

# 灰色模型时间序列预测

灰度模型可以在数据量很少的情况下对时间序列进行建模一般4-5个数据点就可以了。

## 数据的生成

### 1.累加生产 (AGO)

设原始序列为 $x^{(0)} = (x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), x^{(0)}(3), \dots, x^{(0)}(n))$ , 令

$$x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i), k = 1, 2, 3 \dots n.$$

生产数列 $x^{(1)} = (x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), x^{(1)}(3), \dots, x^{(1)}(n))$ 生成数列为 $x^{(0)}$ 的一次累加同理也可以定义 $x^{(0)}$ 的 $r$ 次累加

$$x^{(r)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(r-1)}(i), k = 1, 2, 3 \dots n.$$

### 2.累减生成 (IAGO)

若原始序列为 $x^{(1)} = (x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), x^{(1)}(3), \dots, x^{(1)}(n))$ , 令 $x^{(0)}(k) = x^{(1)}(k) - x^{(1)}(k-1)$ , 则称所得数列 $x^{(0)}$ 为 $x^{(1)}$ 的累减生成数列, 通过累减数列可以还原出累加数列的原始数列

### 3.加权临值生成

若原始序列为 $x^{(0)} = (x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), x^{(0)}(3), \dots, x^{(0)}(n))$ , 任意一相邻元素 $x^{(0)}(k), x^{(0)}(k-1)$ 互为临值, 对于常数 $\alpha \in [0, 1]$ , 有 $z^{(0)}(k) = \alpha x^{(0)}(k) + (1 - \alpha)x^{(0)}(k-1), k = 2, 3, 4 \dots n$ ,  $\alpha$ 称为生成系数

## 灰色模型GM(1,1)

我们定义 $x^{(1)}$ 的灰导数为 $d(k) = x^{(0)}(k) = x^{(1)}(k) - x^{(1)}(k-1)$

定义 $z^{(1)}(k)$ 为数列 $x^{(1)}(k)$ 的邻值生成数列 $z^{(1)}(k) = \alpha x^{(1)}(k) + (1 - \alpha)x^{(1)}(k-1), k = 2, 3, 4 \dots n$

我们定义GM(1,1)灰微分方程模型为 $d(k) + \alpha z^{(1)}(k) = b$ 或 $x^{(0)}(k) + \alpha z^{(1)}(k) = b$ 其中 $x^{(0)}(k)$ 称为灰导数,  $\alpha$ 称为发展系数,  $z^{(1)}(k)$ 称为白化背景值,  $b$ 称为灰作用量。

将时刻 $k = 2, 3, 4, \dots, n$ 。带入模型公式

$$\begin{cases} x^{(0)}(2) + \alpha z^{(1)}(2) = b \\ x^{(0)}(3) + \alpha z^{(1)}(3) = b \\ \dots \\ x^{(0)}(n) + \alpha z^{(1)}(n) = b \end{cases}$$

$$\text{令 } u = \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix}, Y = \begin{bmatrix} x^0(2) \\ x^0(3) \\ \dots \\ x^0(n) \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} -z^0(2) & 1 \\ -z^0(3) & 1 \\ \dots & \dots \\ -z^0(n) & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{2}(x^{(1)}(1) + x^{(1)}(2)) & 1 \\ -\frac{1}{2}(x^{(1)}(2) + x^{(1)}(3)) & 1 \\ \dots & \dots \\ -\frac{1}{2}(x^{(1)}(n-1) + x^{(1)}(n)) & 1 \end{bmatrix}, \text{于是GM}(1,1)\text{模型可以}$$

表示为  $Y = Bu$

$$\text{利用最小二乘法求得 } \hat{u} = \begin{bmatrix} \hat{a} \\ \hat{b} \end{bmatrix} = (B^T B)^{-1} B^T Y$$

## GM(1,1)白化模型

对于GM (1,1) 的灰微分方程，如果将时刻 $k=2,3,\dots,n$ 视为连续变量 $t$ ，则之前的 $x^{(1)}$ 视为时间 $t$ 函数，于是灰导数 $x^{(0)}(k)$ 变为连续函数的导数 $\frac{dx^{(1)}(t)}{dt}$ ，白化背景值 $z^{(1)}(k)$ 对应于导数 $x^{(1)}(t)$ 。于是GM (1,1) 的灰微分方程对应于的白微分方程为：

$$\frac{dx^{(1)}(t)}{dt} + \alpha x^{(1)}(t) = b$$

## 预测条件&前期处理

- 原始数据应均为非负值，若存在负值应该做适当的平移变换
- 设原始数列为 $x^{(0)} = (x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), x^{(0)}(3), \dots, x^{(0)}(n))$ ，定义数列的级比

$$\lambda(k) = \frac{x^{(0)}(k-1)}{x^{(0)}(k)}, \quad k = 2, 3, 4 \dots n$$

如果所有的级比都落在可容覆盖区间 $X = (e^{\frac{-2}{n+1}}, e^{\frac{2}{n+1}})$ 内则数列 $x^{(0)}$ 可以进行灰度预测，否则应该对数列进行适当的变换处理如

$$y^{(0)}(k) = x^{(0)}(k) + c$$

## 模型建求解

若 $x^{(0)}$ 满足上述条件，建立GM(1,1)模型 $x^{(0)}(k) + \alpha z^{(1)}(k) = b$ 并求得 $\alpha, b$  求出其离散解为

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = (x^{(0)}(1) - \frac{b}{\alpha})e^{-\alpha b} + \frac{b}{\alpha} \quad k = 2, 3, 4 \dots n.$$

从而得到相应的预测值 $\hat{x}^{(0)} = \hat{x}^{(1)}(k+1) - \hat{x}^{(1)}(k), \quad k = 1, 2, 3 \dots n$

## 预测效果检验

### 1. 残差检验

$$\varepsilon(k)=\frac{x^{(0)}(k)-\hat{x}^{(0)}(k)}{x^{(0)}(k)}$$

若 $|\varepsilon(k)|<0.1$ 则达到较高要求, $|\varepsilon(k)|<0.2$ 合格

2. 级比偏差值检验

$$\rho(k)=1-\frac{1-0.5\alpha}{1+0.5\alpha}\lambda(k)$$

若 $|\rho(k)|<0.1$  则达到较高要求 $|\rho(k)|<0.2$  合格