

文章编号:0559-9342(2007)06-0069-04

# 改进灰色神经网络模型在电量 预测中的应用

万星<sup>1,2</sup>, 周建中<sup>1</sup>

(1.华中科技大学,湖北 武汉 430074;2.重庆交通大学,重庆 400074)

**关键词:**改进灰色;神经网络;电力负荷;预测评价

**摘要:**研究过程中分析比较了人工神经网络和灰色模型的优缺点,尝试将人工神经网络模型与改进灰色模型进行有机结合,从而提出了改进灰色神经网络模型。新的耦合方式发挥了灰色预测方法中累加生成的优点,便于神经网络进行训练,又避免了灰色预测方法带来的误差,提高了预测精度,是一种新的有益探索;为实际工程应用提供了重要的参考。

## Application Of Improved Grey Neural Networks Model In Electricity Load Forecast

Wan Xing<sup>1,2</sup>, Zhou Jianzhong<sup>1</sup>

(1.Huazhong University of Science and Technology, Wuhan Hubei 430074;

2.Chong Qing Jiaotong University, Chongqing 400074)

**Key Words:** improved grey model; neural networks; electric load; prognosis and assessment

**Abstract:** In the research process, this paper has analyzed and compared the advantages and disadvantages of manual ANN and improved grey model, tried to combined manual ANN with improved grey model organically, and put forward improved grey ANN model. New coupling method has exerted the advantages accumulated and formed in grey forecast method, not only easy to ANN training, but also avoid error caused by grey forecast method. Thus is a sort of new and available study for improving forecast precision, which provides important reference value in actual construction application.

中图分类号:F403.7;TM715

文献标识码:A

邓聚龙教授于1982年创立了灰色系统理论<sup>[1]</sup>,灰色系统理论是一门横断面宽、渗透性强的边缘学科,适用于信息不完全、关系不明确、用一般方法难以分析的能量系统。灰色理论将随机量当作在一定范围内变化的灰色量,将随机过程当作在一定幅区和时区变化的灰色过程。对灰色问题进行未来的预测,即为灰色预测。灰色预测是以GM(1,1)模型为基础的,它将无规律的原始数据通过“数据生成”(常用方式有累加生成和累减生成)后,使之变为有规律的生成数列再建立数学模型。灰色系统预测的实质是基于灰色系统分析原理对含有信息不完全的研究对象发展规律的预估。蓝永超等人将灰色拓扑方法用于黄河上游径流变化预测<sup>[2]</sup>,文献[3-6]对灰色理论在径流预测方面的应用做了探讨。在这些文献中大多是通过适当调整序列长度及阈值密度,来

提高预测精度的。文献[7-13]是灰色理论及其耦合模型在短期电力负荷预测中的应用。基于普通的灰色预测模型GM(1,1)只适于预测呈近似指数增长规律的数据序列,一旦求解对象变化因素较多,有可能不是指数增长,而是具有较大的波动性随机成分的,求解模型的发展参数 $a$ 和模型的协调系数 $u$ 的方法会有一些缺陷,存在理论误差<sup>[10]</sup>,预测结果可能不符合实际需要。为此,本文研究了几种传统改进

收稿日期:2006-12-13

基金项目:国家自然科学基金重点资助项目(50579022;50539140;20050487062)

作者简介:万星(1966—),男,四川渠县人,副教授,华中科技大学博士后,从事水电能源优化方面的研究。

模型的原理和它们在电力负荷预测中存在的局限性,尝试将神经网络模型与灰色模型进行有机结合,提出一种适应电力负荷中长期预测的新方法——改进灰色与神经网络 GNNM(1,1)预测模型。该模型利用灰色预测中的累加生成运算对原始数据进行变换,削弱了径流时间序列和电力负荷中的随机成分,从而得到规律性很强的累加数据,便于神经网络进行建模和训练,同时避免了灰色预测方法中的误差。应用该模型分别对径流、电力负荷进行了预测,并与其他方法进行了对比分析。结果证明,GNNM(1,1)模型对中长期径流、电力负荷预测具有预测精度高,简便实用等优点。

### 1 灰色模型简介

灰色系统理论<sup>[5-8]</sup>是运用数学方法,解决信息不完备系统即灰色系统的理论和方法,灰色问题建模使用最多的是GM(1,1)模型,其建模过程如下:

#### 1.1 一阶累加生成

设有变量为  $x^{(0)}$  的原始非负数据序列

$$x^{(0)}=(x_{(1)}^0, x_{(2)}^0, \dots, x_{(n)}^0) \quad (1)$$

进行一次累加生成处理,记生成数列为  $x^{(1)}$ ,则

$$x^{(1)}=(x_{(1)}^1, x_{(2)}^1, \dots, x_{(n)}^1); x_k^1 = \sum_{i=1}^k x_i^0, k=1, 2, \dots, n \quad (2)$$

由于序列  $\{x^{(1)}(k)\}$  具有近似的指数增长规律,对序列可建立白化形式的微分方程:

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + ax^{(1)} = u \quad (3)$$

式(3)称为基本灰色预测模型。式中,  $a$  称为模型的发展参数,反映  $x^{(1)}$  及原始数据序列  $x^{(0)}$  的发展趋势;  $u$  成为模型的协调系数,反映数据间的变换关系。确定  $a$  和  $u$  之后,通过求解式(3)微分方程就可得出  $x^{(1)}$  随时间变化的规律。

#### 1.2 GM(1,1)模型中微分方程的参数 $\hat{a}$ 和 $\hat{u}$ 的计算

式(3)中参数  $a$  和  $u$  的值可以由式(4)求出:

$$\begin{bmatrix} \hat{a} \\ \hat{u} \end{bmatrix} = (B^T B)^{-1} B^T Y_n \quad (4)$$

式中,

$$Y_n = \begin{bmatrix} x_{(2)}^0 \\ x_{(3)}^0 \\ \vdots \\ x_{(n)}^0 \end{bmatrix}; B = \begin{bmatrix} -1/2[x_{(1)}^1 + x_{(2)}^1] & 1 \\ -1/2[x_{(2)}^1 + x_{(3)}^1] & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -1/2[x_{(n-1)}^1 + x_{(n)}^1] & 1 \end{bmatrix}$$

将求得的  $\hat{a}$  和  $\hat{u}$  代入式(3)有

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + \hat{a}x^{(1)} = \hat{u} \quad (5)$$

通过求解微分方程式(5),可得到累加数列  $x^{(1)}$  的变化规律。

#### 1.3 建立灰色预测模型<sup>[9-10]</sup>

求解微分方程式(5)之后,首先得到累加数列  $x^{(1)}$  的灰色预测模型为

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = [x^{(0)}(1) - \frac{\hat{u}}{\hat{a}}] e^{-\hat{a}k} + \frac{\hat{u}}{\hat{a}}, k=0, 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

对式(6)在做累减还原,得到原始数列  $x^{(0)}$  的灰色预测模

型为

$$x^{(0)}(k+1) = [1 - e^{-\hat{a}}] e^{-\hat{a}k} (x^{(0)}(1) - \frac{\hat{u}}{\hat{a}}) + \frac{\hat{u}}{\hat{a}}, k=0, 1, 2, \dots, n \quad (7)$$

灰色预测方法的优点是建模时所需要的样本数据少,不需要计算统计特征量,运算方便。实际上,在宏观能量系统中,指数增长规律是一种较常见的规律,因此GM(1,1)模型在许多领域,尤其在不确定性明显(如农业、生态环境)和数据较少(如地震预报)的情况下得到了重视和应用。但是,灰色预测方法理论上只适合预测呈近似指数增长规律的数据序列,当预测期内电量已经到了指数的发展阶段,进入一种具有饱和特性的发展阶段或预测期内电量按  $S^{(4)}$  形曲线趋势增加,灰色预测方法就不能准确预测了;而且求解参数  $a$  和  $u$  的方法有一些缺陷,存在理论误差,许多学者曾经对此进行讨论和改进<sup>[10]</sup>。

### 2 神经网络模型简介

神经网络(Artificial Neural Networks,简称“ANN”)是20世纪40年代提出、80年代复兴的一门交叉学科。该技术用大量简单的神经元广泛连接而成,用网络结点模拟人脑的神经细胞。以网络连接权模仿大脑的激励电平、以简单的数学方法完成复杂的智能分析;它以其并行分布处理、自组织、自学习和具有容错性等优良性质引起广泛的关注<sup>[15]</sup>。

神经网络模型在电力系统负荷预测过程中取得了令人满意的精度,尤其是在短期电力系统负荷预测中。但是,其本身也存在训练速度慢、隐含层节点数目很难确定等一些缺点。

为了更好地阐述两种模型的耦合方式,这里简单介绍一下BP神经网络隐层传递函数和隐层神经元输出的表达式。

BP神经网络隐层的传递函数通常取为Sigmoid函数,其表达式为

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (8)$$

BP网络隐层神经元的输出为

$$y_i = f \sum_{j=1}^n W_{ij} x_j - \theta_i \quad (9)$$

式中,  $y_i$  为第  $i$  个神经元的输出信号;  $f$  是传递函数;  $W_{ij}$  是第  $j$  个输入信号和第  $i$  个输出信号的权值;  $x_j$  是第  $j$  个输入信号;  $\theta$  是偏置值。

### 3 耦合方式

#### 3.1 两种方法的互补性<sup>[16-17]</sup>

虽然神经网络与灰色预测方法存在较大差异,但是根据他们各自的特点,又存在以下互补性:

(1)神经网络虽然理论上具有逼近任意函数的能力,但前提条件是具有足够多的隐节点,而较多的隐节点会导致神经网络参数增多,相应地需要更多样本来训练神经网络。在短期电力负荷预测中,由于比较容易获得大量的样本,神经网络的隐节点数可以很多,从而可以充分发挥神经网络的优势。但在中长期预测中,样本的数量相对较少,使得神经网络的优势难以充分发挥,灰色预测方法则能够利用少数样本进行建模和预测。

(2)人工神经网络的优点是具有逼近任意函数的能力,但有时会因过分逼近电力负荷曲线上的细节而影响泛化能力;灰色预测方法不适合逼近复杂的非线性函数,但能较好地预测电力负荷变化的总体趋势。

(3)BP 神经网络中最常用的激励函数是单调增长的 Sigmoid 函数,灰色预测方法的累加生成不仅能够削弱随机干扰的影响,而且累加后的序列呈单调增长,比较适合用 BP 神经网络进行逼近。

因此,将人工神经网络和灰色预测方法结合起来,使他们互相取长补短,从而构造性能更好的负荷预测方法是可行的。

### 3.2 传统的耦合方式<sup>[18-19]</sup>

(1)神经网络与灰色系统简单结合。在复杂的系统中,可同时使用灰色系统方法和神经网络方法对灰色特征明显且没有分布并行计算部分的问题用灰色系统方法来解决,而对无灰色特征且属于黑箱部分的问题用神经网络来解决,两者无直接关系。

(2)串联型结合。灰色模型与神经网络在系统中按串联的方式连接,即一方输出作为另一方的输入。

上述两种耦合方式体现在数据的整理上,只保留灰色预测方法的“累加生成”和“累减还原”运算,不求参数  $\alpha$  和  $u$ ;而由 BP 神经网络来建立预测模型和求解模型参数。其建模原理为:①对电力负荷原始序列按灰色建模步骤进行累加计算,得出累加序列。②以新的累加序列为基础,采用神经网络模型能够拟合任意函数的优势,训练神经网络来逼近累加数据序列。③应用训练好的网络进行预测,输出累加序列的预测值。④将累加数据的预测值进行“累减还原”运算,得到电力负荷的原始序列的预测值。

这些耦合方式发挥了灰色预测中累加生成的优点,能够削弱原始序列中的随机性并增强规律性,生成具有单调增长规律的累加序列,应用 BP 网络预测,避免了灰色预测方法及其预测模型存在的误差。这种方法在理论上缺乏足够的支持,只是在数据序列的处理上将两种模型结合起来了;但是在算法过程中两种模型是完全独立的。为此,本文提出了改进灰色神经网络耦合模型。

### 3.3 改进耦合方式

对灰色系统和神经网络的研究发现,二者都可看作是数值化、非数学模型的函数估计器。如果把两者有机结合起来,生成一种新的模型,就可以取长补短,提高建模的效率、模型的精度和系统并行计算能力。灰色系统建模的宗旨是将数据系列建成微分方程。由于信息时区出现空集(即不包括新型的时区),因此只能近似的、不完全确定的灰色微分方程,在实际应用中难以直接使用灰色微分方程。因此,要对灰色微分方程的灰色参数进行白化,即构造一个 BP 网络对灰色微分方程的参数进行白化。在构造 BP 网络中考虑微分方程的参数,使其能够包含在网络中,从灰色系统已知的数据中提取样本对 BP 网络进行训练。当 BP 网络收敛时,可以提取白化的灰色微分方程参数,这样就可以得到满足一定精度的确定微分方程,实现系统的连续建模。

按上述基本思想建立灰色神经网络模型:

假设白化形式的微分方程  $\frac{dx^{(0)}}{dt} + ax^{(0)} = u$  的参数已经确定,对该方程求解得时间响应函数

$$\hat{x}^{(0)}(k) = [x^{(0)}(1) - \frac{\hat{u}}{a}]e^{-\hat{\alpha}k} + \frac{\hat{u}}{a}, k=0, 1, 2, \dots \quad (10)$$

时间响应模型利用有限的离散数据拟和出一个函数或者微分方程,形成数据的一种变化规律,按该规律能预测出数据的发展趋势,显示出灰色系统少数数据建模的优势。

由于 BP 网络隐层的传递函数为 Sigmoid 函数,要式(10)的时间响应函数映射到 BP 网络中,而后对这个网络进行训练,当网络收敛时,从训练后的 BP 网络中提取相应的方程参数,从而得到一个白化的微分方程,进而利用此白化微分方程对系统进行深层次研究,或对微分方程求解。要使式(10)映射到 BP 网络中,必须根据人工神经网络模型的隐层神经元输出公式和隐层的传递函数来调整变换。由于  $e^{-\alpha} \neq 0$ ,对式(10)等效变换如下:

$$\begin{aligned} y = \hat{x}^{(0)}(k) &= [(x^{(0)}(1) - \frac{\hat{u}}{a})(\frac{e^{-\hat{\alpha}k}}{1+e^{-\hat{\alpha}k}}) + \frac{\hat{u}}{a} \frac{1}{1+e^{-\hat{\alpha}k}}](1+e^{-\hat{\alpha}k}) \\ &= [(x^{(0)}(1) - \frac{\hat{u}}{a})(1 - \frac{1}{1+e^{-\hat{\alpha}k}}) + \frac{\hat{u}}{a} \frac{1}{1+e^{-\hat{\alpha}k}}](1+e^{-\hat{\alpha}k}) \\ &= [(x^{(0)}(1) - \frac{\hat{u}}{a}) - x^{(0)}(\frac{1}{1+e^{-\hat{\alpha}k}}) + \frac{2\hat{u}}{a} \frac{1}{1+e^{-\hat{\alpha}k}}](1+e^{-\hat{\alpha}k}) \\ &= f(\hat{\alpha}k)(-x^{(0)})(1+e^{-\hat{\alpha}k}) + f(\hat{\alpha}k)(\frac{2\hat{u}}{a})(1+e^{-\hat{\alpha}k}) + (x^{(0)}(1) - \frac{\hat{u}}{a})(1+e^{-\hat{\alpha}k}) \\ &= f(W_{11}k)W_{21}W_{31} + f(W_{11}k)W_{22}W_{32} + \theta \end{aligned}$$

设  $m = 2\hat{u}/\hat{a}$ , 则 GNNM(1, 1)模型的网络参数为:

$$[W_{11}, W_{21}, W_{22}, W_{31}, W_{32}, \theta] = \begin{bmatrix} a \\ -x_1^{(0)} \\ m \\ 1+e^{-\hat{\alpha}} \\ 1+e^{-\hat{\alpha}} \\ (1+e^{-\hat{\alpha}})(x^{(0)} - \frac{m}{2}) \end{bmatrix} \quad (11)$$

式中,  $W_{11}, W_{21}, W_{31}, W_{22}, W_{32}$  是各层神经元的权值;  $\theta$  为偏置值;  $k$  是网络的输入。

改进灰色神经网络结构见图 1 所示:

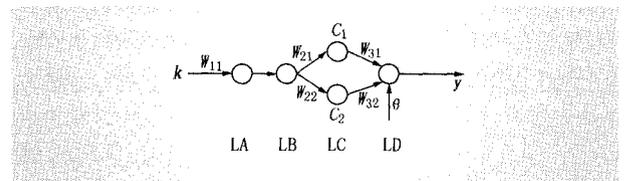


图 1 映射的 BP 网络结构

改进后的灰色神经网络称为 GNNM(1, 1)模型,该模型中 LB 层的传递函数为 Sigmoid 函数,其他各层的传递函数为线性函数  $g(x) = x$ 。  $W_{21} = -x_1^{(0)}$ , GNNM(1, 1)模型采用 BP 学习算法,设计时应注意:①在网络训练过程中权值  $W_{21}$  保持不变;②权值  $W_{31}$  和  $W_{32}$  直接由输入  $k$  和权值  $W_{11}$  得到;并连接  $\theta \rightarrow y$  将误差前向传递到第三层。

在 GNNM(1, 1)模型的训练过程中,对权值的不断修正

相当于对灰色参数的不断修正求精;而模型的预测能力在这个过程中不断得到加强,因此 GNNM(1,1)模型具有较高的预测精度。

GNNM(1,1)模型具有灰色系统的优点,同时又具有神经网络的优点,计算精度高。该耦合方法相比前面的耦合方法在理论层次上又深入了一步,不但利用了灰色模型“序列累加”和“序列累减”方法,而且在算法上将两者结合起来,可以克服由于资料长度限制而预测不够准确的问题。其预测的精度通过下面的实例检验证明要高于灰色预测模型。

#### 4 改进灰色神经网络模型(GNNM(1,1))对城市用电量的预测

##### 4.1 预测方法及预测结果

GNNM(1,1)模型用于城市年用电量预测时,年份编号为输入量  $k$ ,城市年用电量的一阶累加序列为输出量  $y$ ,用城市年用电量历史数据的一阶累加序列对模型进行训练,通过不断地修正网络权值,使模型模拟的用电量与历史数据误差达到最小。当模型收敛时,对训练好的网络输入预测年份编号,输出数据经过一阶累减还原计算可得到所预测的城市年用电量。

本文以四川省 2002 年每天的小时负荷资料为基础,根据 3.3 节改进的耦合方法建立数学模型进行预测,选取 2002 年 12 月 20 日小时负荷实际值和预测结果进行比较,结果见表 1 和图 2;灰色模型、神经网络模型和改进灰色神经网络模型的预测结果比较见表 2。

表 1 2002 年 12 月 20 日预测结果

时段	实际负荷/MW	预测结果/MW	相对误差/%	时段	实际负荷/MW	预测结果/MW	相对误差/%
1	5 117	5 110	-0.14	13	5 656	5 692	0.64
2	5 050	5 062	0.24	14	5 356	5 400	0.82
3	4 888	4 997	2.23	25	5 439	5 503	1.18
4	4 733	4 692	-0.87	16	5 305	5 203	-1.92
5	4 731	4 700	-0.66	17	5 221	5 211	-0.19
6	4 767	4 812	0.94	18	5 456	5 369	-1.59
7	4 975	4 923	-1.05	19	6 070	5 920	-2.47
8	5 453	5 369	-1.54	20	6 399	6 215	-2.88
9	5 278	5 126	-2.88	21	6 247	6 103	-2.31
10	5 503	5 402	-1.84	22	6 118	6 236	1.93
11	5 379	5 415	0.67	23	5 814	5 765	-0.84
12	5 705	5 812	1.88	24	5 382	5 432	0.93

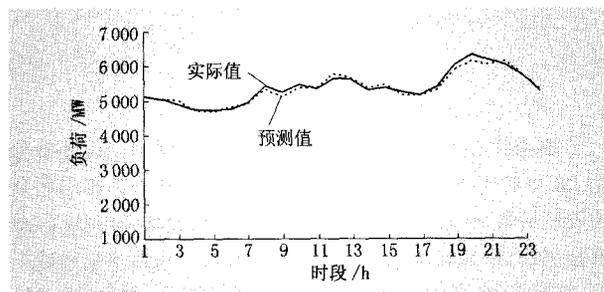


图 2 2002 年 12 月 20 日预测值和实测值的比较

从上述结果可以看出,在负荷曲线变化的临界点或者突

表 2 灰色模型、神经网络模型和 GNNM(1,1)模型预测 (2002 年 12 月 15~20 日小时负荷峰值预测结果比较) %

时间(月-日)	灰色模型 预测误差	ANN 模型 预测误差	GNNM(1,1) 模型预测误差
12-15	-2.33	-2.26	-1.55
12-16	-2.36	-2.03	-1.96
12-17	3.61	3.64	3.25
12-18	2.78	2.20	2.56
12-19	-2.65	-2.86	-1.86
12-20	2.92	-3.65	-2.88

变点处预测误差偏低,但总体而言预测效果比较满意。在峰值点的位置,3 种模型的比较结果表明,GNNM(1,1)模型的预测结果要优于其他两种模型。因此从上述结果可以看出此模型可用于电力系统负荷预测。

##### 4.2 小结

电力系统负荷预测,尤其是短期负荷预测,受气温等因素的影响变化很复杂,因此预测起来很困难。许多专家学者提出了许多模型从不同的角度入手进行预测,取得了可喜的成果。因为电力系统负荷预测的准确性直接关系到电力系统的安全和经济效益,因此对预测精度的要求很高,但是到目前为止,还没有万能的模型能够准确地做出预测,多种模型的预测结果只能为决策者提供参考。本文提出的 GNNM(1,1)模型借鉴了国内外学者很多的研究成果,在四川电网小时负荷预测中进行应用,取得了很好的效果。因此,对丰富电力系统负荷预测模型库的内容,提高负荷预测精度有积极的推动作用。

##### 参考文献:

- [1] 夏军. 灰色系统水文学[M]. 武汉:华中理工大学出版社,2000.
- [2] 袁秀娟,夏军. 径流中长期预报的灰色系统方法研究[J]. 武汉水利电力大学学报,1994,127(4):367-375.
- [3] 袁秀娟,夏军. 径流中长期预报的灰色系统方法研究[J]. 武汉水利电力大学学报,1994,127(4):367-375.
- [4] 王根绪. 长期径流的灰色双向差分模型[J]. 兰州大学学报(自然科学版),1994,30(2):117-121.
- [5] 蓝永超,杨志怀,权建民,刘延平. 灰色预测模型在长期预报中的应用[J]. 中国沙漠,1997,17(1):49-52.
- [6] 陈意平,杨建林,赵昌花. 年径流序列趋势分析及周期灰色联合预测模型[J]. 水利科技与经济,1996,2(4):179-183.
- [7] 王成山,杨军,张崇见. 灰色系统理论在城市用电量预测中的应用[J]. 电网技术,1999,23(2):15-18.
- [8] 牛东晓,陈志业,谢宏. 组合灰色神经网络模型及其季节性负荷预测[J]. 华北电力大学学报,2000,27(4):1-6.
- [9] 刑棉. 季节性预测的组合灰色神经网络模型研究[J]. 系统工程理论与实践,2001,2(1):31-35.
- [10] 张大海,江世芳,史开泉. 灰色预测公式的理论缺陷及改进[J]. 系统工程理论与实践,2002,22(8):140-142.
- [11] 刘亚. ARIMA 模型和 BP 网络的电力负荷预测[J]. 湖北电力,2003,27(3):13-16.
- [12] 吴宏晓,侯志俭. 基于进化免疫神经网络在电力系统短期负

(下转第 88 页)

(上接第 72 页)

- 荷预测中的应用[J]. 华东电力, 2004, 32(12): 11-14.
- [13] 卫志农, 王丹, 孙国强, 郑玉平. 基于级联神经网络的短期负荷概率预测新方法[J]. 电工技术学报, 2005, 20(1): 95-98.
- [14] 王成山, 杨军, 张崇见. 灰色理论在城市用电量预测中的应用[J]. 电网技术, 1999, 23(2): 15-18.
- [15] 袁曾任. 人工神经网络及其应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 1999.
- [16] 王文圣, 朱聪, 丁晶. 应用小波-人工神经网络组合模型研究电力负荷预报[J]. 水电能源科学, 2004, 22(2): 68-70.
- [17] 李永坚, 胡鹤宇. 电力系统短期负荷预测的级联网络模型研究[J]. 继电器, 2004, 32(10): 14-18.
- [18] 张大海, 毕砚秋, 毕砚梅, 毕砚霞, 等. 基于串连灰色神经网络
- 的电力负荷预测方法[J]. 系统工程理论与实践, 2004(12): 128-132.
- [19] 王成山, 杨军, 张崇见. 灰色理论在城市用电量预测中的应用[J]. 电网技术, 1999, 23(2): 15-18.
- [20] 唐天国, 万星, 刘浩悟. 高边坡安全检测的改进 GM 模型预测研究[J]. 岩石力学与工程学报, 2005, 24(2): 307-312.
- [21] 万星, 丁晶, 廖杰. 库水流域年均径流模型的灰色神经网络分析[J]. 水力发电, 2005, 31(4): 18-21.
- [22] 万星, 丁晶, 张晓丽. 电力负荷预测的多元线性网络分析[J]. 人民长江, 2005, 36(11): 68-70.
- [23] 万星, 丁晶, 张少文, 等. 基于灰色理论的水环境影响因素分析评价[J]. 人民黄河, 2005, 27(5): 37-38, 41.
- [24] 万星, 丁晶, 张少文, 等. 灰色动态规划的梯级电站防洪与发电效益[J]. 水电能源科学, 2005, 23(3): 17-19, 70.