

DOI: 10.13382/j.jemi.2017.12.014

基于多特征信息融合的截齿磨损程度识别研究^{*}

张 强^{1,2,3} 刘志恒¹ 王海舰⁴ 顾颖颖¹ 田 莹¹ 仲丛华⁵

(1. 辽宁工程技术大学 机械工程学院 阜新 123000; 2. 煤炭资源安全开采与洁净利用工程研究中心 阜新 123000;
3. 重庆大学 机械传动国家重点实验室 重庆 400044; 4. 桂林电子科技大学 机电工程学院 桂林 541004;
5. 长春理工大学 光电信息学院 长春 130012)

摘 要:为实现截割过程中截齿磨损程度的在线监测和精准识别,提出一种基于多特征信息融合的采煤机截齿磨损程度识别方法。针对不同磨损程度截齿截割过程中的振动和声发射信号进行时域分析和小波包分析;针对两相邻磨损程度截齿的特征样本存在数据交集,增加系统识别难度的问题,构建最小模糊度优化模型并计算各特征参数的最优模糊隶属度函数,获取特征样本的最大隶属度。运用多特征数据样本对BP(back-propagation)神经网络识别模型进行学习和训练。实验结果表明,截齿磨损程度识别模型的判别结果和样本实际磨损类别相符,能够实现对截齿磨损程度的在线监测和精准识别。研究结果对于实际工程中截齿的监测和更换具有重要意义。

关键词: 截齿;磨损程度;BP神经网络;模糊隶属度;振动信号;声发射信号

中图分类号: TP277 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4020

Research on wear degree recognition of picks based on multi-feature information fusion

Zhang Qiang^{1,2,3} Liu Zhiheng¹ Wang Haijian⁴ Gu Jieying¹ Tian Ying¹ Zhong Conghua⁵

(1. College of Mechanical Engineering, Liaoning Technical University, Fuxin 123000, China;
2. Coal Resource Safety Mining and Clean Utilization Engineering Research Center, Fuxin 123000, China;
3. State Key Laboratory of Mechanical Transmission, Chongqing University, Chongqing 400044, China;
4. School of Mechanical and Electrical Engineering, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China;
5. College of Photoelectric Information, Changchun University of Science and Technology, Changchun 130012, China)

Abstract: In order to realize the on-line monitoring and accurate identification of picks wear degree in the cutting process, a new method based on multi-feature information fusion was proposed for identifying shearer pick wear degree. The vibration and acoustic emission signals in the cutting process of different picks wear degree were analyzed by time domain analysis and wavelet packet analysis. According to the features of two adjacent pick wear degrees, there were data intersections for characteristic samples, which increased the difficulty of system identification. The optimal fuzzy membership function for each characteristic signal was calculated by using the least fuzzy optimization model, the maximum membership degree of the feature sample was obtained. The back-propagation (BP) neural network recognition model was trained and learned by using multi-feature data samples. The experimental results show that the results of network discrimination are consistent with actual wear level of test sample. It can accurately monitor and identify the type of picks wear. The research results have great significance to monitoring and replacement of picks in actual engineering.

Keywords: pick; wear degree; BP neural network; fuzzy membership; vibration signal; acoustic emission signal

收稿日期:2017-05 Received Date: 2017-05

^{*} 基金项目: 国家自然科学基金(51504121)、辽宁省自然基金(201601324)、煤炭资源安全开采与洁净利用工程研究中心开放课题(LNTU16KF02)、机械传动国家重点实验室开放基金(SKLM-T-KFKT-201515)、国家自然科学基金面上项目(51774161)资助

0 引言

截齿是采煤机、掘进机等工程机械用于截割煤岩的刀具,煤矿井下开采条件复杂恶劣,截齿工作过程中需要承受较大的压应力、剪切应力和冲击力,加速截齿的磨损,降低截齿的使用寿命,使截齿成为煤矿生产中最易损坏和更换量最大的零件^[1]。截齿磨损程度对采煤机的整机性能、工作寿命和生产能力有着直接影响,因此,针对截齿磨损程度的监测和识别具有重要的实际意义^[2]。

近年来,部分专家学者针对刀具状态识别进行了一系列的研究。朱云芳等人^[3]搭建刀具故障诊断系统,选取刀具声发射信号的均方根值作为输入信号,来实现刀具磨损状态的识别。庄子杰等人^[4]采集切削过程中刀具声发射信号,运用多分辨率分析法对正常切削、刀具破损、断屑时的声发射信号进行提取和分析。蔡红梅等人^[5]监测切削过程中刀具的振动加速度信号,研究分析刀具状态变化时振动能量分布的变化规律,并利用 RBF 神经网络进行聚类辨识。聂鹏等人^[6]利用谐波小波包方法提取刀具磨损声发射信号的特征能量,使其与切削三要素共同作为 Elman 神经网络的输入向量,实现刀具磨损状态的监测识别。黄德福等人^[7]以钻头工况噪声为研究对象,针对噪声功率谱进行分析获取钻头的实时磨损状态,并开发相应的人机交互软件,实现了钻头工作状态的实时检测和自动处理。库祥臣等人^[8]针对振动信号进行小波包分析,构建刀具磨损状态和振动信号特征向量之间的映射关系,从而实现刀具磨损状态的识别研究。王计生等人^[9]采用小波包分析法对特征信号进行分析和处理,利用支持向量机故障分类器实现对刀具切削故障的识别和分类。

上述研究主要是针对数控刀具状态的分析和研究,并没有过多的涉及到采煤机截齿磨损程度的监测和识别研究,同时没有过多的针对两相邻磨损程度刀具特征样本出现数据交集的问题进行分析。针对上述问题,笔者提出一种基于多特征信息融合的截齿磨损程度识别方法,提取截割过程中截齿振动和声发射信号的特征样本,并利用最优模糊隶属度函数求解各特征样本的最大隶属度,最终运用多特征样本进行神经网络的构建和训练,实现截齿截割过程中磨损程度的实时监测和精准识别,获取准确的截齿磨损程度,为调控截齿最佳更换周期提供相应理论和数值依据^[10-12]。

1 截齿截割时域信号分析

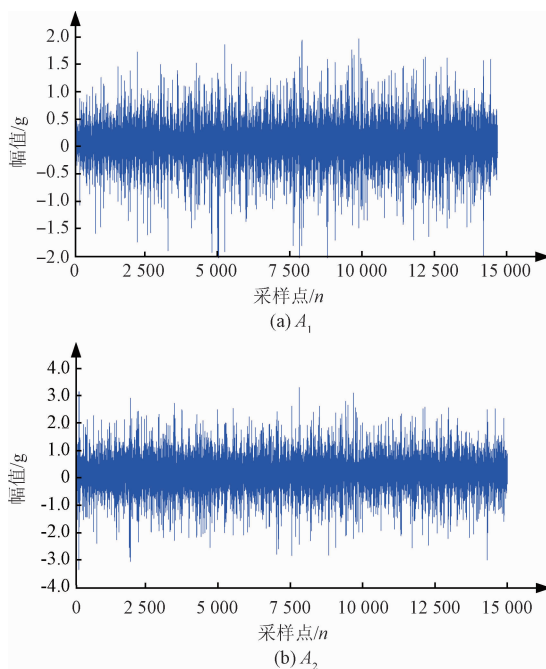
采煤机截齿与煤岩试件截割过程中发生撞击、挤压、摩擦及塑性形变,会产生能量波和声波向外传播。因此本文选取具有快速响应、高可靠性的振动加速度传感器

和具有较强的抗干扰性的声发射监测系统来监测截割过程中的振动加速度和声发射信号^[13-15]。

为实现截齿磨损程度的实时监测和精准识别,建立截齿磨损程度与振动、声发射特征信号之间的关联样本库。实验前针对采煤机镐型截齿进行预处理,获取新齿、中等磨损、严重磨损、失效截齿 4 种截齿磨损类型,用集合 $\{A_1, A_2, A_3, A_4\}$ 来表示。将振动加速度和声发射传感器采集模块固定在滚筒摇臂上,并针对 4 种截齿进行分组实验,首先将滚筒上的齿座均安装上经过预先处理的新截齿,启动实验系统进行试件截割实验,获取新截齿截割过程中的振动加速度信号和声发射信号。每种截齿进行 20 组测试实验,测试完新截齿后将该组截齿全部换下安装下一组待测截齿,通过上述方法依次获取中等磨损、严重磨损、失效截齿的振动加速度和声发射特征信号曲线。经理论推导和实验结果表明,截割过程中滚筒 x 方向振动信号最为明显,因此,本文选取 x 方向的振动加速度信号和声发射信号作为特征信号。

1.1 振动时域信号提取及分析

$A_1 \sim A_4$ 截齿 x 方向的振动加速度曲线如图 1 所示,其中横坐标为采样点数,每组信号选取 14 400 个采样点,纵坐标为振动加速度幅值,信号采样频率为 200 Hz。 A_1 截齿截割过程中的加速度峰值为 1.98 g, A_2, A_3, A_4 的加速度峰值分别为 3.21 g、4.34 g、5.43 g, 4 种截齿试件的最大振动加速度峰值差为 3.45 g。如表 1 所示,为不同磨损程度截齿的振动加速度峰值数据样本库,随着截齿磨损程度加剧,振动加速度峰值逐渐增大,但两相邻磨损程度截齿的振动加速度样本区间存在部分数据交集,特征数据具有模糊性增加信号识别难度。



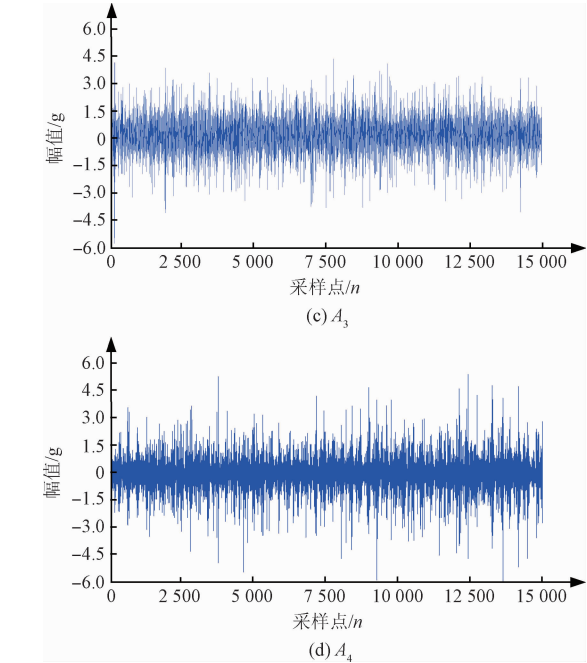


图1 截齿 x 方向振动加速度曲线

Fig.1 Pick's x -direction vibration acceleration curves

表1 截齿振动加速度峰值样本

Table 1 Peak sample value of pick's vibration acceleration (g)

A_1	A_2	A_3	A_4
1.94	2.51	3.08	4.13
1.98	2.62	3.17	4.24
2.12	2.69	3.34	4.31
2.21	2.73	3.42	4.43
2.28	2.82	3.62	4.52
2.36	2.94	3.85	4.73
2.42	2.98	3.92	4.95
2.53	3.06	4.15	5.09
2.61	3.12	4.26	5.27
2.68	3.21	4.34	5.43

1.2 声发射信号提取及分析

4种截齿对应的声发射信号时域曲线如图2所示,横坐标为采样点数,每组信号选取65 600个采样点,纵坐标为声发射幅值,信号采样频率为200 kHz; A_1 截齿截割过程中的峰值为2.14 V; A_2 、 A_3 、 A_4 截齿截割过程中峰值分别为4.62、6.14、7.43 V,4种不同磨损程度截齿截割过程中声发射信号的峰值差为5.29 V。表2所示为不同磨损程度截齿声发射信号峰值的数据样本,随着截齿磨损程度加剧,虽然声发射信号峰值逐渐增大,具有一定的数据变化规律,但 $A_1 \sim A_4$ 截齿峰值区间仍然存在数据模糊性,所以需要针对振动和声发射的时域特征信号进行进一步的小波包数据分析。

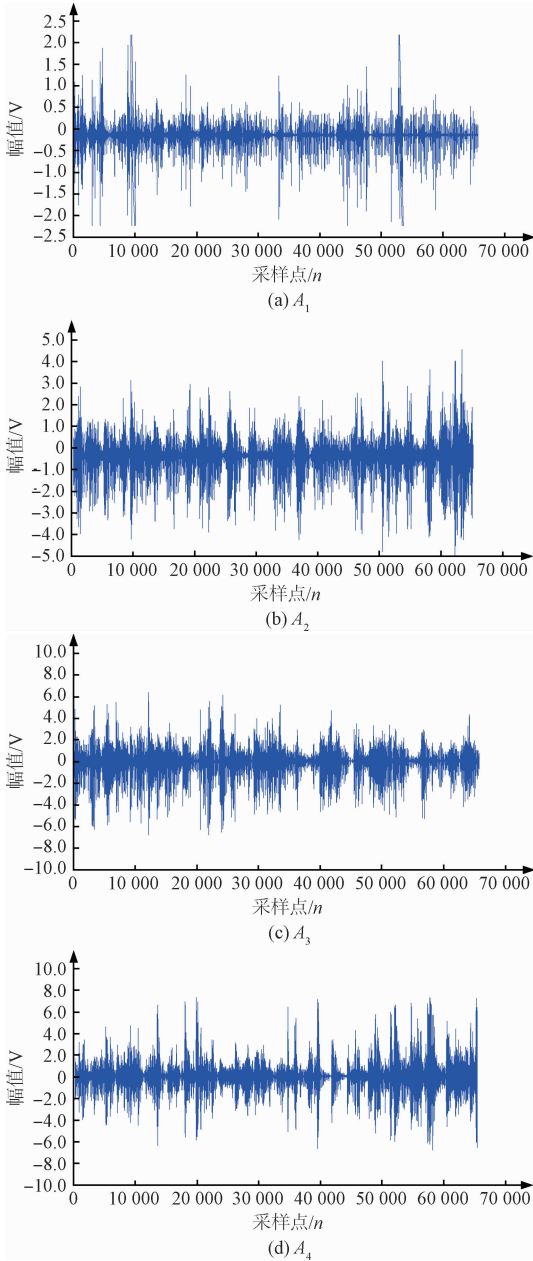


图2 截齿声发射信号曲线

Fig.2 Pick's acoustic emission signal curves

表2 截齿声发射信号峰值样本

Table 2 Peak sample of acoustic emission signal (V)

A_1	A_2	A_3	A_4
2.14	3.38	4.43	5.86
2.29	3.52	4.57	6.04
2.46	3.68	4.76	6.18
2.67	3.81	4.92	6.32
2.84	3.92	5.14	6.51
2.95	4.10	5.37	6.74
3.12	4.27	5.59	6.92
3.28	4.49	5.74	7.18
3.41	4.57	5.97	7.26
3.56	4.62	6.14	7.43

2 截齿截割小波包分析

由于振动和声发射信号的峰值易受到外界环境的干扰,存在一定的随机性和不确定性,因此,采用小波包分析法对不同磨损程度截齿的时域信号进行小波包分解,选取 DB 小波基,其中 DB 8 小波系分解的波形较为光滑、频率特性较为理想,因此本文选用 DB 8 小波基^[16],对振动和声发射信号进行 3 层分解,获得对应的 8 个频带曲线。依据小波包分解重构的层数和信号采样定律,针对采样信号节点的频带范围进行计算,每个频带的带宽为 12.5 Hz。信号分解后各节点的频带范围如表 3 所示。

表 3 各节点频带范围

Table 3 Frequency range of each node

节点坐标	频带范围/Hz	节点坐标	频带范围/Hz
(3.0)	0 ~ 12.5	(3.4)	50 ~ 62.5
(3.1)	12.5 ~ 25	(3.5)	62.5 ~ 75
(3.2)	25 ~ 37.5	(3.6)	75 ~ 87.5
(3.3)	37.5 ~ 50	(3.7)	87.5 ~ 100

2.1 振动信号小波包提取及分析

截齿振动信号的小波包分解重构图如图 3 所示,通过对比分析每种截齿的各个频段分解图可知,截齿振动信号在 62.5 ~ 75 Hz、75 ~ 87.5 Hz 频段的峰值较大、信号的能量值较高。为了定量分析不同磨损程度截齿小波包特征样本,分别针对 $A_1 \sim A_4$ 截齿各个子频带范围的信号数据点进行能量计算,如式(1)所示,获取不同磨损程度截齿各频段能量值关系。如图 4 所示,横坐标为 8 个频段,纵坐标为各频段能量值,随着截齿磨损程度加剧,同一频带范围内 4 种截齿的振动能量呈逐渐上升的趋势,其中 62.5 ~ 75 Hz、75 ~ 87.5 Hz 频段的能量值较高且变化规律明显,随着截齿磨损程度的加剧能量值呈上升趋势,因此选取 62.5 ~ 75 Hz、75 ~ 87.5 Hz 两个频段的能量和作为特征样本参数,如表 4 所示。

$$V = \sum_{i=1}^N x_i^2 \tag{1}$$

式中: x_i 为子频段信号第 i 个数据样本; N 为该频段样本点总数。

2.2 声发射信号小波包提取及分析

截齿声发射信号小波包分解重构图如图 5 所示,通过对比分析每种截齿的各个频段分解图可知,截齿声发射信号在 12.5 ~ 25 kHz、37.5 ~ 50 kHz 频段的峰值较大、能量值较高。 $A_1 \sim A_4$ 截齿各频段能量值关系如图 6 所示,随着截齿磨损程度加剧,同一频带范围内信号能量呈

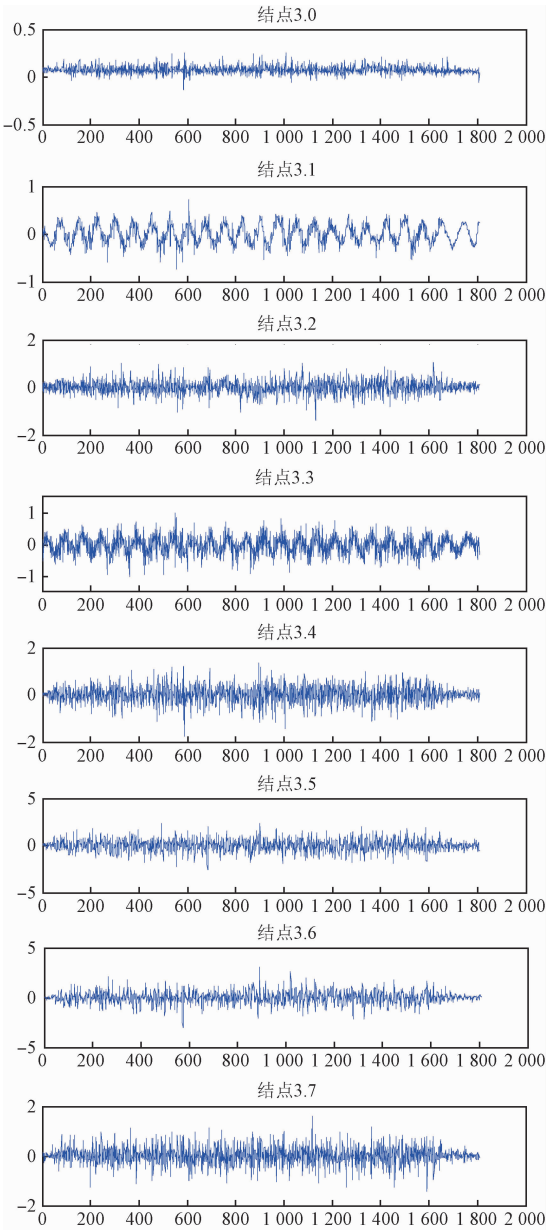


图 3 截齿小波包分解

Fig. 3 Pick's wavelet packet decomposition

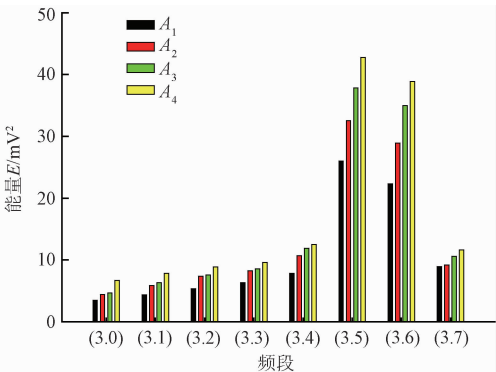


图 4 各频段能量值

Fig. 4 Energy values of each frequency band

表 4 特征频段能量和样本值

Table 4 Characteristic frequency band energy summation (mV²)

A ₁	A ₂	A ₃	A ₄
48.336 9	53.844 7	59.611 3	70.808 7
49.241 1	54.809 1	61.214 3	71.894 3
50.097 3	55.413 8	62.886 2	72.932 7
50.773 2	56.030 1	64.524 8	74.100 9
51.783 8	56.900 2	65.915 8	75.538 7
52.820 6	57.976 5	67.585 5	76.820 6
53.509 8	58.743 7	69.073 8	78.169 5
54.446 7	59.874 8	70.455 1	79.182 2
55.506 8	60.573 5	71.728 6	80.603 8
55.899 6	61.474 9	72.834 5	81.240 2

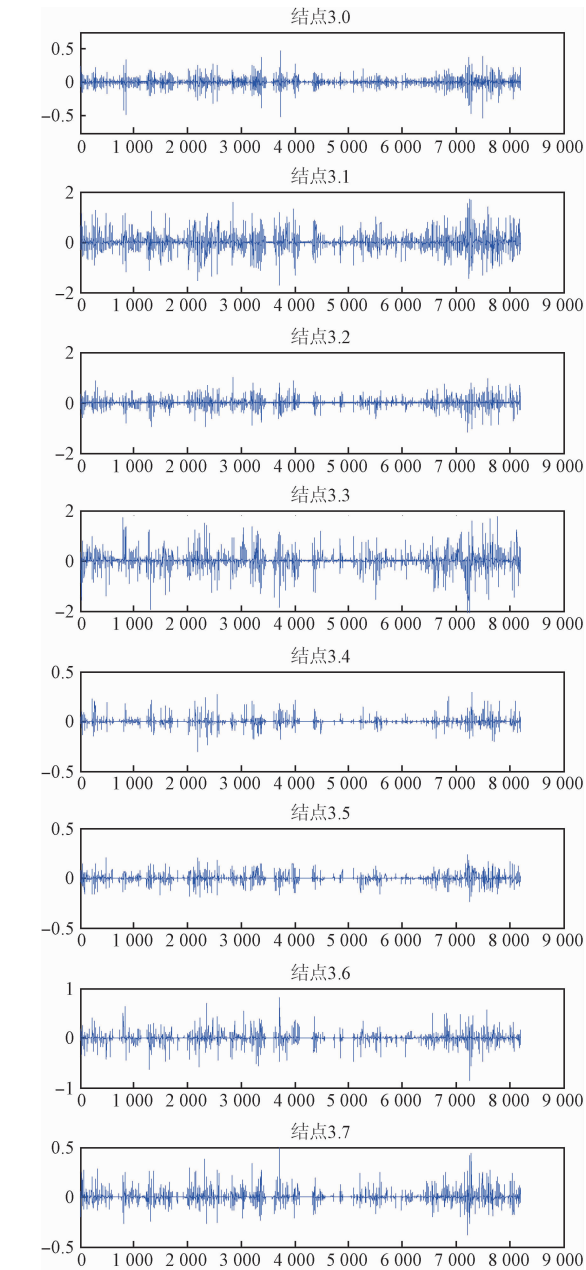


图 5 截齿小波包分解

Fig. 5 Pick's wavelet packet decomposition

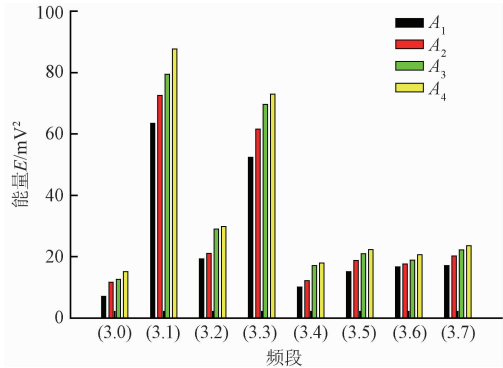


图 6 各频段能量值

Fig. 6 Energy values of each frequency band

逐渐上升的趋势,其中 12.5 ~ 25 kHz、37.5 ~ 50 kHz 频段的能量值随着截齿磨损程度的加剧,频带能量值较高且变化规律明显,所以选取这两个频段的能量和作为特征样本,如表 5 所示。

表 5 特征频段能量和样本值

Table 5 Characteristic frequency band of energy summation (mV²)

A ₁	A ₂	A ₃	A ₄
115.885 3	125.737 2	132.862 8	147.258 8
117.914 4	126.714 9	134.413 2	148.278 7
119.957 1	127.712 8	136.264 2	150.499 3
120.753 5	128.704 8	138.075 6	152.121 2
121.805 2	129.717 6	139.614 2	153.508 3
122.753 7	130.861 4	141.160 9	155.163 1
123.976 5	131.761 1	143.823 5	156.899 4
125.189 2	132.801 5	145.156 4	158.656 6
126.542 8	133.784 1	147.329 6	160.134 9
127.751 8	134.711 7	149.066 5	161.277 4

3 截齿磨损程度识别研究模型

3.1 隶属度函数识别模型

不同磨损程度截齿截割同一试件过程中,振动加速度信号、声发射信号会受到试件煤岩结构、外界环境和实验台自身振动等因素的影响,导致各传感信号存在一定的随机性和不确定性。由表 1 振动加速度峰值样本、表 2 声发射信号峰值样本、表 4 振动信号特征频段能量和样本、表 5 声发射信号特征频段能量和样本可知,不同磨损程度截齿的特征信号样本之间存在部分数据交集,数据具有一定的模糊性,增加了截齿磨损程度的识别难度。本文针对两相邻磨损程度截齿各特征样本存在数据交集的问题,采用最小模糊度优化模型计算求解各特征信号参数的最优模糊隶属度函数,获取特征样本对应的最大隶属度函数值。最终选取各特征信号对应的最大隶属度函数值和信号特征参数作为神经网络的输入量,可以更好的针对两相邻磨损程度截齿进行区分,从而提高系统识别的准确度。

熵是模糊变量的重要特征参数,常被用来描述模糊变量的不确定性。模糊熵值的数值大小代表着模糊集模糊度的高低,故本文选取模糊熵作为区分各特征样本的模糊参数。设模糊集 $F = \{f_1, f_2, \dots, f_n\}$, 其隶属度函数为 $\mu(f)$, 当 f 为 0 或 1 时,表示集合 A 即为分明集,其模糊熵为 0; 当 $f \in (0, 1)$ 时,其模糊熵的表达式为:

$$S(A) = \frac{1}{n \ln 2} \sum_{i=1}^n [E(\mu(f_i)) + U(\mu(f_i))] \quad (2)$$

式中: $E(f) = -f \ln f$; $U(f) = -(1-f) \ln(1-f)$ 。

截齿磨损程度识别系统预设的 4 种截齿磨损程度分别为新齿、中等磨损、严重磨损和失效截齿,表示为 $\{A_1, A_2, A_3, A_4\}$ 的模糊集合,其对应的各模糊子集的隶属度函数分别为 μ_1 、 μ_2 、 μ_3 和 μ_4 ,待优化求解的阈值参数分别为 $p_1 \sim p_4$,隶属度函数如图 7 所示。

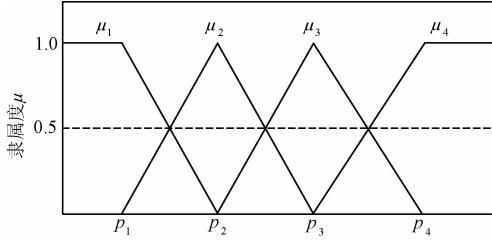


图 7 截齿磨损程度隶属度函数

Fig. 7 Membership function of pick wear degree

根据隶属度函数图和各特征信号参数的数据样本值,通过下式利用最小模糊度规则对 p 值进行求解^[17]。

$$S_{\min}(A_1, A_2, A_3, A_4) = \frac{1}{n \ln 2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^4 \{E(\mu_j(f_i)) + U(\mu_j(f_i))\} \quad (3)$$

式中: n 表示模糊集所有样本的个数; f_i 为模糊集的第 i 个样本; 当下标 j 为最小值 1 或最大值 4 时,隶属度曲线为梯形; 当下标 j 值为 2 或 3 时,其隶属度函数为三角形。对应的 $\mu(f)$ 的数学表达式分别为:

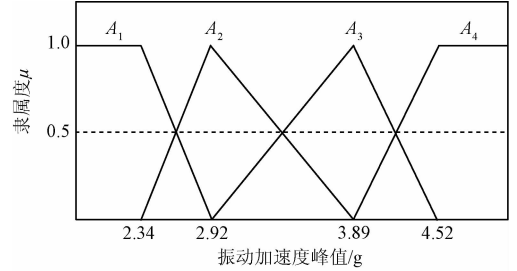
$$\mu_1(f) = \begin{cases} 1, & f \leq p_1 \\ \frac{p_2 - f}{p_2 - p_1}, & p_1 < f < p_2 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

$$\mu_2(f) = \begin{cases} \frac{f - p_1}{p_2 - p_1}, & p_1 < f \leq p_2 \\ \frac{p_3 - f}{p_3 - p_2}, & p_2 < f < p_3 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

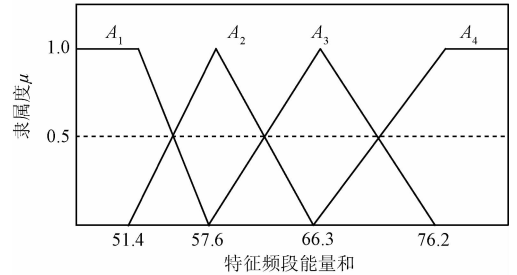
$$\mu_3(f) = \begin{cases} \frac{f - p_2}{p_3 - p_2}, & p_2 < f \leq p_3 \\ \frac{p_4 - f}{p_4 - p_3}, & p_3 < f < p_4 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

$$\mu_4(f) = \begin{cases} 1, & p_4 \leq f \\ \frac{p_4 - f}{p_4 - p_3}, & p_3 < f < p_4 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

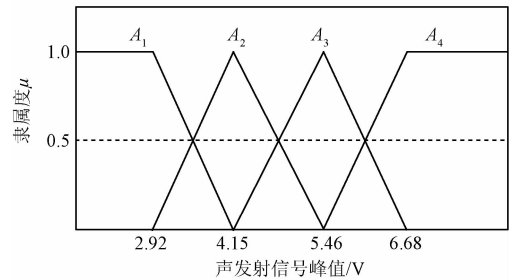
利用 MATLAB 软件构建式(3)隶属度函数模型的程序式,对各隶属度函数的 p 值进行优化求解,得到 $A_1 \sim A_4$ 截齿特征参数的模糊隶属度函数如图 8 所示。



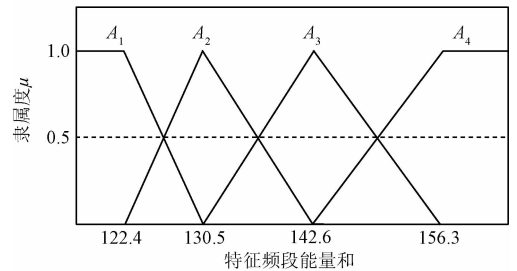
(a) 振动加速度隶属度函数
(a) Membership function of vibration acceleration



(b) 振动特征频段能量和隶属度函数
(b) Membership function of vibration characteristic frequency band energy summation



(c) 声发射信号峰值隶属度函数
(c) Membership function of acoustic emission signal peak



(d) 声发射信号特征频段能量和隶属度函数
(d) Membership function of acoustic emission signal characteristic frequency band energy summation

图 8 特征信号模糊隶属度函数

Fig. 8 Fuzzy membership function of characteristic signals

3.2 BP神经网络识别模型

BP神经网络可以任意精度逼近任意的连续函数。Hecht-Nielsen 证明具有1个隐含层的3层前馈型网络可以逼近任何多变量函数,故构建3层BP神经网络实现截齿磨损程度的识别和监测。

图9所示为BP神经网络结构,选取截齿截割过程中的振动和声发射信号的峰值、特征频段能量和值与隶属度函数确定的样本最大隶属度值作为输入特征信号,故BP神经网络输入层节点个数设置 $u=8$ 个神经元;输出层为截齿的磨损程度状态为新齿、中等磨损、严重磨损、失效截齿4种状态,故输出层设置 $v=4$ 个神经元;最后根据Kolmogorov定理,综合考虑网络的学习速度和泛化能力,按照通用的经验公式确定隐含层神经元数目 $k, k=2u+1=17$,故隐含层神经元数目为17个。

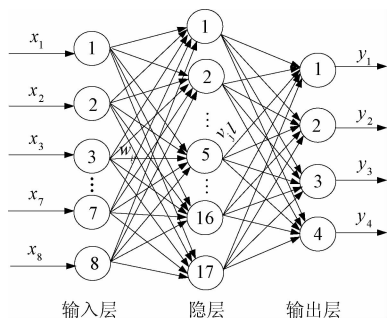


图9 BP神经网络结构

Fig.9 BP neural network structure

每种特征输入信号选取30组数据样本进行BP神经网络的学习训练,并且针对特征数据进行的归一化处理,将数据映射到 $[0, 1]$ 的区间,如式(8)所示。

$$y = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (8)$$

式中: x 为输入向量, y 为输出向量, $x_{\min}$ 为输入向量 x 中的最小值, $x_{\max}$ 为输入向量 x 中的最大值。

由于BP神经网络的输入和输出信号是非线性的映射关系,初始权值对于训练能否达到局部最小或训练能否收敛有很大的影响,因此初始权值应选为均匀分布的小数经验值。这里取初始化网络权系数在 $[0, 1]$ 的随机数。利用MATLAB的sim()函数进一步对上述神经网络进行仿真与计算^[18-19],即:

$$y = \text{sim}(p_{\text{net}}, x) \quad (9)$$

式中: p_{net} 为神经网络设定参数, x 为输入变量,其中 $x_1 \sim x_4$ 分别代表截齿振动和声发射信号的峰值、特征频段能量和, $x_5 \sim x_8$ 代表由隶属度函数确定的特征信号样本对应的最大隶属度值。截齿磨损程度的BP网络预测输出层的识别结果为 y_1, y_2, y_3, y_4 ,当输出值为 $[0, 0, 0, 1]$,

$[0, 0, 1, 0], [0, 1, 0, 0], [1, 0, 0, 0]$ 时分别对应识别结果为新截齿、中等磨损、严重磨损和失效截齿。

BP网络的隐含层和输出层神经元激活函数采用Sigmoid()函数,它可以将整个BP网络的输出限制在 $[0, 1]$ 的范围,与网络的输出目标0或1接近,方便对输出结果进行判断。运用MATLAB软件中用BP网络模型的编程指令来实现网络的建模,选取隐含层的传递函数为tansig()函数,输出层的传递函数为logsig()函数。

在MATLAB中对BP神经网络进行训练之前先对参数进行设置。网络权系数在 $[0, 1]$,设置训练步长为1,训练步数为2000,训练误差为0.001,剩余参数采用软件系统默认值。经过训练的函数执行后,训练结果如图10所示。由图10可知,第23步已经满足误差目标要求,若网络的学习误差为 1.0×10^{-3} ,则将输入样本输入网络进行训练,网络在第23步能够收敛到精度要求。

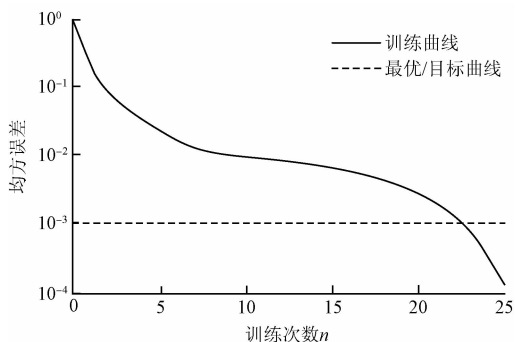


图10 神经网络误差性能曲线

Fig.10 Neural network error performance curve

4 实验验证

为验证截齿磨损程度在线监测系统的精确性与可靠性,对已知磨损程度截齿进行截割实验,实验台由截割机构(截割电机、传送带、减速器和截齿)、行走机构(驱动电机、滑轨、行走滑块、丝杠和轴承架)以及截割试件3部分构成。实验截齿采用神东天隆公司生产的U85型截齿,三向振动传感器采用ZXD-YB一体化振动变送器,量程 $0 \sim 20 \text{ mm/s}$,误差精度为 $\pm 1\%$;声信号检测采用SAEU3S声发射系统,频率响应范围 $3 \sim 2000 \text{ kHz}$,信号最大幅值100 dB,误差精度为 $\pm 3 \text{ dB}$,采用USB接口实现高速数据传输,能够实时采集和显示声发射波形信号和参数信号;采集系统采用SIRIUS RACK 8数据采集系统^[20-23]。测试时首先将每组待测实验截齿安装固定在截齿滚筒上。由于滚筒在实验过程中一直处于旋转运动状态,振动传感器无法安装固定在截齿滚筒上,故将其安装在与截齿滚筒直接传动连接的减速器上;声发射传感器安装在距截割滚筒最近的减速器壳体上,实验采用

SIRIUS RACK 8 数据采集系统采集截割过程中的振动信号和声发射信号,并通过数据总线将信号传输至上位机数据采集与分析系统,进行数据存储和分析,截齿磨损程度监测实验台如图 11 所示。

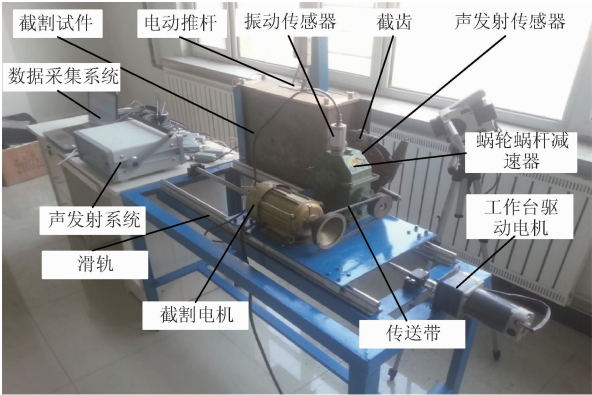


图 11 截齿磨损程度监测实验台

Fig. 11 Experimental table of pick wear degree monitoring

本实验将精细煤粉和专用型煤粘合剂混合均匀后制备截割试件,减少试件内部出现纹理变化过大的现象;实验过程中,将无关电子设备关闭,并减少外界人员及外界环境对信号测试的影响;每组截齿截割实验开始 10 s 之后,当截割设备及仪器稳定后再进行特征信号的提取;为了避免传感器精度和重复精度出现较大误差,需定期针对传感器进行重新标定,以保证信号测试的精度。将 $A_1 \sim A_4$ 截齿的各 2 组检验样本输入已经训练好的 BP 神经网络,进行截齿磨损程度的验证分析,其网络目标和网络实际输出的结果如表 6 所示。从表 6 中可知,用于验证的样本中 7 组能够非常准确地被识别出来,1 组样本未能被正确识别,BP 神经网络的识别效果良好。序号为 1 和 2 的截齿磨损状态的 BP 神经网络输出识别结果接近 $[0,0,0,1]$,因此判定为新截齿;序号 3 的截齿磨损状态输出结果接近 $[0,0,1,0]$ 判定为中等磨损;序号为 5 和 6 的截齿磨损状态输出结果接近 $[0,1,0,0]$ 判定是严重磨损截齿;序号 7 和 8 的截齿磨损状态输出结果接近 $[1,0,0,0]$ 判定为失效截齿。本实验采用隶属度函数和神经网络相结合的识别模型,可以针对两相邻截齿磨损状态进行更好的区分,使神经网络的输出样本有明显区别,输出数据趋于 0 或趋于 1,截齿磨损状态较容易进行区分。但序号 4 的实验样本出现输出数据值较为接近的情况,可能是由于截取的信号受到较大外界干扰、截齿试件磨损状态接近于两磨损程度中间状态或实验设备出现非周期异常波动等原因,造成信号识别效果较差。针对上述问题,识别时可以截取该信号段时间序列上的前后时间点信号段,作为特征信号样本进行磨损程度的识别。本识别模型对绝大多数信号样本识别都具有普遍适用

性,可以被广泛的应用于实验和工程中。输出结果证明,基于 BP 神经网络的判别结果和测试样本的实际磨损状态类别相符。因此,本文所建立的基于多特征信息融合识别系统能够对截齿磨损程度类型进行准确识别。

表 6 截齿磨损程度识别结果
Table 6 Recognition results of pick's wear degree

序号	网络目标	网络实际输出	截齿状态	结果
1	$[0,0,0,1]$	$[0.153,0.197,0.096,0.921]$	新截齿	正确
2	$[0,0,0,1]$	$[0.106,0.088,0.105,0.963]$	新截齿	正确
3	$[0,0,1,0]$	$[0.089,0.109,0.914,0.142]$	中等磨损	正确
4	$[0,0,1,0]$	$[0.092,0.314,0.627,0.085]$	中等磨损	错误
5	$[0,1,0,0]$	$[0.093,0.926,0.126,0.096]$	严重磨损	正确
6	$[0,1,0,0]$	$[0.127,0.967,0.092,0.117]$	严重磨损	正确
7	$[1,0,0,0]$	$[0.967,0.106,0.143,0.115]$	失效截齿	正确
8	$[1,0,0,0]$	$[0.948,0.094,0.129,0.159]$	失效截齿	正确

5 结 论

基于多特征信号融合识别技术为截齿磨损程度在线监测和识别提供了有效方法。选取不同磨损程度截齿截割过程中的振动和声发射特征信号的峰值、特征频段能量和以及由隶属度函数确定的信号最大隶属度值作为特征样本,构建神经网络识别模型并对其进行学习和训练,实现截齿磨损程度的监测和识别。相同截割工况条件下,不同磨损程度截齿截割同一煤岩试件过程中,随着截齿磨损程度的加剧,截齿振动和声发射信号的峰值、特征频段能量和呈逐渐增大的趋势。构建基于最小模糊度的隶属度函数模型,获取各特征样本的优化隶属度函数,求解各个样本所对应的最大隶属度值,可以针对两相邻磨损程度截齿进行更好地区别。构建基于多特征信息融合的 BP 神经网络,能实现截割过程中截齿磨损程度的识别研究。经检验样本验证,基于多特征信号融合的识别系统能够准确识别截齿磨损程度,为最佳截齿更换周期提供参考,具有实际的工程应用价值。

参考文献

[1] 刘浩,邱大龙,田冬林,等. 基于 ANSYS 采煤机截齿结构改进设计及应力分析 [J]. 煤矿机械,2013,34(10):167-169.
LIU H, QIU D L, TIAN D L, et al. Structure improvement design and stress analysis of coal winning machine cutting tooth based on ANSYS [J]. Coal Mine Machinery, 2013,34 (10): 167-169.
[2] 尚慧岭. 采煤机滚筒截齿失效工况的影响分析及对策[J]. 煤炭科学技术,2012,40(8):75-77.
SHANG H L. Analysis and countermeasures of pick failure

- performance influences of cutting drum in coal shearer [J]. Coal Science and Technology, 2012, 40(8): 75-77.
- [3] 朱云芳,戴朝华,傅攀. 采用小波神经网络的刀具故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2006, 26(1): 64-66.
ZHU Y F, DAI CH H, FU P. Diagnosis of cutting tool faults by using wavelet neural network [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2006, 26(1): 64-66.
- [4] 庄子杰,王海丽,汤为. 刀具破损状态声发射信号的多分辨率分析[J]. 机械设计与研究, 2009, 25(3): 87-89.
ZHUANG Z J, WANG H L, TANG W. Tool breakage monitoring based on multi-resolution analysis of acoustic emission signals [J]. Mechanical Design and Research, 2009, 25(3): 87-89.
- [5] 蔡红梅,李秀学,王其俊. 刀具状态在线监测与智能识别方法研究[J]. 测控技术, 2015, 34(10): 154-156.
CAI H M, LI X X, WANG Q J. Research on online monitoring and intelligent recognition of tool condition [J]. Measurement and Control Technology, 2015, 34(10): 154-156.
- [6] 聂鹏,崔凯奇,何超. 基于Elman神经网络的刀具磨损状态识别技术[J]. 现代制造工程, 2015(12): 78-81.
NIE P, CUI K Q, HE CH. State identification technology of tool wear based on Elman neural network [J]. Modern Manufacturing Engineering, 2015(12): 78-81.
- [7] 黄德福,管芳,吴广军,等. 数控钻床钻头磨损自动监测系统研究[J]. 国外电子测量技术, 2016, 35(6): 42-46.
HUANG D F, GUAN F WU G J, et al. Research on monitoring system of drill bit for CNC drilling machine [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2016, 35(6): 42-46.
- [8] 库祥臣,周芸梦,高鹏磊,等. 基于小波包和BP神经网络的刀具磨损状态识别[J]. 现代制造工程, 2014(12): 68-72.
KU X CH, ZHOU Y M, GAO P L, et al. Recognition of tool wear state based on wavelet packet and BP neural network [J]. Modern Manufacturing Engineering, 2014(12): 68-72.
- [9] 王计生,喻俊馨,黄惟公. 小波包分析和支持向量机在刀具故障诊断中的应用[J]. 振动、测试与诊断, 2008, 28(3): 273-276.
WANG J SH, YU J X, HUANG W G. Application of wavelet packet analysis and support vector machine to fault diagnosis of cutting tool [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2008, 28(3): 273-276.
- [10] 张强,毛君,田大丰. 基于遗传算法掘进机截割头多目标模糊可靠性优化[J]. 煤炭学报, 2008, 33(12): 1435-1437.
ZHANG Q, MAO J, TIAN D F. Multi objective optimization fuzzy reliability design for cutting head of road header based on genetic algorithm [J]. Journal of Coal Science, 2008, 33(12): 1435-1437.
- [11] ZHANG Q, LI S J. Topological optimization of pick structure based on LS-DYNA [J]. Disaster Advances, 2012, 5(4): 187-193.
- [12] 张强,王海舰,李立莹,等. 基于多传感特征信息融合的采煤机截齿失效诊断[J]. 中国机械工程, 2016, 27(17): 2334-2340.
ZHANG Q, WANG H J, LI L Y, et al. Failure diagnosis of shearer pick based on multi sensor feature information fusion [J]. China Mechanical Engineering, 2016, 17: 2334-2340.
- [13] 张锴锋,袁惠群,聂鹏. 基于广义分形维数的刀具磨损状态监测[J]. 振动与冲击, 2014, 33(1): 162-164, 169.
ZHANG K F, YUAN H Q, NIE P. Tool wear condition monitoring based on generalized fractal dimensions [J]. Journal of Vibration and Shock, 2014, 33(1): 162-164, 169.
- [14] 关山,彭昶. 刀具磨损声发射信号的混沌特性分析[J]. 农业工程学报, 2015, 31(11): 60-65.
GUAN SH, PENG CH. Chaotic characteristic analysis of tool wear acoustic emission signal [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2015, 31(11): 60-65.
- [15] 王东磊,聂鹏,王哲峰,等. 刀具磨损声发射信号小波分析中小波基的选取[J]. 中国测试技术, 2008, 34(6): 112-115.
WANG D L, NIE P, WANG ZH F, et al. Selecting wavelet basis in wavelet transform analyses of cutting tool wear acoustic emission signal [J]. China Measurement and Testing Technology, 2008, 34(6): 112-115.
- [16] 颌潭成,马君达,袁子皓,等. 基于多元传感器的数控刀具磨损状态的实验研究[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2016(9): 28-31.
JIE T CH, MA J D, YUAN Z H, et al. Experimental study on the wear state of NC tool based on multi sensor [J]. Modular Machine Tool and Automatic Manufacturing Technique, 2016(9): 28-31.
- [17] 刘晓明,牟龙华,张鑫. 基于信息融合的隔爆开关永磁机构储能电容失效诊断[J]. 煤炭学报, 2014, 39(10): 2121-2127.
LIU X M, MU L H, ZHANG X. Failure diagnosis for

- storage capacitor in permanent magnetic actuator of flameproof switchgear based on information fusion [J]. Journal of China Coal Society, 2014, 39 (10): 2121-2127.
- [18] 秦国华, 谢文斌, 王华敏. 基于神经网络与遗传算法的刀具磨损检测与控制 [J]. 光学精密工程, 2015, 23(5): 1314-1321.
- QIN G H, XIE W B, WANG H M. Detection and control for tool wear based on neural network and genetic algorithm [J]. Optical Precision Engineering, 2015, 23(5): 1314-1321.
- [19] 黄良沛, 吴超威, 王靖. 小波包分析和 BP 神经网络在滚动轴承故障模式识别中的应用 [J]. 电子测量技术, 2016, 39(4): 164-168.
- HUANG L P, WU CH W, WANG J. Fault pattern recognition of rolling bearing using wavelet package analysis and BP neural network [J]. Electronic Measurement Technology, 2016, 39 (4): 164-168.
- [20] 张强, 王海舰, 井旺, 等. 基于模糊神经网络信息融合的采煤机煤岩识别系统 [J]. 中国机械工程, 2016(2): 201-208.
- ZHANG Q, WANG H J, JING W, et al. Information fusion based on fuzzy neural network for coal mining machine coal rock recognition system [J]. China Mechanical Engineering, 2016(2): 201-208.
- [21] 张强, 张石磊, 王海舰, 等. 基于声发射信号的煤岩界面识别研究 [J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(2): 230-237.
- ZHANG Q, ZHANG SH L, WANG H J, et al. Study on identification of coal-rock interface based on acoustic emission signal [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31 (2): 230-237.
- [22] 张强, 刘志恒, 王海舰, 等. 基于 BP 神经网络的截齿磨损程度在线监测 [J]. 中国机械工程, 2017, 28(9): 1062-1068.
- ZHANG Q, LIU ZH H, WANG H J, et al. On-line monitoring of pick's wear degrees based on BP neural network [J]. China Mechanical Engineering, 2017, 28(9): 1062-1068.
- [23] 于劲松, 时祎瑜, 梁爽, 等. 基于狄利克雷混合模型的刀具磨损量在线估计 [J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(3): 689-694.
- YU J S, SHI Y Y, LIANG SH, et al. Tool-wear on-line estimation using a Dirichlet process mixture model [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38 (3): 689-694.

作者简介



Zhang Qiang was born in 1980, received M. Sc. and Ph. D. from Liaoning Technical University in 2007 and 2010, respectively. Now he is a professor in Liaoning Technical University. His main research direction is mining machinery cutting mechanism and research of new technology equipment.



Liu Zhiheng was born in 1992, received B. Sc. from Liaoning Technical University in 2015. Now, he is a M. Sc. candidate in Liaoning Technical University. His main research direction is mining machinery monitoring technology.



王海舰, 1987 年出生, 分别在 2013、2017 年于辽宁工程技术大学获得硕士学位和博士学位, 现为桂林电子科技大学讲师, 主要研究方向为机械装备数据监测与智能控制。

Wang Haijian was born in 1987, received M. Sc. and Ph. D. from Liaoning Technical University in 2013 and 2017, respectively. Now he is a lecturer in Guilin University of Electronic Technology. His main research direction is data monitoring and intelligent control of mechanical equipment.