

基于 BP 神经网络的垃圾热值预测模型

马晓茜, 谢泽琼

华南理工大学电力学院, 广州 510640

摘要 入炉垃圾热值不稳定,对焚烧炉的稳定运行有很大影响。采用遗传算法优化 BP 神经网络的权值和阈值,建立垃圾焚烧炉入炉垃圾热值的预测模型。利用 Garson 方法和主成分分析法对某垃圾焚烧电厂在线运行数据进行分析后,作为 BP 神经网络的输入参数,实现入炉垃圾热值的在线测量和预测。研究表明,该模型预测平均相对误差为 2.64%,检验样本相对误差平均值概率为 95%的置信区间为[-1.75,2.59],有较高的准确性和置信度,具有较好的工程应用价值。

关键词 主成分分析法;遗传算法;BP 神经网络;垃圾焚烧炉;热值

中图分类号 TK16

文献标识码 A

doi 10.3981/j.issn.1000-7857.2012.23.006

Prediction Models for the Heating Values of Municipal Refuse Based on BP Neural Network

MA Xiaqian, XIE Zeqiong

School of Electric Power, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China

Abstract The heating values of municipal refuse entering into the incinerator are unstable, which have a great influence on the stable operation of the incineration. By using genetic algorithms to optimize initial weights and thresholds of BP neural network, a predictive model is established to predict the heating values of municipal refuse. The online operating data are processed based on Garson method and principal component analysis, and then those data are used as input parameters of BP neural network. The measurement and prediction of the heating values of municipal refuse are able to be obtained on-line. The results show that the relative average error for the predicted values is 2.64%. The confidence interval (95%) of the relative average error for the test samples is between -1.75 and 2.59. Therefore, the model has both high accuracy and high confidence level, which is very suitable for engineering applications.

Keywords principal component analysis; genetic algorithms; BP neural network; incinerator; heating value

0 引言

入炉垃圾热值的变化对垃圾焚烧炉的稳定运行会造成很大影响。目前的垃圾焚烧控制均以燃料量与配风为控制调节参数,而垃圾热值的波动与整体运行参数是紧密相关的,单从燃料量与配风很难准确地进行系统的相关调节。而现有垃圾热值的计算和预测主要是通过垃圾构成的物理成分作为预测的输入,采用神经网络、线性回归等方法来预测垃圾热值^[1-3]。然而现场运行很难定量地对垃圾成分进行分析,若通过人为假定或者取代表样品分析,由于垃圾成分的不稳定性都会造成较大偏差,很难实现在线测量。

利用垃圾焚烧炉的在线测量数据作为输入参数,可以避免垃圾成分的离线测量。垃圾热值和垃圾焚烧炉的运行参数是高度非线性的耦合关系,难以准确判断哪些参数与垃圾发

热量联系更为紧密。但是将所有相关参数作为预测输入,会导致所建模型结构复杂化,影响其训练时间和效果,这对在线预测会造成一定滞后性。如果只根据经验选取几个代表性参数作为输入参数,往往会造成预测结果准确度不高^[4]。采用主成分分析法则可以引入更多参数,通过转换降维之后作为 BP 神经网络的输入,既可以避免过多的参数输入,也可以提高所建模型的预测精度,减少预测时间,实现垃圾热值的在线测量。

1 主成分分析法

主成分分析(Principle Components Analysis, PCA)主要是把分散在一组变量上的信息集中到某几个综合指标(即主成分)上,每个主成分都是原始变量的线性组合,主成分之间互

收稿日期:2011-12-19;修回日期:2012-07-04

基金项目:国家重点基础研究发展计划(973计划)项目(2011CB201500)

作者简介:马晓茜,教授,研究方向为高效低污染燃烧,电子邮箱:epxqma@scut.edu.cn

为正交关系,继而可以缩减多变量时间序列的维数,去除冗余信息,减少包含在多变量时间序列中的部分噪声,并且可以反映不同变量之间的相关性。当样本数据维数较多,结构复杂的时候,采用主成分分析的方法可以简化输入样本,减少训练时间,提高训练的效率和,达到提高神经网络泛化能力的目的^[5-7]。

主成分分析法的原理为:设有 n 个样本, p 个指标,其矩阵为 $\mathbf{X}=(X_{ij})_{n \times p}$,式中 $i=1,2,\dots,n;j=1,2,\dots,p$; X_{ij} 为第 i 个样本的第 j 个指标值。对原始数据进行标准化: $X'_{ij}=(X_{ij}-\bar{X}_j)/\sigma_j$ ($i=1,2,\dots,n;j=1,2,\dots,p$),式中 \bar{X}_j 和 σ_j 分别为第 j 个指标的样本均值和标准差。

根据标准化矩阵 $(X'_{ij})_{n \times p}$ 计算其相关系数 $R=(r_{ij})_{n \times p}$,然后计算 R 的特征值 $\lambda_k(k=1,2,\dots,a)$,以及各个特征值对应的标准化正交特征向量 $\alpha_k=(\alpha_{k1},\alpha_{k2},\dots,\alpha_{kp})^T$,与 λ_k 相对应的的主成分为第 k 个主成分。计算各个主成分的方差贡献率: $\eta_k=\lambda_k/\sum_{i=1}^p \lambda_i$ 。按贡献率由高到低的顺序进行排序,贡献率最高的为第一主成分,其次为第二主成分,以此类推。主成分个数的确定一般选取累计贡献率 > 85% 时的主成分前 m 个数, $m < p$ 。由此可计算相对应主成分: $\mathbf{F}_k = \alpha_k^T \mathbf{X}'^T$ 。

2 BP 神经网络模型

BP 网络模型是典型的多层前馈网络,网络有输入层、隐含层和输出层组成。BP 网络的基本思想是通过网络输出误差的反向传播,不断调整和修改网络的连接权值,从而使网络的误差达到最小。第 i 和第 j 个神经元之间的连接权重为 w_{ij} 。输出 y_i 有下列等式决定:

$$y_i = f(\xi_i) \tag{1}$$

$$\xi_i = \sum w_{ij} y_j \tag{2}$$

其中, ξ_i 为第 i 个神经元的输入,函数 $f(\xi_i)$ 为传输函数。通过

使计算值和输出值之间的方差最小化来修改权重 w_{ij} ,即使目标函数 E 最小化:

$$E = (y - y_r)^2 / 2 \tag{3}$$

其中, y, y_r 分别为输出神经元的计算值和实测值。通过 Back-propagation 算法改变权重系数,其式为

$$w_{ij}^{k+1} = w_{ij}^k - \lambda (\partial E / \partial w_{ij})^k \tag{4}$$

其中, λ 为学习速率。开始先随机赋予权重,然后根据式(1)——(4)反复迭代计算直至满足目标误差^[8-9]。

3 输入参数的选定与处理

3.1 输入参数选定

入炉垃圾热值与垃圾焚烧炉的运行参数之间的耦合特性复杂,难以判定其与哪些参数关系更为紧密。现有的判断方法大多是根据现场的运行或凭经验人为的筛选参数,这种方法无法准确的判断哪些是关键输入。

将输入参数和神经网络相结合,根据 Garson 提出的评价不同输入参数相对重要性的方法来选取输入参数^[10]。该方法的优点是能较为科学地评价各个输入参数的相对重要性,剔除影响较弱的参数,减少输入维数。其原理是把每一个隐含层-输出层节点的连接权分配到隐含层-输入层节点的连接权上去。进而求出各个运行参数对垃圾热值的影响大小,即相对重要性。

对某垃圾焚烧发电厂实际运行参数进行分析,在大范围内粗略选出 46 个运行参数,基于 Garson 方法用神经网络训练,神经网络的隐层节点数按经验公式取 30,训练后求出各个参数的相对重要性。其中大于 3% 有 15 项,处于 1%—2% 之间的有 23 项,小于 1% 的有 8 项。根据 Garson 算法选取大于 3% 的参数作为输入变量,该 15 个参数的具体名称和部分样本数据见表 1。

分析所选参数,若燃烧工况稳定,主要反映在主蒸汽温

表 1 垃圾焚烧工作运行参数表

Table 1 Operational parameters of the incineration

序号	垃圾处理量/t	炉膛温度/°C	炉膛负压/Pa	过热器进口温度/°C	省煤器出口温度/°C	主蒸汽流量/(t·d ⁻¹)	主蒸汽压力/MPa	主蒸汽温度/°C
1	514.47	906	-38	499	229	891.2	6.40	437
2	507.13	935	-49	486	224	914.0	6.42	435
3	481.60	946	-42	489	220	949.7	6.43	441
⋮				⋮				
49	526.58	986	-38	493	219	1079.9	6.51	442
50	540.36	980	-33	491	219	1042.5	6.50	445

序号	一次风流量/(km ³ ·h ⁻¹)	二次风流量/(km ³ ·h ⁻¹)	一级减温水流量/(t·d ⁻¹)	二级减温水流量/(t·d ⁻¹)	给水温度/°C	一级暖风器蒸汽进口流量/(t·d ⁻¹)	二级暖风器蒸汽进口流量/(t·d ⁻¹)
1	57.3	8.3	2.65	1.39	113.7	101.14	123.34
2	56.5	8.6	4.56	7.02	111.6	100.30	112.42
3	58.1	7.0	8.85	18.94	108.6	97.44	105.76
⋮				⋮			
49	55.5	8.3	0.30	48.52	119.7	88.09	117.29
50	54.8	8.0	0	36.62	120.0	86.91	119.17

度,流量和压力,减温水的流量也会跟随主蒸汽参数的变化做相关调整;垃圾热值的增大,炉膛的烟气温度会有所提高,是垃圾热值变化的直接反映;风量的变化会导致炉膛温度产生波动,可以间接的体现垃圾热值的变化。由此可见所得参数跟实际情况吻合,可以将其代表原始数据作为输入。

3.2 PCA 对原始样本进行预处理

将原始数据化为方差为 1、均值为 0 的矩阵,按照主成分

分析法进行处理得到 15 个特征根,按从大到小进行排列分别为:4.2570,2.7366,2.0558,1.3238,0.9516,0.8798,0.6383,0.5207,0.4510,0.3249,0.3091,0.2415,0.1623,0.0986,0.0490。取前 7 个特征根,累计贡献率为 85.62%。把这 7 个特征根所对应的特征向量与标准化后的数据矩阵相乘可得前 7 个主成分值,并将 7 个主成分代表原始数据作为 BP 神经网络的输入参数,部分具体的数据见表 2。

表 2 50 个样本前 7 个主成分值

Table 2 First seven principal components of the 50 samples

序号	F_1	F_2	F_3	F_4	F_5	F_6	F_7
1	-4.3153	1.5909	-1.1317	0.9675	3.0924	-0.5086	1.0883
2	-4.0846	-0.4138	-0.9541	2.0098	2.6685	-1.9548	1.5261
3	-3.2113	-1.1077	-0.4231	2.0780	0.8367	-1.8403	-0.7877
4	-3.5784	-1.4193	-0.2307	1.9649	-0.3197	-0.9014	0.4114
⋮				⋮			
48	3.1053	-1.2090	-1.0802	0.0687	0.2797	-0.9301	-0.2300
49	2.4543	-1.4342	-1.0308	-0.1484	0.0881	-1.2852	0.7272
50	1.9517	-1.0711	-0.2392	0.1012	0.1011	-0.3848	0.8960

3.3 PCA-BP 神经网络的建立

根据 Kolmogorov 定理^[9]可知,任何一个连续函数都可以使用一个三层 BP 神经网络来精确实现。过多的隐含层数虽然能够提高预测精度,但会使网络复杂化,降低网络训练速度。故本文采用典型的三层网络结构模型,结合前两节建立 PCA-BP 神经网络垃圾预测模型,具体的结构图见图 1。

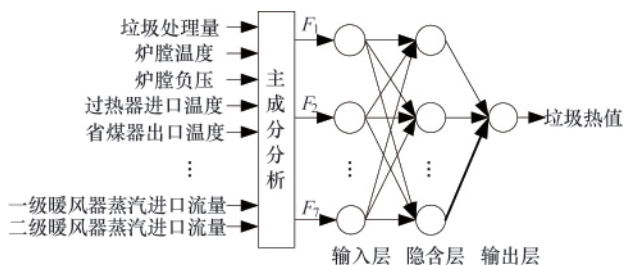


图 1 PCA-BP 网络结构

Fig. 1 Structure of PCA-BP network

其中选取最佳隐含层节点数对网络的性能与泛化能力至关重要。隐含节点数增加可以使网络的记忆能力增加,但会加长网络的学习时间;节点数太少容易使网络陷入局部极小点。最佳的节点数一般是根据定理和经验公式实验得出。

Kolmogorov 定理认为一个三层前向网络,中间层应取 $2n+1$ 个节点, n 为输入层的节点数^[9]。也可以根据经验公式 $l = \sqrt{m+n} + a$ 确定^[10],其中 m 和 n 分别为输入层和输出层个数, a 的取值范围 $[1,10]$ 。主成分的输入个数为 7 个,结合 Kolmogorov 定理和经验公式,初步确定隐含层的范围为 $[4,15]$,利用逐步构造法从 4 增大到 15 比较不同节点数的优劣。

由图 2 可以看出随着节点数的增多,训练误差呈下降趋势,当节点数为 13 时误差突然上升。训练时间则基本经过先

增大后减小的过程,节点数为 11,12,14,15 都达到收敛误差,但节点数为 12 时训练时间相对较短,仅为 0.828s。综合两个方面因素选取 12 为该模型的隐含层节点数。

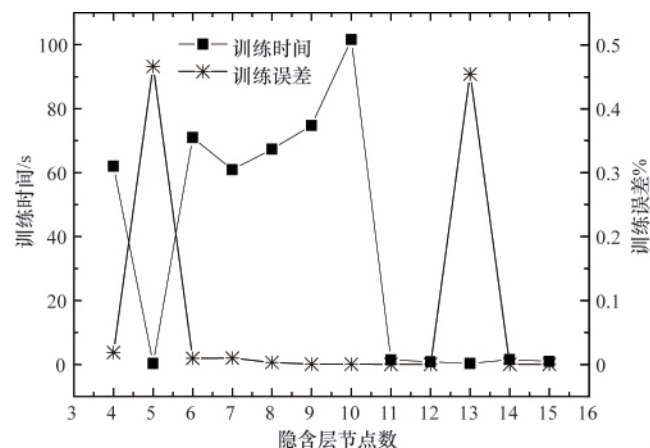


图 2 不同隐含层节点数比较

Fig. 2 Comparison between different nodes in the hidden layer

3.4 遗传算法优化 PCA-BP 网络

由于 BP 神经网络是采用误差导数指导学习过程,属于局部寻优算法,当存在较多局部极小值时,容易陷入局部最小值域。而遗传算法 (Genetic Algorithms, GA) 是利用群体搜索策略和群体个体之间的信息来交换完成的,具有较好的全局最优求解能力,能够有效地跳出局部极值,搜索效率较高,鲁棒性强,广泛应用于神经网络中的连接权的进化、网络结构和学习规则的进化。因此本文在 BP 神经网络中加入遗传算法,能够改进 BP 神经网络发挥各自长处。

具体的算法和实现过程是:采用实数编码形式,设有 n 个

体的实数编码种群,其染色体长度 $L=S_1 \times R + R \times S_2 + R + S_2$, 其中 R 为 BP 神经网络网络输入维数, S_1, S_2 分别为隐层节点数和输出向量维数。

定义适应度函数 $f(x) = 1 / \sum_n (t_r - t_o)^2$, 其中 t_r, t_o 分别为输出真实值和训练输出值。设定初始种群为 50, 遗传代数 100, 按给定适应度函数 $f(x)$ 的进行选择, 交叉和变异进行迭代。当染色体的平均适应度趋于稳定时, 解码后便可得到网络的最优初始权值和阈值, 并将其赋予给网络进行训练, 若网络仍无法达到目标误差则重复该过程, 直至网络收敛。其具体流程图见图 3 所示。

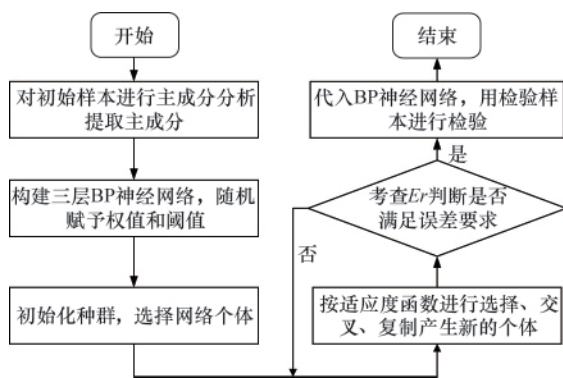


图 3 基于 PCA 的 GA-BP 神经网络改进算法流程图
Fig. 3 Flowchart of GA-BP neural network improved arithmetic based on PCA

4 BP 神经网络的训练和结果分析

4.1 PCA-GA-BP 神经网络训练结果分析

由所选 50 个样本, 选 40 组作为训练样本, 10 组为检验样本。首先用 mapminmax 函数对样本进行归一化处理, 使样本数据范围为 $[-1, 1]$ 。由于入炉垃圾热值难以实现在线测量, 其样本垃圾热值是以所对应工况结合经验和取样测量得出。

网络模型定为 7-12-1 格式。输入层到隐层的传递函数为 'tansig', 隐层到输出层的传递函数为 'purelin', 选择 LM 算法作为 BP 神经网络的训练算法。Levenberg-Marquardt (简称 LM)^[12] 算法是梯度下降法与高斯-牛顿法的结合, 既有高斯-牛顿法的局部收敛性, 又有梯度下降法的全局特性。在局部搜索能力上, LM 优化算法要强于 BP 算法。LM 算法比梯度法快很多, 特别当输入维数较低时, LM 算法表现出较高性能。

将训练样本输入网络进行训练, 为了检验训练质量的高低, 以实测值作为横坐标, 训练值作为纵坐标。用最小二乘法一元线性回归法对训练所得数据进行线性回归, 得图 4 直线。训练结果的最佳线性拟合结果与“实测值=训练值”的理想曲线基本吻合。同时进行相关性分析得相关系数 $J = 0.99961$, 表明训练质量较高, 所建神经网络结构比较合适。

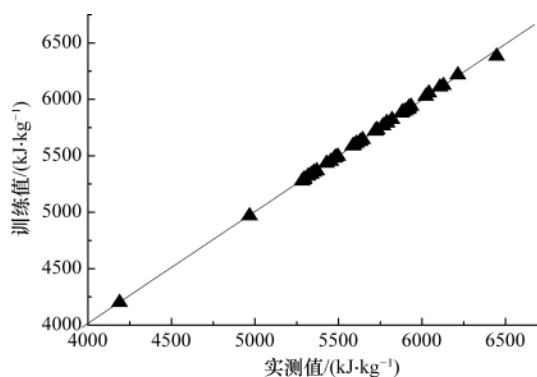


图 4 实测值与训练值的一元线性回归分析
Fig. 4 Linear regression analysis between training value and measured value

4.2 BP 神经网络的检验结果分析

用 10 组未经过网络训练的检验样本分别代入一般 BP 神经网络, PCA-BP 神经网络, PCA-GA-BP 神经网络进行预测, 并求其相对误差 $\delta, \delta = 100 \times (\text{预测值} - \text{实测值}) / \text{实测值}$ 。具体数据见表 3。

表 3 3 种不同神经网络的预测结果
Table 3 Predictions of three different neural networks

网络类型	一般 BP		PCA-BP		PCA-GA-BP		
	实测值/(kJ·kg ⁻¹)	预测值/(kJ·kg ⁻¹)	相对误差/%	预测值/(kJ·kg ⁻¹)	相对误差/%	预测值/(kJ·kg ⁻¹)	相对误差/%
	5595	6145.5	9.84	5803.1	3.72	5747.7	2.73
	5531	4949.1	-10.52	6002.2	8.52	5702.5	3.10
	5966	6714.7	12.55	5724.4	-4.05	5884.3	-1.37
	5873	5610.5	-4.47	5404.3	-7.98	5797.2	-1.29
	5184	5782.2	11.54	5612.2	8.26	4997.4	-3.60
	5607	4847.3	-13.55	5738.8	2.35	5898.6	5.20
	5971	6585.4	10.29	6558.5	9.84	6146.5	2.94
	6018	5443.9	-9.54	6350.2	5.52	5812.2	-3.42
	5442	5754.4	5.74	5069.8	-6.84	5514.9	1.34
	6473	6962.4	7.56	6572.7	1.54	6383.0	-1.39

由表3可知,一般BP神经网络的预测结果相对误差绝对值的平均值较大为9.56%,最大相对误差绝对值为13.55%,最小相对误差绝对值为4.47%;PCA-BP的最大相对误差绝对值为9.84%,最小相对误差绝对值为1.54%,相对误差绝对值的平均值为5.86%,比一般BP神经网络有较好的预测精度;PCA-GA-BP神经网络的最大相对误差为5.20%,最小相对误差绝对值为1.29%,相对误差绝对值的平均值为2.64%,泛化能力最好。

为了更好地评价预测结果,对其进行置信区间分析^[13]。求得其检验样本相对误差平均值概率为95%的置信区间分别为[-5.41, 9.30], [-2.52, 11.75], [-1.75, 2.59],其中PCA-GA-BP的置信宽度最窄,即检验样本相对比较集中于训练样本密集的空间内,数据相似性好,置信度最高。由此表明,3种网络的预测性能的质量从好到差为PCA-GA-BP>PCA-BP>一般BP。故采用PCA-GA-BP的神经网络模型能够满足垃圾焚烧炉预测入炉垃圾热值的工程需求。

通过PCA-GA-BP模型自动读取垃圾焚烧炉运行参数,在有新的样本数据的情况下进行重新训练得到新的预测模型,可以根据运行工况的变化,尽可能反映最新的焚烧工况,减小现场实际预测的误差,提高预测精度。该模型能够在缺少在线测量垃圾热值或者难以测量的情况下,为运行人员提供参考或作为燃烧控制系统的前馈信号参与燃烧控制系统的调节,具有一定的工程应用价值。

5 结论

本研究根据垃圾焚烧炉实际运行参数,采用Garson方法筛选关键参数和主成分分析法对输入参数进行降维,并利用遗传算法优化BP神经网络,从而建立起PCA-GA-BP神经网络垃圾热值预测模型,为垃圾焚烧电厂难以在线定量测量入炉垃圾热值提供了新的方法。该模型能够弥补BP算法的不足,加快了学习速度且提高预测精度。通过比较不同的网络模型和预测结果分析可知,预测结果相对误差绝对值的平均值为2.64%,相对误差平均值概率为95%的置信区间为[-1.75, 2.59]。由此表明,所建PCA-GA-BP预测模型具有一定的精度,置信度高,具有一定程度的工程应用价值,能够为现场运行人员提供指导或者辅助燃烧控制系统进行调节,实现垃圾焚烧炉入炉垃圾在线软测量的功能,起到帮助垃圾焚烧炉稳定运行的作用。

参考文献 (References)

- [1] Tian W D, Wei X L, Wu D Y, *et al.* Analysis of ingredient and heating value of municipal solid waste [J]. *Journal of Environmental Sciences - China*, 2001, 13(1): 87-91.
- [2] Kathiravale S, Yunus M, Sopian K, *et al.* Modeling the heating value of municipal solid waste[J]. *Fuel*, 2003, 82(9): 1119-1125.
- [3] Chang N B, Chang Y H, Chen W C. Evaluation of heat value and its prediction for refuse-derived fuel [J]. *Science of The Total Environment*, 1997, 197(1-3): 139-148.
- [4] 谢承利, 陆继东, 沈凯, 等. 基于焚烧运行参数的垃圾热值软测量模型[J]. *燃烧科学与技术*, 2007, 13(1): 81-85.
Xie Chengli, Lu Jidong, Shen Kai, *et al.* *Journal of Combustion Science and Technology*, 2007, 13(1): 81-85.
- [5] 范金城, 梅长林. 数据分析[M]. 北京: 科学出版社, 2002: 142-145.
Fan Jincheng, Mei Changlin. *Data analysis* [M]. Beijing: Science Press, 2002: 142-145.
- [6] 王学仁, 王松桂. 实用多元统计分析 [M]. 上海: 上海科学技术出版社, 1990: 347-351.
Wang Xueren, Wang Songgui. *Practical multivariate statistical analysis* [M]. Shanghai: Shanghai Science and Technology Press, 1990: 347-351.
- [7] Moore J K, Kooijman J, Schwab A L, *et al.* Rider motion identification during normal bicycling by means of principal component analysis [J]. *Multibody System Dynamics*, 2011, 25(2): 225-244.
- [8] 董长青, 金保升. 神经网络法用于预测城市生活垃圾热值 [J]. *热能动力工程*, 2002, 17(3): 275-278.
Dong Changqing, Jin Baosheng. *Journal of Engineering for Thermal Energy and Power*, 2002, 17(3): 275-278.
- [9] 飞恩科技产品研发中心. 辅助神经网络分析与设计[M]. 北京: 电子工业出版社, 2003: 65-66.
Feien Technology R&D Center. *Auxiliary neural network analysis and design*[M]. Beijing: Electronics Industry Press, 2003: 65-66.
- [10] Garson G D. Interpreting neural network connection weights [J]. *AI Expert*, 1991, 6(4): 46-51.
- [11] 刘辉, 田红旗, 李燕飞. 基于小波分析法与神经网络法的非平稳风速信号短期预测优化算法[J]. *中南大学学报: 自然科学版*, 2011, 42(9): 2704-2711.
Liu Hui, Tian Hongqi, Li Yanfei. *Journal of Central South University: Nature and Science Edition*, 2011, 42(9): 2704-2711.
- [12] Lera G, Pinzolas M. Neighborhood based levenberg-marquardt algorithm for neural network training [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2002, 13(5): 1200-1203.
- [13] 周松林, 茆美琴, 苏建徽. 风电功率短期预测及非参数区间估计[J]. *中国电机工程学报*, 2011, 31(25): 10-16.
Zhou Songlin, Mao Meiqin, Su Jianhui. *Proceedings of the Chinese Society for Electrical Engineering*, 2011, 31(25): 10-16.

(责任编辑 岳臣)

《科技导报》征集“封面文章”

为快速反映我国最新科技研究成果,《科技导报》拟利用刊物最显著位置——封面将最新科研成果第一时间予以突出报道。来稿要求:研究成果具创新性或新颖性;反映该领域我国乃至世界前沿研究水平;可以图片形式予以反映,图片美观、清晰、分辨率超过300dpi;文章篇幅不限,要说明研究的背景、方法、取得的结果,以及结论。在线投稿:www.kjdb.org。