基于Gauss插值的正交化预测方法在智能电网用电量预测中的应用研究

王晓佳[1]，沈建新[1,2]，杨善林[1]

（1.合肥工业大学，安徽 合肥 230009；2.江苏省电力公司，江苏 南京 210024）

摘要：智能电网的一个重要特征是通过高精度的用电量预测进行电能智能调配，用电量信息的精确预测是电网智能化的关键指标。在此背景下，将高斯正交化插值方法与灰色 GM(1,1)预测模型相结合，构造一类新的灰色正交化预测模型——NGGM（1,1），并将此模型应用于智能电网用电量预测研究中。该模型可以有效地解决非等距序列的预测问题，较大程度提高模型的预测精度，优化数据质量，加强电网运行及调配的智能性，为智能电网的辅助决策提供更为符合实际的、可操作的科学参考。最后用所提出的方法对江苏省2008年工业用电量进行预测研究，其结果表明了所提方法的有效性。

关键词：智能电网；正交化插值；NGGM（1,1）模型；用电量预测

Application research on Gaussian orthogonal interpolation method for electricity consumption forecasting of smart grid

WANG Xiao-jia[1]，SHEN Jian-xin[1,2]，YANG Shan-lin[1]

（1. Hefei University of Technology，Hefei 230009，China；2. Jiangsu Electric Power Company，Nanjing 210024，China）

Abstract：An important feature of smart grid is the intelligent power distribution function based on electricity consumption forecasting with high accuracy. Accurate prediction of electricity consumption is the key indicator of power intelligence. As a result of this，this paper combines Gaussian orthogonal method with gray prediction model and constructs a new grey orthogonal forecast model-NGGM（1,1），which is used in electricity demand forecasting in smart grid. This model can solve the forecasting problem of non-isometric series，greatly improve the accuracy of prediction model，optimize data quality，strengthen the intelligence on operation and deployment, and provide more realistic，workable scientific reference for the decision support of smart grid. Finally，the proposed method is applied to predict the industrial electricity consumption of Jiangsu province in 2008. The results prove the effectiveness of the method.

Key words：smart grid；orthogonal interpolation；NGGM（1,1）model；electricity demand forecasting

中图分类号： N941.5；TM715　　文献标识码：A　　文章编号： 1674-3415(2010)21-0141-05

0　引言

进入21世纪以来，随着社会和经济的发展、技术的进步以及人类社会对电力依赖程度的加大，智能电网[1]的概念应运而生，并在近两年成为全球电力行业研究和探讨的热点。智能电网是以物理电网为基础，在各个领域中应用先进的现代化技术，实现电能的优化配置。

智能电网的辅助决策功能，要基于电网收集到的大量数据信息。在发电方面，智能电网需要对发电量进行大量的数据分析和预测；在用电方面，智能电网借助先进的通信技术，实时掌握每个用电终端的数据，预测其用电量，调配电能，做到对某地区的供电量与用电量近似相等。智能电网的实施，可以提高能源利用率，利用可再生能源，解决能源危机，减少环境污染，优化能源配置。

数据预测能力决定着智能电网的质量。用电量预测过低会导致调配的电力不足引起停电，而用电量预测过高则会带来不必要的发电成本和能源浪费，所以十分有必要对用电量数据进行精确预测。

基金项目：国家863计划重点项目（2008AA042901）；国家自然科学基金项目（70631003，90718037）；合肥工业大学基金项目（2010HGXJ0083）

用电量数据预测中最常用的一种模型就是灰色 GM（1,1）模型。灰色 GM（1,1）模型具有需求样本数据少、运算方便等优点，因而得到了广泛的应用。但是，和其他预测方法一样，它也存在一定的局限性。因此，近年来，GM（1,1）模型的改进与优化研究受到了许多学者的关注。

文献[2-8]中所提的方法均可以应用于用电量的预测。其中文献[2]采用传统 GM（1,1）模型来预测数据，但模型的预测误差相对较大；文献[3]利用三角函数改进灰色预测方法并对数据进行预测，该方法把残差序列构建成为广义三角模型，从而改进了 $\boldsymbol{B}$ 矩阵的形式，在一定程度上提高了灰色 GM（1,1）模型的精度；文献[4]认为当今的电量使用存在着混沌的现象以及非线性的趋势，故采用灰色预测模型与滚动机制结合的方法进行预测，该方法虽然适用于高精度的预测需求，但其只限于有限的数据或者计算量不大的情形；文献[5]以模拟、实验为基础，对 GM（1,1）模型的适用范围进行了研究，并对发展系数与预测精度的关系进行了量化；文献[6]利用一阶线性常微分方程的指数形式解来构造背景值，替代传统模型中以紧邻均值为背景值的方法，具有一定的优越性，在一定程度上降低了模型误差；文献[7]利用插值公式对背景 Lagrange 值进行重构，对传统模型的背景值进行了改进；文献[8]利用 Newton-Cores 公式对背景值进行重构，构造 $x^{(1)}(t)$ 的 $n-1$ 次 Newton 插值多项式 $N(t)$，利用 Cores 公式计算出区间[k，k+1]上的 $N(t)$ 值，并以此值作为改进的背景值。智能电网需要对终端用电进行及时调配，较传统电网对用电数据的预测精度要求更高，预测时可以通过对 GM（1,1）模型的改进来提高用电量预测的精度。文献[10]直接利用有限的、不连续的观测点数据建立 GM（1,1）模型，并用遗传算法求解最优的参数值，避免了传统的基于等距序列的灰色模型在原始数据存在缺失值时的局限性。

纵观相关文献，作者认为，GM（1,1）模型的预测精度可由三个指标确定：（1）背景值的重构；（2）初始条件的选取；（3）参数估计方法的改进。其中指标（1），即背景值的重构，具有十分重要的意义，因为根据 GM（1,1）模型的迭代性质，指标（2）与指标（3）最终都能归结为对背景值的重构。因此，背景值 $Z^{(1)}(k+1)$ 构造方法将直接影响模型的精度和适用性，也将影响智能电网中用电量预测的水平。

由于在创建灰色 GM（1,1）模型时引入了等距概念，因此模型成立的前提是建模序列必须满足等距要求，而在实际问题中存在大量非等距序列的预测问题，故需要对传统 GM（1,1）模型进行改进。本文采用 Gauss 正交化方法构造插值函数 $P(t)$，使其在区间[k，k+1]上逼近于 $Z^{(1)}(k+1)$，并作为新状态下的背景值，有效地解决了这一问题。该方法能解决无穷积分问题，当节点分布不规则时，可利用计算机辅助求解并得到数据。在满足收敛性的条件下它较之以往的插值方法，具有代数精度高，相对误差小的特点，增加了模型使用的稳定性，计算简单，便于计算机编程实现。最后，用本文提出的方法对江苏省 2008 年工业用电量进行预测研究，其结果表明了本文所提方法的有效性。

1 模型的建立

1.1 传统 GM（1,1）[2]模型的建模思想

设 $X^{(0)}=\{X^{(0)}(1),X^{(0)}(2),\cdots,X^{(0)}(n)\}$ 为原始序列，对其进行一次累加得到：

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

其中 $X^{(1)}(k)=\sum_{i=1}^{k}x^{(0)}(i)$，$(k=1,2,\cdots,n)$，称 $X^{(1)}(k)$ 为 $X^{(0)}(k)$ 的一次累加序列，记为 $1-AGO$。

$X^{(1)}$ 满足式（1）灰色预测的微分方程，其形式为：

$$\frac{\mathrm{d}x^{(1)}}{\mathrm{d}t}+ax^{(1)}=b \tag{1}$$

其中 a，b 为待辨识参数，且称 a 为发展系数，b 为灰色作用量。

为了估计 a，b，将式（1）进行离散化处理得：

$$\Delta\left(x^{(1)}(k+1)+aX^{(1)}(k+1)\right)=b,\quad k=1,2,\cdots,n-1 \tag{2}$$

其中 $\Delta\left(x^{(1)}(k+1)\right)$ 为生成数列 $x^{(1)}$ 在第 $k+1$ 时刻的累减生成，即：

$$\left.\frac{\mathrm{d}x^{(1)}}{\mathrm{d}t}\right|_{t=k+1}=x^{(1)}(k+1)-x^{(1)}(k)=x^{(0)}(k+1) \tag{3}$$

在灰色预测中，式（2）中的 $x^{(1)}(k+1)$ 为 $\frac{\mathrm{d}x^{(1)}}{\mathrm{d}t}$ 在第 $k+1$ 时刻的背景值，一般取其均值生成

$$z^{(1)}(k+1)=\frac{1}{2}[x^{(1)}(k)+x^{(1)}(k+1)],\ k=1,2,\cdots,n-1 \tag{4}$$

将式（3）和式（4）带入式（5）方程组中，

$$\begin{cases} z^{(0)}(2)+a\left[z^{(1)}(1)+z^{(1)}(2)\right]/2=b \\ z^{(0)}(3)+a\left[z^{(1)}(2)+z^{(1)}(3)\right]/2=b \\ \vdots \\ z^{(0)}(n)+a\left[z^{(1)}(n-1)+z^{(1)}(n)\right]/2=b \end{cases} \tag{5}$$

令 $\boldsymbol{B}=\begin{bmatrix}-z^{(1)}(2) & 1\\ -z^{(1)}(3) & 1\\ \vdots & \vdots\\ -z^{(1)}(n) & 1\end{bmatrix}$，$Y_n=[x^{(0)}(2),x^{(0)}(3),\cdots,x^{(0)}(n)]^{\mathrm{T}}$，$\boldsymbol{\alpha}=\begin{pmatrix}a\\ b\end{pmatrix}$，则式（5）可以简化为线性模型 $Y=\boldsymbol{B\alpha}$ 并由最小二乘估计方法得：

$$\boldsymbol{\alpha}=\left(\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{B}\right)^{-1}\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}Y \tag{6}$$

式（6）估计出来的参数代入到式（1）的白化形式，从而得到离散解为：

$$\hat{x}^{(1)}(k+1)=(x^{(0)}(1)-\frac{b}{a})\cdot\mathrm{e}^{-ak}+\frac{b}{a} \tag{7}$$

对序列 $\hat{x}^{(1)}(k+1)$ 再作累减生成可进行预测，即：

$$\hat{x}^{(0)}(k+1)=\hat{x}^{(1)}(k+1)-\hat{x}^{(1)}(k)=$$
$$(1-\mathrm{e}^{a})(x^{(0)}(1)-\frac{b}{a})\cdot\mathrm{e}^{-ak} \tag{8}$$

其中，$k=1,2,\cdots,n$。

通过上述建模过程，我们发现，GM（1,1）模型的发展系数 a 和灰色作用量 b 对模型的模拟和预测的精度具有深刻的影响，但同时我们又发现，a 与 b 的取值依赖于背景值的构造。因此，构造一种新的背景值形式，使得它既能保持原模型的优点，又能提高其适应性和预测精度，是对传统 GM（1,1）模型进行优化和改进的关键所在，也是本文的研究目标。

1.2 Gauss 正交化模型的构建

传统模型中利用紧邻均值构造背景值（即 $z^{(1)}(k+1)=\frac{1}{2}[x^{(1)}(k)+x^{(1)}(k+1)]$），采用直边梯形面积 $S(k\cdot x^{(1)}(k)\cdot x^{(1)}(k+1)\cdot(k+1))$ 代替指数曲线 $x^{(1)}(t)$ 为曲边的梯形面积 $S(k\cdot\overbrace{x^{(1)}(k)\cdot x^{(1)}(k+1)}^{\text{弧}}\cdot(k+1))$，如图 1 所示，该法具有一定的缺陷，随着指数的增长，数据序列的变化加剧，预测结果会出现较大的偏差（出现 ΔS）。在一定程度上影响了模型的适用性。

为了克服这个不足，我们采用一种新的构造背景值的方法——高斯正交化插值方法。利用数值逼近的思想，结合数值分析中相关的插值算法解决这个问题，达到降低偏差的目的。

首先引入一些相关概念和引理：

定义 1：具有最高代数精度为 2n−1 的插值型求积公式成为 Gauss 型求积公式，并称求积节点 $x_1,x_2,\cdots,x_n$ 为 Gauss 点。

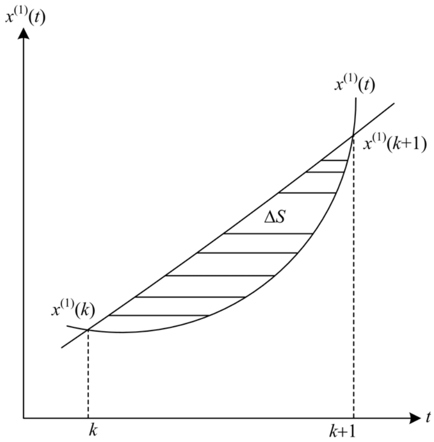

图 1 GM（1,1）模型预测偏差示意图

Fig.1 Prediction error of GM（1,1）

定义 2：在一般的 Gauss 型求积公式中令 $\boldsymbol{\rho}(x)=1$，$[a,b]=[-1,1]$ 所得的求积公式 $\int_{-1}^{1}f(x)\mathrm{d}x\approx\sum_{k=1}^{n}A_k f(x_k)$，就是古典 Gauss 公式或称 Gauss 求积公式。

定义 3：各个求积节点 $x_1,x_2,\cdots,x_n$ 就是 n 次正交多项式的零点，并且高斯-勒让德多项式 $p_n(x)=\frac{1}{2^n n!}\frac{\mathrm{d}^n}{\mathrm{d}x^n}\left(x^2-1\right)^n$ 是在 $[-1,1]$ 上关于权函数 $\boldsymbol{\rho}(x)=1$ 的 n 次正交多项式。

引理 1[9]：（存在唯一性）满足条件

$$P(x_i)=y_i(i=0,1,\cdots,n)$$

的 n 次插值多项式 $P_n(x)$ 是存在且唯一的。

我们先对白化微分方程进行变形。

在区间[k，k+1]上对系统（1）等号两边进行积分运算得：

$$\int_k^{k+1}\frac{\mathrm{d}x^{(1)}}{\mathrm{d}t}\mathrm{d}t+a\int_k^{k+1}x^{(1)}\mathrm{d}t=b$$

即

$$x^{(1)}(k+1)-x^{(1)}(k)+a\int_k^{k+1}x^{(1)}\mathrm{d}t=b$$

也即

$$x^{(1)}(k+1)+a\int_k^{k+1}x^{(1)}\mathrm{d}t=b \tag{9}$$

由式（2）可知，背景值

$$z^{(1)}(k+1)=\int_k^{k+1}x^{(1)}\mathrm{d}t \tag{10}$$

下面，对背景值 $z^{(1)}(k+1)$ 作数值处理，算法步骤如下：

Step1：令 $f(t)=x^{(1)}(t)$

则

$$\int_k^{k+1} x^{(1)}(t)\mathrm{d}t = \int_k^{k+1} f(t)\,\mathrm{d}t = \frac{1}{2}\int_{-1}^{1} f\left(\frac{1}{2}u + k + \frac{1}{2}\right)\mathrm{d}u =$$

$$\int_{-1}^{1} f(v)\,\mathrm{d}v = A_0 f(v_0) + A_1 f(v_1) + A_2 f(v_2) + A_3 f(v_3) + A_4 f(v_4) \tag{11}$$

Step2：高斯点为勒让德多项式的零点，故令

$$P_5(v) = \frac{1}{8}\left(63v^5 - 70v^3 + 15v\right) = 0$$

有

$$v_0 = -0.9061799,\ v_1 = -0.5384693,$$

$$v_2 = 0, v_3 = 0.5384693,\ v_4 = 0.9061799$$

Step3：对于拥有四次代数精度的高斯-勒让德多项式求积 $f(v) = 1, v, v^2, v^3, v^4$ 均精确成立

故联立方程组：

$$\begin{cases} A_0 + A_1 + A_2 + A_3 + A_4 = \int_{-1}^{1} \mathrm{d}v = 2 \\ -0.9061799A_0 - 0.5384693A_1 + 0A_2 + 0.5384693A_3 + 0.9061799A_4 = \int_{-1}^{1} v\mathrm{d}v = 0 \\ (-0.9061799)^2 A_0 + (-0.5384693)^2 A_1 + 0^2 A_2 + 0.5384693^2 A_3 + 0.9061799^2 A_4 = \int_{-1}^{1} v^2\mathrm{d}v = \frac{2}{3} \\ (-0.9061799)^3 A_0 + (-0.5384693)^3 A_1 + 0^3 A_2 + 0.5384693^3 A_3 + 0.9061799^3 A_4 = \int_{-1}^{1} v^3\mathrm{d}v = 0 \\ (-0.9061799)^4 A_0 + (-0.5384693)^4 A_1 + 0^4 A_2 + 0.5384693^4 A_3 + 0.9061799^2 A_4 = \int_{-1}^{1} v^4\mathrm{d}v = \frac{2}{5} \end{cases}$$

解得：

$$v_0 = v_4 = 0.2369269,$$

$$v_1 = v_3 = 0.4786287, v_2 = 0.5688889$$

则式（11）可记为：

$$0.2369269f(-0.9061799) + 0.4786287f(-0.5384693) + 0.5688889f(0) + 0.4786287f(0.5384693) + 0.2369269f(0.9061799) =$$

$$0.2369269x^{(1)}\left(k + \frac{1}{2}(1-0.9061799)\right) + 0.4786287x^{(1)}\left(k + \frac{1}{2}(1-0.5384693)\right) + 0.5688889x^{(1)}\left(k + \frac{1}{2}\right) +$$

$$0.4786287x^{(1)}\left(k + \frac{1}{2}(1+0.5384693)\right) + 0.2369269x^{(1)}\left(k + \frac{1}{2}(1+0.9061799)\right)$$

Step4：得到优化的背景值：

$$\begin{aligned} z^{(1)}(k+1) &= \int_k^{k+1} x^{(1)}(t)\mathrm{d}t \approx \int_k^{k+1} S_k(t)\mathrm{d}t = \\ &0.2369269x^{(1)}\left(k + \frac{1}{2}(1-0.9061799)\right) + 0.4786287x^{(1)}\left(k + \frac{1}{2}(1-0.5384693)\right) + \\ &0.5688889x^{(1)}\left(k + \frac{1}{2}\right) + 0.4786287x^{(1)}\left(k + \frac{1}{2}(1+0.5384693)\right) + 0.2369269x^{(1)}\left(k + \frac{1}{2}(1+0.9061799)\right) \end{aligned} \tag{12}$$

由于带有小数节点的运算计算机无法实现，所以通过适当的插值方法把小数节点转化为整数节点，使得高斯正交化插值算法得以通过计算机实现预测。方法为：

$$\begin{aligned} z^{(1)}(k+1) &= \int_k^{k+1} x^{(1)}(t)\mathrm{d}t \approx \int_k^{k+1} S_k(t)\mathrm{d}t = \\ &0.8333481x^{(1)}(k) + 1.3333332x^{(1)}(k+1) - \\ &0.1666665x^{(1)}(k+2) \end{aligned} \tag{13}$$

式（13）就是我们采用高斯正交化插值方法改进得到的 GM（1,1）模型的新背景值。

结论：在区间 $[k, k+1]$ 上利用高斯求积公式 $\int_{-1}^{1} f(x)\mathrm{d}x$ 求解背景值，采用变换使区间 $[k, k+1]$ 转换到区间 $[-1,1]$ 上，从而其满足正交化条件。利用高斯-勒让德多项式的零点求出高斯求积点，并且根据其代数精度进而求出求积系数，可最终求出高斯多项式 $\sum_{k=1}^{n} A_k f(x_k)$，该多项式即为所构造的背景值。

2　模型的应用与方法的比较

我们按月选取 2008 年江苏省工业用电量数据并将其记为原始数据，采用本文所提出的高斯正交化插值方法与文献[2，7-8]中所给方法进行预测比较，模型计算结果如表 1 所示。

表 1 2008 年江苏省工业用电量预测表

Tab.1 Industry electricity consumption of Jiangsu province in 2008

月份	原始数据	本文提出方法		文献[2]提出方法		文献[7]提出方法		文献[8]提出方法	
		模型数据	相对误差/%	模型数据	相对误差/%	模型数据	相对误差/%	模型数据	相对误差/%
1	2 140 773	2 140 773	0	2 140 773	0	2 140 773	0	2 140 773	0
2	1 503 399	1 625 290	8.11	2 038 981	35.6	2 283 673	51.9	2 251 521	49.8
3	2 133 739	2 033 693	4.7	2 055 781	3.7	2 260 346	5.9	2 210 031	3.6
4	2 105 210	2 042 131	3	2 072 719	1.5	2 237 259	6.3	2 169 306	3
5	2 251 740	2 050 603	8.9	2 089 796	7.2	2 214 407	1.7	2 129 331	5.4
6	2 172 995	2 059 111	5.2	2 107 014	3	2 191 788	0.9	2 090 093	3.8
7	2 640 204	2 467 654	6.53	2 124 375	19.5	2 169 400	17.8	2 051 577	22.3
8	2 365 997	2 076 233	12.2	2 141 878	9.5	2 147 241	9.2	2 013 772	14.9
9	1 975 497	2 084 847	5.5	2 159 525	9.3	2 125 309	7.6	1 976 663	0.1
10	1 999 394	2 093 497	4.7	2 177 318	8.9	2 103 600	5.2	1 940 238	3
平均相对误差/%		5.88		9.82		10.65		10.59	

为了更直观地表现模型的预测误差，下面给出表 1 的图示。

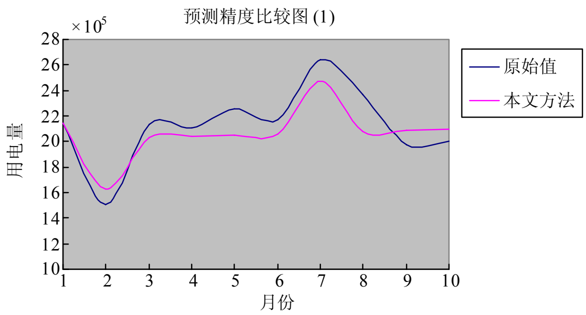

图 2 本文方法预测值与实际值比较示意图

Fig.2 Comparison between the actual value and prediction value of the proposed approach

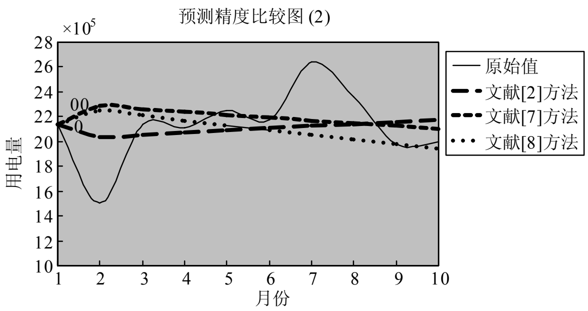

图 3 文献[2，7-8]方法预测值与实际值比较示意图

Fig.3 Comparison between the actual value and prediction value of literature [2], [7] and [8]

从表 1，图 2，图 3 中我们可以看出采用高斯正交化模型预测得到的数据曲线与原始曲线基本一致，平均相对误差只有 5.88%，远小于文献[2，7-8]中所提方法的平均预测误差，体现出本文所使用方法的有效性。

3　结语

本文的研究具有以下特点：

（1）利用高斯正交化方法改进 GM（1,1）模型背景值。根据高斯函数的特点，将背景值的积分转化为五点高斯函数的求积，替代文献[2，7-8]中的紧邻均值和单项插值方法，提高了预测的精度。

（2）将高斯正交算法程序化，便于计算机编程实现，方便、简捷、可信度高。通过上述实例表明，采用高斯正交化方法优化背景值的 NGGM（1,1）模型可以大幅度降低预测误差，在电能的智能调配中能够发挥更大的效用。

参考文献

[1] 何光宇，孙英云，梅生伟，等. 多指标自趋优的智能电网[J]. 电力系统自动化，2009，33（17）：1-5.
HE Guang-yu，SUN Ying-yun，MEI Sheng-wei，et al. Multi-indices self-approximate-optimal smart grid[J]. Automation of Electric Power Systems，2009，33（17）：1-5.

[2] 刘思峰，郭天榜，党耀国. 灰色系统理论及其应用[M]. 北京：科学出版社，1999.
LIU Si-feng，GUO Tian-bang，DANG Yao-guo. Grey system theory and its application[M]. Beijing：Science Press，1999.

[3] Zhou P，Ang B W，Poh K L. A trigonometric grey prediction approach to forecasting electricity demand[J]. Energy，2006（31）：2839-2847.

（下转第 151 页　continued on page 151）

system[J]. Power System Technology，2008，32（22）：72-76.

[8] 杜颖，卢继平，李青，等. 基于最小二乘支持向量机的风电场短期风速预测[J]. 电网技术，2008，32（15）：62-66.
DU Ying，LU Ji-ping，LI Qing，et al. Short-term wind speed forecasting of wind farm based on least square-support vector machine[J]. Power System Technology，2008，32（15）：62-66.

[9] 牛东晓，谷志红，邢棉，等. 基于数据挖掘的 SVM 短期负荷预测方法研究[J]. 中国电机工程学报，2006，26（18）：6-12.
NIU Dong-xiao，GU Zhi-hong，XING Mian，et al. Study on forecasting approach to short-term load of SVM based on data mining[J]. Proceedings of the CSEE，2006，26（18）：6-12.

[10] 戚双斌，王维庆，张新燕. 基于支持向量机的风速与风功率预测方法研究[J]. 华东电力，2009，37（9）：1600-1603.
QI Shuang-bin，WANG Wei-qing，ZHANG Xin-yan. Wind speed and wind power prediction based on SVM[J]. East China Electric Power，2009，37（9）：1600-1603.

[11] 曾杰，张华. 基于最小二乘支持向量机的风速预测模型[J]. 电网技术，2009，33（18）：144-147.
ZENG Jie，ZHANG Hua. A wind speed forecasting model based on least squares support vector machine[J]. Power System Technology，2009，33（18）：144-147.

[12] 李元诚，方廷建，于尔铿. 短期负荷预测的支持向量机方法研究[J]. 中国电机工程学报，2003，23（6）：55-59.
LI Yuan-cheng，FANG Ting-jian，YU Er-keng. Study of support vector machines for short-term load forecasting[J]. Proceedings of the CSEE，2003，23（6）：55-59.

[13] 张培林，钱林方，曹建军，等. 基于蚁群算法的支持向量机参数优化[J]. 南京理工大学学报，2009，33（4）：464-468.
ZHANG Pei-lin，QIAN Lin-fang，CAO Jian-jun，et al. Parameter optimization of support vector machine based on ant colony optimization algorithm[J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology，2009，33（4）：464-468.

收稿日期：2010-06-18

作者简介：

栗　然（1965-），女，教授，博士，研究方向为人工智能在电力系统中的应用、电网调度自动化、电网调度运营管理、数据仓库和数据挖掘技术在电力系统中的应用等；

陈　倩（1984-），女，硕士研究生，研究方向为电力系统分析、运行与控制；

徐宏锐（1984-），男，硕士，研究方向为电力系统分析、运行与控制。

（上接第 145 页　continued from page 145）

[4] Diyar Akay，Mehmet Atak. Grey prediction with rolling mechanism for electricity demand forecasting of Turkey[J]. Energy，2007（32）：1670-1675.

[5] 刘思峰，邓聚龙. GM（1,1）模型的适用范围[J]. 系统工程理论与实践，2000，20（5）：121-124.
LIU Si-feng，DENG Ju-long. The range suitable for GM（1,1）[J]. Systems Engineering-Theory & Practice，2000，20（5）：121-124.

[6] 罗党，刘思峰，党耀国. 灰色模型 GM（1,1）优化[J]. 中国工程科学，2003，5（8）：50-53.
LUO Dang，LIU Si-feng，DANG Yao-guo. The optimization of grey model GM（1,1）[J]. Engineering Science，2003，5（8）：50-53.

[7] 唐万梅，向长合. 基于二次插值的 GM（1,1）模型预测方法的改进[J]. 中国管理科学，2006，14（6）：109-112.
TANG Wan-mei，XIANG Chang-he. The improvements of forecasting method in GM（1,1）model based on quadratic interpolation[J]. Chinese Journal of Management Science，2006，14（6）：109-112.

[8] 李俊峰，戴文战. 基于插值和 Newton-Cores 公式的 GM（1,1）模型的背景值构造新方法[J]. 系统工程理论与实践，2004，24（10）：122-126.
LI Jun-feng，DAI Wen-zhan. A new approach of background value-building and its application based on data interpolation and Newton-Cores formula[J]. Systems Engineering-Theory & Practice，2004，24（10）：122-126.

[9] 关冶，陈景良. 数值计算方法[M]. 北京：清华大学出版社，1990.
GUAN Ye，CHEN Jing-liang. Numerical methods[M]. Beijing：Tsinghua University Press，1990.

[10] 敖培，牟龙华. 基于空穴序列的灰色预测模型及其应用[J]. 电力系统保护与控制，2009，37（24）：90-93.
AO Pei，MU Long-hua. Grey forecasting model based on vacant data series and application[J]. Power System Protection and Control，2009，37（24）：90-93.

收稿日期：2010-04-20

作者简介：

王晓佳（1983-），男，博士，讲师，研究方向为电力系统保护与控制，预测、决策科学与技术；E-mail: hfut211@163.com

沈建新（1967-），男，博士，研究方向为电力系统营销与控制，预测、决策科学与技术；

杨善林（1948-），男，教授，博导，研究方向为决策科学与技术，人工智能，计算机网络。