改进的灰色预测模型在电力系统负荷预测中的应用

朱要明，李朝霞
（西藏大学 农牧学院水电系，林芝 八一镇 860000）

摘　要：灰色预测模型具有多种优点，适用于电力负荷预测，但其存在很多局限性。根据建模机理，适当改进影响模型精度的几种重要因素，能够有效地提高模型的预测精度。通过石家庄市电网年度销售电量数据加以验证。证明改进的效果明显。

关键词：GM(1,1)模型；平滑处理；精度；初始值；背景值
中图分类号：TM715

电力工业在任何国家都处于经济发展的首位，准确、及时地预测电力负荷在电力系统规划和运行中有重要作用，预测的准确程度将直接影响到电力投资；网络布局和运行的合理性，甚至大的能源决策问题。对电力系统而言，影响负荷预测的因素很多，可以归纳于四种类型：经济、时间、气候和随机干扰。其部分信息明确和部分信息不明确，符合灰色系统特征。因此，灰色预测在电力负荷预测中存在着广阔前景[1]。而在灰色模块中，有未来预测值的上界和下界间所夹的平面成一喇叭形展开，即未来时刻越远，预测值的灰区间越大。可见提高预测精度就是要缩小灰平面，提高灰平面的白色度。可是，对一系统来说，随着时间的推移，未来不确定因素的不断进入，必然导致未来的发展，灰度越大，预测意义越小。因此，有必要对灰色预测做进一步的改进。

1　GM(1,1)模型建模过程

GM(1,1)模型是一个单变量的一阶微分方程构成，是目前使用最广泛的动态预测模型[2]，其建模过程如下。

设原始非负序列为：

$$X^{(0)}=(x^{(0)}(1),x^{(0)}(2),\cdots,x^{(0)}(n))\qquad(1)$$

式中 $x^{(0)}(i)>0\quad i=1,2,\cdots,n$。

对原始序列做一次累加：

$$X^{(1)}=(x^{(1)}(1),x^{(1)}(2),\cdots,x^{(1)}(n))\qquad(2)$$

其中 $x^{(1)}(k)=\sum_{i=1}^{k}x^{(0)}(i)\quad k=1,2,\cdots,n$。

由一阶生成模块 $X^{(1)}$ 建立模型 GM(1,1)，对应的白化微分方程为：

$$\frac{dx^{(1)}(t)}{dt}+ax^{(1)}(t)=\mu\qquad(3)$$

(3)式中 a,μ 的计算值可由

$$\hat{A}=(B^TB)^{-1}B^TY_n=\begin{pmatrix}\hat{a}\\ \hat{u}\end{pmatrix}\qquad(4)$$

$$B=\begin{pmatrix}-Z^{(1)}(2) & 1\\ -Z^{(1)}(3) & 1\\ \vdots & \vdots\\ -Z^{(1)}(n) & 1\end{pmatrix},Y_n=\begin{pmatrix}x^{(0)}(2)\\ x^{(0)}(3)\\ \vdots\\ x^{(0)}(n)\end{pmatrix}$$

$$-Z^{(0)}(n)=-\frac{1}{2}[x^{(1)}(n-1)+x^{(1)}(n)]$$

$Z^{(1)}(n)$ 称为背景值。

方程(3)的离散解为：

$$\hat{x}^{(1)}(k+1)=[x^{(1)}(1)-\frac{\hat{\mu}}{\hat{a}}]l^{-\hat{a}k}+\frac{\hat{\mu}}{\hat{a}}\qquad(5)$$

令 $x^{(1)}(1)=x^{(0)}(1)$ 即：

$$\hat{x}^{(1)}(k+1)=[x^{(0)}(1)-\frac{\hat{\mu}}{\hat{a}}]l^{-\hat{a}k}+\frac{\hat{\mu}}{\hat{a}}\qquad(6)$$

$x^{(0)}(1)$ 称为初始值。

做累减还原，得到原始数列的预测模型是：

$$\hat{x}^{(0)}(k+1)=\hat{x}^{(1)}(k+1)-\hat{x}^{(1)}(k)$$
$$=(1-l^{\hat{a}})[x^{(0)}(1)-\frac{\hat{\mu}}{\hat{a}}]l^{-\hat{a}k}\qquad(7)$$

2　GM(1,1)模型局限性分析

灰色系统有明显的优点：原理简单，要求样本数据少，运算方便，短期预测精度高。因此，得到了广泛的应用，并取得了令人满意的效果，但也存在一定的局限性，一是当数据灰度越大，即数据的离散程度越大，则预测精度越差；二是不太适合电力系统长期后推若干年的预测，在做长期预测模型时，有实际意义，精度较高的数据仅仅是以后的一两个数据。越往后发展，其预测意义越小[3]。

从 GM(1,1)模型建模过程可以看出，预测精度

取决于 $\hat{\mu}$ 和 $\hat{a}$ 两个值,而影响 $\hat{\mu}$ 和 $\hat{a}$ 大小的原因主要有:(1)原始数据的离散程度;(2)背景值的选择;(3)初始值的选取。这三个原因直接影响模型的拟合精度。

改造原始序列的目的主要是减弱异常值的影响,强化原始序列的大致趋势,尽可能将原始数列改造成指数递增序列,实现这些目的方法很多,诸如:指数加权法、滑动平均法、三分法、缓冲算子等方法。这些方法理论上都是切实可行的,但又有明显的局限性,特别是遇到原始数列较为平滑的情况,效果很小,不过还没出现“过拟合”的现象。

传统 GM(1,1)模型初始值选用原始数列的第一个数据,这是没有理论根据的,会降低模型的建模精度和预测精度。一些研究者提出,以中位值或末时刻值为基准来确定初始值,但对提高模型的拟合精度并不明显。也有学者提出依次分别选用 $x^{(0)}(m)m=1,2,\cdots,n$ 建立预测公式,计算预测误差,通过比较,选用误差最小的 m 值。此方法精度很高,但计算量大。

关于背景值 $Z^{(1)}(k+1)$ 的构造形式的改进,$Z^{(1)}(k+1)$ 是[k, k+1]这段时间内 $dx^{(1)}/dt$ 的背景值,$Z^{(1)}(k+1)$ 的紧邻均值生成是一种平滑,当时间间隔很小,序列数据变化平缓时,这样构造的背景值是合适的,模型偏差较小。但当序列数据变化急剧时,这样构造出来的背景值往往产生较大的滞后误差,模型偏差较大,因而在一定程度上影响了预测精度[4]。

以上因素的改进研究者提出了许多行之有效的方法,由于预测是在一定的假设条件下进行的,预测量的发展变化规律存在多样性和复杂性,也包含了许多不确定因素,采用单一的改进某些参数的方法进行预测,很难取得令人满意的结果,因此,在一个模型中需要选用多种改进方法进行综合预测[5]。这就使得那些预测效果好的改进方法进一步组合在一起,以达到更佳的预测效果。

本研究将利用基本的数学原理,修正拟合曲线与实际值之间的误差,提高预测精度。

3 预测模型的改进

3.1 原始数据的弱化

对原始数据的弱化,首先要观察原始数据的离散程度,如果原始数据较平滑,那么弱化的效果不明显,若原始数据不是光滑的离散序列,则可对原始数据进行幂函数平滑处理,减弱异常值的影响,对 $\{x^{(0)}(k)\}$ 进行幂变换得到 $\{[x^{(0)}(k)]^a\}$,由于 $0<a<1$,因此,可根据数据的离散程度适当的选取 a 值,一般取 $a=\frac{1}{2},\frac{1}{3}$,用 GM(1,1)建模后通过 $\{[\hat{x}^{(0)}(k)]^a\}^{\frac{1}{a}}$ 还原[6]。

3.2 背景值的改进

根据上面的分析可知,当原始数据变化较大时,用函数的平均值来作为背景值效果明显比均值准确[7]:

$$Z^{(1)}(K+1)=\frac{1}{(K+1)-K}\int_k^{k+1}f(x)dx=\int_k^{k+1}f(t)dt$$

由于模型为指数函数,令 $f(t)=Cl^{bt}$,并且曲线过 $x^{(1)}(k)$,$x^{(1)}(k+1)$ 两点可解得:

$$b=\ln x^{(1)}(k+1)-\ln x^{(1)}(k)$$

$$C=\frac{x^{(1)}(k)^{k+1}}{x^{(1)}(k+1)^{k}}$$ 解微分方程

$$Z^{(1)}(K+1)=\int_k^{k+1}f(t)dt=\frac{x^{(1)}(k+1)-x^{(1)}(k)}{\ln x^{(1)}(k+1)-\ln x^{(1)}(k)}$$

3.3 初始值的选择

邓聚龙教授在建模时采用的是以初始值为准,来确定 c 的方法。即选用实际的初始值为GM(1,1)的初始条件。但这样的选取并非最优初始条件。采用误差平方和最小的原则来改进比较明显。GM(1,1)模型的白化微分方程解的一般式为:

$$x^{(1)}(k)=[x^{(0)}(1)-\frac{\hat{\mu}}{\hat{a}}]l^{-\hat{a}(k-1)}+\frac{\hat{\mu}}{\hat{a}}=Cl^{-a(k-1)}+\frac{\hat{\mu}}{\hat{a}}$$

$$令\ S_{\min}=\sum_{k=1}^{n}(x^{(1)}(k)-\hat{x}^{(1)}(k))^2=\sum_{k=1}^{n}[x^{(1)}(k)-ce^{-a(k-1)}-\frac{\hat{\mu}}{\hat{a}}]^2$$

构造了一个 $S_{\min}$ 关于 C 二次函数。根据求函数极值求法,令 $\frac{ds}{dc}=0$,可以求解得出 c 值,此时最优初始值为 $x^{(0)}(1)=c-\frac{\hat{\mu}}{\hat{a}}$。

这样通过用误差平方和最小的原则来选择初始值。

4 实例分析

根据上述建模思想,将以上改进的 GM(1,1)模型来预测石家庄市电网 1987~1990 年度售电量,使用 MATLAB7.0 编程。并与传统的 GM(1,1)模型预

测进行对比,结果如表1所示。

表1 石家庄市电网年度售电量预测 亿 kW.h

年份	实际售电量	传统 GM(1,1)	相对误差	精度	改进 GM(1,1)	相对误差	精度
1987	32.48	31.7621	-2.21%	0.9779	31.9088	-1.76%	0.9824
1988	34.42	33.7529	-1.94%	0.9806	33.8684	-1.6%	0.9840
1989	37.56	35.8685	-4.5%	0.9550	35.9483	-4.29%	0.9571
1990	38.41	38.1186	-0.76%	0.9924	38.1559	.0.66%	0.9934

由表1可以看出,应用本研究提出的方法所建的模型具有良好的精度,除一个误差是-4.29%,其余的预测误差都在2%以下。可见该实例很适合于GM(1,1)进行预测,改进后拟合效果明显,预测值非常接近实际值。

5 结论

背景值、初始值、原始序列的灰度是影响灰色系统理论建模精度的重要因素。为提高灰色模型的预测精度,对 GM(1,1)模型中如何提高预测精度进行了研究,提出了用函数平均值作为背景值。该背景值计算简洁,适应性强,利用简单的幂函数弱化原始序列,减低数列离散度。利用误差平方和最小的原则选择初始值进行建模,方法简单实用,不需要通过现金的计算辅助方法。取得了满意的效果,数据拟合精度较传统模型有显著提高。建模结果表明了本研究提出的方法的有效性。

参考文献:

[1] 范鹰,郭建伟.灰色模型在电力负荷预测中的应用与改进[J].电力需求侧管理,2006(3):18-25.

[2] 刘思峰,郭天榜,党耀国,等.灰色系统理论及其应用[M].北京:科学出版社,1999.

[3] 牛东晓,曹树华,赵磊,等.电力负荷预测技术及其应用[M].北京:中国电力出版社,1998.

[4] 董奋义,田军.背景值和初始条件同时优化的GM(1,1)模型[J].系统工程与电了技术,2007(3):464-466.

[5] 康重庆,夏青,刘梅.地理系统负荷预测[M].北京:中国电力出版社,2007.

[6] 毛英雄,刘策.一种改进的灰色预测模型及应用.天然气勘探与开发[J].2006(3):71-73.

[7] 李彬,袁鹏,常江.GM(1,1)改进模型在年径流量预测上的应用[J].东北水利水电,2006(2):28-30.