

基于粗糙集理论-主成分分析的 Elman 神经网络短期风速预测

尹东阳, 盛义发, 蒋明洁, 李永胜, 谢曲天

(南华大学电气工程学院, 湖南 衡阳 421001)

摘要: 为了解决传统静态前馈神经网络(FNN)在短期风速预测中易陷入局部最优值及动态性能的不足,引入Elman动态神经网络建立风速预测模型,采用主成分分析法(PCA)对原始风速数据进行特征提取以优化神经网络的输入,改进激励函数和网络结构以寻求函数收敛速度和预测精度的最优解。针对Elman神经网络预测模型在风速波动的峰值处预测误差较大及预测精度存在波动性,提出采用粗糙集理论对模型预测值进行修正与补偿,进一步提高预测精度。实验证明:所提出的方法能有效提高预测精度,增强神经网络模型的泛化能力,具有较好的实用性。

关键词: 风速预测; Elman 神经网络; 主成分分析; 粗糙集理论; 预测值修正

Short-term wind speed forecasting using Elman neural network based on rough set theory and principal components analysis

YIN Dong-yang, SHENG Yi-fa, JIANG Ming-jie, LI Yong-sheng, XIE Qu-tian

(College of Electrical Engineering, University of South China, Hengyang 421001, China)

Abstract: Because the traditional static feed forward neural networks (FNN) are easy to fall into local optimum and lack of dynamic performance, the wind speed prediction model using Elman neural network (ElmanNN) is established, the principal component analysis (PCA) is used to extract the feature of wind speed data, which optimizes the inputs of ElmanNN. Furthermore, excitation function and the structures of network are improved to search for the optimum solution of function convergence rate and prediction accuracy. To solve large error and prediction accuracy fluctuations of the ElmanNN model at the peak value of wind speed, the rough set theory is proposed to compensate and correct the predicted values to further improve the forecasted results. Experimental results show that the prediction accuracy is effectively improved and the generalization ability of ElmanNN is enhanced using the proposed method. This model has precise forecasting and strong practicability, so it has promoted value.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51277056).

Key words: wind speed forecasting; Elman neural network; principal components analysis (PCA); rough set theory; predicted value correction

中图分类号: TM614 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2014)11-0046-06

0 引言

风速的随机性和间歇性导致风电功率具有波动性的特点,对风电功率进行准确预测是提高电网运行稳定性,保障电力系统制定合理调度计划的有效途径^[1]。目前,我国已强制性要求风电场每天按照电力系统调度机构规定的时间上报次日 0~24 h

风电场发电功率预测曲线^[2]。准确预测风电场风速不但是风电功率预测的基础,而且对风电场的规划设计、开停机计划安排、电力系统安全运行以及提高经济效益等都具有重要意义。

目前,用于风速预测的方法主要分为两类:基于物理模型和基于历史数据的方法。前者一般选用数值天气预报(Numerical weather prediction, NWP)数据进行风速预测^[3-4]。但NWP的预测对象通常是一片风电场区域的风速而不是单个风电机组,需要将风电场的风速转化为单个机组的风速,计算量庞大,算法实时性不高。后者主要有时间序列法^[5],卡尔曼滤波法^[6],支持向量机法^[7],空间相关法^[8],

基金项目: 国家自然科学基金项目(51277056);湖南省自然科学基金项目(10JJ6076);湖南省科技厅资助项目(2011GK3034, 2010GK3183);湖南省教育厅重点资助项目(12A115);南华大学博士启动基金项目(2011XQD41)

神经网络法^[9]等。其中,神经网络法对训练样本具有较好的自组织自学习拟合能力,相对于其他算法预测精度较高,是目前研究的热点。文献[10]用遗传算法分别对 BP 神经网络的参数进行优化,在短时间内提高了预测精度,但静态前馈神经网络容易陷入局部最优值,且收敛速度慢。文献[11]采用主成分分析法(PCA)对风速数据进行特征提取,建立 BP 神经网络预测模型,该方法加快了程序的运行时间,提高了网络的泛化性能,提高了预测精度,但在风速波动较大的时刻,误差随之增大。文献[12]将粗糙集理论应用于电力负荷的预测,补偿神经网络模型在峰值附近误差较大的预测值,有效提高了预测精度。

本文将粗糙集理论应用于风速预测值的补偿与修正,结合具有动态性能的 Elman 神经网络,建立风速预测模型。该模型基于主成分分析法对原始风速样本进行特征提取得到的综合变量作为 Elman 神经网络的输入,改进激励函数和网络结构以寻求函数收敛速度和预测精度的最优解,最后采用粗糙集理论对风速预测值进行修正,使预测模型在风速变化平缓和波动幅度较大的情况下均具有较高的精度。

1 Elman 神经网络原理

1.1 Elman 神经网络结构

Elman 神经网络(Elman NN)与传统静态前馈神经网络(FNN)相比,具有四层结构:输入层、隐含层、输出层,还有一个特殊的关联层,其结构如图 1 所示。关联层的作用在于与隐含层一起形成神经网络内部的反馈连接,因而比 FNN 具有更强的动态记忆性,更适合用来建立时间序列的预测模型。

Elman 神经网络的非线性状态空间的表达式可写成如下形式:

输入层到隐含层的输出

$$R_L(t) = f\left[\sum_{i=1}^M W_{1ij}(t)X_i(t) + \sum_{r=1}^N W_{2rj}(t)R_{cr}(t)\right] \quad (1)$$

其中, $R_{cr}(t)$ 为关联层在 t 时刻到隐含层的反馈输出, $R_{cr}(t) = R_j(t-1)$ 。

隐含层到输出层的输出

$$y_p(t) = g\left[\sum_{j=1}^N W_{3jq}(t)R_j(t)\right] \quad (2)$$

式中, $W_{1ij}(t)$ 、 $W_{2rj}(t)$ 、 $W_{3jq}(t)$ 分别为输入层到隐含层,关联层到隐含层,隐含层到输出层的权值矩阵。

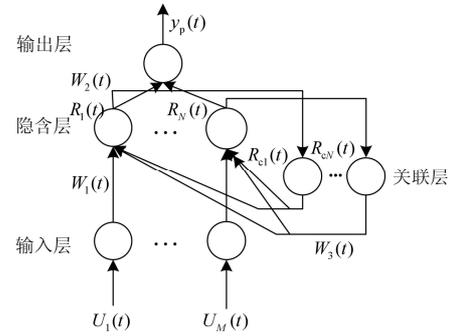


图 1 ElmanNN 结构图

Fig. 1 Structure of ElmanNN

输入层、输出层和关联层均采用线性函数,隐含层为单层网络结构,采用经修正的 sigmoid 函数,以加快 Elman 神经网络模型的收敛速度,减少程序运行时间,其修正激励函数为^[13]

$$f(x, a, b, c, k) = a + \frac{c}{1 + e^{-k(x+b)}} \quad (3)$$

式中:常数项 a ; 可调偏置参数 b ; 扩大函数增益 c ; 自变量因子 k 的值根据 Elman 神经网络的输入量确定。

1.2 学习算法

Elman 神经网络的学习算法采用误差反向传播算法(BP 算法),定义在 $[0, T]$ 时间段内,误差目标函数

$$E(t) = \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T (y(t) - d(t))^2 \quad (4)$$

式中: $y(t)$ 为实际输出值; $d(t)$ 为期望输出值。本文中设定学习目标函数阈值 $E_{tr_goal} = 10^{-5}$ 。

首先初始化样本的权值和网络结构,然后使用 BP 算法对 Elman 神经网络的 $W_{1ij}(t)$ 、 $W_{2rj}(t)$ 进行调整和训练,当网络的误差平方和低于阈值或达到迭代次数时,结束训练并保存网络偏差和权值。 $W_{2rj}(t)$ 的修正采用链式导数规则^[13]求取。

$$\Delta W_{2rj}(t) = \sum_{i=1}^T [(d(t) - y_p(t)) W_{3jq}(t)] f'(R_L(t)) R_L(t-1) \quad (5)$$

2 主成分分析原理

影响风速预测的因素很多,每种因素对预测精度的影响不尽相同,有些甚至是多余的,因此需要对预测模型的输入变量进行筛选。本文采用 PCA 对预测因子数据进行特征提取与预测结果相关性最大的变量作为神经网络输入变量,减少预测模型输入维数的同时提高预测精度。

对风速时间序列进行主成分提取的步骤如下。

Step1: 计算原始风速样本向量 \mathbf{X} 的自相关性系数, 确定进行主成分提取的输入向量 \mathbf{Y} 和输入维数 m ;

$$\mathbf{X}_{N \times m} = \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1m} \\ \vdots & & \vdots \\ x_{N1} & \cdots & x_{Nm} \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中: m 为对象的特性个数; N 为对象个数。

Step2: 对 \mathbf{Y} 进行标准化处理, 计算其相关系数矩阵 \mathbf{R} 、 \mathbf{R} 的特征根 $(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m)$ 、相应的特征向量 $(\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_m)$ 和方差累计贡献率 η_Σ , 其中

$$\mathbf{R} = \mathbf{X}^{*T} \mathbf{X}^* / (N-1) \quad (7)$$

$$\eta_\Sigma = \sum_i^p (100\% \lambda_i / \sum_i^m \lambda_i) \quad (8)$$

式中, \mathbf{X}^* 是标准化后的数据矩阵。

Step3: 选取 η_Σ 大于 75%~95% 时对应的前 p 个主成分个数作为神经网络预测模型的输入个数。

3 基于粗糙集理论的风速预测值修正算法

3.1 粗糙集风速预测修正算法的提出

由于风速具有随机波动性的特点, 如果在较短的时间内风速波动幅度很大, 采用神经网络预测模型对风速进行预测时, 在风速的峰值处附近预测误差较大, 导致预测精度出现波动性。因此, 本文提出基于粗糙集理论对峰值点附近的风速预测值进行修正和补偿的算法。

3.2 风速预测值修正算法的实现

基于 Elman 神经网络模型的预测风速值, 可采用式 (9) 进行修正^[14]。

$$\begin{cases} V'_{t+1} = V_{t+1} + s |k_{t+1} - k_t| \\ k_{t+1} = V_{t+2} - V_{t+1} \\ k_t = V_{t+1} - V_t \end{cases} \quad (9)$$

式中: V'_{t+1} 为 $t+1$ 时刻修正后的风速预测值; V_{t+2} 、 V_{t+1} 、 V_t 分别表示修正前 $t+2$ 、 $t+1$ 、 t 时刻 Elman 神经网络模型风速预测值; k_{t+1} 、 k_t 分别表示预测函数在 $t+1$ 时刻两侧的斜率; s 为尺度因子。

s 可通过建立基于粗糙集理论的信息系统确定。若给定信息系统 $\mathbf{K} = (\mathbf{U}, \mathbf{A}, \mathbf{V}, f)$, 其中 \mathbf{U} 为 Elman 神经网络模型输出风速预测值的非空集合, 称为论域; $\mathbf{A} = \mathbf{C} \cup \mathbf{D}$ 为属性的非空有限集合, 其中条件属性集 \mathbf{C} 是风速数据特征组成的集合, 决策属性集 $\mathbf{D} = \{d\}$, d 即为所求的尺度因子 s ;

$\mathbf{V} = \bigcup_{a \in \mathbf{A}} V_a$, $\forall a \in \mathbf{A}$, $x \in \mathbf{U}$ 都有一个信息函数 $f(x, a) \in V_a$ 。

定义 $\mathbf{C} = \{a, b, c\}$, 则有

$$a = \frac{|k_{t+1} - k_t|}{V_t''} \quad (10)$$

$$b = \text{sgn}(k_{t+1} - k_t) \quad (11)$$

$$c = \frac{V_t}{\max_{t=1}^M V_t} \quad (12)$$

式中: sgn 表示符号函数; V_t'' 为 t 时刻的实际风速值; M 为数据点的个数。

根据式(10)~式(12)从 Elman 神经网络模型输出的风速预测值中提取出条件属性集 \mathbf{C} , 根据专家经验确定决策属性集 \mathbf{D} , 从而构成一个完整的信息系统。分别对 \mathbf{C} 和 \mathbf{D} 进行等频划分离散化^[14]处理后得到决策表, 对该决策表进行属性约简和值约简, 即可得到最小决策规则, 从而确定尺度因子 s , 实现对 Elman 神经网络模型的风速预测值的修正。

4 基于粗糙集-主成分分析的 Elman神经网络风速预测

影响风速预测的因素主要有风速、温度、气压、湿度等, 这些数据构成了原始风速样本向量空间, 本文首先基于主成分分析法对以上空间向量进行主成分提取, 得到的优化输入变量作为 Elman 神经网络的输入, 再选择 BP 算法优化神经网络的结构和权值, 得到风速预测值, 然后基于粗糙集理论对其进行修正和补偿, 得到补偿后的风速预测值。风速预测模型见图 2 所示。

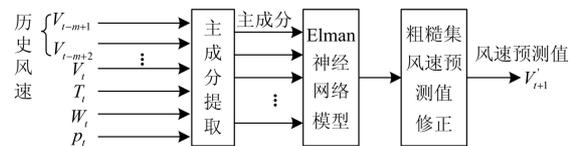


图 2 粗糙集-主成分分析 ElmanNN 风速预测模型
Fig. 2 Wind speed prediction model of rough set-PCA ElmanNN

以我国湖南某风电场 2013 年 7 月的实测风速序列作为数据样本, 采样间隔为 10 min, 收集平均风速、温度、湿度和气压等原始数据。将前 200 组数据作为训练样本集, 后 120 组数据作为测试样本集, 采用滚动预测法进行预测。

首先对基于主成分分析法的 ElmanNN 模型进行实验验证。对原始风速数据进行主成分分析, 由

式(6)~式(8)得到风速样本的方差及各主成分贡献率如表1。

表1 方差及各主成分贡献率

Table 1 Eigenvalue and principle components contribution rates

主成分	特性向量		
	特征值	方差贡献率/%	方差累计贡献率/%
1	4.335	52.767 5	52.767 5
2	2.278	27.309 7	80.077 2
3	0.457	10.478 9	90.556 1
4	0.275	5.274 1	95.830 2
5	0.013	0.677 3	96.507 5

取方差累计贡献率上限为95%，从表1可以看出，前4个主成分的方差累计贡献率达到95.8302%，因此求得主成分个数是4个，即风速预测模型的输入个数为4个，从而确定 ElmanNN 隐含层函数中 a, b, c, k 的值分别为-1,3,5,1。采用 BP 算法训练网络权值，确定网络结构为4-9-1-1。选取四种模型对预测结果进行对比分析，模型一：RBFNN 采用原始样本作为输入量；模型二：ElmanNN 采用原始样本作为输入量；模型三：采用主成分分析法的 ElmanNN (PCA-ElmanNN)；模型四：采用主成分分析法的 RBFNN (PCA-RBFNN)，其中 RBFNN 的径向基函数为高斯函数，最小二乘法确定 RBFNN 的中心和网络权值。模型均未采用粗糙集理论对风速预测值进行修正。模型检验结果如图3和表2所示。

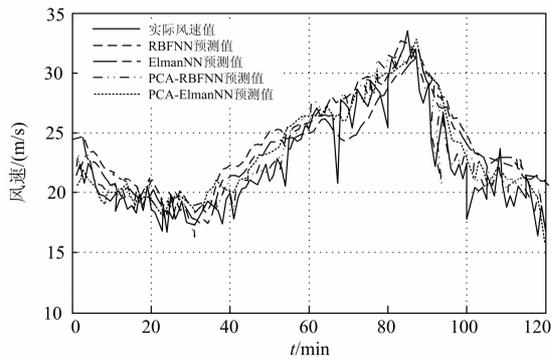


图3 四种模型的风速预测输出值

Fig. 3 Wind speed forecasting results based on four models

表2 四种模型的预测误差

Table 2 Prediction errors of four models

模型	e_{MAPE} /%	e_{MSE} /(m/s)
RBFNN	15.364	10.695
ElmanNN	12.723	8.054
PCA-RBFNN	9.872	5.633
PCA-ElmanNN	4.385	2.769

表2中 e_{MAPE} 、 e_{MSE} 为国际上通用的两种误差评价指标：平均百分比误差 (MAPE) 和均方根误差 (MSE)，分别按如下公式计算：

$$e_{MAPE} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \left| \frac{u_i - u'_i}{u_i} \right| \times 100\% \quad (13)$$

$$e_{MSE} = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (u_i - u'_i)^2} \times 100\% \quad (14)$$

式中， m ， u_i 、 u'_i 分别表示样本个数，实际风速值和预测风速值。

由图3和表2可知，ElmanNN 的预测精度比 RBFNN 高，这是因为 ElmanNN 的关联层起着内部反馈连接的作用，使之具有动态递归性能，和 RBFNN 这种静态前馈神经网络相比，增强了网络的计算能力和泛化能力。而 PCA-ElmanNN 较之 ElmanNN，PCA-RBFNN 较之 RBFNN 的平均百分比误差分别降低了 5.49%，8.338%，预测精度进一步提高，原因在于采用主成分分析法优化预测模型的输入量减少了输入维数，去除了相关性小的因素的干扰，简化了网络结构。

其次验证粗糙集风速预测修正算法的优越性。采用 ElmanNN，PCA-ElmanNN，粗糙集 ElmanNN，粗糙集 PCA-ElmanNN 四种模型分别对训练样本进行预测。从 Elman 神经网络输出值中选取条件属性集，根据专家经验确定决策属性集，从而确定尺度因子 s ，其中 $M=120$ 。条件属性集合决策属性集的编码表见表3和表4。绘制风速预测曲线和相应的预测误差比较表如图4和表5所示。

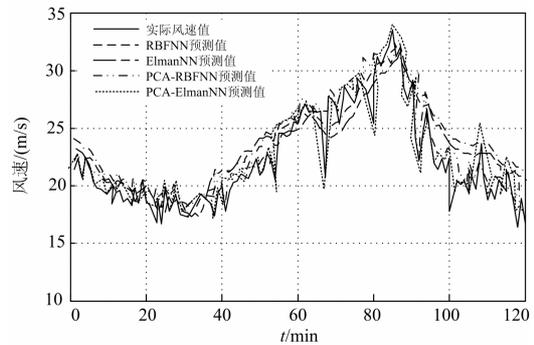


图4 粗糙集修正前后风速预测效果图

Fig. 4 Forecasting results between before and after rough set correction

表3 条件属性编码表

Table 3 Coding table for condition attributes

a 的值	a 的编码	b 的值	b 的编码	c 的值	c 的编码
[0, 0.02]	1	(0, +∞)	1	(0, 0.3]	1
(0.02, 0.4]	2	(-∞, 0)	2	(0.3, 0.5]	2
(0.4, 8]	3	0	3	(0.5, 0.8]	3
(8, +∞)	4			(0.8, 1]	4

表 4 决策属性编码表

d 的值	-0.6	-0.4	-0.2	0	0.2	0.4	0.6
d 的编码	1	2	3	4	5	6	7

表 5 粗糙集修正前后风速预测误差比较

Table 5 Comparison of wind speed forecasting value errors before and after rough set correction

模型	$e_{MAPE} / \%$	$e_{MSE} / (m/s)$
ElmanNN	12.723	8.054
PCA-ElmanNN	4.385	2.769
粗糙集 ElmanNN	6.695	3.178
粗糙集 PCA-ElmanNN	2.356	1.548

从图 4 和表 5 可以看出, 在风速变化较为平缓的 0~50 min 范围内, 四种模型均能较好地跟踪实际风速曲线, 预测效果较好, 50~120 min 范围内, 风速波动幅度变大, 进行粗糙集修正算法的模型(粗糙集 ElmanNN、粗糙集 PCA-ElmanNN)和未采用粗糙集修正算法的风速预测模型(ElmanNN、PCA-ElmanNN)相比, 预测精度有所提高, 且在整个时间范围内, 预测精度均提高 50%左右, 在四种预测模型中, 粗糙集 PCA-ElmanNN 的预测精度最高, 平均百分比误差和均方根误差分别为 2.356%、1.548 m/s, 说明结合粗糙集理论对风速预测值进行修正补偿的算法和主成分分析法可有效提高模型预测精度。

4 结论

(1) 针对传统静态前馈神经网络只能实现静态非线性映射功能, 对风速的动态变化预测效果有待改善的问题, 提出具有优越动态性能的 Elman 神经网络用于风速预测, 改进激励函数和网络结构以寻求函数收敛速度和预测精度的最优解, 在一定程度上提高了预测精度。

(2) 基于 PCA 对多维、互相关的原始风速数据进行主成分提取, 优化预测模型的输入变量, 增强了数据间的相关性, 具有更短的训练时间, 提高了预测实时性。

(3) 针对 Elman 神经网络预测模型在风速波动的峰值处预测误差较大, 提出基于粗糙集理论对风速预测值的修正补偿算法, 算例结果表明, 该方法对风速预测值的补偿效果较好, 进一步提高预测精度, 具有一定的工程实用价值。

参考文献

- [1] 黄学良, 刘志仁, 祝瑞金, 等. 大容量变速恒频风电机组接入对电网运行的影响分析[J]. 电工技术学报, 2010, 25(4): 142-149.
HUANG Xue-liang, LIU Zhi-ren, ZHU Rui-jin, et al. Impact of power system integrated with large capacity of variable speed constant frequency wind turbines[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2010, 25(4): 142-149.
- [2] 国家电力监管标准化委员会. GB/T 19963-2011 风电场接入电力系统技术规定[S]. 北京: 中华人民共和国质量监督检验检疫总局, 2011.
State Electricity Regulatory Commission of People's Republic of China. GB/T 19963-2011 technical rule for connecting wind farm to power system[S]. Beijing: General Administration of Quality Supervision, Inspection and Quarantine of the People's Republic of China, 2011.
- [3] 李莉, 刘永前, 杨勇平, 等. 基于 CFD 流场预计算的短期风速预测方法[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(7): 27-32.
LI Li, LIU Yong-qian, YANG Yong-ping, et al. Short-term wind speed forecasting based on CFD pre-calculated flow fields[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(7): 27-32.
- [4] PELIKAN E, EBEN K, RESLER J, et al. Wind power forecasting by an empirical model using NWP outputs[C] // International Conference on Environment and Electrical Engineering. Prague, Czech Republic, 2010: 45-48.
- [5] 刘纯, 吕振华, 黄越辉, 等. 长时间尺度风电出力时间序列建模新方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2013, 41(1): 7-13.
LIU Chun, Lü Zhen-hua, HUANG Yue-hui, et al. A new method to simulate wind power time series of large time scale[J]. Power System Protection and Control, 2013, 41(1): 7-13.
- [6] CASSOLA F, BURLANDO M. Wind speed and wind energy forecast through Kalman filtering of numerical weather prediction model output[J]. Applied Energy, 2012, 99: 154-166.
- [7] 罗文, 王莉娜. 风电场短期风速预测研究[J]. 电工技术学报, 2011, 26(7): 68-74.

- LUO Wen, WANG Li-na. Short-term wind speed forecasting for wind farm[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2011, 26(7): 68-74.
- [8] 陈妮亚, 钱政, 孟晓风, 等. 基于空间相关法的风电场风速多步预测模型[J]. 电工技术学报, 2013, 28(5): 15-21.
- CHEN Ni-ya, QIAN Zheng, MENG Xiao-feng, et al. Multi-step ahead wind speed forecasting model based on spatial correlation and support vector machine[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2013, 28(5): 15-21.
- [9] 武小梅, 白银明, 文福拴. 基于 RBF 神经网络的风电功率短期预测[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(15): 80-83.
- WU Xiao-mei, BAI Yin-ming, WEN Fu-shuan. Short-term wind power forecast based on the radial basis function neural network[J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(15): 80-83.
- [10] 王德明, 王莉, 张广明. 基于遗传 BP 神经网络的短期风速预测模型[J]. 浙江大学学报: 工学版, 2012, 46(5): 837-842.
- WANG De-ming, WANG Li, ZHANG Guang-ming. Short-term wind speed forecast model for wind farms based on genetic BP neural network[J]. Journal of Zhejiang University: Engineering Science, 2012, 46(5): 837-842.
- [11] 何东, 刘瑞叶. 基于主成分分析的神经网络动态集成风功率超短期预测[J]. 电力系统保护与控制, 2013, 41(4): 50-54.
- HE Dong, LIU Rui-ye. Ultra-short-term wind power prediction using ANN ensemble based on the principal components analysis[J]. Power System Technology, 2013, 41(4): 50-54.
- [12] 庞清乐. 基于粗糙集理论的神经网络预测算法及其在短期负荷预测中的应用[J]. 电网技术, 2010, 34(12): 165-173.
- PANG Qing-le. A rough set-based neural network load forecasting algorithm and its application in short-term load forecasting[J]. Power System Technology, 2010, 34(12): 165-173.
- [13] 刘荣, 方鸽飞. 改进 Elman 神经网络的综合气象短期负荷预测[J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(22): 113-117.
- LIU Rong, FANG Ge-fei. Short-term load forecasting with comprehensive weather factors based on improved Elman neural network[J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(22): 113-117.
- [14] 夏非, 范莉, 苏浩益. 基于粗糙集理论和启发式径向基函数神经网络的中长期电力负荷预测模型[J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(16): 21-26.
- XIA Fei, FAN Li, SU Hao-yi. A model for medium and long term load forecasting based on rough set theory and heuristic radial basic function neural network[J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(16): 21-26.

收稿日期: 2013-08-11; 修回日期: 2013-09-30

作者简介:

尹东阳(1991-), 女, 硕士研究生, 研究方向为风电场风速与风电功率预测; E-mail: ydy712@163.com

盛义发(1973-), 男, 通信作者, 博士, 教授, 硕士生导师, 研究方向为电力系统运行分析与控制、电机系统及其智能控制、电力电子与电气传动; E-mail: syf871@163.com

蒋明洁(1988-), 女, 硕士研究生, 研究方向为智能变电站的设计与改造。