

# 风电场风速和发电功率预测研究

杨秀媛<sup>1</sup>, 肖 洋<sup>2</sup>, 陈树勇<sup>3</sup>

(1. 北京机械工业学院, 北京市 海淀区 100085; 2. 东北电力学院, 吉林省 吉林市 132012;  
3. 中国电力科学研究院, 北京市 海淀区 100085)

## WIND SPEED AND GENERATED POWER FORECASTING IN WIND FARM

YANG Xiu-yuan<sup>1</sup>, XIAO Yang<sup>2</sup>, CHEN Shu-yong<sup>3</sup>

(1. Beijing Machinery Industry College, Haidian District, Beijing 100085, China;  
2. Northeast China Institute of Electric Power Engineering, Jilin 132012, Jilin Province, China;  
3. China Electric Power Research Institute, Haidian District, Beijing 100085, China)

**ABSTRACT:** Wind speed forecasting is very important to the operation of wind power plants and power systems. It can relieve or avoid the disadvantageous impact of wind power plants on power systems and enhance the competitive ability of wind power plants against other power plants in electricity markets. Based on time series method and ANN (artificial neural network), the authors studied the wind speed forecasting and proposed a time series ANN method for wind speed forecasting. In the proposed method the mathematical model was built by time series method to obtain the basic parameters of wind speed characteristics, then these parameters were used to choose input variables of ANN. To improve the forecasting accuracy of ANN a rolling method to adjust weight factors was put forward. With above-mentioned method the wind speed forecasting accuracy was effectively improved.

**KEY WORDS:** Wind power generation; Wind speed forecasting; Wind power forecasting; Time series; ANN

**摘要:** 风速预测对风电场和电力系统的运行都具有重要意义。对风速进行比较准确的预测,可以有效地减轻或避免风电场对电力系统的不利影响,同时提高风电场在电力市场中的竞争能力。基于时间序列法和神经网络法,该文对风速预测进行了研究,提出了预测风速的时序神经网络法。该方法用时间序列法建模,得到风速特性的基本参数,并用这些参数选择神经网络的输入变量;为了提高预测精度,提出了滚动式权值调整手段。该方法有效地提高了风速预测的精度。

**关键词:** 风力发电; 风速预测; 风力发电功率预测; 时间序列; 人工神经网络

## 1 引言

可再生能源特别是风能的开发利用已得到世

界各国的高度重视<sup>[1]</sup>。目前,国内外对于风力发电各种课题的研究越来越深入,但其中关于风电场风速和功率预测的研究还达不到令人满意的程度<sup>[2]</sup>。

由于风电具有很强的随机性,所以风电穿透功率超过一定值之后,会严重影响电能质量和电力系统的运行<sup>[3]</sup>。有关学者在这方面进行了大量的研究工作<sup>[4-7]</sup>,并指出我国电网目前可接受的风电穿透功率不能超过8%。如果能对风速和风力发电功率进行比较准确的预测,则有利于电力系统调度部门及时调整调度计划,从而可有效地减轻风电对电网的影响,而且还可以减少电力系统运行成本和旋转备用,提高风电穿透功率极限,同时为风电场参与发电竞价奠定了基础。

目前,风电场风速预测的误差在25%~40%左右,这不仅与预测方法有关,还与预测周期以及预测地点的风速特性有关。一般来说,预测周期越短,预测地点的风速变化越缓和,预测误差就会越小;反之,预测误差就会越大。最简单的预测方法是持续法,即把最近一点的风速或功率观测值作为下一点的预测值<sup>[3]</sup>。其它预测方法有卡尔曼滤波法(Kalman filters)<sup>[8]</sup>、时间序列法(ARMA)<sup>[9]</sup>、人工神经网络法(ANN)<sup>[3,10]</sup>、模糊逻辑法(Fuzzy Logic)等。这些方法只需风电场的风速或功率时间序列即可建立模型,进行预测;而空间相关性法(Spatial Correlation)则需要考虑风电场以及与之相近几个地点的风速时间序列,运用几个地点风速之间的空间相关性,对风电场的风速进行预测,进而预测风力发电功率。

本文以我国某风电场为例,针对提前一个观测时间段给出预测值的要求,对风速预测和风力发电功率预测方法进行了研究,提出了时序神经网络预测方法。原始数据是风速时间序列和风电机组输出功率的时间序列。用时间序列法和神经网络法进行建模,主要内容为:用时间序列法建模,得到对预测值影响最大的几个量;将时间序列法的研究结果运用到神经网络法,定量确定神经网络法的输入变量;为了提高预测精度和保持预测精度的稳定性,提出了滚动式权值调整手段,解决了神经网络权值随时间推移而逐渐变得不适用的问题。时序神经网络法有效地提高了风速预测精度。

## 2 时间序列法预测风速

### 2.1 时间序列法基本原理

风速和风力发电功率为随机变量,Box-Jenkins法是随机时间序列分析的主要方法之一<sup>[11]</sup>,已被用于风速和风力发电功率的预测。它利用大量的历史数据来建模,经过模型识别、参数估计、模型检验来确定一个能够描述所研究时间序列的数学模型,再由该模型推导出预测模型<sup>[12]</sup>。

根据 Box-Jenkins 方法,可将随机时间序列的模型分类为:自回归模型(AR)、滑动平均模型(MA)、自回归-滑动平均模型(ARMA)、累积式自回归-滑动平均模型(ARIMA)。对于 AR 模型,当前时刻的观测值由过去几个历史时刻的观测值和一个当前时刻的随机干扰来表示;对于 MA 模型,当前时刻的观测值由称作随机干扰的白噪声序列的线性组合来表示;将 AR 模型与 MA 模型结合起来,可得 ARMA 模型。

由 AR、MA、ARMA 模型描述的时间序列称为平稳时间序列。如果序列非平稳,要先将其转换为平稳时间序列,方法为:

(1) 引入有序差分算子  $\nabla = 1 - B$ , 对原非平稳时间序列  $\{y_t\}$  施行一阶有序差分变换

$$\nabla y_t = (1 - B)y_t = y_t - y_{t-1} \quad (1)$$

原时间序列经过  $d$  阶差分后得

$$\nabla^d y_t = (1 - B)^d y_t \quad (2)$$

差分后得到的平稳序列可以用 AR、MA、ARMA 模型来描述,则原时间序列可表示为

$$\varphi(B)\nabla^d y_t = \theta(B)a_t \quad (3)$$

这就是累积式自回归-滑动平均模型 ARIMA( $p, d, q$ )。

(2) 若所研究的时间序列具有季节性变化趋势,可对其施行季节性差分变换,引入季节性差分算子

$\nabla_S = 1 - B^S$ , 且  $\nabla_S^D = (1 - B^S)^D$  其中,  $S$  为周期,则季节性 ARIMA 模型为

$$\phi(B^S)\nabla_S^D y_t = \Theta(B^S)a_t \quad (4)$$

(3) 综合上述两种差分变换,所得模型为

$$(p, d, q) \times (P, D, Q)_S \text{ ARIMA}$$

$$\text{即 } \varphi(B)\phi(B^S)\nabla^d \nabla_S^D y_t = \theta(B)\Theta(B^S)a_t \quad (5)$$

为了确定这个模型的阶数,考察  $y_t$ 、 $\nabla y_t$ 、 $\nabla \nabla y_t$ , 或者更高次差分以后变量的自协方差和自相关函数,来确定  $d$  和  $D$ , 将模型简化为相应的 AR、MA 或 ARMA 模型,进而确定  $p$ ,  $q$ ,  $P$ ,  $Q$ 。模型的阶数确定之后,可通过矩估计法或最小二乘估计法,计算出模型的其他各项参数。最后,检验残差序列  $\hat{a}_t = y_t - \hat{y}_t$  ( $\hat{y}_t$  为预测值)是否为白噪声的一个样本序列;若是,则所建立的模型是合适的,否则即为不合适,需要对其进行修改或重新识别模型,直到其通过检验为止<sup>[11-12]</sup>。

### 2.2 实例分析

以我国某风电场的实测风速为原始数据,运用时间序列法进行初步建模。该序列为每小时采样一点,取其中的前 200 点数据来建立模型。前 200 点风速序列及其前 20 个自相关函数值如图 1 所示。可看出,自相关函数不能快速衰减到零,原始风速序列非平稳,需对其进行平稳化处理。

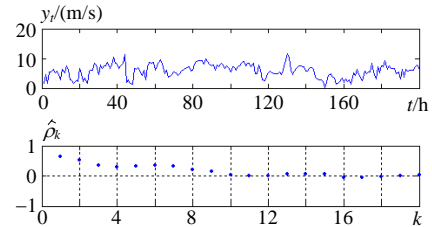


图 1 前 200 点风速序列及其前 20 个自相关函数值

Fig. 1 Wind speed for the first 200 points and its first 20 autocorrelation value

对原始风速序列施行二阶有序差分变换,  $\{\nabla^2 y_t\}$  序列及其前 20 个自相关函数值如图 2 所示,此时  $\{\nabla^2 y_t\}$  的均值趋近于零。可见,经二阶差分变换后,自相关函数很快衰减到零,序列已变得足够平稳。

因此,可将  $\{\nabla^2 y_t\}$  识别为 ARMA( $p, q$ ) 模型。鉴

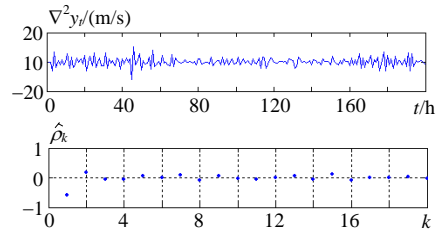


图 2  $\{\nabla^2 y_t\}$  序列及其前 20 个自相关函数值

Fig. 2  $\{\nabla^2 y_t\}$  and its first 20 autocorrelation value

于模型识别具有很大的灵活性，为了得到最合理的模型，对  $p = 0, 1, 2, \dots, 8$ ;  $q = 0, 1, 2, 3$  多组阶数进行参数估计和模型检验，并注意到模型要满足平稳性条件和可逆性条件，最终将模型确定为 ARMA(6,2)，原始风速序列模型即为 ARIMA(6,2,2)。运用该模型进行风速预测，绝对平均误差在 26% 左右，见图 3。这里，绝对平均误差定义如下

$$E_{AA} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \frac{|\hat{y}_t - y_t|}{y_t} \quad (6)$$

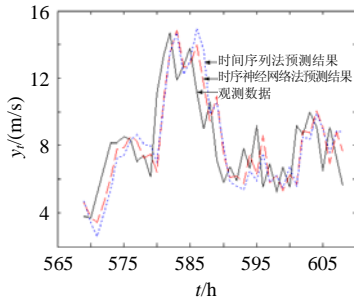


图 3 风速预测结果

Fig. 3 Results of wind speed forecasting

### 3 时序神经网络法预测风速

#### 3.1 神经网络法基本原理

人工神经网络旨在模仿人脑结构及其功能，由大量简单处理元件以某种拓扑结构大规模连接而成，对复杂问题的求解比较有效，已有人将其用于风电场风速和发电功率预测。

目前应用最广泛的是多层前馈神经网络，即 BP 神经网络<sup>[13-14]</sup>，它包括一个输入层、一个或多个隐层和一个输出层，层间的神经元进行单向连接，层内神经元则相互独立。隐层神经元映射函数常采用 Sigmoid 函数，输出层采用 Pureline 函数，整个网络的输出可以取任意值。网络的学习训练过程就是权值的调整过程，由信号的正向传播与误差的反向传播两个过程实现。训练周而复始地进行，直到网络输出的误差减小到可接受的程度，或进行到预先设定的学习次数为止。经过良好训练的网络，对于不是训练集中的输入也能给出合适的输出，具有泛化能力，这种能力为预测提供了可能性。

由于神经网络传统 BP 算法存在一些内在缺陷，如容易陷入局部极小，学习收敛速度慢等，所以本文采用 L-M 算法，将传统 BP 算法的权值调整式

$$\Delta W = -\eta \frac{\partial E}{\partial W} \quad (7)$$

替换为

$$\Delta W = (J^T J + \mu I)^{-1} J^T E \quad (8)$$

式中  $W$  为权值； $\eta$  为学习效率； $\Delta W$  为权值修正量； $E$  为误差； $J$  为误差对权值微分的雅克比矩阵； $\mu$  为标量，它确定了学习是根据牛顿法还是梯度法来完成， $\mu$  可自适应调整<sup>[15]</sup>。实践表明，L-M 算法可有效解决传统 BP 算法的缺陷，缩短学习时间。

#### 3.2 用时间序列模型选择输入变量

在三层前馈网络中，只要对隐层采用非线性递增映射函数，输入输出层采用线性映射函数就可以用三层网络对任意连续函数进行逼近<sup>[13]</sup>。由此可把风速预测网络模型设计为三层前馈网络，其中输入层节点数等于输入变量数，隐层节点数需要经过多方面试验来确定，输出层节点数取为 1，且隐层采用 Tansig 映射函数，输出层采用 Pureline 映射函数。但是，神经网络输入层输入变量的确定还没有很好的选择标准，以原始风速序列  $\{y_t\}$  的最近几个历史值作为网络的输入，以下一小时的风速值作为目标输出组成样本对，选取多组样本对组成训练样本集来训练网络，结果表明网络收敛速度特别慢，有时甚至不收敛，且训练出来的网络预测效果不佳。为了解决这一问题，本文利用时间序列模型来选择输入变量。网络的输入变量必须选择那些对输出影响大且能够检测或提取的变量，时间序列法研究结果表明：原始风速序列的二阶差分序列  $\{z_t\}$  可识别为 ARMA(6,2) 模型，表明预测值  $\hat{z}_t(1)$  由  $\{z_t\}$  最近的 6 个历史值以及最近的两个残差值的线性组合确定。据此，可将神经网络的输入变量确定为二阶差分序列  $\{z_t\}$  的最近 6 个历史值以及最近两个残差值，并将  $\{z_t\}$  下一小时的值作为网络的目标输出组成样本对，选取多组样本对组成训练样本集来训练网络，此时网络的收敛速度明显加快，预测效果明显改进。在该网络给出预测值  $\hat{z}_t(1)$  后，可推出  $\hat{y}_t(1)$ ，由  $z_t = \nabla^2 y_t = y_t - 2y_{t-1} + y_{t-2}$  可推知

$$\hat{y}_t(1) = \hat{z}_t(1) + 2y_{t-1} - y_{t-2} \quad (9)$$

#### 3.3 滚动式权值调整

通常，BP 网络的权值经过训练确定后就不再改变，或不轻易改变而一直用于预测。由于风速呈现出很强的随机性，研究发现利用不变的权值进行预测时，比较接近训练样本集的时刻预测效果较好，但是，随着时间的推移，网络的权值越来越显得不合适，需要调整。为了解决这个问题，提出滚动式权值调整手段：

(1) 假设第 1 组训练样本集所用的数据为  $z_{t+1} \cdots z_{t+N}$ ,  $a_{t+1} \cdots a_{t+N}$ , 利用这组数据训练好网络之后可预测出  $\hat{z}_{t+N+1}$ , 进而求出  $\hat{y}_{t+N+1}$ 。

(2) 随着时间的推移, 在得到  $z_{t+N+1}$  之后, 训练样本集所用数据随之推移, 变为  $z_{t+2} \cdots z_{t+N+1}$ ,  $a_{t+2} \cdots a_{t+N+1}$ , 并在上一次的权值基础上再次训练网络, 训练好网络后可预测出  $\hat{z}_{t+N+2}$ , 进而求出  $\hat{y}_{t+N+2}$ 。依此类推。

这样, 在继承上一次网络权值也就是训练所得经验后, 可对权值不断进行更新, 使网络能够反应风速的最新变化规律。而且, 程序运行结果表明, 新的权值调整过程只需几秒, 能够满足实时性的要求。

可看出, 时间序列法与神经网络法的输入变量相同, 但是神经网络法可以学习到风速变化的非线性规律, 而时间序列法则不能做到这一点, 所以理论上讲, 神经网络法的预测效果要优于时间序列法。试验表明, 运用该神经网络模型进行风速预测, 绝对平均误差在 22% 左右, 优于时间序列法。

### 3.4 预测修正

根据风速的分布统计特性, 可进一步对神经网络模型的预测值进行修正。风速满足威布尔 (Weibull) 分布, 其概率密度函数为

$$P(v) = \frac{k}{c} \left(\frac{v}{c}\right)^{k-1} \exp\left[-\left(\frac{v}{c}\right)^k\right] \quad (10)$$

其中,  $k$  称为形状参数;  $c$  称为尺度参数。本文算例  $k = 1.96$ ,  $c = 7.88$ , 风速频率曲线如图 4 所示。

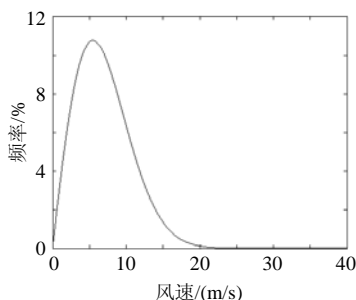


图4 风速频率曲线

Fig. 4 Frequency curve of wind speed

由图 4 和当地风速资料可知: 该风电场的风速主要集中在 2~20 m/s, 小于 1.5m/s 和大于 20m/s 的风速发生的概率极小, 由此可做如下修正: 当  $\hat{y}_t > 20$  时, 令  $\hat{y}_t = 20$ ; 当  $\hat{y}_t < 1.5$  时, 令  $\hat{y}_t = 1.5$ 。另外, 借鉴持续预测法的原理,  $y_t$  与  $y_{t-1}$  的相关性最大, 这也与实际经验相符, 所以再做修正:  $\hat{y}_t = (\hat{y}_t + y_{t-1})/2$ 。这样可将预测误差降低 2%。时

序神经网络法预测风速的最终误差在 20% 左右, 见图 3。

## 4 风力发电功率预测

以单机容量为 600 kW 的变桨距风力发电机组为例, 功率特性如图 5 所示, 其切入风速、切出风速、额定风速分别为 3、25、14 m/s。由风速原始数据和风电机组功率特性曲线, 可得风电功率时间序列的原始数据。

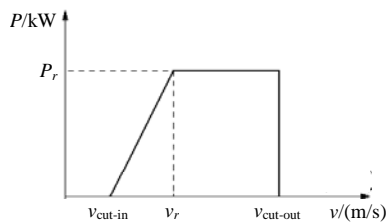


图5 风电机组功率特性曲线

Fig. 5 Power curve of a wind power generator

风力发电功率预测与风速预测的原理相同。经过模型识别、参数估计、模型检验, 风电功率时间序列模型确定为 ARIMA(6,2,2), 用该模型进行预测, 绝对平均误差在 36% 左右; 用时序神经网络模型预测时, 绝对平均误差为 32% 左右。风电功率预测曲线见图 6。可见, 虽然预测原理相同, 但是风电功率预测误差大于风速预测误差, 这主要是由于风速与风力发电功率的对应关系所致。在风速小于切入风速和大于切出风速时, 发电功率均为零; 在风速等于切入风速、额定风速以及切出风速时, 功率特性曲线都出现了明显的转折点; 在风速大于额定风速并小于切出风速时, 发电功率为一值; 只有在风速大于切入风速并小于额定风速时, 发电功率与风速才近似成线性关系, 这些都使得本来就不具有很强规律性的风速, 在经过功率特性曲线转换后, 其规律性被部分破坏, 得到的风力发电功率的规律性更加微弱。由预测理论知, 任何预测方法的

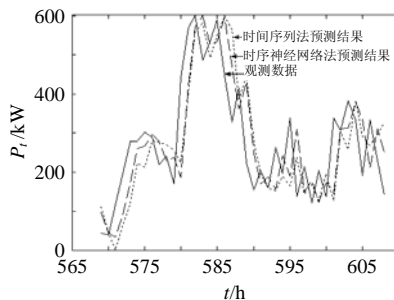


图6 风力发电功率预测结果

Fig. 6 Results of wind power forecasting

预测精度都会随着预测对象规律性强弱的变化而发生改变。若预测对象的规律性很强,大多数预测方法都可以取得较高的预测精度;相反,若预测对象的规律性很弱,任何预测方法都不可能突破预测对象本身的规律性所限定的预测精度极限<sup>[16]</sup>。正是由于风电功率的规律性不如风速的规律性强,才使得它们的预测精度在相同的预测方法下存在一定的差距。

## 5 结论

(1) 风速和风力发电功率预测对电力系统稳定运行以及提高其运行效益具有重要意义;同时提高了风电场参与市场竞争的能力。

(2) 时序神经网络法对风速预测是有效的,用时间序列法定量选择神经网络输入层输入变量和滚动式神经网络权值调整手段明显地提高了预测精度,具有一定的实用价值。风电功率预测误差较大,应该预测风速,然后计算发电量。

(3) 虽然风速和发电功率预测的难度较大,但还没有达到预测极限,经过努力,预测精度还可以进一步提高。

## 参考文献

- [1] 李晶, 宋家骅, 王伟胜. 大型变速恒频风力发电机组建模与仿真[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(6): 100-105.  
Li Jing, Song Jiahua, Wang Weisheng. Modeling and dynamic simulation of variable speed wind turbine with large capacity[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(6): 100-105.
- [2] 雷亚洲, 王伟胜, 戴慧珠, 等. 风电对电力系统运行的价值分析[J]. 电网技术, 2002, 26(5): 10-14.  
Lei Yazhou, Wang Weisheng, Dai Huizhu *et al.* Analysys of wind power value to power system operation[J]. Power System Technology, 2002, 26(5): 10-14.
- [3] Alexiadis M, Dokopoulos P, Sahsamanoglou H *et al.* Short term forecasting of wind speed and related electrical power[J]. Solar Energy, 1998, 63(1): 61-68.
- [4] 陈树勇, 戴慧珠, 白晓民, 等. 风电场的发电可靠性模型及其应用[J]. 中国电机工程学报, 2000, 20(3): 26-29.  
Chen Shuyong, Dai Huizhu, Bai Xiaomin *et al.* Rellability model of wind power plants and its application[J]. Proceedings of the CSEE, 2000, 20(3): 26-29.
- [5] 雷亚洲, 王伟胜, 印永华, 等. 一种静态安全约束下确定电力系统风电准入功率极限的优化方法[J]. 中国电机工程学报, 2001, 21(6): 25-28.  
Lei Yazhou, Wang Weisheng, Yin Yonghua *et al.* An optimization method for determining wind power penetration limit in power system under static security constraints[J]. Proceedings of the CSEE, 2001, 21(6): 25-28.
- [6] 雷亚洲, 王伟胜, 印永华, 等. 基于机会约束规划的风电穿透功率极限计算[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(5): 32-35.  
Lei Yazhou, Wang Weisheng, Yin Yonghua *et al.* Wind power penetration limit calculation based on chance constrained programming[J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(5): 32-35.
- [7] 郑国强, 鲍海, 陈树勇. 基于近似线性规划的风电场穿透功率极限优化的改进算法[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(10): 68-71.  
Zheng Guoqiang, Bao Hai, Chen Shuyong. Amending algorithm for wind farm penetration optimization based on approximate linear programming method[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(10): 68-71.
- [8] Bossanyi E A. Short-term wind prediction using Kalman filters[J]. Wind Engineering, 1985, 9(1): 1-8.
- [9] Kamal L, Jafri Y Z. Time series models to simulate and forecast hourly averaged wind speed in Wuetta, Pakistan[J]. Solar Energy, 1997, 61(1): 23-32.
- [10] Kariniotakis G, Stavrakakis G, Nogaret E. Wind power forecasting using advanced neural network models[J]. IEEE Trans Energy Conversion, 1996, 11(4): 762-767.
- [11] 牛东晓, 曹树华, 赵磊, 等. 电力系统负荷预测技术及其应用[M]. 北京: 中国电力出版社, 1998.
- [12] 张颖, 高中文. 基于时间序列和神经网络的电力系统负荷预测[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2003, 8(1): 30-36.  
Zhang Ying, Gao Zhouwen. The load forecasting of electric energy based on time sequence and neural network[J]. Journal Harbin Univ. Sci. & Tech., 2003, 8(1): 30-36.
- [13] 董安正, 赵国藩. 人工神经网络在短期资料风速估计方面的应用[J]. 工程力学, 2003, 20(5): 10-13.  
Dong Anzheng, Zhao Guofan. Applications of artificial neural networks in wind speed estimation from short-term records[J]. Engineering Mechanics, 2003, 20(5): 10-13.
- [14] 韩力群. 人工神经网络理论、设计及应用[M]. 北京: 化学工业出版社, 2002.
- [15] 楼顺天, 施阳. 基于 Matlab 的系统分析与设计——神经网络[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2000.
- [16] 于尔铿, 刘广义, 周京阳, 等. 能量管理系统[M]. 北京: 科技出版社, 1998.

收稿日期: 2005-01-05。

作者简介:

杨秀媛 (1962-), 女, 副教授, 研究方向为电力系统自动化和新能源发电;

肖 洋 (1977-), 男, 硕士研究生, 研究方向为含风电场的电力系统规划;

陈树勇 (1960-), 男, 博士, 教授, 研究方向为电力系统分析与新能源规划。