

从零开始学数学建模

GM(1,1)灰色预测

主讲人：北海

b站/公众号：数学建模BOOM

GM(1,1)灰色预测

- 模型简介
- 适用赛题
- 典型例题与原理讲解
- 代码求解

□ GM(1,1)灰色预测模型

□ 名词释义

- G: Grey (灰色), M: Model (模型), (1,1): 只含有一个变量的一阶微分方程模型

□ 白色系统

- 典型例子: 电阻器件
- 特点: 内部特征是完全已知的, 电压、电流和电阻之间的关系(欧姆定律)是已知的
- 知道电阻大小后, 输入电压值, 就能算出电流值
- 白色系统可“计算”出想要的结果

□ 黑色系统

- 典型例子: 一辆车
- 特点: 内部特征是完全未知的, 开车并不需要懂发动机设计和工作原理等
- 非专业人士虽然可以控制汽车, 然而内部出故障时并不会修
- 黑色系统具有“不可知性”

微信公众号: 数学建模BOOM



□ GM(1,1)灰色预测模型

□ 灰色系统

- 典型例子：GDP就是灰色系统
- 特点：介于黑色和白色之间，部分已知，部分未知，具有小样本数据的不确定性系统
- 我们有往年的数据和一定的理论基础（白色）
- 但无法精确计算得出下一年的值（黑色）
- 灰色无法“计算”，但并不是完全“不可知”，可以进行“预测”

□ 如何进行灰色预测

- 根据原始数据，通过累加等方式削弱随机性、获得有规律的新序列
- 建立相应的微分方程模型，得到离散点处的解
- 再通过累减求得的原始数据的估计值，从而对原始数据预测

GM(1,1)灰色预测

- 模型简介
- 适用赛题
- 典型例题与原理讲解
- 代码求解

□适用赛题

□ 数列预测

- **特点：定时求量**，已知xx年到xx年的数据，请预测下一年的数值
- 常见GDP、人口数量、耕地面积、粮食产量等问题
- 针对的问题往往短期波动小、可预测，但长期可能变化大、难以准确预测

□ 灾变预测

- **特点：定量求时**，已知xx年到xx年的数据和某灾变的阈值，预测下一次灾变发生的时间
- 常见洪涝灾害、虫灾等问题
- 模型中需要把超出阈值的数据（异常数据）对应的时间组成新序列

□ 拓扑预测

- **特点：对数据波形进行预测**，求的是多个模型构成的模型群，**等于求解多个灾变预测**
- 与灾变预测类似，不过有较详细的分级，例如虫灾“轻微”“中度”“重度”

□ 注意事项

- **需要的数据量少**，而且数据量太多了没意义，例如用近100年的GDP去预测下一年毫无意义
- **只能短期预测**，究竟多短没有严格限制

GM(1,1)灰色预测

- 模型简介
- 适用赛题
- 典型例题与原理讲解
- 代码求解

□典型例题

□ 例题：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

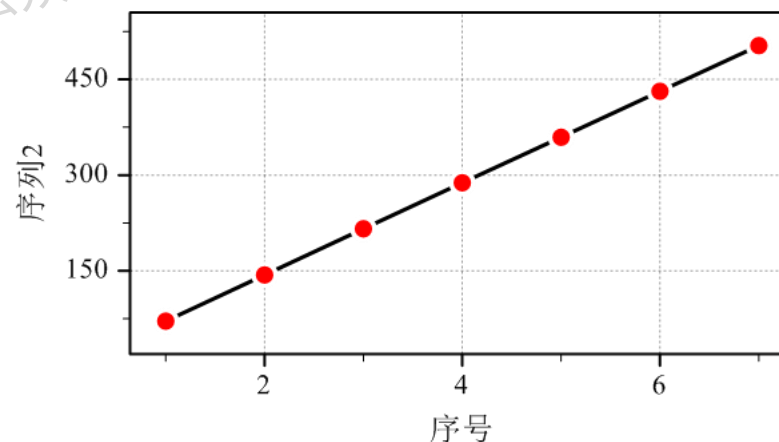
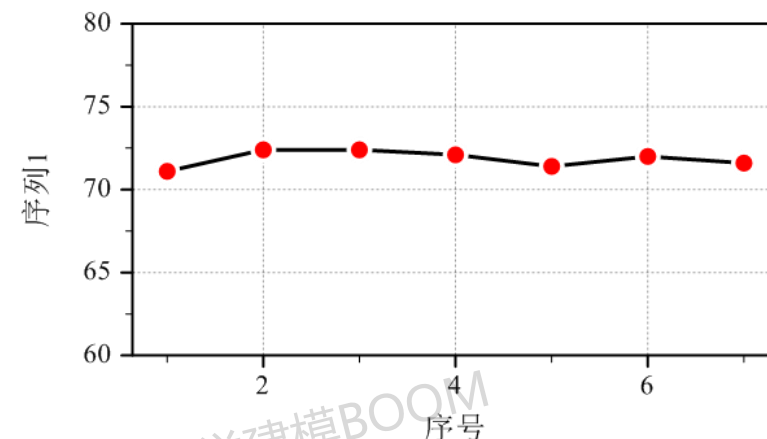
- 特点：数据少，看不出明显规律，适合用灰色预测

□ 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： $x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i)$
- 弱化其随机性，显现其规律性

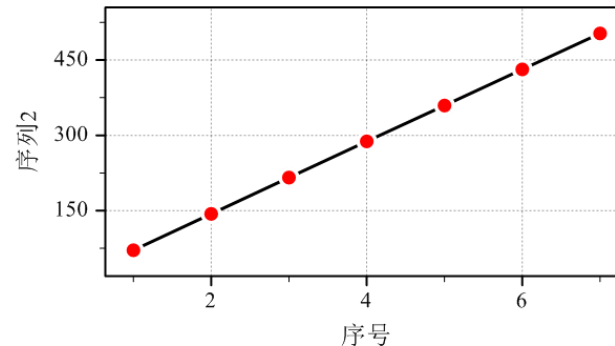


□问题转化

□ 如果一个东西长得像鸭子，叫声像鸭子，走路也像鸭子，那它就是一只鸭子

□ 生成的新序列 $x^{(1)}$ ，看起来像一个指数曲线（直线）

- 因此可用一个**指数曲线**的表达式来逼近这个新序列
- 相应可构建**一阶常微分方程**来求解拟合**指数曲线**的**函数表达式**



□ 关于一阶常微分方程，假设 $x^{(1)}$ 满足形式： $\frac{dx^{(1)}}{dt} + ax^{(1)} = u$

- 要**预测**下一年数值，就需要新序列 $x^{(1)}$ 的表达式，那就要解出**微分方程**(高数基本知识)
- 要解微分方程，**就要先知道参数a和u**

□ **当前问题转化为**：如何求微分方程中的参数a和u

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

□表达式处理

□ 但已知的 $\frac{dx^{(1)}}{dt} + ax^{(1)} = u$ 中的数据是离散的，所以 $\frac{dx^{(1)}}{dt}$ 写成 $\frac{\Delta x^{(1)}}{\Delta t}$

- 注意！ $\Delta t = t - (t - 1) = 1$ ，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 $x^{(0)}(t) = -ax^{(1)}(t) + u$
- 已知 $x^{(0)}(t)$ 和 $x^{(1)}(t)$ 的实际数据，以及二者的函数关系式，此时就可用最小二乘法求参数

□ 为了进一步消除数据随机性， $x^{(1)}(t)$ 修正为 $z^{(1)}(t)$

- 考虑原方程中有 $\frac{\Delta x^{(1)}}{\Delta t}$ ，因此将 $x^{(1)}(t)$ 改为取前后两个时刻的均值更合理
- 对 $x^{(1)}$ 进行均值生成： $z^{(1)}(t) = 0.5 x^{(1)}(t) + 0.5 x^{(1)}(t - 1)$ ， $t = 2, \dots, n$
- 即方程改为 $x^{(0)}(t) = -az^{(1)}(t) + u$
- 等号左边 $x^{(0)}(t)$ 有7个已知数据，等号右边 $z^{(1)}(t)$ 也有7个已知数据，函数还有两个未知参数
- 就可用最小二乘法求未知参数

□模型求解

□ 最小二乘法求解

- 当前方程（函数）为 $x^{(0)}(t) = -az^{(1)}(t) + u$
- 最小二乘法就是求出当 **拟合函数** 求的值与 **已知数据** 的 **平方差最小** 时，未知参数该取几
- 方程矩阵形式 $Y=BU$

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

- 最小二乘法也就是求 $(Y - BU)^T(Y - BU)$ 取最小值时的 U
- 求解 U 的 **估计值** 为 $\hat{U} = [\hat{a}, \hat{b}]^T = (B^T B)^{-1} B^T Y = \begin{bmatrix} 0.0023 \\ 72.6573 \end{bmatrix}$ ，即 **求出参数 \hat{a}, \hat{b}**

- （注意：高数课本就有最小二乘法；数模资料上大多在“插值与拟合”章节讲最小二乘法）

GM(1,1)灰色预测

□模型求解

□ 参数已求出，代入原微分方程，求出 $\frac{dx^{(1)}}{dt} + \hat{a}x^{(1)} = \hat{b}$ 的解

- $\hat{x}^{(1)}(k+1) = \left(x^{(0)}(1) - \frac{\hat{b}}{\hat{a}}\right)e^{-\hat{b}k} + \frac{\hat{b}}{\hat{a}} = -30929e^{-0.0023k} + 31000$
- 当式中的 $k=0,1,2,\dots,6$ 时求得的为 **拟合值**，大于等于7时为 **预测值**
- 分别取 $k=7$ 和 6 ，得 $\hat{x}^{(1)}(8)$ 和 $\hat{x}^{(1)}(7)$ ；
- 就能预测下一年的道路噪声平均声级 $\hat{x}^{(0)}(8) = \hat{x}^{(1)}(8) - \hat{x}^{(1)}(7)$

□ 拟合值与预测值

- 因为第1到7年的噪声数据是已知的，那么通过微分方程的函数解求出的值就是拟合值
- 拟合值与实际值的偏差，代表了模型的优劣
- 偏差越小，模型越好。偏差过大说明有问题，所以下一步需要拟合值进行模型检验

□模型求解

□ 模型靠不靠谱，需要进行模型检验

- 模型检验就是看按照 $\hat{x}^{(1)}(k+1)$ 求得的拟合值和实际值相差大不大
- **相对误差检验**: $\varepsilon(k) = \frac{|x^{(0)}(k) - \hat{x}^{(0)}(k)|}{x^{(0)}(k)}$
- 如果 $\varepsilon(k) < 0.2$, 可认为达到一般要求; 如果 $\varepsilon(k) < 0.1$, 即达到较高要求
- **级比偏差检验**: $\rho(k) = 1 - \frac{1-0.5a}{1+0.5a} \lambda(k)$, 其中级比 $\lambda(k) = \frac{x^{(0)}(k-1)}{x^{(0)}(k)}$
- 如果 $|\rho(k)| < 0.2$, 可认为达到一般要求; 如果 $|\rho(k)| < 0.1$, 即达到较高要求
- 如果大于0.2怎么办? 换模型吧....灰色预测不适合本题

□原始数据的级比检验

□ 在建模**最开始**，需要进行数据的级比检验

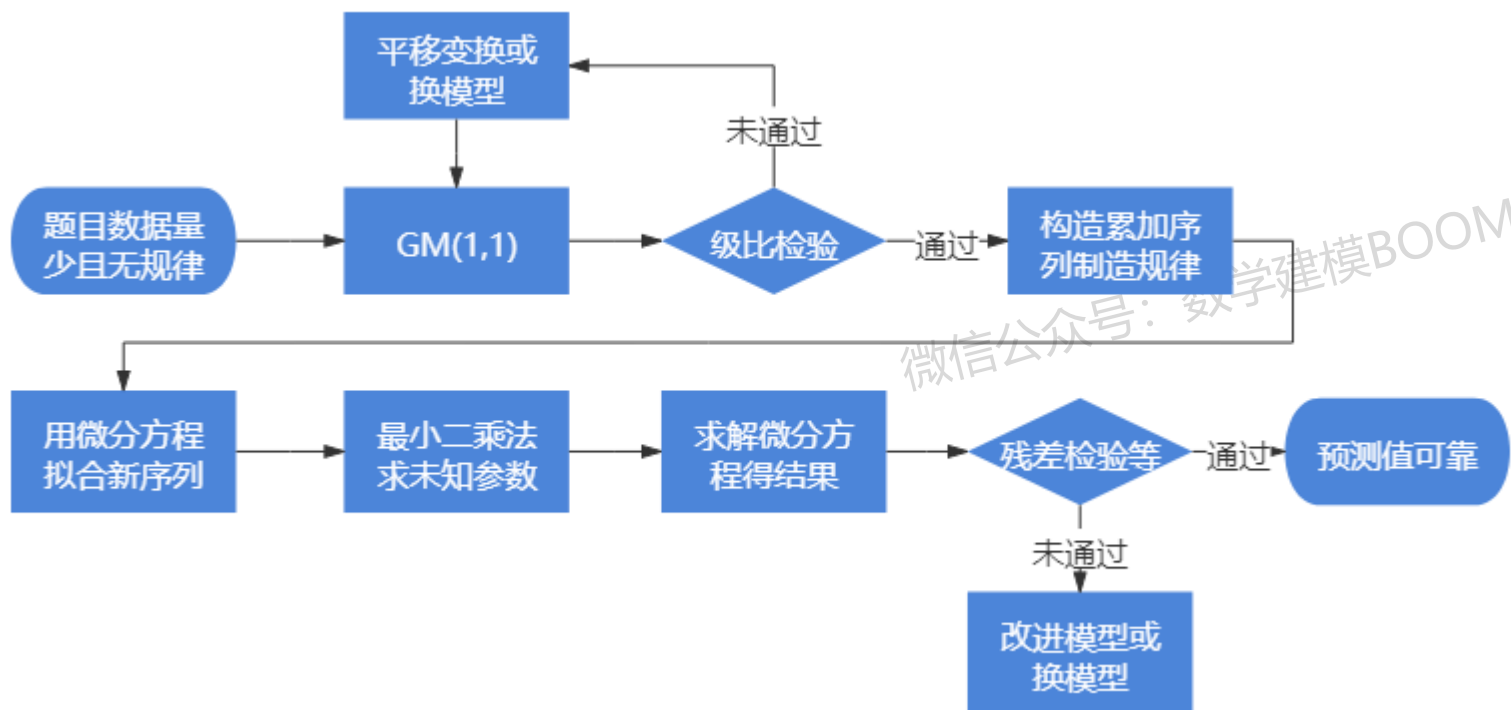
- 为了确定**原始数据**使用GM(1,1)模型的**可行性**，避免白忙活，需要对原始数据进行级比检验：
- 计算 $\lambda(k) = \frac{x^{(0)}(k-1)}{x^{(0)}(k)}, k = 2, 3, \dots, n$
- 如果 $\lambda(k)$ 在区间 $(e^{-\frac{2}{n+1}}, e^{\frac{2}{n+2}})$ 内，说明可用GM(1,1)模型；
- 如果在区间外，可尝试平移变换
- 也就是给每个数据都加上任意常数c后看是否在区间内；求解后再减去c
- 如果尝试多次平移变换后始终无法在区间内，说明题目不适合灰色预测

微信公众号：数学建模BOOM

□整体思路

□ 流程

- 核心就是最小二乘法求参数，再求微分方程
- 在最开始要对原始数据进行检验，在最后要对结果进行检验



GM(1,1)灰色预测

- 模型简介
- 适用赛题
- 典型例题与原理讲解
- 代码求解

□代码求解

□ 结果分析

- 本课程接下来到文件GM11.mlx中讲解代码
- 求解出预测下一年的噪声值为71.4 dB
- 模型检验结果见下表，可见该模型的精确较高，可用于本题预测。

序号	年份	原始值	拟合值	相对误差	级比偏差
1	1986	71.1	71.1	0	
2	1987	72.4	72.4057	0.01%	0.0203
3	1988	72.4	72.2362	0.23%	0.0023
4	1989	72.1	72.0671	0.05%	-0.0018
5	1990	71.4	71.8984	0.7%	-0.0074
6	1991	72.0	71.7301	0.37%	0.0107
7	1992	71.6	71.5622	0.05%	-0.0032

□ 写出你的笔记

□ 费曼学习法

- 费曼学习法：以教代学
- 只有当你能够教会别人，才代表你真正学会了！

□ 有奖征集：每学完一期课程，整理笔记，发布在各平台

- 将你每节课所学到的，整理出一套笔记
- 尽量不要照搬或截图课程的内容
- 可自行发布在知乎/CSDN等等各类平台



费曼学习法

① 确定主题开始学习

② 理解所学内容

③ 把所学内容讲给别人

④ 把讲不清楚的地方去学明白

- 符合以下要求的文章，且文章点赞超过100或浏览量超1万的，可获取半价退款奖励（联系北海的QQ：1980654305）
- 1、标题设为：XXXX（模型或算法）——北海数学建模课程笔记
- 2、文章首行写：本文为北海的数模课程学习笔记，课程出自微信公众号：数学建模BOOM。

□ “从零开始学数学建模”系列课程

- 本期课程视频出自**b站up**: 数学建模BOOM
- 全套课程请关注**微信公众号**: 数学建模BOOM, 回复“课程”

END

微信公众号: 数学建模BOOM