

9-1-2020

Energy Entropy and Particle Swarm Optimization BP Neural Network of Fault Diagnosis Techniques of Coal Mine Cable

Zhiling Ren

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

Yuanyuan Zhang

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

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Energy Entropy and Particle Swarm Optimization BP Neural Network of Fault Diagnosis Techniques of Coal Mine Cable

Abstract

Abstract: Aimed at solving the problem of the type of fault difficult to identification when power feeder of coal mine occurred single-phase ground fault, in order to ensure coal mines production safety, *a method of fault diagnosis based on wavelet packet energy entropy (WP-EE) and combined with particle swarm optimization neural network was proposed.* The type of cable fault was simulated by Matlab, the acquired post-fault voltage signal was performed the three layers wavelet Packet decomposition, the fault characteristic signals was divided into eight segments by frequency, *characteristics calculated the entropy energy spectrum according to the information entropy theory,* PSO neural network model was constructed, spectrum entropy signal as to the characteristics of the input vector achieved entropy feature vector classification. Experimental results also show that the method for fault diagnosis of cable mine is feasible, which can detect cable faults quickly and efficiently.

Keywords

mine cable, fault diagnosis, wavelet packet energy entropy, particle swarm

Recommended Citation

Ren Zhiling, Zhang Yuanyuan. Energy Entropy and Particle Swarm Optimization BP Neural Network of Fault Diagnosis Techniques of Coal Mine Cable[J]. Journal of System Simulation, 2015, 27(5): 1044-1049.

矿下电缆故障诊断的能量熵和 PSO-BP 算法

任志玲, 张媛媛

(辽宁工程技术大学 电气与控制工程学院, 辽宁 葫芦岛 125105)

摘要: 针对煤矿井下配电网馈线发生单相接地等故障时难以解决故障类型辨识的问题, 为了保障煤矿安全生产, 给出一种基于小波包能量熵结合粒子群优化 BP 神经网络算法的矿下电缆故障诊断方法。通过 Matlab 对电缆故障进行了仿真, 对采集到的故障电压暂态波形进行 3 层小波包分解, 将故障特征信号按照频率分成 8 段, 按照信息熵理论计算特征熵能量谱, 构造子粒子群优化神经网络模型, 以信号的能谱熵作为特征输入向量, 实现特征熵向量的分类。实验结果表明, 该方法用于煤矿井下的电缆故障诊断分析是可行的, 能够快速有效的检测出电缆故障。

关键词: 矿用电缆; 故障诊断; 小波包能量熵; 粒子群算法

中图分类号: TP139.19

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2015) 05-1044-06

Energy Entropy and Particle Swarm Optimization BP Neural Network of Fault Diagnosis Techniques of Coal Mine Cable

Ren Zhiling, Zhang Yuanyuan

(Faculty of Electrical and Control Engineering, Liaoning Technical University, Huludao 125105, China)

Abstract: Aimed at solving the problem of the type of fault difficult to identification when power feeder of coal mine occurred single-phase ground fault, in order to ensure coal mines production safety, a method of fault diagnosis based on wavelet packet energy entropy (WP-EE) and combined with particle swarm optimization neural network was proposed. The type of cable fault was simulated by Matlab, the acquired post-fault voltage signal was performed the three layers wavelet Packet decomposition, the fault characteristic signals was divided into eight segments by frequency, characteristics calculated the entropy energy spectrum according to the information entropy theory, PSO neural network model was constructed, spectrum entropy signal as to the characteristics of the input vector achieved entropy feature vector classification. Experimental results also show that the method for fault diagnosis of cable mine is feasible, which can detect cable faults quickly and efficiently.

Keywords: mine cable; fault diagnosis; wavelet packet energy entropy; particle swarm

引言

我国大部分煤矿多为瓦斯矿井, 并且矿下空间

狭窄, 环境潮湿, 生产和作业环境十分复杂, 容易诱发煤矿井下供电线路的各种故障。近年来总能看见煤矿事故的报道, 给我们国家的经济发展和人身财产造成了巨大损失^[1]。煤矿井下的供电系统采用单端供电系统, 中性点不接地, 也就是小电流接地系统, 经常发生的故障是单相接地故障, 如果不能及时排除小电流接地系统中的单相接地故障, 那么可能诱发为相间短路故障, 会给井下供电电缆造成



收稿日期: 2014-04-29 修回日期: 2014-09-23;
基金项目: 国家自然科学基金(51274118); 辽宁省优秀科技人才支持计划(LR2013014);
作者简介: 任志玲(1971-), 女, 辽宁, 博士, 副教授, 研究方向为控制理论与控制工程; 张媛媛(1988-), 女, 天津, 硕士生, 研究方向为故障诊断。

<http://www.china-simulation.com>

• 1044 •

很大的后患, 如故障严重时会产生电弧, 遇到一定浓度的瓦斯粉尘会引起爆炸或者燃烧, 这对于井下来说是相当危险的^[2]。目前矿下电缆故障诊断采用的有离线和在线监测方法, 离线检测方法包括阻抗法和高压脉冲法, 这种方法必须在停电的情况下实验。但是大型煤矿对电力的需求在不断增大, 停电检测势必会对煤矿带来一定的经济和设备损失。传统在线检测包括直流分量法、叠加直流检测、局部放电量和温度检测等方法, 在传统方法的基础上, 国内外学者将人工智能方法用到电缆故障诊断中。文献[3]提取矿下电缆故障暂态行波信号, 利用小波分析对局部特征信号进行处理。文献[4]用小波包对故障特征信号进行分解, 通过计算得到能量熵值, 然后来确定故障位置和故障相。

利用小波包能量熵和粒子群优化神经网络算法实现对矿下电缆的在线故障诊断。当电缆发生故障时, 暂态行波信号包含大量的故障特征, 文中采用小波包能量熵的方法实现故障电压特征信号的提取, 将计算得到得特征向量作为粒子群优化神经网络算法的输入, 从而判断故障类型。作为一种分析非平稳信号的新方法, 一些专家开始重视 Shannon 小波熵, 并逐步应用于电力系统暂态信号的特征提取^[5]。小波分析技术在电力系统暂态信号特征提取及分类领域发挥了重要作用^[6], 开拓了电力系统及电力设备故障诊断的新方法。

1 故障信号小波包能量熵的提取

1.1 小波包分析

矿井下配电系统不同于一般的小电流接地系统, 故障发生后故障电压行波中不仅包含变化很小的工频分量, 还包含频率高达几十或者几百赫兹的暂态分量, 利用小波包分解故障电压行波, 提取有用的故障信息。小波包分析为故障信号提供了一种更为细致的分解方法, 能够对各种时变信号进行有效的分解^[7]。

采用 Daubechies 小波中的 db10 小波对传感器

采集到的故障电压信号逐级提取, 对信号高频部分进行更细致的划分, 通过重构信号各个频段的能量熵提取特征向量。假设原始故障电压信号为 u_t , 对其进行 3 层小波包分解, 分解之后将会得到 3 层小波包分解树, 最后一层将原始信号等频带分成 8 个, 小波包分解树中第 j 层第 i 个节点表示为 $U(j,i)$, $j=0,1,2,\dots,n$, $i=0,1,2,\dots,2^j-1$, 具体分解过程可以用式(1)表示。

$$u_t = U(1,0) \oplus U(1,1) = \\ [U(2,0) \oplus U(2,1)] \oplus [U(2,2) \oplus U(2,3)] = \\ U(3,0) \oplus U(3,1) \oplus \dots \oplus U(3,7) \quad (1)$$

式中: u_t 是故障电压信号; U 是小波包分解之后的信号。

1.2 小波包能量熵特征向量的提取

信息熵用来度量系统有序化的程度, 当系统较混乱时, 信息熵相对较高^[7]。在供电系统发生故障的时候, 故障相的信息熵高于非故障相的能量熵, 通过这一点实现故障的选相和诊断。

对故障信号进行 j 层分解, 设 $E_{j,1}, E_{j,2}, \dots, E_{j,i}$ 为信号在 i 个尺度上的能量谱, 信号各个点的能量为 $E_{j,i}$ ($i=1,2,\dots,2^j-1$)。对每一段的信号进行能量的计算, 计算公式如式(2)所示。

$$E_{j,i} = \sum_{i=1}^{2^j-1} |d_{j,i}|^2 \quad (2)$$

式中: $d_{j,i}$ 为单支重构得到的信号分量。

计算完能量之后要对能量值进行归一化处理, 得到归一化值 $\varepsilon_{j,i}$, 计算能量归一化值的公式如式(3)所示。

$$\varepsilon_{j,i} = \frac{E_{j,i}}{\sum_{i=0}^{2^j-1} E_{j,i}} \quad (3)$$

式中: $E_{j,i}$ 是各个尺度上的能量; $\varepsilon_{j,i}$ 是归一化值。

最后计算能量熵值, $H_{j,i}$ 对信号进行 j 分解, 第 i 节点的能量熵用 $H_{j,i}$ 表示, 具体计算式如式(4)所示。形成小波包特征熵向量为 $T = [H_{j,0}, H_{j,1}, H_{j,2}, \dots, H_{j,i}]$ 。

$$H_{j,i} = -\sum_{i=0}^{2^j-1} \varepsilon_{j,i} \lg \varepsilon_{j,i} \quad (4)$$

针对本文模型,提取故障电压波形特征熵向量的具体步骤为以下几步:

(1) 故障电压信号的采集。利用电压互感器提取发生故障和正常状态下时的 A、B 和 C 电压暂态波形(故障类型预设如下文所述);由于边界效应或者电压互感器饱和的原因,在本文中,综合各方面的因素,选取故障发生前和故障之后各 1/2 周期的故障电压作为特征信号进行分析,即 $u(t)=u[(t_f-T/2):(t_f+T/2)]$, t_f 为故障发生时刻, T 为周期;

(2) 用 Daubechies 小波系列的 db10 小波分别对故障信号进行 3 层小波包分解并重构信号,原始信号和重构信号波形如图 1 所示;

(3) 利用公式(3)分别计算每段信号能量,并按照公式(4)进行归一化处理;

(4) 按照公式(4)分别计算出每段信号的能量熵,例如 A 相电压波形处理之后的能量熵向量可以表示 $T_A=[H_{3,0}, H_{3,1}, H_{3,2}, H_{3,3}, H_{3,4}, H_{3,5}, H_{3,6}, H_{3,7}]$, T_B 和 T_C 同理。

通过对 A 相故障电压信号的特征熵数据的分析,发现小波包能量集中在前两个频段,因此将小波包能量熵向量简化为 $T^*_A=[H_{3,0}, H_{3,1}]$, 对 B 和 C 相特征熵向量做同样的处理,得到新的向量组 $T'=[H_{A3,0}, H_{A3,1}, H_{B3,0}, H_{B3,1}, H_{C3,0}, H_{C3,1}]$, 将这个新的向量作为 PSO-BP 神经网络的一个输入样本。

假设线路 1 发生 B 相接地故障时的 B 相电压波形和小波包变换后的重构信号信号如图 1 所示。

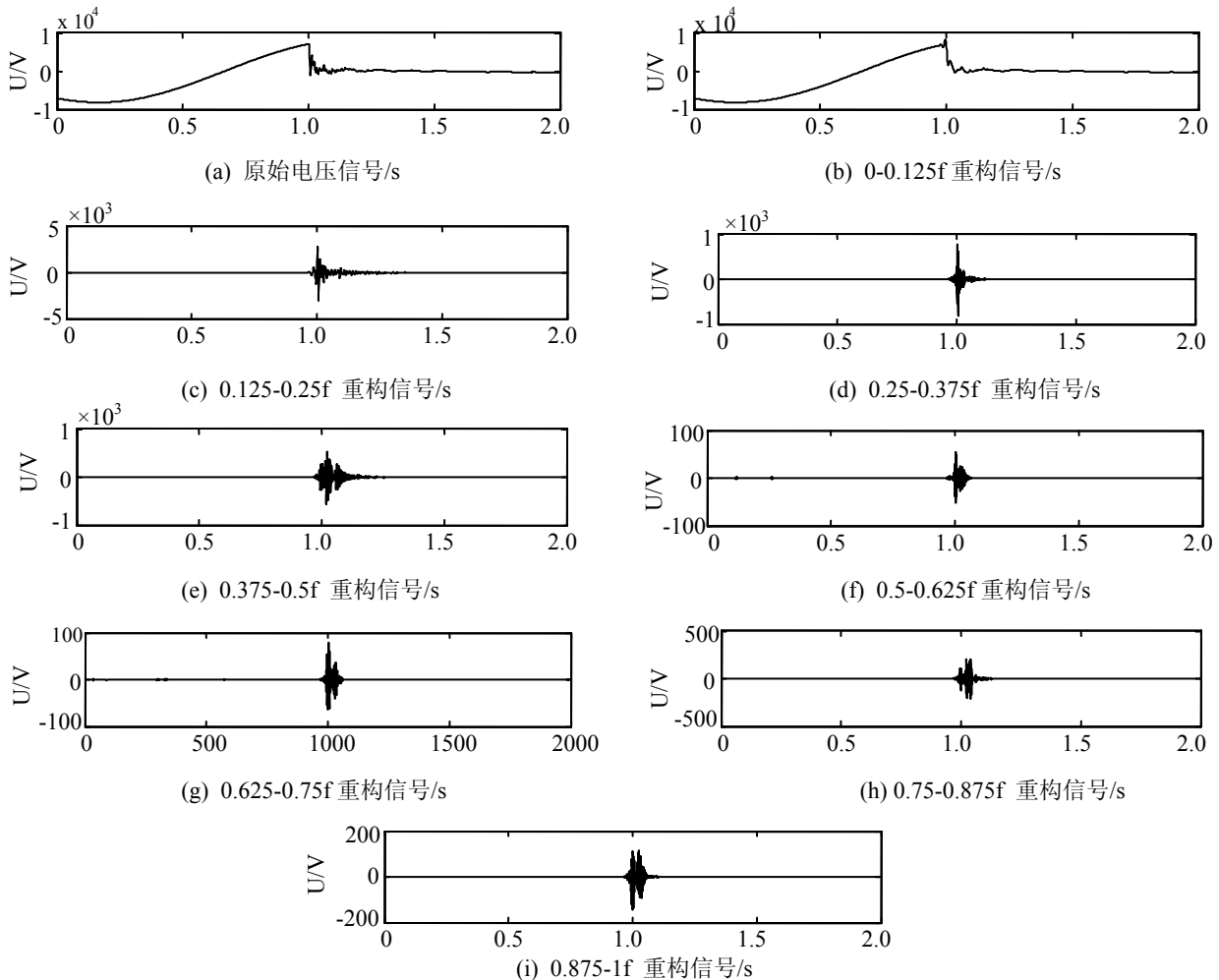


图 1 原始故障信号和重构信号

2 粒子群(PSO)优化 BP 神经网络

BP 神经网络根据预测误差调整网络权值和阈值, 但收敛速度慢, 容易陷入局部最小值。粒子群算法具有较强的全局搜索能力^[8-10], 粒子群优化 BP 神经网络克服了传统 BP 网络容易陷入极小值的缺点, 鲁棒性强^[11]。

BP 神经网络无法准确获得网络权值和阈值, 权值和阈值对神经网络的训练有很大的影响, 采用 PSO 算法优化神经网络的初始权值和阈值^[12], 通过训练数据和测试数据达到故障分类的效果。

粒子群优化 BP 神经网络具体可以描述为:

(1) 确定 BP 神经网络的拓扑结构, 初始化网络权值和阈值, 将网络权值和阈值编码为粒子; 确定粒子群算法的参数, 并初始化每个粒子的速度 V_i 和位置 X_i ;

(2) 计算每个粒子的适应度值;

(3) 一个粒子当前的适应度值用 P 表示, P 与个体极值 P_i 相比, 若 $P < P_i$, 则 $P_i = P$; P 与个体极值 P_g 相比, 如果 $P < P_g$, 则 $P_g = P$;

(4) 更新每个粒子的速度 V_i 和位置 X_i , 判断速度和位置有没有在规定的范围内, 如果在规定的范围内, 迭代次数加 1, 判断是否符合迭代停止条件, 若符合, 停止迭代, 并输出 BP 神经的权值和阈值, 对神经网络进行训练和测试, 若不符合条件回到步骤(2)继续迭代。

针对本文算例研究模型, BP 神经网络的输入层节点数是 6, 输出层节点数是 3, 共 3 个目标向量, 隐含层的节点数暂定为 8, 采用动量梯度下降算法训练 BP 神经网络, 动量因子为 0.9, 定义期望误差为 0.001。 C_1 和 C_2 分别是粒子群算法的加速度因子, 一般取值范围[0, 2], 在本文中取 $C_1 = C_2 = 1.494 45$, 最多迭代 1 000 次, 种群规模数为 20, 惯性权重最大值 ω_{\max} 和最小值 ω_{\min} 按照经验分别取 1.0 和 0.4, 速度 $V_i \in [-1, 1]$ 和位置 $X_i \in [-5, 5]$ 。

3 仿真结果分析

3.1 PSO-BP 神经网络的训练过程

3.1.1 系统模型参数设置

通过对唐山某煤矿故障诊断类型的统计, 对不同的故障位置以及过渡电阻, 将井下电缆故障分为以下几种工矿: B 相接地并短路故障(B-G), C 相接地并短路故障(C-G), B 和 C 两相短路故障(BC), ABC 三相接地故障(ABC-G)以及正常情况。

利用 Matlab/Simulink 仿真软件中的 Sim Power System 工具箱搭建矿井下电缆故障模型, 系统仿真模型如图 2 所示。煤矿井下的供配电系统是中性的点不接地或不直接接地系统, 即小电流接地系统, 当其中一相发生接地故障的时候, 该相的电压值为零, 其它两非故障相的电压值增至原来的 $\sqrt{3}$ 倍。

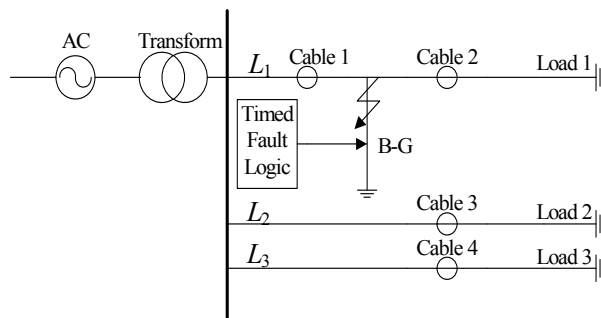


图 2 系统仿真模型

图 1 中交流电源侧电压为 35 kV, 变压器 Y- Δ 连接, 35 kV/10 kV, 中性点不接地或不直接接地, Load1-Load3 为感性负载。仿真图中有 3 条馈线的长度分别为 $L_1 = 0.5$ km, $L_2 = 0.5$ km, $L_3 = 0.8$ km; 其中线路 1 为故障线路, 预设线路 1(全长 0.5 km) 在距离母线 0.2 km 处发生单相接地故障或短路故障, 故障发生时间为 0.01 s, 仿真采样频率 10 kHz, 接地电阻 10 Ω , 故障初始角 0° , 采样窗为故障前后各 1/2 周期; 电缆正序参数设置为: $R_1 = 0.125 0$ Ω/km , $L_1 = 1.300 0$ mH/km, $C_1 = 0.009$ uF/km, 零序参数设置为: $R_0 = 0.275 0$ Ω/km , $L_0 = 4.600 0$ mH/km, $C_0 = 0.005 4$ uF/km。

3.1.2 网络训练

根据上文所述, 每组样本共 6 个向量, 作为 PSO-BP 网络的一组输入向量。对每种故障类型采集 40 组能量熵数据, 共得到 200 组数据, 其中 120 组数据作为网络的训练样本, 80 组数据作为测试样本。

表 1 给出了部分神经网络的训练样本, 输出层

表 1 电缆故障特征熵向量部分训练样本

故障类型	输入特征向量						目标向量
	$H_{3,0}$	$H_{3,1}$	$H_{3,2}$	$H_{3,3}$	$H_{3,4}$	$H_{3,5}$	
正常状态	0.100 0	0.023 5	0.182 6	0.007 9	0.131 0	0.013 9	000
	0.122 4	0.015 8	0.143 7	0.008 3	0.201 1	0.020 0	000
C 相接地故障	0.112 0	0.011 2	0.0899 8	0.009 8	0.872 5	0.021 6	001
	0.103 1	0.009 6	0.0878 1	0.008 4	0.901 1	0.020 0	001
B 相接地故障	0.092 4	0.006 2	0.790 0	0.011 6	0.100 0	0.062 5	010
	0.092 3	0.000 1	0.801 5	0.021 7	0.111 2	0.042 8	010
BC 相断路故障	0.097 8	0.002 3	0.875 3	0.010 0	0.901 3	0.009 6	011
	0.142 1	0.013 6	0.789 6	0.025 4	0.892 4	0.014 2	011
ABC 相接地故障	0.792 0	0.011 2	0.899 8	0.009 8	0.872 5	0.021 6	111
	0.803 1	0.009 6	0.867 8	0.008 4	0.901 1	0.020 0	111

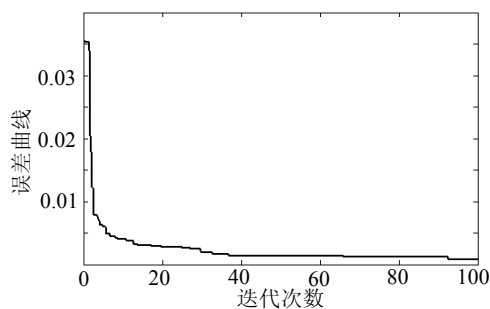


图 3 训练网络的误差曲线

由图 3 可以看出, 利用该优化算法只要迭代 65 次就可以达到误差要求 0.001。避免了单一神经网络容易陷入局部极小值的缺点, 并且收敛速度快。从训练结果可以看出上文中的参数设置能够满足训练目标, 保存训练好的神经网络, 用测试数据来判断故障类型。

3.2 网络测试结果

PSO-BP 神经网络训练好之后, 对已经得到的 80 组测试样本进行故障诊断, 测试结果如表 2 所示。测试样本经过训练好的神经网络的计算之

为 3 个节点, 用二进制编码表示故障类型, “000”表示正常状态, “001”表示 C 相接地故障, “010”表示 B 相接地故障, “011”表示 BC 相断路故障, “111”表示 ABC 三相接地故障。根据选定的 120 组训练样本对 PSO-BP 神经网络进行训练, 训练时的平均误差曲线如图 3 所示。

后, 得到 80 组输出向量, 表 2 给出了 4 组故障测试的结果。经过神经网络可以判断出, 第 1 组是正常状态, 第 2 组是 C-G 故障, 第 3 组是 B-G 故障, 第 4 组是 BC 断路故障, 第 5 组是 ABC-G 故障。经过对 80 组数据的分析可以知道该算法的诊断结果准确, 精度 > 90%, 达到了预期的目标。同样的测试样本, 当利用传统的 BP 神经网络来进行故障诊断的时候, 发现判断的正确率仅为 82%, 而且迭代时间较长。PSO-BP 神经网络算法的正确率为 96%, 远远高于传统的 BP 神经网络, 所以这个算法可以准确快速的判别出矿下电缆的故障类型, 达到了一个令人满意的效果。BP 神经网络和 PSO-BP 神经网络算法诊断结果比较如表 3 所示。

表 2 故障诊断结果

编号	Y_1	Y_2	Y_3	故障类别
1	0.000 0	0.000 5	0.000 4	000
2	0.000 0	0.000 5	0.996 4	001
3	0.000 9	0.982 8	0.002 0	010
4	0.000 7	0.975 7	0.988 4	011
5	0.985 1	0.999 8	1.000 0	111

表 3 BP 神经网络与 PSO-BP 算法诊断结果比较

算法	训练误差	迭代次数	判断正确率
BP	0.0824	826	82%
PSO-BP	0.0009	65	96%

4 结论

针对煤矿井下工况复杂, 故障难以及时准确诊断等问题, 提出了一种矿下电缆故障诊断能量熵和 PSO-BP 网络算法。通过对数据分析可知, 小波包能量熵能取得了预期的测试效果, 准确的判断矿井下的供电电缆的故障类型, 提高了 BP 神经网络收敛速度, 并且不受故障位置和过渡电阻的影响, 为矿井下电缆的故障诊断提出了一种切实有效的方法。仿真实验结果表明, 较其他方法, 故障识别精度较高, 能够有效对矿井下的电缆故障进行诊断。

参考文献:

- [1] 张鑫. 矿井下电缆故障定位方法研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2007.
- [2] 梁睿, 靳征, 王哲, 等. 消除单端行波测距死区的煤矿电网故障定位[J]. 煤炭学报, 2013, 38(2): 543-548.
- [3] 王梅. 矿用供电线路在线监测与保护技术研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2007: 2-6.
- [4] 卢继平, 徐兵. 基于小波包能量相对熵的配电网单相接地故障区段定位[J]. 电力系统保护与控制, 2012,

40(20): 26-31.

- [5] 陈继开, 周志宇, 李浩昱, 等. 快速小波熵输电系统暂态信号特征提取研究[J]. 电工技术学报, 2012, 27(12): 219-224.
- [6] 陈继开, 李浩昱, 吴建强, 等. 非广延小波熵在电力系统暂态信号特征提取的应用[J]. 中国电机工程学报, 2010, 30(28): 5-32.
- [7] 钱华明, 朱明, 陈亮. 信息熵在导航传感器故障诊断中的应用研究 [J]. 系统仿真学报, 2010, 22(1): 216-219. (Qian Huaming, Zhu Ming, Chen Liang. Information entropy for fault diagnosis of inertia navigation [J]. Journal of System Simulation (S1004-731X), 2010, 22(1): 216-219.)
- [8] Mallat S G A. Theory for multiresolution, signal decomposition: the wavelet representation [J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, 11(7): 674-693.
- [9] 阳同光, 将新华. 基于粒子群优化算法电机转子故障诊断研究[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(1): 215-227.
- [10] 龙泉, 刘永前, 杨勇平. 基于粒子群优化BP神经网络的风电机组齿轮箱故障诊断方法[J]. 太阳能学报, 2012, 33(1): 120-125.
- [11] 徐建源, 张彬, 林莘, 等. 能谱熵向量法及粒子群优化的RBF神经网络在高压断路器机械故障诊断中的应用[J]. 高电压技术, 2012, 38(6): 1299-1306.
- [12] 何怡刚, 祝文姬, 周炎涛, 等. 基于粒子群算法的模拟电路故障诊断方法[J]. 电工技术学报, 2010, 25(6): 163-171.

(上接第 1043 页)

- [20] 贺细顺, 朱晓, 谭雪松, 等. 海水散射引起激光脉冲传输延迟的研究[J]. 激光与红外, 2001, 31(1): 19-21.
- [21] 何劲, 张群, 杨小优, 等. 逆合成孔径成像激光雷达系统建模及成像仿真 [J]. 系统仿真学报, 2012, 24(3): 632-637.
- [22] 钟晓春, 李源慧. 激光在海水中的衰减特性[J]. 电子科技大学学报, 2010, 39(4): 574-577.
- [23] 张辉, 王涌天. 一种基于蒙特卡罗法的激光引信回波信号仿真技术 [J]. 系统仿真学报, 2004, 16(8): 1624-1629. (Zhang Hui, Wang Yongtian. A Monte-Carlo based Backscattering Signal Simulation for Laser Fuze [J]. Journal of System Simulation (S1004-731X), 2004, 16(8): 1624-1629.)
- [24] 卢益民, 杜竹峰, 黄铁侠. 激光雷达视场角的研究[J]. 激光技术, 1999, 23(1): 46-49.

- [25] 杨晖. 激光雷达回波信号、水下光束扩散的蒙特卡罗方法及遥测海水光学性质的研究[D]. 武汉: 华中理工大学, 2003.
- [26] Gabriel Laufer. Introduction to Optics and Lasers in Engineering [M]. UK: Cambridge University Press, 2005, 0521017629, 9780521017626.
- [27] 朱晓, 王华, 齐丽君, 等. 机载激光测深后向散射光雷达方程[J]. 激光与红外, 2002, 32(6): 386-388.
- [28] 李交通, 朱海. 机载激光雷达系统水下最大探测深度分析[J]. 四川兵工学报, 2009, 30(1): 113-114.
- [29] 徐启阳, 杨坤涛, 王新兵, 等. 蓝绿激光雷达海洋探测[M]. 北京: 国防工业出版社, 2002.
- [30] Steinvall O, Koppaari K, Karlsson U. Experimental evaluation of an airborne depth sounding Lidar [J]. Optical Engineering (S0091-3286), 1993, 32(6): 307-1321.