基于 PSO-BP 神经网络的掘进机截割部故障诊断

杨健健,唐至威,王子瑞,吴 淼
(中国矿业大学(北京) 机电与信息工程学院,北京 100083)

摘 要:为提高部分断面掘进机截割部故障诊断的有效性与准确性,以部分断面掘进机截割部振动加速度信号为研究对象,从煤矿井下采集了掘进机截割部振动加速度数据,分析并提取了表征掘进机截割部运行状态的特征向量,采用 BP 神经网络作为故障诊断方法,利用 PSO 算法的快速收敛性及全局搜索能力直接对 BP 网络的权值阈值进行优化,解决了 BP 神经网络收敛速度慢及易陷入局部极小值的问题。通过对数据样本进行训练与测试,构建了能够诊断截割部是否故障的 PSO-BP 神经网络,对 EBZ-160 型掘进机截割部是否发生故障进行诊断。试验结果表明:与快速 BP 法优化的 BP 神经网络(FBP 神经网络)相比,PSO-BP 网络诊断精度更高,训练步数更少。该方法能准确有效地诊断掘进机截割部故障,为掘进机截割部故障诊断研究提供了方法与思路。

关键词:掘进机;截割部;故障诊断;PSO 算法
中图分类号:TD421 **文献标志码**:A **文章编号**:0253-2336(2017)10-0129-07

Fault diagnosis on cutting unit of mine roadheader based on PSO-BP neural network

YANG Jianjian, TANG Zhiwei, WANG Zirui, WU Miao
(*School of Electromechanical and Information Engineering, China University of Mining and Technology (Beijing), Beijing* 100083, *China*)

Abstract: In order to improve an efficiency and accuracy of the fault diagnosis for the cutting unit of the mine roadheader, based on the vibration acceleration signal of the cutting unit on the mine roadheader as the study object, the vibration acceleration data of the cutting unit on the mine roadheader were collected from an underground mine and the feature vectors to represent the operation status of the cutting unit on the mine roadheader were analyzed and picked up. The BP neural network was applied as the fault diagnosis method. The rapid convergence and overall discovery capacity of the PSO algorithm was applied directly to the optimization on the weight threshold value of the BP neural network and the slow convergence speed of the BP neural network and the easy falling in the local minimum problem were solved. With the training and test conducted on the data samples, a PSO - BP neural network was established to diagnose the cutting unit whether or not in fault and the diagnosis was conducted on the fault whether or not occurred in the cutting unit of the EBZ-160 roadheader. The test results showed that in comparison with the optimized BP neural network (FBP neural network) of the rapid BP method, the PSO-BP neural network would have higher diagnosis accuracy and the training steps would be less. The method could accurately and effectively diagnose the fault of the cutting unit on the roadheader and could provide a new method and new idea to the study on the fault diagnosis of the cutting unit on the roadheader.

Key words: mine roadheader; cutting unit; fault diagnosis; PSO algorithm

0 引 言

掘进机作为煤矿井下采掘的核心装备,在煤矿的安全高效生产中起着关键作用。由于煤矿井下环境复杂、掘进机工作环境恶劣,使得掘进机在工作过程中易发生故障。因此寻找一种适合掘进机故障诊断的方法尤为重要。近年来专家学者从不同角度对掘进机的故障诊断作了相关研究,提出了多种故障

收稿日期:2017-03-05;**责任编辑**:赵 瑞 **DOI**:10.13199/j.cnki.cst.2017.10.022
基金项目:国家重点基础研究发展计划(973 计划)资助项目(2014CB046306)
作者简介:杨健健(1988—),男,山东济宁人,博士,讲师,硕士生导师。Tel:13426073846,E-mail: yangjiannedved@163.com
引用格式:杨健健,唐至威,王子瑞,等.基于 PSO-BP 神经网络的掘进机截割部故障诊断[J]. 煤炭科学技术,2017,45(10):129-134.
YANG Jianjian, TANG Zhiwei, WANG Zirui, *et al*.Fault diagnosis on cutting unit of mine roadheader based on PSO-BP neural network[J]. Coal Science and Technology,2017,45(10):129-134.

中国煤炭期刊网 www.chinacaj.net

诊断方法,其中有声发射法[1]、基于数据挖掘技术的诊断方法[2]、故障树诊断法[3-4]、神经网络法[5-6]等。在未知掘进机是否发生故障的前提下,需要一种方法对掘进机整个部件进行故障诊断,以判断其是否存在故障。然而掘进机结构复杂,各个零部件之间相互关联,导致故障发生的因素复杂多样,且故障间相互影响,难以对掘进机进行准确有效的故障诊断。而当处理较为复杂的问题,尤其是当对问题内部的规律不太了解,不能用精确的数学表达式描述其系统时,神经网络能够显示出其优越性[7],但是目前将神经网络应用于掘进机故障诊断的相关研究相对较少。

利用 PSO 算法的快速收敛性与全局性优化 BP 神经网络,可提高 BP 神经网络的诊断精度和收敛速度。笔者以掘进机截割部振动信号为研究对象,通过数据分析提取表征截割部故障的特征向量,利用 PSO-BP 神经网络对掘进机截割部进行故障诊断,并将该神经网络与快速 BP 法优化的 BP 神经网络(FBP 神经网络)进行比较,突显了 PSO-BP 神经网络的优越性,为今后深入研究掘进机截割部故障诊断提供了方法和依据。

1　PSO-BP 神经网络

1.1　PSO 算法

粒子群优化算法,缩写为 PSO 算法,其基本思想如下:每个寻优的问题都被想象成一只鸟,称为“粒子”。所有粒子都在一个 D 维空间进行搜索。所有的粒子都有一个适应度函数确定适应值以判断目前位置的好坏。每一个粒子必须赋予记忆功能,能记住所搜寻到的最佳位置。每一个粒子还有一个速度以决定飞行的距离和方向。这个速度根据其本身的飞行经验以及同伴的飞行经验进行动态调整[21]。

粒子位置与速度通过下列公式进行更新:

$$v_{id}(t+1)=\omega(t)v_{id}(t)+c_1r_1(p_{id}-x_{id}(t))+c_2r_2(p_{gd}-x_{id}(t)) \quad (1)$$

$$x_{id}(t+1)=x_{id}(t)+v_{id}(t+1) \quad (2)$$

其中:

$$\omega(t)=\omega_{\max}-\frac{t(\omega_{\max}-\omega_{\min})}{t_{\max}} \quad (3)$$

其中:i 为粒子,$i=1、2、\cdots、N$,$d=1、2、\cdots、D$;c_1、c_2 为学习因子,是常数而且为非负的,一般设为 2;r_1、r_2 为随机数,其值为[0,1];$v_{id}(t)$ 为粒子 i 当前的速度;$x_{id}(t)$ 为粒子 i 当前的位置;p_{id} 为粒子 i 发现的个体最优位置;p_{gd} 为粒子 i 发现的全局最优位置;ω 为惯性权重,$\omega_{\max}$、$\omega_{\min}$ 分别为 ω 的最大值和最小值,一般取 $\omega_{\max}=0.9$、$\omega_{\min}=0.4$;t 为当前迭代步数;$t_{\max}$ 为最大迭代步数。

1.2　PSO-BP 神经网络组合算法步骤

PSO-BP 网络构建的基本思路是用 PSO 算法优化 BP 网络的权值和偏差,使 BP 网络的诊断精度得到提高,并且使其收敛速度更快,其故障诊断算法流程如图 1 所示。

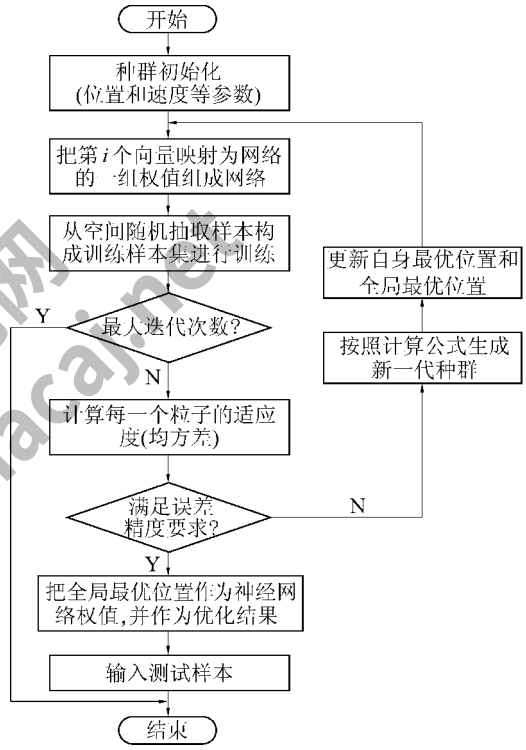


图 1　PSO-BP 神经网络故障诊断算法流程

Fig. 1　Process of PSO-BP neural network fault diagnosis algorithm

2　数据选取与处理

2.1　特征值选取

选取 EBZ-160 型掘进机截割臂水平测点振动加速度信号的有效值、方差、峭度指标和截割电动机三相电流作为故障特征向量。有效值反映了振动能量的大小,方差反映了振动信号偏离均值的程度,峭度指标反映了受冲击程度的大小,截割电动机三相电流能够直接反映电动机故障。

2.2　数据处理与样本选取

EBZ-160 型掘进机截割部振动加速度数据由中国矿业大学(北京)研制的大容量数据记录仪在

中国煤炭期刊网 www.chinacaj.net

井下采集,绘制出文件名为 141017234310(2014 年 10 月 17 日 23 时 43 分 10 秒)振动数据的第 1 路数据(截割臂水平测点数据)的原始波形,其波形如图 2 所示。

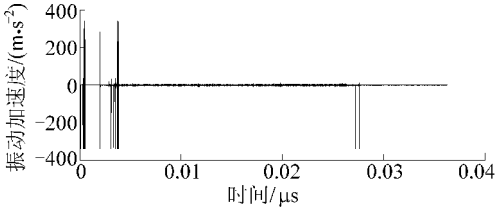


图 2　振动加速度原始波形

Fig. 2　Original waveform of vibration acceleration

应用 MATLAB 软件提取所需的振动加速度信号特征向量,并去除粗大误差,为便于 BP 网络更快收敛,还应将数据进行归一化处理,处理完成后的时域指标归一化如图 3 所示。

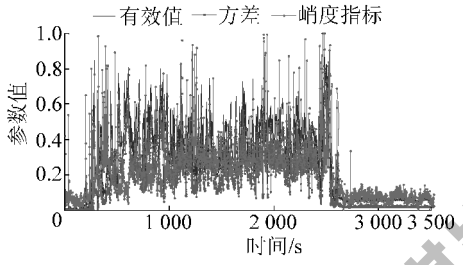


图 3　时域指标归一化波形

Fig. 3　Normalized time-domain indices waveform

以截割电动机 A 相电流为例,绘制归一化后 A 相电流时域波形,如图 4 所示。

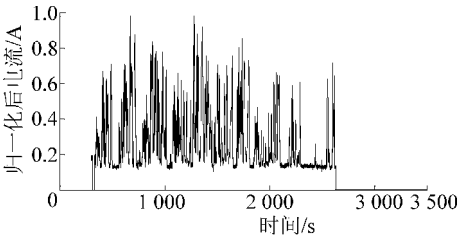


图 4　归一化后截割电动机 A 相电流时域波形

Fig. 4　Normalized A-phase current time-domain waveform of cutting motor

由于截割部故障在掘进机空载时更容易体现,因此选取掘进机空载时的振动加速度特征值与截割电动机三相电流值作为样本,对 PSO-BP 网络进行训练与测试,部分样本数据见表 1。其中第 1—5 组数据为正常数据,第 6—10 组为故障数据。

3　PSO-BP 网络的构建及测试

3.1　PSO-BP 网络构建

笔者采用的 PSO-BP 神经网络为 6-13-1 的形式,输入向量为 6 个,分别为振动加速度信号的有效值、方差、峭度指标和截割电动机的三相电流;输出向量为 1 个,即截割部的正常与故障,正常用[-1]表示,故障用[1]表示;隐含层的数量由公式 $N=2n+1$ 确定,N 为神经元数量,n 为输入向量数量,因此确定神经元数量为 13 个。

表 1　各工作状态部分样本数据

Table 1　Section sample datas of each working condition

组别	有效值	方差	峭度指标	A 相电流/A	B 相电流/A	C 相电流/A
1	0.001 3	0.005 6	2.413 4	27.000	25.500	26.250
2	0.001 1	0.003 9	2.539 8	22.500	21.750	26.250
3	0.001 2	0.005 2	3.041 3	27.750	27.750	26.250
4	0.001 3	0.005 7	2.989 1	29.250	27.750	28.500
5	0.000 8	0.002 1	3.007 2	26.250	24.750	24.000
6	0.001 4	0.006 3	3.288 0	38.025	36.075	37.050
7	0.001 3	0.005 7	3.345 4	36.075	36.075	34.125
8	0.001 2	0.004 3	2.793 8	29.250	28.275	34.125
9	0.000 9	0.002 3	3.307 9	34.125	32.175	31.200
10	0.001 4	0.006 2	2.654 7	35.100	33.150	34.125

BP 网络的参数设置如下:

输入向量数量/个	6
输出向量数量/个	1
隐含层数量/层	1
输入层激活函数	logsig
输出层激活函数	tansig
隐含层神经元数量/个	13
初始学习速率	0.3
目标误差	0.000 01
最大训练步数	5 000

3.2　PSO 算法参数

笔者选用 PSO 算法的粒子群规模 $N=40$,最大迭代次数 $M=1\ 000$,$w_{max}=0.9$,$w_{min}=0.4$,$c_1=c_2=2.05$,位置最大值 $X_{max}=5$,速度最大值 $V_{max}=1$。

中国煤炭期刊网 www.chinacaj.net

适应度函数在评价 BP 网络的训练结果优劣中起着关键作用,笔者选择 BP 神经网络输出值与目标值误差的均方差作为适应度函数,适应度值越小,则误差越小。适应度函数公式为

$$F = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(P_i - T_i)^2 \quad (i = 1、2、3、\cdots、n) \quad (4)$$

其中:n 为样本数量;P_i 为第 i 个样本的理想输出值;T_i 为第 i 个样本的实际输出值。

3.3　测试结果

笔者选取截割部正常数据与故障数据各 5 组作为测试样本,对上述建立的 PSO-BP 网络进行测试,其测试结果见表 2。

表 2　PSO-BP 神经网络测试结果

Table 2　Test results of PSO-BP neural network

工作状态	测试结果
正常	[-0.999 4]
正常	[-0.999 4]
正常	[-0.999 4]
正常	[-0.999 6]
正常	[-0.999 5]
故障	[0.998 5]
故障	[0.998 4]
故障	[0.998 4]
故障	[0.997 9]
故障	[0.998 6]

测试结果表明,PSO-BP 网络对掘进机截割部的故障诊断精度较高,故障识别率为 100%。

为进一步验证此神经网络的可靠性,采用 PSO-BP 神经网络对另一组文件名为 14101874715(2014 年 10 月 18 日 7 时 47 分 15 秒)的振动加速度数据第 1 路数据(截割臂水平测点数据)作为对照进行识别,其测试结果见表 3。

表 3　PSO-BP 神经网络对照测试结果

Table 3　Comparison test results of PSO-BP neural network

工作状态	测试结果
正常	[-0.999 3]
正常	[-0.998 8]
正常	[-0.999 2]
正常	[-0.998 8]
正常	[-0.999 0]
故障	[0.998 3]
故障	[0.999 1]
故障	[0.998 6]
故障	[0.999 7]
故障	[0.999 4]

测试结果表明,PSO-BP 网络对掘进机截割部的故障诊断精度较高,故障识别率为 100%。通过以上测试可知,笔者建立的 PSO-BP 神经网络可以有效地完成对掘进机截割部的故障诊断工作。

4　网络性能对比

使用同一组训练样本对 FBP 神经网络和 PSO-BP 神经网络分别在 10^{-3} 和 10^{-5} 精度下进行训练,然后使用同一组测试样本对已经训练好的神经网络进行测试,并记录训练步数与测试误差。

4.1　训练步数比较

使用同一组训练样本对 FBP 神经网络与 PSO-BP 神经网络分别进行 10 次训练,得到如下结果:

1)当目标精度为 10^{-3} 时,得到的 FBP 神经网络的平均训练步数为 100.2 步,PSO-BP 神经网络的平均训练步数为 4 步。

2)当目标精度为 10^{-5} 时,得到的 FBP 神经网络的平均训练步数为 198.5 步,PSO-BP 网络的平均训练步数为 7 步。

由结果可知,PSO-BP 网络训练时可以更快地达到目标精度,训练速度远快于 FBP 神经网络,并且精度提升时 PSO-BP 网络的训练步数增加量也远小于 FBP 神经网络。其中,单次达到目标精度所需训练步数如图 5 所示。

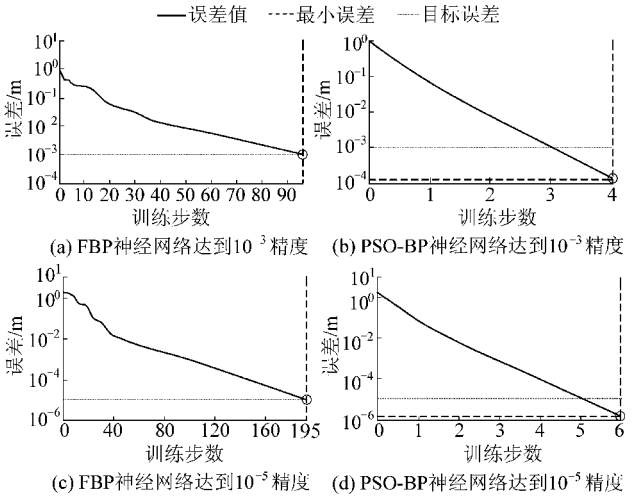


图 5　不同精度下 FBP 神经网络与 PSO-BP 神经网络训练步数

Fig. 5　Training steps of FBP neural network and PSO-BP neural network in different accuracy

4.2　精度比较

在不指定训练精度,以同一组样本作为训练样本的前提下,比较 FBP 网络与 PSO-BP 网络在最大迭代步数为 1 000 步时所达到的最大精度,并以同

中国煤炭期刊网 www.chinacaj.net

一组测试样本对 3 种网络的性能进行测试,比较其诊断误差。

在最大迭代步数为 1 000 步时,3 种网络达到的最大精度如下:FBP 为 9.42×10^{-5},PSO-BP 为 4.74×10^{-15}。PSO-BP 网络所能达到的精度更高,且明显优于 FBP 神经网络。

5 结　　语

1)通过使用 MATLAB 对掘进机截割部水平测点振动加速度数据进行分析,提取了能够表征掘进机截割部故障的特征向量。

2)使用 PSO 算法直接对 BP 网络的权值和偏差进行优化,构建了 PSO-BP 神经网络,解决了 BP 网络存在的收敛速度慢和局部极小值问题,提高了 BP 网络的诊断精度和收敛速度,能够准确有效地诊断掘进机截割部的故障。

3)通过对比可得,相较于 FBP 网络,PSO-BP 网络具有更快的收敛速度以及更高的诊断精度,可以更加有效地进行掘进机截割部的故障诊断。

参考文献(References):

[1] 芦萤萤.基于声发射法掘进机故障诊断研究[J].煤矿机械,2012,33(8):268-270.
LU Yingying. Study on fault diagnosis of development machine based on acoustic emission method [J]. Coal Mine Machinery, 2012,33(8):268-270.

[2] 张天瑞,于天彪,赵海峰,等.数据挖掘技术在全断面掘进机故障诊断中的应用[J].东北大学学报:自然科学版,2015,36(4):527-531.
ZHANG Tianrui, YU Tianbiao, ZHAO Haifeng, *et al*. Application of data mining technology in fault diagnosis of tunnel boring machine [J]. Journal of Northeastern University: Natural Science, 2015, 36(4): 527-531.

[3] 杨福云.悬臂式掘进机液压系统可靠性分析[D].太原:太原理工大学,2014:41-56.

[4] 赵江涛.故障树分析法在掘进机液压系统故障诊断中的应用[J].煤矿机械,2014,35(2):223-225.
ZHAO Jiangtao. Fault tree analysis roadheader hydraulic system fault diagnosis application [J]. Coal Mine Machinery, 2014, 35(2):223-225.

[5] 袁科新.基于 BP 神经网络的发动机故障诊断研究[D]:济南:山东大学,2006.

[6] 尹同舟,唐至威,杨健健,等. 基于多传感器 BP 网络掘进机截割部故障诊断研究[J]. 煤炭科学技术, 2016, 44(9): 134-139.
YIN Tongzhou, TANG Zhiwei, YANG Jianjian, *et al*. Study on failure diagnosis of cutting unit in roadheader based on BP network of multi sensor[J]. Coal Science and Technology, 2016, 44(9): 134-139.

[7] 何　莉. C_4 分离序列综合优化研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2003.

[8] 李财品,张洪太,谭小敏. 一种适合 GEOSAR 成像改进的快速 BP 算法[J].现代防御技术, 2010,38(5):77-85.
LI Caipin, ZHANG Hongtai, TAN Xiaomin. An improved fast back-projection algorithm for geosynchronous SAR imaging [J]. Modern Defence Technology, 2010, 38(5): 77-85.

[9] 何耀华,夏志忠. BP 网络的快速自适应学习算法[J]. 系统工程理论与实践,2000(1):93-98.
HE Yaohua, XIA Zhizhong. A self-adaptive learning algorithm for BP network [J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2000(1):93-98.

[10] 刘光辉,任庆昌, 孟月波. 基于局部自适应先验 MRF 模型的快速 BP 图像分割算法[J].计算机应用研究,2014,31(4):1232-1235.
LIU Ganghui, REN Qingchang, MENG Yuebo. Image segmentation based on fast BP algorithm over local adaptive prior MRF-model[J]. Application Research of Computers, 2014, 31(4): 1232-1235.

[11] 孙文彬,刘希亮,谭正龙,等. 基于抛掷爆破预测的 BP 神经网络参数优化方法[J]. 煤炭学报, 2012,37(S1): 59-64.
SUN Wenbin, LIU Xiliang, TAN Zhenglong, *et al*. Parameter optimization of BP-neural network based on the forecast of cast blasting [J]. Journal of China Coal Society, 2012,37(S1): 59-64.

[12] 左合君,勾芒芒, 李钢铁. BP 网络模型在沙尘暴预测中的应用研究[J]. 中国沙漠, 2010,30(1):193-197.
ZUO Hejun, GOU Mangmang, LI Gangtie. Study on sandstorm forecasting with BP neural network method[J]. Journal of Desert Research, 2010,30(1):193-197.

[13] 宋志杰,王　健.模糊聚类和 LM 算法改进 BP 神经网络的变压器故障诊断[J]. 高压电器, 2013, 49(5):54-59.
SONG Zhijie, WANG Jian. Transformer fault diagnosis based on BP neural network optimized byfuzzy clustering and LM algorithm [J]. High Voltage Apparatus, 2013, 49(5):54-59.

[14] 朱良山, 林　婵, 王起峰. LM_BP 神经网络在总辐射日曝辐量计算中的应用研究[J]. 太阳能学报, 2013,34(7):1202-1205.
ZHU Liangshan, LIN Chan, WANG Qifeng. Applications of LM-BP neural network in daily irradiation exposure of global radiation calculate[J]. ACTA Energiae Solaris Sinica, 2013, 34(7): 1202-1205.

[15] 任谢楠. 基于遗传算法的 BP 神经网络的优化研究及 MATLAB 仿真[D]. 天津:天津师范大学,2014.

[16] 羊文琦. 基于遗传算法和 BP 神经网络的区域性公路交通量预测研究[D]. 成都: 西南交通大学,2015.

[17] 孙宝财,武建文, 李　雷,等. 改进 GA-BP 算法的油气管道腐蚀剩余强度预测[J]. 西南石油大学学报:自然科学版, 2013, 35(3):160-167.
SUN Baocai, WU Jianwen, LI Lei, *et al*. Prediction of remaining strength of corroded oil and gas pipeline based on improved GA-BP algorithm[J]. Journal of Southwest Petroleum University: Sci-

中国煤炭期刊网 www.chinacaj.net

ence & Technology Edition, 2013, 35(3):160-167.

[18] 王雪冬,李广杰,尤　冰,等. 基于粒子群优化 BP 神经网络的巷道位移反分析[J]. 煤炭学报,2012,37(S1):38-42.
WANG Xuedong, LI Guangjie, YOU Bing, *et al*. Roadway displacement back analysis based on BP neuralnetwork optimized by particle swarm[J]. Journal of China Coal Society, 2012, 37(S1):38-42.

[19] 龙　泉,刘永前,杨勇平. 基于粒子群优化 BP 神经网络的风电动机组齿轮箱故障诊断方法[J]. 太阳能学报,2012,33(1):120-125.
LONG Quan, LIU Yongqian, YANG Yongping. Fault diagnosis method of wind turbine gearboxbased on BP neural network trained by particleswarm optimization algorithm[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2012,33(1):120-125.

[20] 王晓霞, 王　涛. 基于粒子群优化神经网络的变压器故障诊断[J]. 高电压技术, 2008,34(11):2362-2367.
WANG Xiaoxia, WANG Tao. Power transformer fault diagnosis based on neural networ kevolved by particle swarm optimization[J]. High Voltage Engineering, 2008,34(11):2362-2367.

[21] 魏津瑜,张　玮,李　欣. 基于 PSO-BP 神经网络的高炉煤气柜位预测模型及应用[J]. 中南大学学报:自然科学版, 2013,44(S1):266-270.
WEI Jinyu, ZHANG Wei, LI Xin. BFG holder forecasting model and applicationbased on PSO-BP neural network model[J]. Journal of Central South University:Science and Technology, 2013, 44(S1): 266-270.

[22] 杜小凯,任青文,郑　治,等.基于 APSO-BP 耦合算法的岩体力学参数反馈研究[J]. 中国矿业大学学报, 2008,37(6):756-762.
DU Xiaokai, REN Qingwen, ZHENG Zhi, *et al*. Back-Analysis of rock mechanic parameters based on coupling algorithm of Adaptive Particle-Swarm-Optimization and Back-Propagation neural network[J]. Journal of China University of Mining & Technology, 2008,37(6):756-762.

[23] 杨红平,傅卫平,王　雯,等. 结合面法向和切向接触刚度的 MPSO-BP 神经网络算法的建模[J].仪器仪表学报, 2012,33(8):1856-1861.
YANG Hongping, FU Weiping, WANG Wen, *et al*. Machine joints normal and tangential contact stiffness modeling based on MPSO-BP neural network algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(8): 1856-1861.

[24] 黄　丽,孙玉坤, 嵇小辅,等. 基于 tPSO-BPNN 的赖氨酸发酵软测量[J]. 仪器仪表学报, 2010,31(10):2317-2321.
HUANG Li, SUN Yukun, JI Xiaofu, *et al*.Soft sensor of lysine fermentation based on tPSO-BPNN[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010,31(10): 2317-2321.

[25] 王培良, 夏春江. 基于 PCA-PDBNs 的故障检测与自学习辨识[J]. 仪器仪表学报, 2015,36(5):1147-1154.
WANG Peiliang, XIA Chunjiang.Fault detection and self-learning identification based on PCA-PDBNs[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015,36(5): 1147-1154.

[26] 龚艳雷. 基于 SDN 的网络流量矩阵测量方法研究[D]. 成都:电子科技大学, 2015.

(上接第 81 页)

[16] 王志宝,黄立宁,梁爱春.综掘工作面降尘效率影响因素试验研究[J].煤炭科学技术,2015,43(3):73-76,91.
WANG Zhibao,HUANG Lining,LIANG Aichun.Experiment study on influence factors of dust fall efficiency in mine mechanized heading face[J].Coal Science and Technology,2015,43(3):73-76,91.

[17] 庞杰文,谢建林,李川田,等.大采高综采工作面粉尘分布特征研究[J].煤炭科学技术, 2017, 45(3): 78-83.
PANG Jiewen,XIE Jianlin, LI Chuantian, *et al*.Study on dust distribution features of high cutting fully-mechanized coal mining face[J].Coal Science and Technology,2017,45(3):78-83.

[18] 姚海飞,金龙哲,刘　建,等.矿井粉尘分散度的测定及分析[J].煤矿安全,2010,41(5):100-103.
YAO Haifei,JIN Longzhe,LIU Jian,*et al*.Measurement and analysis of the mine dust dispersion[J].Safety in Coal Mines, 2010, 41(5): 100-103.

[19] 刘　建,姚海飞,金龙哲,等.基于罗森-拉姆勒分布函数的粉尘分散度分析[J].北京科技大学学报,2010,32(9):1101-1106.
LIU Jian,YAO Haifei,JIN Longzhe,*et al*. Dust dispersion analysis based on the Rosen-Rammler distribution function[J]. Journal of University of Science and Technology Beijing, 2010, 32(9):1101-1106.

[20] 金龙哲,蒋仲安,张文平,等.粉尘分散度直接测定方法的研究[J].煤炭科学技术,1998,26(4):9-11.
JIN Longzhe,JINAG Zhong'an,ZHANG Wenping,*et al*.Study on the direct determination method of dust dispersion[J].Coal Science and Technology,1998,26(4): 9-11.

中国煤炭期刊网 www.chinacaj.net