat{b}}{\hat{a}}, k = 0, 1, \dots$$

6. 模型检验---残差检验

看 $\hat{x}^{(1)}(k+1)$ 求得的拟合值和实际值相差大不大

残差检验:

$$\varepsilon(k) = \frac{x^{(0)}(k) - \hat{x}^{(0)}(k)}{x^{(0)}(k)}, k = 1, 2, \dots, n$$

其中 $\hat{x}^{(0)}(1) = x^{(0)}(1)$

如果残差 $\varepsilon(k) < 0.2$ ,好。如果 $\varepsilon(k) < 0.1$ ,很好

### 3.3 例子

#### 灰色预测模型

π 数学建模BOOM

□ GM(1,1)模型

□ 例: 某城市1986到1992年道路噪声平均声级数据见下表, 请预测下一年的数据。

• 某城市交通噪声数据/dB(A)

序号	1	2	3	4	5	6	7
年份	1986	1987	1988	1989	1990	1991	1992
噪声	71.1	72.4	72.4	72.1	71.4	72.0	71.6

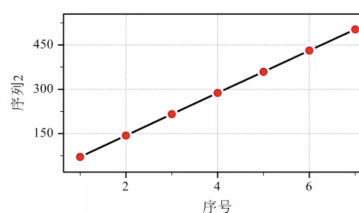
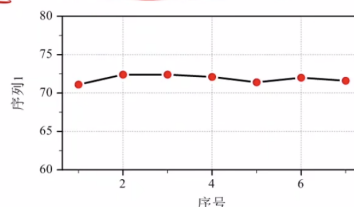
• 特点: 数据少, 看不出明显规律, 适合用灰色预测

□ 这一组数看不出规律怎么办? 制造规律!

• 如何制造? 累加!

序号	1	2	3	4	5	6	7
年份	1986	1987	1988	1989	1990	1991	1992
$x^{(0)}$	71.1	72.4	72.4	72.1	71.4	72.0	71.6
$x^{(1)}$	71.1	143.5	215.9	288	359.4	431.4	503

累加生成序列:  $x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i)$



关注公众号/B站: 数学建模BOOM, 带你玩转数学建模-交流群: 887602371

## 4. GM(1,N)

### 3.1 模型名称

一阶多变量灰色预测模型 (One Order Multiple Variable Grey Model, GM(1,N))

(1,N): 一阶微分方程, 多个变量

不仅考虑了系统主变量, 还考虑若干影响主变量的影响因素

### 3.2 求解步骤(与GM(1,1)类似)

设系统主变量原始数据序列为

$$X_1^{(0)} = (x_1^{(0)}(1), x_1^{(0)}(2), \dots, x_1^{(0)}(m))$$

相关影响因素序列为

$$X_i^{(0)} = (x_i^{(0)}(1), x_i^{(0)}(2), \dots, x_i^{(0)}(m)), \quad i = 2, \dots, N$$

序列

$$X_i^{(1)} = (x_i^{(0)}(1), x_i^{(0)}(2), \dots, x_i^{(0)}(m)), \quad i = 1, 2, \dots, N$$

被称为  $X_i^{(0)}$  ( $i = 1, 2, \dots, N$ ) 的依次累加生成序列, 其中

$$x_i^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x_i^{(0)}(i)$$

序列

$$Z_1^{(1)} = (-, z_1^{(1)}(2), z_1^{(1)}(3), \dots, z_1^{(1)}(m))$$

被称为  $X_1^{(1)}$  的均值生成序列或系统的背景值, 其中

$$z_1^{(1)}(k) = \frac{1}{2}(x_1^{(1)}(k) + x_1^{(1)}(k-1)), \quad k = 2, 3, \dots, m$$

则称

$$x_1^{(0)}(k) + az_1^{(1)} = \sum_{i=2}^N b_i x_i^{(1)}(k)$$

为一阶多变量灰色预测模型 (One Order Multiple Variable Grey Model, GM(1,N)模型)。

其中参数  $a$  是**主变量参数**或系统发展系数,

$b_2, b_3, \dots, b_N$  是GM(1,N)模型的**灰作用系数**或背景值。

类似地, 参数值  $\hat{a} = [a, b_2, b_3, \dots, b_N]^T$  可以通过最小二乘方法求得, 即设

$$Y = \begin{bmatrix} x_1^{(0)}(2) \\ x_1^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x_1^{(0)}(m) \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} -z_1^{(1)}(2) & x_2^{(1)}(2) & \cdots & x_N^{(1)}(2) \\ -z_1^{(1)}(3) & x_2^{(1)}(3) & \cdots & x_N^{(1)}(3) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -z_1^{(1)}(m) & x_2^{(1)}(m) & \cdots & x_N^{(1)}(m) \end{bmatrix}$$

则

$$\hat{a} = (B^T B)^{-1} B^T Y$$

方程

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + ax_1^{(1)} = b_2x_2^{(1)} + b_3x_3^{(1)} + \cdots + b_Nx_N^{(1)}$$

被称为GM(1,N)模型的白化方程，也叫影子方程。

结合  $\hat{a} = (B^T B)^{-1} B^T Y$  所求解的参数值，代入上式可以得到

$$\begin{aligned} x^{(1)}(t) &= e^{-at} \left[ \sum_{i=2}^N \int b_i x_i^{(1)}(t) e^{at} dt + x^{(1)}(0) - \sum_{i=2}^N \int b_i x_i^{(1)}(0) dt \right] \\ &= e^{-at} \left[ x_1^{(1)}(0) - t \sum_{i=2}^N b_i x_i^{(1)}(0) + \sum_{i=2}^N \int b_i x_i^{(1)}(t) e^{at} dt \right] \end{aligned}$$

当序列  $X_i^{(1)} (i = 1, 2, \dots, N)$  的变化是平滑的， $\sum_{i=2}^N b_i x_i^{(1)}(k)$  被视为一个常量的值。可得GM(1,N)模型的时间响应序列为

$$\hat{x}_1^{(1)}(k+1) = \left( x_1^{(1)}(1) - \frac{1}{a} \sum_{i=2}^N b_i x_i^{(1)}(k+1) \right) e^{-ak} + \frac{1}{a} \sum_{i=2}^N b_i x_i^{(1)}(k+1), \quad k = 1, 2, \dots, n-1$$

类似的，通过上式可以求解依次累加生成序列  $X_1^{(1)}$  的模拟值  $\hat{X}_1^{(1)}$ ，

$$\hat{X}_1^{(1)} = (\hat{x}_1^{(1)}(1), \hat{x}_1^{(2)}(2), \dots, \hat{x}_1^{(m)}(m))$$

运用方程

$$\hat{x}_1^{(0)}(k+1) = \hat{x}_1^{(1)}(k+1) - \hat{x}_1^{(1)}(k)$$

可分别求解原始序列的模拟值和预测值  $\hat{x}_1^{(0)}(k)$ ，排列所有  $\hat{x}_1^{(0)}(k)$  的值可得原始序列的模拟值序列

$$\hat{X}_1^{(0)} = (\hat{x}_1^{(0)}(1), \hat{x}_1^{(0)}(2), \dots, \hat{x}_1^{(0)}(m))$$

类似的，结合  $X_1^{(0)} = (x_1^{(0)}(1), x_1^{(0)}(2), \dots, x_1^{(0)}(m))$  和  $\hat{X}_1^{(0)} = (\hat{x}_1^{(0)}(1), \hat{x}_1^{(0)}(2), \dots, \hat{x}_1^{(0)}(m))$  可以计算MAPE，得出模型仿真效果，MAPE被定义为

$$MAPE(\%) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \left| \frac{x^{(0)}(k) - \hat{x}^{(0)}(k)}{x^{(0)}(k)} \right|$$

不同于GM(1,1)模型的是，更多的变量考虑进入GM(1,N)模型，而不再是单一的系统主变量。

从输入信息和输出结果来看GM(1,N)模型与其它时变多变量模型相似，区别点与GM(1,1)模型类似，GM(1,N)模型建模是基于累加生成序列的，**随机扰动的影响会被降低且系统平稳性更强**。

## 5. 代码实现

### 5.1 灰色预测在matlab的实现 示例一

```
clc,clear;
syms a b;
c=[a b]';
A=[89677,99215,109655,120333,135823,159878,182321,209407,246619,300670];
B=cumsum(A); %原始数据累加
n=length(A);
for i=1:(n-1)
    C(i)=(B(i)+B(i+1))/2; %生成累加矩阵
end
%计算待定参数的值
D=A;D(1)=[];
D=D';
```

```

E=[-C;ones(1,n-1)];
c=inv(E*E')*E*D;
c=c';
a=c(1);b=c(2);
%预测后续数据
F=[];F(1)=A(1);
for i=2:(n+10) %只推测后10个数据，可以从此修改
    F(i)=(A(1)-b/a)/exp(a*(i-1))+b/a;
end
G=[];G(1)=A(1);
for i=2:(n+10) %只推测后10个数据，可以从此修改
    G(i)=F(i)-F(i-1); %得到预测出来的数据
end
t1=1999:2008;
t2=1999:2018; %多10组数据
G
h=plot(t1,A,'o',t2,G,'-'); %原始数据与预测数据的比较
set(h,'Linewidth',1.5);

```

## 5.2 灰色预测在matlab的实现 示例二

```

clear

% load DataFile.mat %如需外部调入数据，请首先将数据导入mat文件
% X = Data;
X = [174 179 183 189 207 234 220.5 256 270 285]; %已有观测数据。请根据具体问题修改
X1 = cumsum(X); % 原始数据累加
n = length(X);
for i=1:(n-1)
    Z(i)=(X1(i)+X1(i+1))/2; % 计算邻均值数列
end
% 计算数据向量Y和数据矩阵B
Y = X; Y(1) = []; Y = Y';
B=[-Z;ones(1,n-1)];
u = inv(B * B') * B * Y;
u = u';
a = u(1); b = u(2);

% 预测后续数据
X1_GM = []; X1_GM(1) = X(1);
for i = 2:(n + 10)
    X1_GM(i) = (X(1) - b/a) / exp(a*(i-1)) + b/a ;
end
X_GM = []; X_GM(1) = X(1);
for i = 2:(n+10)
    X_GM(i) = X1_GM(i) - X1_GM(i-1); %累减，得到预测数据
end

% 数据可视化
t1 = 1995:2004;
t2 = 1995:2014;
X_GM, a, b
bar(t1, X, 'r'); %观测数据的柱状图
hold on
plot(t2, X_GM, 'Linewidth', 1); %预测数据曲线图
set(gca,'xtick',[1995:1:2014]);

```

```

xlabel('年份'); ylabel('污水量/亿吨')
legend('实际值', '预测值')

% 预测值检验
delta = abs(X - X_GM(1:n));
error = delta / X(1);
S1 = var(X); S2 = var(error);
C = S2 / S1;
P = length(find(delta < 0.6745*S1)) / n;
C, P

```

### 5.3 灰色预测在python中的实现

说明

运行环境为python2.7版本interpreter 需要借助numpy库 数据序列请根据问题需要进行修改 预测序列长度在main函数中进行修改, 代码备注处有标明。

```

# -*- coding: utf-8 -*-

import numpy as np
import math

history_data =
[724.57,746.62,778.27,800.8,827.75,871.1,912.37,954.28,995.01,1037.2]
#数据请根据问题需要进行修改
n = len(history_data)
x0 = np.array(history_data)

#累加生成
history_data_agg = [sum(history_data[0:i+1]) for i in range(n)]
x1 = np.array(history_data_agg)

#计算数据矩阵B和数据向量Y
B = np.zeros([n-1,2])
Y = np.zeros([n-1,1])
for i in range(0,n-1):
    B[i][0] = -0.5*(x1[i] + x1[i+1])
    B[i][1] = 1
    Y[i][0] = x0[i+1]

#计算GM(1,1)微分方程的参数a和u
#A = np.zeros([2,1])
A = np.linalg.inv(B.T.dot(B)).dot(B.T).dot(Y)
a = A[0][0]
u = A[1][0]

#建立灰色预测模型
xx0 = np.zeros(n)
xx0[0] = x0[0]
for i in range(1,n):
    xx0[i] = (x0[0] - u/a)*(1-math.exp(a))*math.exp(-a*(i))

#模型精度的后验差检验
e = 0 #求残差平均值
for i in range(0,n):

```

```

    e += (x0[i] - xx0[i])
e /= n

#求历史数据平均值
aver = 0
for i in range(0,n):
    aver += x0[i]
aver /= n

#求历史数据方差
s12 = 0
for i in range(0,n):
    s12 += (x0[i]-aver)**2
s12 /= n

#求残差方差
s22 = 0
for i in range(0,n):
    s22 += ((x0[i] - xx0[i]) - e)**2
s22 /= n

#求后验差比值
C = s22 / s12

#求小误差概率
cout = 0
for i in range(0,n):
    if abs((x0[i] - xx0[i]) - e) < 0.6754*math.sqrt(s12):
        cout = cout+1
    else:
        cout = cout
P = cout / n

if (C < 0.35 and P > 0.95):
    #预测精度为一级
    m = 10    #请输入需要预测的年数
    print('往后m各年负荷为: ')
    f = np.zeros(m)
    for i in range(0,m):
        f[i] = (x0[0] - u/a)*(1-math.exp(a))*math.exp(-a*(i+n))
        print f[i]
    else:
        print('灰色预测法不适用')

```

## 5.4 灰色预测在C++中的实现

<https://pan.baidu.com/s/1FxLLLZtNdOAs8zLC7To5gw#list/path=%2Fsharelink2785985965-169505872955451%2F%E7%81%B0%E8%89%B2%E9%A2%84%E6%B5%8BC%2B%2B&parentPath=%2Fsharelink2785985965-169505872955451>

提取码：mspx



## 6. 参考资料

1. [数学建模培训营---灰色预测](#)
2. [B站---灰色预测](#)