西北农业学报　2001, 10(3): 103~ 107
Acta Agriculturae Boreali-occidentalis Sinica

非平稳衰减过程灰色高阶动态建模方法及应用

卢恩双
(西北农林科技大学生命科学学院,陕西杨陵　712100)

摘　要: 基于灰色微分动态建模与线性差分建模原理,对非线性离散序列经累加、累减生成与变量变换,提出灰色高阶 LM(m,1)模型与 LE(m,1)模型。利用灰色高阶 GMS(m,1)模型进行参数辨识与反馈拟合,为非平稳衰减序列、振荡型有限增长过程建模辨识提供了有效、规范的新方法。模型结构、参数信息包容量丰富,适用性广泛。对农药残留量消解动态序列模拟效果极显著,拟合精度大大提高。

关键词: 灰色高阶增量动态模型; 变换变量; 参数反馈辨识; 振荡衰减动态序列; 农药残留量
中图分类号: S11+ 7　　文献标识码: A　　文章编号: 1004-1389(2001)03-0103-05

Method for Establishing Model and Application of Grey Higher Order Dynamic in Unstable Decreasing Process

LU En-shuang
(College of Life Sciences, Northwest Science and Technology University of Agriculture and Forestry, Yangling Shaanxi　712100, China)

Abstract　Based on the establishing model principle of gray differentiation dynamics and linear difference, the gray higher order LM(m, 1) model and LE(m, 1) model were given by using continuous sum, continuous minus and variable transformation. Using gray higher order model GMS(m, 1) to do the parameter identification and feedback fit, it could give an effective and normal new method for vibrative finite increasing process of unstable decreasing sequence. The model structure, parameter contained a lot of information and could be used widely. The model had a very significant result for agriculture chemical residue of eliminating dynamics sequence. The fit precision was increased greatly.

Key words　Gray higher order incremental dynamics model transformation variable; Parameter feedback identify; Vibrative decreasing dynamics sequence; Agricultural chemical remain

灰色微分动态建模方法采用累加生成数据序列建立一阶或高阶动态模型。累加生成数据序列可以弱化原始时间序列的随机性影响及无序性扰动,强化、揭示其隐含的有序性信息与规律性。但此法存在 2个明显缺陷: 一是离散时间序列的微分值(瞬时变化率)客观上无法确定,取增量平均值作为微分近似值极易产生偏差且无法估计,从而使待估参数产生偏差;二是时间响应函数中的待定参数由初值条件确定,但初值本质上是包含随机性干扰或环境涨落扰动的非确定性灰色量。非线性动态模型的动态行为对初值与参数敏感性极强,采用灰色 GM(n,1)模型拟合误差往往很大或失效。

对具有周期振荡性动态行为的大样本离散时间序列,一般采用高阶线性差分方程建模拟合。m 阶线性差分方程的通解中包含 m 个不定常数——待定参数,由初值条件确定。初值与参数误差、偏差随递推过程而放大,外推预测的可靠性、合理性大大降低。

将灰色 GM(n, 1)微分动态建模与高阶线性差分建模原理相结合,对非线性动态时间序列按其动态特征与趋势设置适当的变换变量,经累加生成处理,生成高阶增量序列,可构建高阶增量线性动态模型。经组合参数辨识可求解出待估参数;

* 收稿日期: 2001-02-22
作者简介: 卢恩双(1952-),男,陕西南郑人,副教授,主要从事数学教学及应用数学的研究。电话: (029)7098292

导出含有灰色参数的时间响应函数;引入中间变量作反馈辨识,可使灰色参数白化。

1 灰色高阶增量动态模型及参数辨识方法

1.1 离散时间序列与时间函数累加累减生成模式

记$\{x^{(0)}(t)\}$ ($t=0,1,2,\cdots$)为原始时间数据序列,$\{y^{(0)}(t)\}$为$\{x^{(0)}(t)\}$的变换时间序列。记$\{y^{(n)}(t)\}$ ($n=1,2,\cdots$)为$\{y^{(0)}(t)\}$序列的n次累加生成数据序列,$y^{(n)}(t)=\sum_{l=0}^{t}y^{(n-1)}(l)$。$\{y^{(0)}(t)\}$为$\{y^{(n)}(t)\}$序列的$n$阶增量序列。

记$\Delta^{(m)}$为对离散时间序列或时间函数的m次累减生成算子。则:$\Delta^{(m)}y^{(0)}(t)=\Delta^{(m-1)}y^{(0)}(t)-\Delta^{(m-1)}y^{(0)}(t-1)$。

记$T^{(0)}(t)=t$。当$\Delta^{(1)}t=1$时,$\Delta^{(1)}T^{(0)}(t)=T^{(-1)}(t)=1$,$\Delta^{(2)}T^{(0)}(t)=T^{(-2)}(t)=0$。离散时间因子$t$的$n$次累加生成时间函数为:$T^{(n)}(t)=\sum_{l=0}^{t}T^{(n-1)}(l)$,记$T^{(n)}(t)=\sum_{i=1}^{n}h_i t^i$,经累减生成,由初值条件$t=0$时,$T^{(n)}(0)=0$,可导出$h_i$数值。$T^{(1)}(t)=\frac{1}{2}\left(t+t^2\right)$,$T^{(2)}(t)=\frac{1}{6}(2t+3t^2+t^3)$,$\cdots$。

记$U(t)=e^{at}$,则$\Delta^{(1)}U(t)=kU(t)$,$k=1-e^{-a}$,即$a=-\ln(1-k)$。$\Delta^{(m)}U(t)=k^mU(t)$,$U^{(n)}(t)=U^{(t)}/K^m$。

1.2 灰色高阶增量线性动态模型的一般形式

记$\{Z^{(n)}(t)\}$序列为$\{y^{(0)}(t)\}$序列的n次扩展累加生成序列,即从某序列开始每次累加生成应加入累加生成常数并对时间函数作相应累加生成。一般地,对$\{y^{(p)}(t)\}$序列可构造包含待定参数的扩展变量

$$Z^{(p)}(t)=y^{(p)}(t)+\sum_{i=0}^{p}C_iT^{(p-d-i)}(t) \qquad (1-1)$$

式中:$\{C_i\}$为累加生成常数。参数d确定C_i对应的起点序列。当$d=1$时,$Z^{(0)}(t)=y^{(0)}(t)+C_0$;

当$d=2$时,$Z^{(0)}(t)=y^{(0)}(t)$;余者类推。当$\{\Delta y^{(0)}(t)\}$为非负振荡衰减序列且$\lim_{t\to\infty}y^{(0)}(t)=$常数时,取$d=1$;当$\{y^{(0)}(t)\}$为非负振荡衰减序列且$\lim_{t\to\infty}\{y^{(1)}(t)\}=$常数时,取$d=2$。对于$\{y^{(0)}(t)\}$序列,生成$\{y^{(n)}(t)\}$ ($n=1,2,\cdots$)序列,构造指数线性模型:

$$Z^{(n)}(t)=\sum_{i=1}^{m}B_i^{(n)}e^{a_it} \qquad (1-2)$$

经$m\leqslant n$次累减生成与变量代换,导出GMS(m,1)模型,即m阶线性齐次增量方程:

$$Z^{(n-m)}(t)=\sum_{i=1}^{m}\mathrm{U}_iZ^{(n-m+i)}(t) \qquad (1-3)$$

由(1-1)式导出(1-3)式的参数拟合方程:

$$y^{(n-m)}(t)=\sum_{i=0}^{n}\mathrm{T}_iT^{(i-d)}(t)+\sum_{i=1}^{m}\mathrm{U}_iy^{(n-m+i)}(t) \qquad (1-4)$$

式中:T_i,U_i均为组合参数。n,m及d一经确定可导出各参数的具体形式。经参数辨识,由组合参数可求解出待定参数$\{c_i\}$、$\{k_i\}$,导出$\{\alpha_i\}$值。

当$m=n$且$d=1$时,GMS(1,1)模型的组合参数为:$\mathrm{T}_0=k_1c_0-c_0$,$\mathrm{T}_1=k_1c_0$,$\mathrm{U}_1=k_1$;GMS(2,1)模型的组合参数为:$\mathrm{T}_0=\mathrm{U}_1c_1+\mathrm{U}_2c_2-c_0$,$\mathrm{T}_1=\mathrm{U}_1c_0+\mathrm{U}_2c_1$,$\mathrm{T}_2=\mathrm{U}_2c_0$,$\mathrm{U}_1=k_1+k_2$,$\mathrm{U}_2=-k_1k_2$。GMS(3,1)模型的组合参数为:$\mathrm{T}_0=\mathrm{U}_1c_1+\mathrm{U}_2c_2+\mathrm{U}_3c_3-c_0$,$\mathrm{T}_1=\mathrm{U}_1c_0+\mathrm{U}_2c_1+\mathrm{U}_3c_2$,$\mathrm{T}_2=\mathrm{U}_2C_0+\mathrm{U}_3c_1$,$\mathrm{T}_3=\mathrm{U}_3c_0$,$\mathrm{U}_1=k_1+k_2+k_3$,$\mathrm{U}_2=-[(k_1+k_2)k_3+k_1k_2]$,$\mathrm{U}_3=k_1k_2k_3$。余者类推。

GMS(m,1)模型中待定参数$\{k_i\}$的特征方程为:

$$K^m=\sum_{i=1}^{m}\mathrm{U}_ik^{m-i} \qquad (1-5)$$

对于GMS(2,1)模型,特征方程为:$k^2-\mathrm{U}_1k-\mathrm{U}_2=0$。$k_i$取值可分为4种情况:(1)$k_i$为负实数,$\mathrm{T}_i=-\ln(1-k_i)$亦为负实数;$0<k_i<1$,$\mathrm{T}_i$为正实数。(2)$k_i>1$(正实数),则$e^{\mathrm{T}_i}=(-1)(k_i-1)^{-1}=(-1)e^{\mathrm{T}_{i0}}$,$\mathrm{T}_{i0}=-\ln(k_i-1)$。当$1<k_i<2$时,$\mathrm{T}_{i0}$为正实数;当$k_i>2$时$\mathrm{T}_{i0}$为负实数。$U_i(t)=e^{a_it}=(-1)^te^{a_{i0}t}$,$U_i(t)$为2-周期振荡发散($1<k_i<2$,$\mathrm{T}_{i0}>0$)或振荡衰减($k_i>2$,$\mathrm{T}_{i0}<0$)函数。(3)当$\mathrm{U}_1^2+4\mathrm{U}_2<0$时,$k_i$为共轭复数,$k=\mathrm{U}_1/2\pm\sqrt{-(\mathrm{U}_1^2+4\mathrm{U}_2)}/2i$,$(i=\sqrt{-1})$。记$\mathrm{T}_i=\mathrm{T}_{i0}\pm\mathrm{k}$,由$e^{-\mathrm{T}_i}=1-k_i$可导出:$\mathrm{T}_{i0}=-\frac{1}{2}\ln[1-\mathrm{U}_1-\mathrm{U}_2]$,$\mathrm{k}=\arccos\frac{(2-\mathrm{U}_1)/2}{\sqrt{1-\mathrm{U}_1-\mathrm{U}_2}}$。$U_i(t)=(\cos\mathrm{k}t\pm\sin\mathrm{k}t)e^{a_{i0}t}$。当$\mathrm{T}_0<0$时,$U_i(t)$为周期振荡性衰减函数。(4)$\mathrm{U}_1^2+4\mathrm{U}_2<0$且$\mathrm{U}_1+\mathrm{U}_2=0$时,$\mathrm{T}_0=0$,$\mathrm{k}=\arccos\left(1-\frac{1}{2}\mathrm{U}_1\right)$,$\mathrm{T}_i=i\mathrm{k}$为纯虚数,$U_i(t)=\cos\mathrm{k}t\pm\sin\mathrm{k}t$。设$\mathrm{k}=360/n$,当$t$为离散序列,$n$为正自然数,则对情况(3)$U_i(t)$为复合$n$——周期振荡发散(或衰减)函数,对情况(4)$U_i(t)$为复合$n$——周期振荡函数。

1.3 灰色参数反馈辨识

(1-4)式的解即灰色

时间响应函数为:

$$\otimes Z^{(p)}(t)=\sum_{i=1}^{m}\otimes B_i^{(p)}e^{a_i t} \qquad (1-6)$$

对于决定性系统,可由初值: $t=0$时, $Z^{(p)}(0)=\sum_{i=1}^{m}B_i^{(p)}$, $P=0,1,\cdots,m-1$,联立求解出$\left\{B_i^{(p)}\right\}$, $B^{(p-1)}=k_iB_i^{(p)}$,初值条件的随机扰动及不确定性必然使$\left\{B_i^{(p)}\right\}$产生不确定性,即$\left\{B_i^{(p)}\right\}$对初值条件$\left\{Z^{(p)}(0)\right\}$ $(p=0,1,\cdots,m-1)$敏感依赖。

引入中间变量: $U_i(t)=e^{a_i t}$。可对(2-6)作参数反馈辨识,公式为:

$$y^{(p)}(t)=\sum_{i=1}^{p}A_iT^{(i-d)}(t)+\sum_{i=1}^{m}B_i^{(p)}U_i(t) \qquad (1-7)$$

2 若干振荡衰减序列的变量变换与灰色 GMG(m, 1)建模方法

2.1 灰色 GMG(m, 1)模型

当$\left\{x^{(0)}(t)\right\}$为非负振荡减速衰减序列且 $\lim_{t\to\infty}x^{(0)}(t)=0$,则 $\lim_{t\to\infty}x^{(1)}(t)=N$,取 $d=2$,生成$\left\{x^{(m)}(t)\right\}$ $(m=1,2,\cdots)$序列,建立 GMS(m, 1)模型:

$$\begin{cases} x^{(1)}(t)=\sum_{i=1}^{m}B_i^{(1)}e^{a_i t} \\ x^{(0)}(t)=\sum_{i=1}^{m}B_ie^{a_i t}=B(t)e^{a_m t} \end{cases} \qquad (2-1)$$

其微分形式为: $$\frac{dx^{(0)}(t)}{dt}=W(t)x^{(0)}(t) \qquad (2-2)$$

式中: $W(t)=a_m+\frac{1}{B(t)}\cdot\frac{dB(t)}{dt}$;时变密度制约函数为: $F[t,x^{(0)}(t)]=F_1[B(t)]=W(t)$。记 $a_m=\{\max a_i\}$。当 $a_m<0$时, $\lim_{t\to\infty}W(t)=a_m$。$\left\{x^{(0)}(t)\right\}$序列具有振荡减速衰减动态特征。对不同的$\{k_i\}$参数值,可拟合减速衰减($\max\{k_i\}<0$, 2-周期振荡减速衰减($\max\{k_i\}>2$,其余 $k_i<0$),周期性振荡减速衰减($\{k_i\}$中至少有一对共轭复数,其余 $k_i<0$)动态序列,揭示其内在规律。

2.2 灰色 LM(m, 1)模型

当$\{x^{(0)}(t)\}$为非负、非单调振荡衰减序列且 $\lim_{t\to\infty}x^{(0)}(t)=0$,则 $\lim_{t\to\infty}x^{(1)}(t)=N$。作变量变换 $y^{(0)}(t)=D/x^{(1)}(t)$。D为给定常数,一般取 $D>\max\left\{x^{(1)}(t)\right\}$,以保证$\left\{y^{(0)}(t)\right\}$序列数据有效精度为宜。取 $d=1$,生成$\left\{y^{(m)}(t)\right\}$ $(m=1,2,\cdots)$序列,建立 GMS$(m,1)$模型(2-2)式,导出灰色 LM$(m,1)$模型:

$$x^{(1)}(t)=\frac{D}{A_0+B(t)e^{a_m t}} \qquad (2-3)$$

其微分形式为:

$$\frac{dx^{(1)}(t)}{dt}=r(t)\left[1-\frac{x^{(1)}(t)}{N}\right]x^{(1)}(t) \qquad (2-4)$$

式中: $N=D/A_0$, $r(t)=-W(t)=-\left(a_m+\frac{1}{U(t)}\cdot\frac{dU(t)}{dt}\right)$。当 $a_m<0$时, $\lim_{t\to\infty}r(t)=-a_m$。对于LM(1, 1)模型, $r(t)=r=-a_1$, $B(t)=B_1$,对应于 Logistic模型。对于 LM$(m,1)$模型,当 $m\geqslant2$时, $r(t)$为振荡时变参数; $F[t,x^{(1)}(t)]=r(t)\left[1-\frac{x^{(1)}(t)}{N}\right]$,为 $x^{(1)}(t)$的振荡时变线性函数。$B(t)$函数决定时变内禀增长率 $r(t)$参数的振荡时变动态特征。当 $a_m<0$时,$\left\{x^{(1)}(t)\right\}$序列的瞬时增长率具有振荡衰减动态特征。

2.3 灰色 LE(m, 1)模型

当$\left\{x^{(0)}(t)\right\}$为非负涨落(变速)振荡衰减序列且 $\lim_{t\to\infty}x^{(0)}(t)=0$,则 $\lim_{t\to\infty}x^{(1)}(t)=N_0$作变量变换: $y^{(0)}(t)=D\ln x^{(1)}(t)$。取 $d=1$,生成$\left\{y^{(m)}(t)\right\}$ $(m=1,2,\cdots)$序列,建立 GMS(m, 1)模型(2-2)式,导出 LE$(m,1)$模型:

$$x^{(1)}(t)=N\exp\left[U(t)e^{a_m t}/D\right] \qquad (2-5)$$

式中: $N=\exp\left[\frac{A_0}{D}\right]$。当 $a_m<0$时, $\lim_{t\to\infty}x^{(1)}(t)=N$。其微分形式为:

$$\frac{dx^{(1)}(t)}{dt}=W(t)\ln\frac{x^{(1)}(t)}{N}\cdot x^{(1)}(t) \qquad (2-6)$$

$F[t,x^{(1)}(t)]=W(t)\ln\frac{x^{(1)}(t)}{N}$,是$\left\{x^{(1)}(t)\right\}$的时变非线性函数。当 $a_m<0$时,$\left\{x^{(1)}(t)\right\}$序列的瞬时增长率为复合衰减或振荡衰减函数。

3 农药残留量动态模拟应用

农药残留量数据一般为非平稳衰减时间序列。当内外部环境条件涨落扰动变化较大时,农药残留量消解过程具有变速、振荡衰减动态特征。采用常规指数函数、灰色 GM$(n,1)$模型拟合效果往往不佳或误差较大。近年来国内不少学者提出若干数学模型描述,模拟农药残留量消解动态规律,取得一定进展[4]。

本文对文献[3]中的 2个农药残留量数据序列分别建立灰色 GMS$(m,1)$, LM$(m,1)$及 LE$(m,1)$模型。采用复相关系数 R^2作拟合效果(优度)检验,以平均误差百分率

$\left(Z=\frac{1}{n}\sum_{t=0}^{n}\left|1-x^{(0)}(t)/x^{(0)}(t)\right|, n\text{为样本容量}\right)$作

为拟合精度指标.

3.1　小白菜施用氯氰菊脂的残留量消解动态模拟　根据文献[3],记 $x^{(0)}(t)$ 为小白菜施药后第 t 天的氯氰菊脂残留量(mg/kg),$\{x^{(0)}(t)\}$ 序列为不平稳、非恒速衰减序列,用指数插值法补充间断点序列数据。分别采用灰色 GMG(2,1)模型、灰色 LM(2,1)模型、灰色 LE(2,1)模型建模辨识(表 1)。

现将实测值、本文 3种模型拟合值、文献[3]中的时序叠合模型拟合值、常规指数模型拟合值及其相关系数 R^2、平均误差百分率 Z 列于表 2.

本文 3种动态模型拟合的复相关系数 $R^2>0.9985$,平均误差百分率 $Z<10.38$. 以灰色 LM(2,1)模型拟合效果最佳:$R^2=0.999267$,$Z=7.2007$. 时序叠合模型拟合优度较好但精度尚差;常规指数模型拟合效果、精度均极差。表明该序列变动规律适于用灰色 LM(2,1)模型描述、揭示。

表 1　小白菜施用氯氰菊酯残留量灰色动态模型及拟合参数

Table 1　Gray dynamic model and fit parameter of the residue value of cabbage after spraying Chlorine cyanogen ether

模型 Model	模型形式 Model form	模型参数 Model parameter
GMG(2,1)模型 GMG(2,1) model	$x^{(1)}(t)=A_1+B_1e^{a_1t}+B_2e^{a_2t}$	$(a_1,a_2,A_1,B_1,B_2)=(-1.16901536,-0.10491696,7.109973,-1.5314957,-3.2879817)$
LM(2,1)模型 LM(2,1) model	$x^{(1)}(t)=\dfrac{10^4}{A_0+B_1e^{a_1t}+B_2e^{a_2t}}$	$(a_1,a_2,A_0,B_1,B_2)=(-1.857700293,-0.21982746,1570.222248,1691.859794,1105.070665)$
LE(2,1)模型 LE(2,1) model	$x^{(1)}(t)=N\exp\dfrac{B_1e^{a_1t}+B_2e^{a_2t}}{100}$	$(a_1,a_2,B_1,B_2,N)=(-1.514616378,-0.159856595,6.66854962,49.84881616,-57.0468933)$

表 2　小白菜施用氯氰菊酯残留量动态模拟结果对比

Table 2　Dynamic simulation result of the comparison of the residue value of cabbage Chlorine cyanogen ether

模型方法 Model method		时间 Time(d) 0	1	3	5	8	R^2	Z
实测值(mg/kg): $x^{(0)}(t)$ Observation value		2.290	1.380	0.310	0.257	0.130	–	–
本文模型拟合值 The model fit value	GMS(2,1)模型: $x^{(0)}(t)$ GMS(2,1) model	2.290	1.384	0.367	0.225	0.157	0.998572	10.3795
	LM(2,1)模型: $x^{(0)}(t)$ LM(2,1) model	2.290	1.385	0.351	0.233	0.147	0.999267	7.2007
	LE(2,1)模型: $x^{(0)}(t)$ LE(2,1) model	2.290	1.385	0.359	0.228	0.154	0.998906	9.1829
时序叠合模型拟合值: $x^{(0)}(t)$ Model fit value of time order superpose		2.290	1.384	0.647	0.307	0.105	0.966781	29.5371
常规指数模型拟合值: $x^{(0)}(t)$ Model fit value of normal index		1.695	1.187	0.582	0.285	0.098	0.867062	32.6441

3.2　除草醚残留量消解动态模拟　据文献[3],记 $x^{(0)}(t)$ 为施药后第 t 天的除草醚残留量。$\{x^{(0)}(t)\}$ 序列为不平稳变速衰减序列,呈低速→高速→低速衰减动态特征,亦采用指数插值法补充间断点序列数据。分别采用灰色 GMS(2,1)模型、LM(3,1)模型、LE(2,1)模型建模辨识(表 3)。

表 3　除草醚残留量灰色动态模型及拟合参数

Table 3　Gray dynamic model and fit parameter of the residue value herbicide ether residue

模型 Model	模型形式 Model form	模型参数 Model parameter
GMG(2,1)模型 GMG(2,1) model	$x^{(1)}(t)=A_1+B_1e^{a_1t}+B_2e^{a_2t}$	$(a_1,a_2,A_1,B_1,B_2)=(-0.21571645,-0.08366095,30.951613,-7.244511-24.212224)$
LM(3,1)模型 LM(3,1) model	$x^{(1)}(t)=\dfrac{1000}{A_0+B_1(-1)^te^{a_{10}t}+B_2e^{a_2t}+B_3e^{a_3t}}$	$(a_{10},a_2,a_3,A_0,B_1,B_2,B_3)=(-1.475680729,-0.908702557,-0.170291546,35.37170035,-131.339302,525.8726045,85.63248805)$
LE(2,1)模型 LE(2,1) model	$x^{(1)}(t)=N\exp\dfrac{B_1e^{a_1t}+B_2e^{a_2t}}{100}$	$(a_1,a_2,B_1,B_2,N)=(-0.682069872,-0.129150921,-202.4706329,-149.2477208,29.54400533)$

现将实测值、本文 3种动态模型拟合值、文献[3]时序叠合模型拟合值、常规指数模型拟合值及复相关系数 R^2、平均误差百分率 Z列于表 4。本文 3种动态模型拟合的 $R^2 \geqslant 0.9966$,拟合优度高于其余两个模型;以灰色 LE(2, 1)模型拟合效果最优 ($R^2 \approx 0.998841$),精度最高 (Z= 1.8988)。表明该序列变动规律适于用灰色 LE(2, 1)模型描述,揭示;而灰色 GMS(2, 1)模型, LM(3, 1)模型及文献 [3]中的时序叠合模型 3种模型拟合效果及精度接近,灰色 LE(2, 1)模型拟合精度大大提高。常规指数模型拟合值在初期偏差较大,效果不佳。

表 4　除草醚残留量动态模拟结果对比

Table 4　The comparison of herbicide ether remian value dynamics fit result

模型方法 Model method		时间 Time(d) 1	3	5	7	10	12	19	24	R^2	Z
实测值: $x^{(0)}(t)$ Observation value		2.860	2.640	2.060	1.480	1.130	0.910	0.470	0.250	–	–
本文模型拟合值 The model fit value	GMS(2, 1)模型: $x^{(0)}(t)$ GMS(2, 1) model	2.844	2.557	1.983	1.562	1.117	0.905	0.460	0.294	0.996645	4.9193
	LM(3, 1)模型: $x^{(0)}(t)$ LM(3, 1) model	2.861	2.642	2.045	1.443	1.083	0.949	0.410	0.196	0.998468	5.3144
	LE(2, 1)模型: $x^{(0)}(t)$ LM(2, 1) model	2.859	2.698	2.010	1.510	1.115	0.930	0.456	0.255	0.998841	1.8988
时序叠合模型拟合值: $x^{(0)}(t)$ Model fit value of time order superpose		2.860	2.476	1.954	1.591	1.151	0.930	0.440	0.258	0.991963	4.0621
常规指数模型拟合值: $x^{(0)}(t)$ Normal index model fit value		3.015	2.434	1.966	1.587	1.152	0.930	0.440	0.258	0.986508	4.8429

4　结论与展望

环境、资源、生物、生态及自然、社会系统中广泛存在非线性、振荡性有限增长或衰减动态过程,其观测数据一般为离散时间序列。利用原始时间序列或变换变量的 n 次累加生成数据序列,对灰色 GMS(m, 1)作阶次搜索与辨识,可揭示原始时间序列中隐含的周期性、振荡性动态有序信息,研究其内在规律性。以灰色 GMS(m, 1)为基本模型,通过动态行为特征分析研究,找出适当变换变量形式,可将一些非线性、非单调动态序列转化为多指数叠加模型形式,为非线性、振荡型生长曲线建模拟合找到新途径。该方法在生物、生态等自然科学及社会、经济科学中具有广泛适用性与广阔应用前景。

参 考 文 献:

[1]　陈兰荪. 数学生态学模型与研究方法 [M]. 北京: 科学出版社, 1988, 9. 58- 128.

[2]　罗庆成, 史开泉, 何 勇. 灰色系统新方法 [M]. 北京: 农业出版社, 1993, 7. 61- 106.

[3]　张庆国, 胡秉民. 时序建模及其在农药降解动态模拟中的应用 [J]. 浙江农业大学学报, 1997, 23(6): 635- 639.

[4]　马庆立, 戚澄九. 数学模式在农业环境保护中的应用— 土壤中农药降解的定量预测 [J]. 国外农业环境保护, 1989, (4): 18- 22.

[5]　孙全敏, 王占礼, 邵明安. 生物种群扩展模型灰色增量生成参数辨识方法及应用 [J]. 系统工程理论与实践, 2000, 20(8): 105- 113.