

Application of IGA-DFNN for Predicting Coal Mine Gas Concentration *

FU Hua^{1*}, LI Wenjuan¹, MENG Xiangyun², Wang Guihua³, Wang Canxiang¹,

(1. Faculty of Electrical and Control Engineering of Liaoning Technical University, Huludao Liaoning 125105, China;

2. Jinzhou Power Supply Company of Liaoning Electrical Power Company of State Grid, Jinzhou Liaoning 121000;

3. Coal Engineering college of Shanxi Datong University, Datong Shanxi 037000, China)

Abstract: A method with Dynamic Fuzzy Neural Network Optimized by Immune Genetic Algorithm (IGA-DFNN) was proposed for predicting gas concentration in order to predict coal face gas concentration accurately. The simple of gas concentration is collected by wireless sensor networks, and is filtered and denoising through wavelet analysis before predicting. Then the prediction model sets up which use IGA algorithm to optimize the parameters of the DFNN network. The simulation of the MATLAB shows that the DFNN network optimized by IGA algorithm has faster and more accurate effect in predicting the gas concentration than simple DFNN network. It can provide better theoretical support for the prevention and control of gas accumulation in coal mine.

Key words: gas concentration; predicting wireless sensor networks; DFNN network; IGA algorithm; wavelet analysis
EEACC: 7230L doi: 10.3969/j.issn.1004-1699.2014.02.022

IGA-DFNN 在瓦斯浓度预测中的应用 *

付 华^{1*}, 李文娟¹, 孟祥云², 王桂花³, 王灿祥¹

(1. 辽宁工程技术大学电气与控制工程学院, 辽宁 葫芦岛 125105; 2. 国网辽宁省电力有限公司锦州供电公司, 辽宁 锦州 121000; 3. 山西大同大学煤炭工程学院, 山西 大同 037000)

摘 要: 为了准确预测采煤工作面的瓦斯浓度, 提出免疫遗传算法优化的动态模糊神经网络瓦斯浓度动态预测方法。用无线传感网络系统采集工作面瓦斯浓度数据作为样本, 通过小波分析对样本数据进行降噪滤波预处理。采用 IGA 算法对 DFNN 网络参数进行优化, 建立了瓦斯浓度的预测模型。通过 MATLAB 仿真研究表明, 所建模型对采煤工作面的瓦斯浓度演变趋势预测合理, 并且经过 IGA 算法优化 DFNN 网络比单纯的 DFNN 网络具有更快、更准确的预测功能, 可以为防治煤矿瓦斯积聚提供更好的理论支持。

关键词: 瓦斯浓度预测; 无线传感网络; DFNN 网络; IGA 算法; 小波分析

中图分类号: TP212; TD712; TP183

文献标识码: A

文章编号: 1004-1699(2014)02-0262-05

目前, 煤矿安全依然是阻碍煤矿生产发展的首要因素。特别是瓦斯浓度作为工作面环境的重要参数, 它直接关系着煤矿的安全生产和矿工的生命安全。所以说快速、准确地预测瓦斯浓度成为遏制并消除煤矿事故最有效的手段^[1]。近年来, 以无线传感器网络瓦斯监测系统为平台的瓦斯浓度预测成为当前研究热点, 通过无线传感器网络技术对煤矿工作面的全覆盖, 实现工作面瓦斯浓度的连续在线监测以及瓦斯浓度快速、准确的预测, 对瓦斯事故的预防和煤矿安全的防治有极大的现实意义。

现阶段瓦斯浓度预测的方法主要包括灰色预

测、支持向量机^[2]、混沌预测^[3]、神经网络及模糊数学^[4]、D-S 理论^[5]等。文献[1]用灰色理论对上隅角瓦斯浓度变化趋势做了预测; 文献[2]提出了粒子群优化的支持向量机短期瓦斯浓度预测方法; 文献[3]用混沌时间序列研究了瓦斯浓度短期预测的方法; 文献[5]用粗糙集与 D-S 理论实现了瓦斯状态信息整合, 完成了瓦斯浓度的动态预测; 文献[4]首次提出使用动态模糊神经网络对瓦斯监测数据进行智能预测。以上预测方式各有特点且对煤矿瓦斯浓度的预测方法起到了一定的促进作用, 但是如何在保证预测性能的基础上达到较高的预测精确度及

项目来源: 国家自然科学基金项目(51274118, 70971059); 辽宁省教育厅基金项目(L2012119); 辽宁省科技攻关项目(2011229011)

收稿日期: 2013-11-19 **修改日期:** 2014-01-15

预测模型良好的自适应性仍需进一步的研究。

在现有的研究成果之上,本文提出了免疫遗传算法优化的动态模糊神经网络预测方法。其中动态模糊神经网络(DFNN)是一个动态映射网络,网络结构是动态变化的而不是预先设定的,同时还具有在线学习并且学习速度快等优点^[6]。免疫遗传算法(IGA)^[7]是一种新型的融合算法,通过对动态模糊神经网络的网络参数优化来使其快速、稳定寻优,有效弥补了动态模糊神经网络容易陷入局部极值及易出现寻优“早熟”的问题,提高了动态模糊神经网络的收敛速度和预测精度。利用该预测模型对瓦斯浓度进行预测之前,本文对无线传感网络监测系统采集的数据进行了小波去噪处理^[8],提高了预测数据有效性,通过对仿真结果分析证明该预测模型准确有效,可以更好地为工作面瓦斯浓度监控系统预测功能的实现提供理论支持。

1 无线传感器网络瓦斯监控系统

瓦斯监控系统作为一种有效的安全监测及控制手段,在煤矿日常安全管理中发挥着重大作用,可以为各级生产指挥者和业务部门提供环境安全参数动态信息^[9]。

无线传感网络瓦斯监控系统是由井下大量的瓦斯传感器节点、井下监控分站和井上瓦斯监控计算机组成(如图1所示)。井下各瓦斯传感器节点通过无线网络的方式交换数据及控制信息,并将信息通过无线网络传送到井下中心站进行汇总,井下分站再将瓦斯传感器的信息上传到井上瓦斯监控计算机,实时显示瓦斯浓度信息。

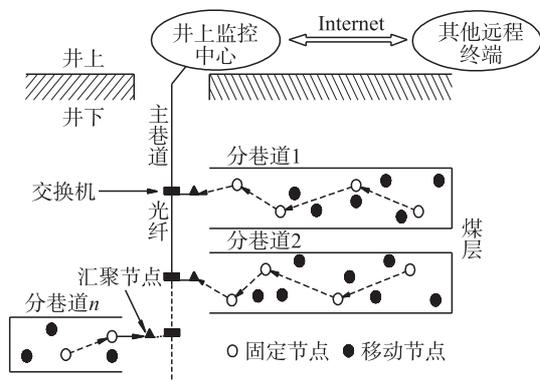


图1 无线传感网络瓦斯监控系统图

目前国内的瓦斯监控系统只是真实地记录瓦斯浓度数据并提供超限报警,却没有瓦斯浓度提前预测功能。因此在无线传感器瓦斯监控系统采集瓦斯浓度数据的基础上加入对瓦斯浓度变化趋势的预测可以为矿井瓦斯灾害预测和控制提供进一步的技术支持^[10]。

2 IGA优化DFNN网络原理

2.1 DFNN网络结构

动态模糊神经网络拓扑结构如图2所示^[11]。动态模糊神经网络共有输入层、模糊化层和递归层、规则层、归一化层、输出层构成。在下边的论述中用 u_i^k 表示第 k 层的第 i 个神经元的总输入, O_i^k 表示第 k 层的第 i 个神经元的输出, k 为网络的层数。第1层为输入层;第2层为模糊化加递归层;第3层为规则层;第4层为归一化层;第5层为输出层。各层的推理过程表述如下^[12]:

第1层为输入层 L_1 ,各个节点直接与输入向量各分量 x_i 相连,并将各输入值 $X=[x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ 传到下一层。每个神经元的输入量值都换算至模糊域 $[-1, 1]$ 内。

$$O_i^n = U_i^n \quad (1)$$

其中: n 为输入变量, $i=1, 2, \dots, n$ 。

第2层为模糊化加递归层 L_2 ,将输入变量模糊化。每个节点代表1个语言变量值,并计算出各输入分量属于各语言变量值模糊集合的隶属度函数。这里隶属度函数用高斯函数表示。

$$O_{ij} = \exp \left[-\frac{(u_{ij}^2 - c_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2} \right] \quad (2)$$

式中: $i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, m_i; m_i$ 为 x_i 的模糊分割线; c_{ij} 和 σ_{ij} 分别表示隶属函数的中心和宽度。

对于第2层第 k 时刻的输入,有

$$u_{ij}^2 = O_i^1(k) + O_{ij}^2(k-1) \vartheta_{ij} \quad (3)$$

其中, ϑ_{ij} 表示递归神经元的连接权值。此层中 $O_{ij}^2(k-1)$ 记录了网络第 $k-1$ 时刻的信息,可实现动态映射。

第3层为规则层 L_3 ,此层根据模糊规则库实现模糊推理,每个节点代表1条模糊规则,用来匹配模糊规则的前件,完成模糊“AND”运算,采用乘法实现模糊集的“AND”运算,神经元输出对应每条规则的适应度。

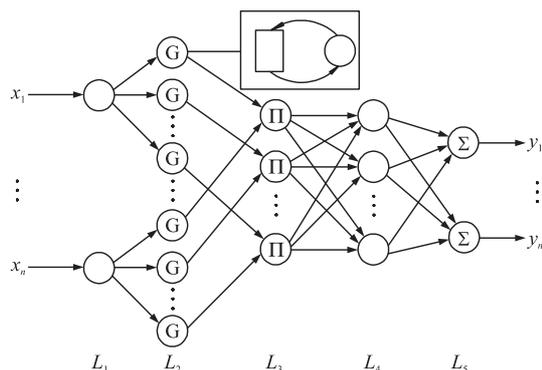


图2 动态模糊神经网络结构图

$$O_i^3 = \prod_j u_{ij}^3 \quad (4)$$

其中: $i=1, 2, \dots, n; j=1, 2, \dots, n$ 。

第4层为归一化层 L_4 , 节点与第3层的相同, 实现解模糊操作, 计算所有规则的输出之和, 实现归一化运算, 为:

$$O_j^4 = \frac{u_j^4}{\sum_{i=1}^4 u_i^4} \quad (5)$$

第5层为输出层 L_5 , 实现清晰化计算, 得到输出值:

$$O_j^5 = \sum_{i=1}^m u_i^5 \omega_{ij}^5 \quad (6)$$

式中: $j=1, 2, \dots, r; r$ 为输入向量个数; ω_{ij}^5 为 L_5 的权值。

2.2 免疫遗传算法

免疫遗传算法借鉴生物免疫系统的自适应识别和排除侵入机体的抗原性异物的功能, 将生物免疫系统的学习、记忆、多样性和模式识别的特点引入遗传算法。IGA 算法既保留了遗传算法随机全局并行搜索的特点, 又在很大的程度上避免了未成熟收敛, 确保算法快速收敛于全局最优解。解决实际问题时, 在保持抗体多样性的情况下, 找出针对该抗原的体, 即问题的解^[13]。

动态模糊神经网络所采用的算法存在着收敛速度较慢、容易陷入到局部极值的不足, 本文采用免疫遗传算法对动态模糊神经网络初始权值进行优化, 以提高动态模糊神经网络在整个学习过程的逼近能力、泛化能力及算法的稳定性。算法的主要思路是将 DFNN 网络权值视为生物免疫系统的淋巴细胞, 通过对其基因交叉、变异的进化操作和基于抗体浓度的调节操作, 使基因不断优化, 从而找到最佳抗体^[14]。

2.3 免疫遗传算法优化步骤

在 DFNN 网络模型用于瓦斯浓度预测时, 参数的选择对整个预测精度的影响至关重要。通过免疫遗传算法对动态模糊神经网络的初始权值 ω_{ij} 、 c_{ij} 、 σ_{ij} 、 ϑ_{ij} 进行优化, 具体的优化步骤如下:

Step 1: 读入初始化条件。将给定的特定问题视为抗原, 确定待优化变量为高斯函数中心值 c_{ij} 、分布宽度 σ_{ij} 、递归单元的连接权值 ϑ_{ij} 、权系数 w_{ij} 。

Step 2: 确定 IGA 的运行参数。根据需要选取群体规模 $M=50$, 交叉概率 $P_c=0.185$, 变异概率 $P_m=0.102$ 。

Step 3: 产生初始群体。种群初次迭代时, 如果是记忆中的抗原, 则从记忆细胞中取出相应的抗体组成 IGA 的初始群体, 否则随机生成初始群体。一

组完整的网络参数 $\{c_{ij}, \sigma_{ij}, \vartheta_{ij}, w_{ij}\}$ 作为一个抗体, 存在形式为二维数组。

Step 4: 抗体编码。选择一定的编码方案(本文采用实数编码)对初始群体进行编码, 组成基因码串, 每一码串代表一个个体, 表示优化问题的一个解。IGA 的任务就是要从这些群体出发, 择优汰劣, 最后得出非常优秀的群体和个体, 满足优化的要求。

Step 5: 计算适应度。按编码规则, 计算每一个抗体的适应度, 适应度大者更适应生存环境。设抗体 P_s 对应的网络的能量函数为 E_s , 则适应度函数 F_s 可直接定义 E_s 的函数可设定为

$$F_s = \frac{1}{E_s + \xi} \quad (7)$$

$$E_s = \sum_{n=1}^M \sum_{j=1}^O (T_j^n - Y_j^n)^2 \quad (8)$$

式中, N 为大于 0 的常量, 它的作用是避免式(7)因分母趋于 0 而使除法出错; 式(8) M 为训练样本(抗体)总数; O 为输出节点数; T_j^n 、 Y_j^n 分别为第 n 个训练样本在第 j 个输出节点的期望输出和实际输出。

Step 6: 演变记忆细胞。若是新抗原, 则利用当前种群中适应度高的抗体替换记忆细胞中适应度低的抗体; 否则将当前种群中适应度高的抗体加入记忆细胞中。

Step 7: 抗体的选择(促进和抑制)。计算当前种群中适应度值相近的抗体浓度, 利用抗体间的亲和力和定义抗体浓度如下:

$$C_i = \frac{m_i}{M} \quad (9)$$

式中 m_i 为种群 M 个抗体中的与 i 抗体间亲和力大于阈值 λ 的抗体个数 $\lambda = [0.9, 1]$ 。

其中抗体 i 与抗体 j 之间的亲和力 $A_{ij} = \frac{1}{1+E(2)}$, 而抗体亲和力利用平均熵 $E(M) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\sum_{j=1}^M p_{ij} \lg \left(\frac{1}{p_{ij}} \right) \right)$ 来定义。

若抗体的浓度较高, 则减小抗体的选择概率(即抑制); 反之, 则加大抗体的选择概率(即促进), 以此来保持种群中个体的多样性。

Step 8: 抗体产生(交叉和变异)。按交叉概率 P_c 和变异概率 P_m 进行与标准遗传算法相同的交叉和变异操作, 以生成适应度更高的群体, 种群经过遗传操作后得到下一代群体。

Step 9: 群体更新。对产生的新一代群体重新进行评价、选择、交叉和变异等操作, 如此循环重复, 若满足终止条件, 则输出最优解, 计算结束; 否则执行对 Step 5 ~ Step 8, 直至网络的全局误差 E 。

在上述算法中,为了防止最佳抗体的退化,采用了最佳抗体不参与概率选择,直接进入下一代,且不参与交叉和变异操作的最佳抗体策略。

3 基于 IGA-DFNN 瓦斯浓度预测

3.1 预测模型的建立

3.1.1 样本数据选取与预处理

本文针对山西焦煤的官地矿 2013 年 5 月份某天,每隔 1 min 对采煤工作面的瓦斯浓度采集一次,共采集 200 个采样点原始数据,并把数据中有明显错误的异常数据剔除后得到瓦斯浓度时间序列样本集如图 3 所示。

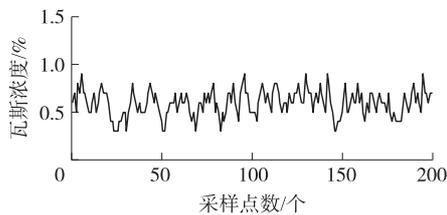


图3 原始瓦斯浓度时间序列

然而,在瓦斯监控系统中由于煤矿生产环境比较恶劣,存在着各种电磁感应干扰,矿井瓦斯传感器输出的微弱信号容易受到污染,记录的该处瓦斯浓度值含有噪声。所以瓦斯传感器采集到的数据必须经过降噪滤波处理才能进行后续的训练预测使用。

文中采用 Coif 小波函数 Rigrsure 阈值方式对测量点瓦斯浓度数据进行去噪滤波处理,滤掉信号中所含的各种干扰信号及噪声信号,还原出监控系统现场真实信号,如图 4 所示^[15]。

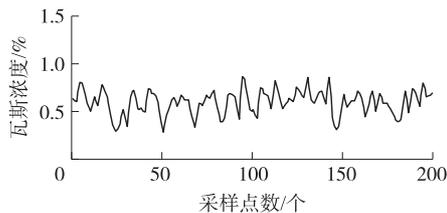


图4 经过小波去噪后的仿真图

3.1.2 网络结构和隶属函数的确定

本文采用的是五层 DFNN 网络结构。输入节点个数由输入层输入个数确定,有几个输入数据就产生几个输入节点。开始预测时,所有输入数据都为实际采集数据值 $X_t, X_{t-1}, \dots, X_{t-n}$, 输出是下一时刻的预测值 X_{t+1} 。本实验中用前 5 min 采集到的瓦斯浓度数据作为学习样本,来预测第 6 min 时的瓦斯浓度,故该 DFNN 网络的输入节点数为 5。输出层显示网络输出,本实验以未来一天的瓦斯浓度作为输出,所以输出节点数为 1。

在网络训练开始前,DFNN 还没有建立起来。当

第 1 个训练数据 (X_1, t_1) 到来后,这个数据即被选为第 1 条模糊规则。随着训练数据的不断增加,模糊规则会随之增加。模糊规则的多少因输入数据的不同而不同,随着网络训练的不断进行,模糊规则不断的生成、调整。网络训练结束后,模糊规则的数目最终确定。本文用如下方式分配新产生规则的初始参数 $C_1 = X_1, \sigma_i = k(d_{\min})$ 其中 $k(k > 1)$ 是重叠因子。另外当一个新的数据到来的时候,当覆盖它的第 k 个高斯单元重要性不是很大的时候,要对该高斯单元做如下调整: $\sigma_k^i = k_w \times \sigma_k^{i-1}$, 其中 $k_w(k_w > 1)$ 是预定的常数。

3.1.3 参数优化

根据上述阶段训练的结果,保持网络结构不变,再采用免疫遗传算法依照 § 2.3 中优化步骤对高斯函数中心值 c_{ij} 、分布宽度 σ_{ij} 、递归单元的连接权值 ϑ_{ij} 、权系数 w_{ij} 实现在线优化和调整。在优化结束时选取使 E 最小的染色体作为 DFNN 的网络参数。

其中,免疫遗传算法的参数选取如下:群体规模 $n=100$,交叉概率 $P_c=0.6$,变异概率 $P_m=0.1$,亲和度参数取 0.8。

3.2 仿真结果分析

在本实验中,对于经过小波去噪后的 200 个瓦斯浓度采样数据中,使用前 150 个数据作为训练样本数据对网络进行训练,后 50 个数据作为预测样本数据。

训练模型的数据矩阵可表示为:

$$T = \begin{pmatrix} p_1 & p_2 & p_3 & p_4 & p_5 \\ p_2 & p_3 & p_4 & p_5 & p_6 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ p_{145} & p_{146} & p_{147} & p_{148} & p_{149} \end{pmatrix}$$

$$T = (t_1, t_2, \dots, t_{145})$$

其中 P 中的每一个数据为经过处理的采样数据的前 150 个实际数据, T 中的数据则为训练得到的数据。

通过对网络的训练,当训练次数为 500 次时使用 IGA 算法优化过的 DFNN 网络误差曲线比单纯的 DFNN 网络曲线更平缓。当训练结束时,IGA-DFNN 网络的训练误差更低,误差水平达到了 10^{-2} ,如图 5 所示。说明经过 IGA 算法优化后,DFNN 网络学习能力更强,

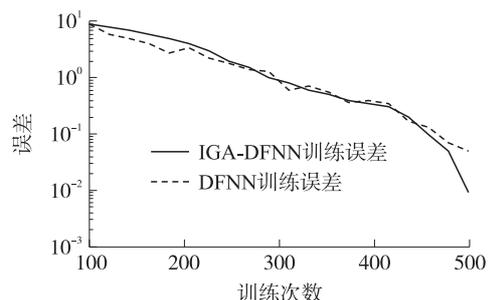


图5 DFNN 和 IGA-DFNN 网络训练误差对比图

用其来预测瓦斯浓度精确度更高,效果更好。

当训练迭代次数为 500 次时训练基本稳定,然后用最后的 50 个瓦斯浓度数据作为预测样本,分别使用 DFNN 和 IGA-DFNN 网络对未来的瓦斯浓度变化情况做预测,预测值与实际值对比图如图 6 所示。由图可以看出在预测的初始阶段,DFNN 的预测效果较好,而到后期阶段,预测值偏离实际值较为严重。而使用 IGA-DFNN 网络得到的预测值与瓦斯浓度的实际值整体拟合性更好,比使用 DFNN 网络得到的预测值更接近瓦斯浓度的真实值。

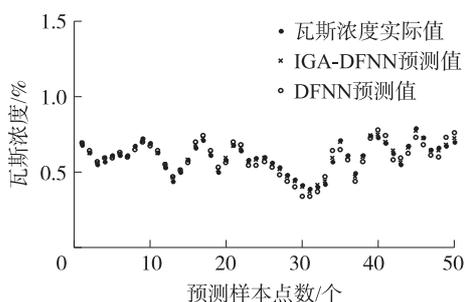


图6 DFNN 和 IGA-DFNN 瓦斯浓度预测值与瓦斯浓度实际值对比

为了更好的分析预测模型的预测性能,将 DFNN 模型和 IGA-DFNN 模型的预测效果进行误差分析比较如下表 1 所示。

表 1 预测模型误差比较

模型	预测点数/个	预测时间/s	均方误差/%
DFNN	50	12.5	0.084
IGA-DFNN	50	8.2	0.009 1

从表 1 中的分析可以看出,同样的瓦斯浓度预测点数,IGA-DFNN 预测均方误差要小于 DFNN 预测;与此同时 IGA-DFNN 预测所用的时间要比 DFNN 所用的时间少 4.3 s。说明经 IGA 优化后预测模型在提高预测精度的同时保证了预测效率。

4 结论

本文在总结前人对瓦斯浓度预测方法的基础

上,利用 DFNN 网络建立了瓦斯浓度预测模型,实现了瓦斯浓度连续动态的预测,同时采用免疫遗传算法对 DFNN 网络进行网络参数的优化,克服了单纯 DFNN 网络训练速度慢容易陷入局部极值的问题。通过 MATLAB 仿真图表明,使用 IGA 优化的 DFNN 网络对于瓦斯浓度的预测有更好的效果,可以为煤矿瓦斯事故的防治提供一定的理论依据。

参考文献:

- [1] 吕品,马云歌,周心权. 上隅角瓦斯浓度动态预测模型的研究与应用[J]. 煤炭学报,2006,31(4):461-465.
- [2] 张剑英,许徽,陈娟,等. 基于粒子群优化的支持向量机在瓦斯浓度预测中的应用研究[J]. 工矿自动化,2010,(10):32-35.
- [3] 程健,白静宜,钱建生,等. 基于混沌时间序列的煤矿瓦斯浓度短期预测[J]. 中国矿业大学学报,2008,37(2):231-235.
- [4] 柴艳莉. 基于智能信息处理的煤与瓦斯突出的预警预测研究[D]. 徐州:中国矿业大学信电学院,2011.
- [5] 邵良杉. 基于粗糙集理论的煤矿瓦斯预测技术[J]. 煤炭学报,2009,34(3):371-374.
- [6] 伍世虞,徐军. 动态模糊神经网络设计与应用[M]. 北京:清华大学出版社,2008.
- [7] 朱玉,张虹,苏成. 基于免疫遗传算法的煤与瓦斯突出预测研究[J]. 中国矿业大学学报,2009,38(1):125-130.
- [8] 王晓路,刘健,卢建军. 基于小波变换和优化预测器的瓦斯浓度预测[J]. 应用基础与工程科学学报,2011,19(3):499-507.
- [9] 王涛,王洋洋,郭长娜,等. QGA-RBF 神经网络在矿井瓦斯涌出量预测中的应用[J]. 传感技术学报,2012,25(1):119-123.
- [10] 李纪榕,李福进,吴艳微,等. 基于无线传感网络的煤矿安全监测系统设计[J]. 传感技术学报,2011,24(9):1336-1340.
- [11] 杜鹃. 改进的 TSK 型动态模糊神经网络在短期负荷预测中的应用[J]. 电网技术,2010,34(4):69-75.
- [12] Wang N, Er M J, Meng X Y. A Fast and Accurate Online Self-Organizing Scheme for Parsimonious Fuzzy Neural Networks[J]. Neurocomputing,2009,72:3818-3829.
- [13] 王军号,孟祥瑞. 一种基于改进遗传 RBF 神经网络的传感器动态特性补偿算法[J]. 传感技术学报,2010,23(9):1298-1302.
- [14] Tarakanov A, Dasgupta D. A Formal Model of an Artificial Immune System[J]. Biosystems,2000,55(13):151-158.
- [15] 王丽婕,冬雷,廖晓钟,等. 基于小波分析的风电场短期发电功率预测[J]. 中国电机工程学报,2009,29(28):30-33.



付 华(1962-),女,辽宁阜新,教授,博士生导师,博士(后),主要从事智能检测和数据分析等方面的研究。主持国家自然科学基金 2 项、主持及参与国家 863 和省部级项目 30 余项,发表学术论文 40 余篇,申请专利 24 项,xfuhua@163.com;



李文娟(1987-),女,山西吕梁人,硕士研究生。主要研究方向为智能检测与智能控制,lwjyiran@163.com。