中国煤炭期刊网 www.chinacaj.net



青年博士学术专栏

# 基于截齿振动及温度特性的煤岩识别研究

张 强[1,2,3],刘志恒[1],王海舰[1],田 莹[1],黄传辉[4]

(1. 辽宁工程技术大学 机械工程学院,辽宁 阜新 123000;2. 辽宁工程技术大学 煤炭资源安全开采与洁净利用工程研究中心,辽宁 阜新 123000;3. 重庆大学 机械传动国家重点实验室,重庆 400044;4. 徐州工程学院 机电工程学院,江苏 徐州 221018)

**摘 要**:为实现采煤机截割过程中煤岩界面的精准识别,选取截割过程中截齿的振动信号和红外热像信号作为煤岩识别的特征信号,针对截割过程中截齿 $x$、$y$、$z$ 三个方向的振动加速度信号、振动频谱图、齿尖红外闪温值和温度-频数图像进行实时采集,研究截齿振动信号、红外热像信号与不同煤岩比例试件之间的变化规律。研究结果表明:随着试件中岩石比例的增大,截齿振动加速度均值逐渐上升,频谱图对应的均方根值逐渐增大;截割试件过程中截齿齿尖产生点状闪温区,截割全岩试件时最高闪温值与高温区范围远大于截割全煤试件,温度-频数图像中最高温度所对应的频数逐渐上升。BP(Back-Propagation)神经网络的识别结果和测试样本的实际煤岩比例相符,能够对截割试件的煤岩比例进行准确识别,研究结果可为实现煤岩界面的精准识别提供重要的方法和手段。

**关键词**:采煤机;煤岩识别;截齿;振动信号;红外热像;BP 神经网络

**中图分类号**:TP277 **文献标志码**:A **文章编号**:0253-2336(2018)03-0001-09

# Study on coal and rock identification based on vibration and temperature features of picks

ZHANG Qiang[1,2,3], LIU Zhiheng[1], WANG Haijian[1], TIAN Ying[1], HUANG Chuanhui[4]

(1. *School of Mechanical Engineering, Liaoning Technical University, Fuxin* 123000, *China*; 2. *Engineering Research Center of Coal Resources Safety Mining and Clean Utilization, Liaoning Technical University, Fuxin* 123000, *China*; 3. *State Key Lab of Mechanical Transmission, Chongqing University, Chongqing* 400044, *China*; 4. *College of Mechanical and Electrical Engineering, Xuzhou Insititute of Engineering, Xuzhou* 221018, *China*)

**Abstract**: In order to realize an accurate identification of the coal and rock interface during the cutting process of the coal shearer, the vibration signals and infrared thermal image signals of the picks during the cutting process were selected as the signals of the coal and rock identification characteristics. According to the $x$, $y$ and $z$ three directional vibration acceleration signals of the picks during the cutting process, as well as the vibration spectrum, tip infrared flash temperature value and temperature-frequency image were timely collected, the variation law between the vibration signals and infrared thermal image signals of the picks and the different coal and rock percentage specimens were analyzed. The test results showed that with the rock percentage in the specimens increased, the average value of the pick vibration acceleration would be steadily increased and the correspondent root-mean-square value of the spectrum would be steadily increased. During the cutting process of the specimens, a point flash temperature area would be occurred on the tip of the pick. During the cutting of the full rock specimens, the max flash temperature value and high temperature area scale would be larger than the cutting of the full coal specimens and the correspondent frequency of the max temperature in the temperature-frequency image would be steadily increased. The identification results of the BP neural network would be same to the actual coal and rock percentage of the test samples and could accurately indentify the coal and rock percentage of the cutting spectrum. The study results could provide the important method and means to realize the accurate identification of the coal and rock interface.

**Key words**: coal shearer; coal and rock identification; pick; vibration signal; infrared thermal image; BP neural network

**收稿日期**:2017-12-02;**责任编辑**:赵 瑞 **DOI**:10.13199/j.cnki.cst.2018.03.001

**基金项目**:国家自然科学基金资助项目(51504121);国家自然科学基金面上基金资助项目(51774161);辽宁省自然基金资助项目(201601324);机械传动国家重点实验室开放基金资助项目(SKLMT-KFKT-201515);煤炭资源安全开采与洁净利用工程研究中心资助项目(LNTU16KF02)

**作者简介**:张 强(1980—),男,满族,辽宁岫岩人,教授,博士生导师,博士。E-mail:lgdjx042@126.com

**引用格式**:张 强,刘志恒,王海舰,等.基于截齿振动及温度特性的煤岩识别研究[J]. 煤炭科学技术,2018,46(3):1-9,18.

ZHANG Qiang, LIU Zhiheng, WANG Haijian, *et al*. Study on coal and rock identification based on vibration and temperature features of picks[J]. Coal Science and Technology, 2018, 46(3): 1-9, 18.

中国煤炭期刊网 www.chinacaj.net



## 0 引　　言

综采工作面煤层走向复杂,具有不确定性,传统“一刀切”的开采方法会增加截齿的冲击负载,加速滚筒截齿的磨损和破坏,降低采煤机的开采效率[1]。煤岩界面识别技术是综采机械智能化的体现,也是实现无人自动化开采的先决条件。精准的煤岩识别技术能够有效提高采煤机工作效率和煤炭开采率,延长采煤机滚筒及截齿的使用寿命,降低开采成本和能耗,提高矿井的经济效益[2]。因此,精准的煤岩识别技术对煤炭开采具有重要意义。

近年来,有学者针对煤岩识别进行了一系列的研究。文献[3]通过分析电磁反射波在煤岩界面的滞后时间来确定煤层厚度;文献[4]针对采煤机截割状态进行监测,对振动、电流、转矩、压力及扭振等截割状态信号进行特征提取与信息融合,来实现煤岩界面的辨识;文献[5]提出基于灰度共生矩阵的煤与矸石纹理特征识别方案,为工程中煤与矸石的识别和分选提供重要的参考依据;文献[6]分析采煤机不同截割工况下的振动信息,建立采煤机煤岩识别振动信息数据库;文献[7]研究分析煤岩图像纹理多尺度分解下的特征信息,并结合向量机参数为煤岩界面的自动识别提供依据;文献[8-9]构建多传感器信息触合的模糊集合隶属函数,实现滚筒自动识别煤岩性状和控制摇臂自动调高;文献[10]运用煤岩自然射线识别方法来实现综放开采煤矸的自动识别;文献[11]采用探地雷达方法,建立煤岩界面的分层介质模型,通过计算煤岩界面雷达回波强度来实现煤岩识别;文献[12]提出利用红外测温仪提取截割煤岩过程中煤壁温度数据来实现煤岩识别的方法;文献[13-14]构建振动、电流以及功率谱信号的多维模糊神经网络,实现煤岩识别多传感器信息决策融合。针对这一工程实际问题,笔者提出了一种基于截齿振动及温度特性的煤岩识别研究方法,测试提取截齿 $x$、$y$、$z$ 三个方向的振动加速度信号和截齿齿尖红外热像信号,并构建神经网络的识别模型,实现截齿截割过程中试件煤岩比例的监测识别,为实际工程中煤岩界面的识别提供相关理论和方法。

## 1 煤岩截割试验台

为测试提取不同煤岩比例试件截割过程中截齿的振动信号和齿尖红外热像信号,搭建如图 1 所示的煤岩截割试验台。试验台由截割机构(截割电动机、传送带、减速器和截齿),行走机构(驱动电动机、滑轨、行走滑块、丝杠和轴承架)以及截割试件 3 个部分构成。试验器材选型为:U85 型截齿,ZXD-YB 型三向振动传感器,量程 0~20 mm/s,误差精度为±1%;VCiET780 型高热灵敏度检测专家型红外热像仪,光谱范围为 7.5~14.0 μm;热灵敏度可达 0.03 ℃;SIRIUS RACK8 型数据采集仪,采集截割过程中的振动和红外热像信号,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[15-17]。

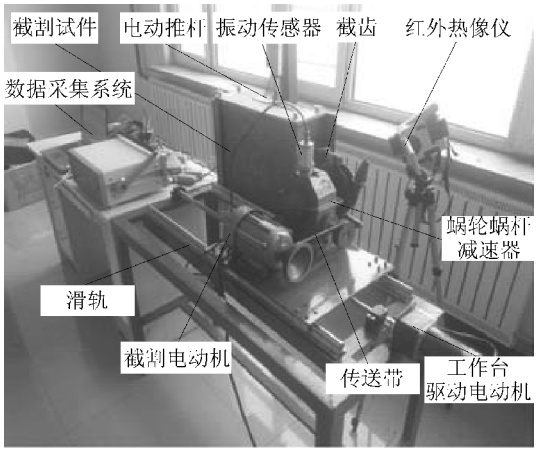



图 1　煤岩截割试验台

Fig. 1　Coal-rock cutting experiment table

试验测试前针对截割试件进行预处理工作,获取 5 种不同煤岩比例试件,试验采用水泥、沙子、煤泥等材料浇筑不同煤岩比例的试件,煤岩试件的浇筑尺寸为 500 mm×350 mm ×200 mm,将上述材料搅拌均匀后放入塑形模具中进行塑形和风干处理。选取浇筑的煤岩试件质量比例为 1∶0(全煤)、2∶1、1∶1、1∶2、0∶1(全岩)。测试时首先将每组待测煤岩截割试件用电动推杆固定在试验台上,由于截割滚筒在试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滚筒上,故将其安装在与滚筒直接传动连接的减速器壳体上;为了便于记录截齿截割过程中的温度变化,红外热像仪放置方向与滚筒截割方向相一致,可以记录截齿切入、切出时的温度数值及变化情况,并将红外热像仪与采集系统相连接,可以实现截齿红外热像的高速连续采集,采集间隔时间为 0.05 s。红外热像仪的采样间隔时间较短,可以及时采集到截齿的红外热像信号,因此,可以将获取的红外热像温度近似看做截割过程中截齿的真实温度。

中国煤炭期刊网 www.chinacaj.net



## 2　煤岩截割振动特征信号分析

### 2.1　振动特征信号的提取

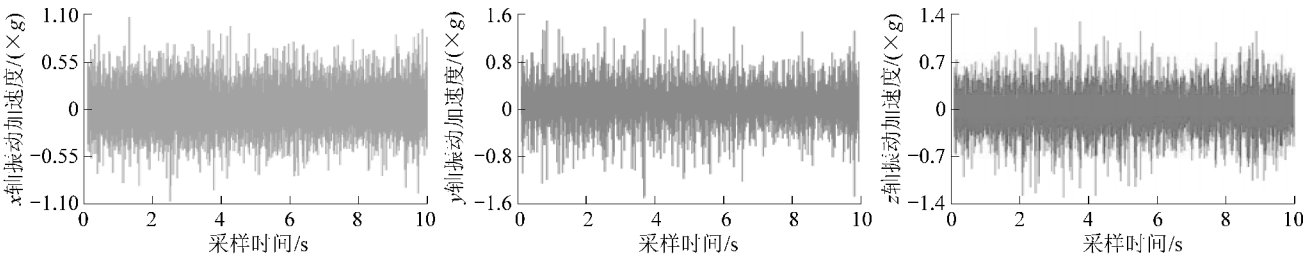
采煤机开采过程中截齿齿尖承受较高的集中应力,由于齿尖接触面积较小,截割过程中会产生明显的振动,单截齿在截割过程中受到切向阻力 $f_x$ 、径向阻力 $f_y$ 和侧向阻力 $f_z$ 的作用,可合成为滚筒在 $x$、$y$、$z$ 三个方向上的合力,包括滚筒横向作用力 $F_x$ 、纵向作用力 $F_y$ 和轴向作用力 $F_z$ 三种。对采煤机滚筒在截割煤岩试件过程中 $x$、$y$、$z$ 三个轴向的振动加速度信号进行检测[18-19]。采煤机滚筒截割受力如图 2 所示。

采煤机截齿在截割过程中与煤、岩产生剧烈振动和摩擦,伴随振动波向外传播。在截割参数一定的情况下可以根据截齿的振动加速度信号的幅值、均值以及信号变化规律来分析判别截割介质属性。截齿截割全煤比例试件的 $x$、$y$、$z$ 三个方向的振动加速度信号如图 3 所示,由图 3 可知,截割过程中截齿 $y$ 方向的振动加速度幅值变化最为明显,且最大幅值大于其他 2 个方向的振动曲线,为了适当减少特征数据的处理维数和处理数量,所以选取 $y$ 方向的振动加速度作为特征信号进行分析。




图 2　采煤机滚筒截齿截割受力示意

Fig. 2　Schematic diagram of cutting force for shearer drum




(a) $x$方向振动曲线　(b) $y$方向振动曲线　(c) $z$方向振动曲线

图 3　截齿截割 $x$、$y$、$z$ 三个方向的振动加速度曲线

Fig. 3　Cutting vibration acceleration curves of three directions $x$, $y$ and $z$

### 2.2　不同煤岩比例试件截割振动特性分析

针对上述不同煤岩比例试件进行截割试验,获取每种试件截割过程中 $y$ 轴方向的振动加速度曲线,如图 4 所示。截割全煤试件过程中截齿 $y$ 轴方向的最大加速度为 1.52$g$;截割煤岩质量比例 2∶1、1∶1、1∶2试件过程中,最大加速度分别为 2.15$g$、2.64$g$、3.25$g$,$g$ 为重力加速度;截齿截割全岩试件时最大加速度为 3.98$g$。由图 4 可知,随着试件中岩石比例的增大,截割过程中截齿的振动加速度幅值不断增大。截割 5 种煤岩比例试件过程中最大振动加速度差值为 2.46$g$。但由于振动加速度的峰值信号较容易受到外界环境和设备自身振动的影响,最大峰值虽然能反映一定的变化规律,但是其数据具有不确定性和随机性,为了提高识别系统的准确性,降低由非平稳特征信号导致系统识别精度较低的风险。将振动加速度数据导入 MATLAB 中对其进行特征数据计算,见式(1),选取信号均值 $\bar{x}$ 作为振动加速度信号的特征数据样本,其部分特征样本数据见表 1。

$$\bar{x}=\frac{\sum_{i=1}^{N}|x_i|}{N} \tag{1}$$

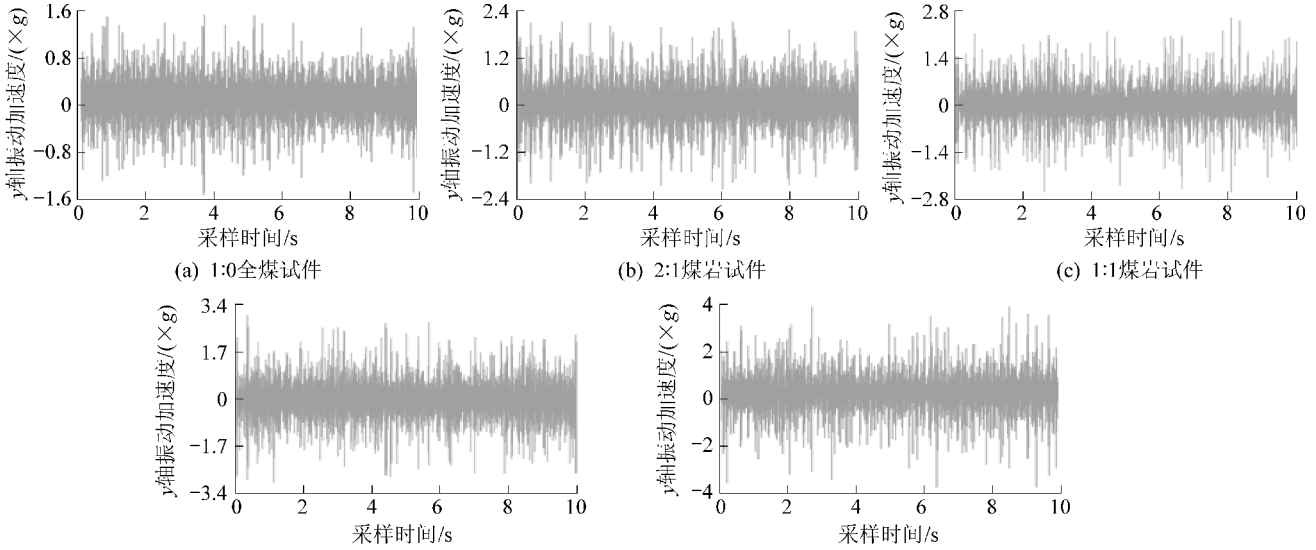
式中:$x_i$ 为第 $i$ 个数据样本点;$N$ 为数据样本点数量。

针对不同煤岩比例试件截割过程中的振动时域图像进行频谱分析,获得如图 5 所示的振动频数-加速度频谱图。由图 5 可知,截割全煤试件过程中最大加速度幅值为 0.09$g$。截割煤岩比例 2∶1、1∶1、1∶2 试件时,最大加速度幅值为 0.12$g$、0.15$g$、0.18$g$;截割全岩试件过程中最大加速度幅值为 0.22$g$,对比 5 种试件频谱图中的加速度幅值可知,其加速度幅值存在差异,随试件岩石比例的上升而逐渐增大,但加速度幅值变化不是特别明显。将振动频谱图数据导入 MATLAB 中对其进行特征数据计算,选取可以直接反应信号强度的均方根作为特征参数,获得 5 种不同试件的频谱图均方根,对应得到的均方根分别为 0.286 5$g$、0.527 4$g$、0.651 0$g$、0.768 4$g$、0.892 6$g$。由图 5 可知,随着试件中岩石比例的增大,频谱图中最大振动加速度幅值逐渐增大;不

中国煤炭期刊网 www.chinacaj.net



同煤岩比例试件截割过程中频谱图对应的均方根逐渐增大,最大均方根差值为 0.606 1$g$。提取截割不同煤岩比例试件过程中,截齿振动频谱图的加速度均方根作为特征数据样本,部分特征样本数据见表 2。




(a) 1:0全煤试件　(b) 2:1煤岩试件　(c) 1:1煤岩试件

(d) 1:2煤岩试件　(e) 0:1全岩试件

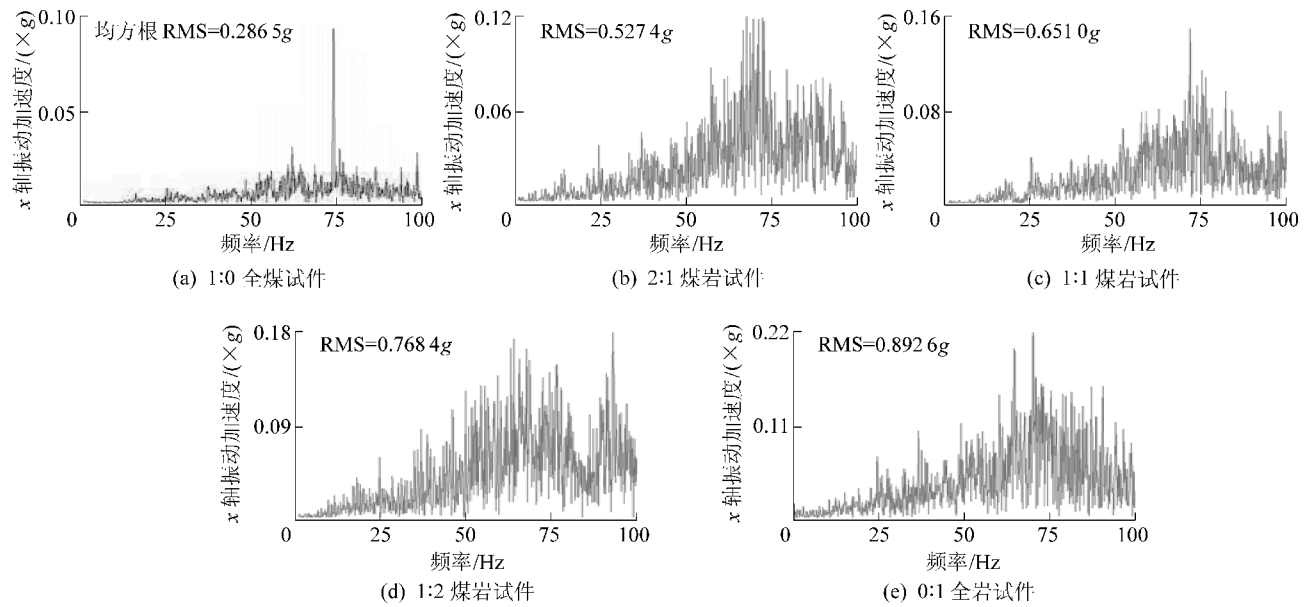
图 4　不同煤岩比例试件截割振动加速度曲线

Fig. 4　Cutting vibration acceleration curves of different coal- rock ratio experimental specimens

**表 1　不同煤岩比例试件振动加速度均值**

**Table 1　Mean value of different coal-rock ratio experimental specimens' vibration acceleration**

| 序号 | 不同煤岩比例的振动加速度均值/(×$g$) | | | | | 序号 | 不同煤岩比例的振动加速度均值/(×$g$) | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | 1∶0 | 2∶1 | 1∶1 | 1∶2 | 0∶1 | | 1∶0 | 2∶1 | 1∶1 | 1∶2 | 0∶1 |
| 1 | 0.253 | 0.309 | 0.378 | 0.448 | 0.487 | 6 | 0.289 | 0.353 | 0.424 | 0.478 | 0.528 |
| 2 | 0.261 | 0.317 | 0.386 | 0.456 | 0.496 | 7 | 0.295 | 0.364 | 0.431 | 0.486 | 0.536 |
| 3 | 0.268 | 0.324 | 0.395 | 0.463 | 0.503 | 8 | 0.306 | 0.372 | 0.446 | 0.489 | 0.541 |
| 4 | 0.276 | 0.338 | 0.406 | 0.469 | 0.512 | 9 | 0.314 | 0.381 | 0.457 | 0.495 | 0.548 |
| 5 | 0.283 | 0.347 | 0.417 | 0.473 | 0.521 | 10 | 0.328 | 0.392 | 0.465 | 0.502 | 0.554 |




(a) 1:0 全煤试件　(b) 2:1 煤岩试件　(c) 1:1 煤岩试件

(d) 1:2 煤岩试件　(e) 0:1 全岩试件

图 5　不同煤岩比例试件截割振动频谱

Fig. 5　Spectrum of different coal-rock ratio experimental specimens' cutting vibration

中国煤炭期刊网 www.chinacaj.net



**表 2　不同煤岩比例试件频谱图均方根**

**Table 2　Frequency spectrogram mean square value of different coal-rock ratio experimental specimens**

| 序号 | 不同煤岩比例试件频谱图均方根/(×$g$) | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| | 1∶0 | 2∶1 | 1∶1 | 1∶2 | 0∶1 |
| 1 | 0.286 5 | 0.358 4 | 0.495 2 | 0.632 9 | 0.742 5 |
| 2 | 0.291 4 | 0.371 2 | 0.512 9 | 0.647 1 | 0.762 1 |
| 3 | 0.308 1 | 0.391 7 | 0.532 6 | 0.660 8 | 0.785 8 |
| 4 | 0.316 9 | 0.416 3 | 0.548 2 | 0.681 3 | 0.802 1 |
| 5 | 0.327 8 | 0.433 0 | 0.562 9 | 0.708 3 | 0.817 6 |
| 6 | 0.339 5 | 0.449 7 | 0.589 1 | 0.712 9 | 0.834 7 |
| 7 | 0.347 2 | 0.462 4 | 0.604 3 | 0.733 2 | 0.842 3 |
| 8 | 0.351 6 | 0.489 1 | 0.611 8 | 0.743 0 | 0.862 5 |
| 9 | 0.365 3 | 0.501 8 | 0.632 5 | 0.754 1 | 0.875 2 |
| 10 | 0.372 5 | 0.527 4 | 0.651 0 | 0.768 4 | 0.892 6 |

## 3　煤岩截割红外热像特征信号分析

### 3.1　红外热像信号的提取

截齿截割煤岩试件过程中的红外热像如图 6 所示,截齿尖端出现温度较高的点状闪温区。但由于红外热像图整体信号数据样本多、参数区间较大,冗余无用的温度信号较多。为了适当减少试验数据的处理量,需要针对截齿齿尖闪温高温区进行数据处理。利用 IRBIS 3plus 软件,可以实现截齿红外热像图的数据提取及分析,首先将试验获取的截齿红外热像图导入到 IRBIS 3plus 中进行数据筛选,按照温度数值大小排序并选取样本中前 600 个温度数据点,并对其进行红外温度-频数分析。进行数据筛选处理后虽然红外热像的数据量减少,但却能够更好地突出截齿齿尖温度特征信号,数据中有效信息所占据的比例更高,既减少了煤岩识别过程中的数据处理量,又去除权重较低的信息,从而增加煤岩识别的精确性和快速性[20]。

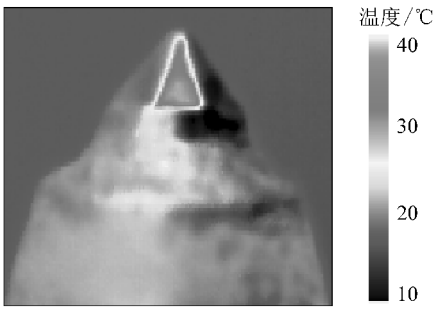



图 6　煤岩截割截齿红外热像图像

Fig. 6　Infrared thermal image of coal-rock cutting

截齿红外温度-频数图像曲线如图 7 所示,其中普通红外温度-频数图像曲线如图 7a 所示,局部特写处理的截齿红外温度-频数图像曲线如图 7b 所示。由图 7 可知,2 组红外闪温图像所显示的最高温度一致,其中图 7a 红外闪温图像获取的温度范围区间更广,但其中大部分温度信息为无效信息;图 7b 的红外温度-频数图像曲线中,高温区温度频数高于普通红外闪温图像,细化了截齿端部的高温区,能提供更好地突出齿尖温度变化数据,提供更精准有效的数据说明。笔者选取的局部特写闪温图像信息多集中于高温区,高温区温度频数明显高于普通红外热像闪温频数,可以提供更加精准的识别信息。将提取的红外特征信号图像均做局部特写处理,实现截齿齿尖红外温度特征信号的细化。

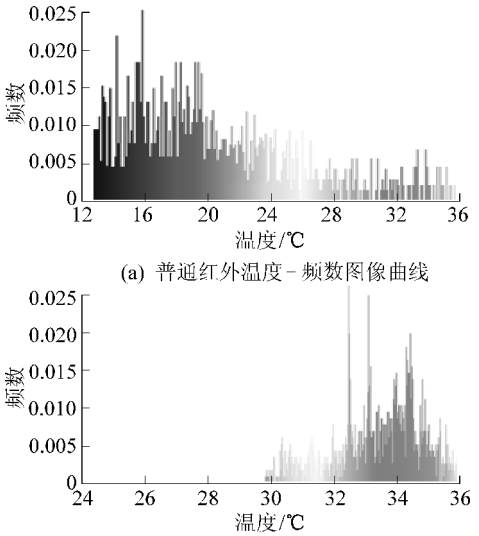



图 7　截齿红外热像温度-频数曲线

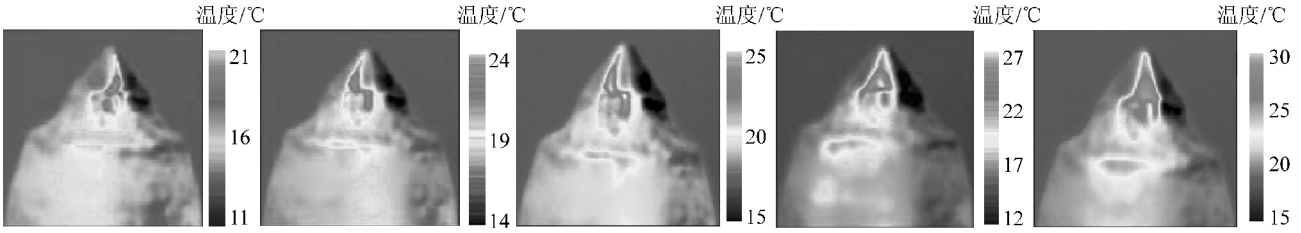
Fig. 7　Temperature-frequency curve of cutting infrared thermal image

### 3.2　不同煤岩比例试件截割红外热像分析

分别针对上述 5 种不同煤岩比例试件进行截割试验,提取截割过程中截齿齿尖的红外热像图像进行研究,如图 8 所示。截割全煤试件时截齿最高红外热像温度为 21.1 ℃;截齿截割煤岩比例 2∶1、1∶1、1∶2试件时,截齿最高红外热像温度分别为 23.3、25.1、26.7 ℃;截齿截割全岩试件时截齿最高红外热像温度为 29.4 ℃。最高温度差值为 8.3 ℃。随着试件中岩石比例的逐渐增大,截齿最高红外热像温度不断上升,并且截齿齿尖闪温区的较高温度的面积也逐渐增大。提取截割不同煤岩比例试件过程中截齿的最高温度数据样本,其部分特征样本数据见表 3。

中国煤炭期刊网 www.chinacaj.net






(a) 1∶0 全煤试件　(b) 2∶1 煤岩试件　(c) 1∶1 煤岩试件　(d) 1∶2 煤岩试件　(e) 0∶1 全岩试件

图 8　截割不同煤岩比例截齿红外热像

Fig. 8　Infrared thermal image of different coal-rock ratio cutting

**表 3　不同煤岩比例试件截割的最高红外热像温度**

**Table 3　The highest infrared thermal image temperature in cutting process of different coal-rock ratio experimental specimens**

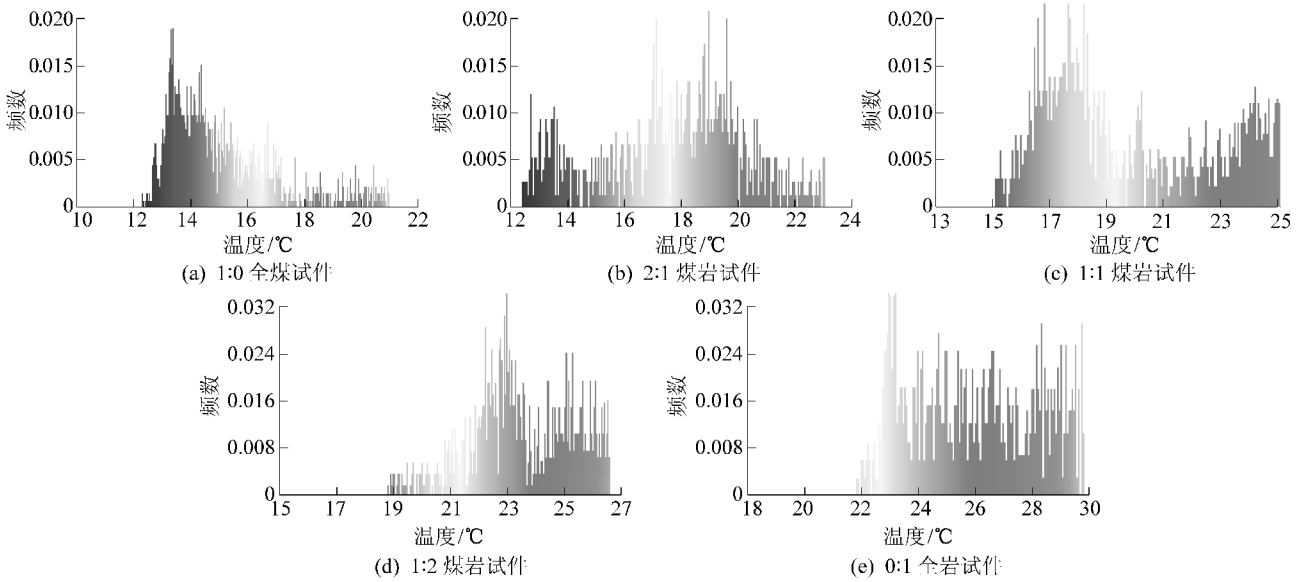
| 序号 | 不同煤岩比例下的最高红外热像温度/℃ | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| | 1∶0 | 2∶1 | 1∶1 | 1∶2 | 0∶1 |
| 1 | 18.84 | 20.91 | 23.01 | 24.72 | 26.68 |
| 2 | 19.07 | 21.27 | 23.16 | 25.08 | 26.94 |
| 3 | 19.22 | 21.52 | 23.38 | 25.24 | 27.19 |
| 4 | 19.38 | 21.84 | 23.62 | 25.47 | 27.46 |
| 5 | 19.54 | 22.09 | 23.85 | 25.61 | 27.71 |
| 6 | 19.71 | 22.37 | 24.14 | 25.84 | 28.05 |
| 7 | 19.85 | 22.59 | 24.31 | 26.07 | 28.31 |
| 8 | 19.96 | 22.83 | 24.58 | 26.29 | 28.65 |
| 9 | 20.52 | 23.05 | 24.86 | 26.45 | 28.97 |
| 10 | 21.10 | 23.29 | 25.12 | 26.71 | 29.38 |

提取上述 5 种不同煤岩比例试件截割过程中的红外热像样本的温度-频数曲线进行分析，如图 9 所示。由温度-频数图像可知，随着试件中岩石比例的增大，闪温区低温度所对应的频数逐渐降低，高温度对应频数不断上升，并且最高温度所对应的频数也逐渐增大；截齿齿尖周围温度不断上升，温度-频数图像中高温段图像频数占整体图像的比例逐渐增高，高温区所占的面积增大。选取截割不同煤岩比例试件过程中截齿的最高温度对应的频数作为数据样本，见表 4。

**表 4　不同煤岩比例试件截割的最高温度对应的频数**

**Table 4　Corresponding frequency of the highest infrared temperature in cutting process of different coal-rock ratio experimental specimens**

| 序号 | 不同煤岩比例下最高温度对应的频数 | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| | 1∶0 | 2∶1 | 1∶1 | 1∶2 | 0∶1 |
| 1 | 0.001 | 0.005 | 0.010 | 0.013 | 0.019 |
| 2 | 0.001 | 0.006 | 0.010 | 0.014 | 0.020 |
| 3 | 0.002 | 0.006 | 0.011 | 0.015 | 0.022 |
| 4 | 0.002 | 0.007 | 0.011 | 0.016 | 0.022 |
| 5 | 0.002 | 0.007 | 0.012 | 0.016 | 0.023 |
| 6 | 0.003 | 0.007 | 0.012 | 0.017 | 0.024 |
| 7 | 0.003 | 0.008 | 0.012 | 0.017 | 0.025 |
| 8 | 0.004 | 0.008 | 0.013 | 0.018 | 0.026 |
| 9 | 0.004 | 0.009 | 0.013 | 0.019 | 0.028 |
| 10 | 0.005 | 0.010 | 0.014 | 0.020 | 0.029 |




(a) 1∶0 全煤试件　(b) 2∶1 煤岩试件　(c) 1∶1 煤岩试件

(d) 1∶2 煤岩试件　(e) 0∶1 全岩试件

图 9　不同煤岩比例截齿的温度-频数图像

Fig. 9　Temperature and frequency images of different coal-rock ratio experimental specimens

中国煤炭期刊网 www.chinacaj.net



## 4　基于 BP 神经网络的煤岩识别模型

### 4.1　BP 网络结构

神经网络是一种模拟人脑神经元工作的智能学习算法,BP 神经网络作为多层前馈神经网络包括输入层、隐含层、输出层。BP 网络的特点是信号前向传递,误差反向传播。在学习训练过程中采用梯度下降算法,将网络期望输出与实际输出的均方差逐层反向传递到输入层,同时对每个节点的参考误差值进行计算,最终通过调节连接权值让神经网络的输出均方差达到最小。

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,故采用 3 层 BP 神经网络实现截齿截割煤岩试件的识别研究。BP 神经网络结构如图 10 所示。

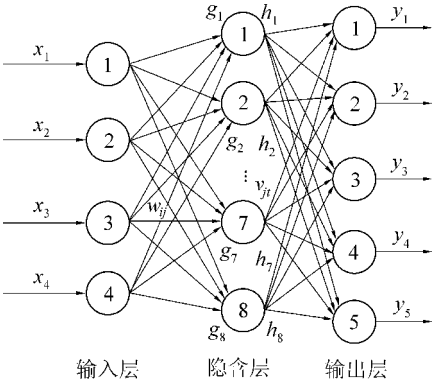



图 10　BP 神经网络结构

Fig. 10　BP neural network structure

选取构建神经网络的特征信号为:截割不同煤岩比例过程中截齿 $y$ 轴方向的振动加速度均值 $x_1$,频数-幅值频谱图中的均方根 $x_2$,截齿红外热像图的最高温度 $x_3$,截齿的温度-频数图像中最高温度所对应的频数 $x_4$,故 BP 神经网络输入层节点数量设置 4 个神经元;输出层为 5 种状态对应着不同煤岩试件比例,即 1∶0(全煤)、2∶1、1∶1、1∶2、0∶1(全岩),所以输出层设置 5 个神经元。隐含层节点数量的估算方法如下:

1)根据 Kolmogorov 定理,确定隐含层神经元数量 $k$ 的经验公式:$k = 2q_x + 1 = 9$,$q_x$ 为输入节点数,故选取 9 个隐含层神经元。

2)运用最小二乘法对隐含层单元数量进行拟合得到经验公式为

$$k = \sqrt{q_x(q_y + 2)} + 1 = 7$$

其中:$k$ 为隐含层节点数;$q_x$ 为输入节点数,取 4 个;$q_y$ 为输出节点数,取 5 个,故隐含层神经元数量为 7 个。

本神经网络结构为:输入层为 4 个神经单元,输出层为 5 个单元,通过试验数据试错法进行训练,达到精度 0.01 时训练次数的变化,即隐含层节点数为 7、8、9 时,训练次数分别为 18、15、19,选取神经网络隐含层单元数为 8 个。

### 4.2　BP 网络学习算法

神经网络中输入向量 $\boldsymbol{X}_s = (x_1, x_2, \cdots, x_s)$,理想输出向量 $\boldsymbol{O}_q = (o_1, o_2, \cdots, o_q)$;中间层单元的输入向量 $\boldsymbol{G}_p = (g_1, g_2, \cdots, g_p)$,中间层单元的输出向量 $\boldsymbol{H}_p = (h_1, h_2, \cdots, h_p)$;输出层神经元的输入向量 $\boldsymbol{M}_q = (m_1, m_2, \cdots, m_q)$,输出层单元实际输出向量 $\boldsymbol{Y}_q = (y_1, y_2, \cdots, y_q)$。输入层至中间层连接权为 $\{W_{ij}\}$,中间层至输出层连接权为 $\{V_{jt}\}$,中间层各单元输出阈值为 $\{\theta_j\}$,输出层各单元输出阈值为 $\{\gamma_t\}$,$\alpha$、$\beta$ 为学习率,其中 $i = 1,2,\cdots,s$;$j = 1,2,\cdots,p$;$t = 1,2,\cdots,q$。

模拟生物神经元非线性特性,选取网络响应函数:

$$f(x) = \frac{1}{1 + \mathrm{e}^{-x}} \tag{2}$$

利用输入模式向量 $\boldsymbol{X}_s = (x_1^k, x_2^k, \cdots, x_s^k)$、连接权值 $\{W_{ij}\}$ 和阈值 $\{\theta_j\}$,可以计算得到中间层各单元的输入 $\{g_j\}$ 和中间层各单元的输出 $\{h_j\}$。

$$g_j = \sum_{i=1}^{n} w_{ij} x_i - \theta_j \tag{3}$$

$$h_j = f(g_j) \tag{4}$$

利用中间输出 $\{h_j\}$、连接权值 $\{V_{jt}\}$ 和阈值 $\{\gamma_t\}$,计算输出层各单元输入 $\{M_j\}$ 和输出层各单元的响应 $\{Y_t\}$。

$$M_t = \sum_{j=1}^{p} v_{jt} h_j - \gamma_t \tag{5}$$

$$Y_t = f(M_t) \tag{6}$$

通过希望输出向量 $\boldsymbol{O}_q = (o_1, o_2, \cdots, o_q)$、网络实际输出 $\{Y_j\}$,可以得到输出层各神经单元一般性误差 $\{d_t^k\}$。

$$d_t^k = Y_t(o_t^k - Y_t)(1 - Y_t) \tag{7}$$

进行 BP 神经网络的学习训练之前,需要先对数据进行归一化处理,将数据样本映射到[0,1]区间,便于后续的处理和分析。

$$\boldsymbol{X} = \frac{\boldsymbol{X} - \boldsymbol{X}_{\min}}{\boldsymbol{X}_{\max} - \boldsymbol{X}_{\min}} \tag{8}$$

中国煤炭期刊网 www.chinacaj.net



其中：$\boldsymbol{X}$、$\boldsymbol{Y}$ 分别为输入、输出向量；$\boldsymbol{X}_{\min}$、$\boldsymbol{X}_{\max}$ 分别为输入向量 $\boldsymbol{X}$ 中的最小值和最大值。

### 4.3　神经网络训练及验证分析

神经网络的输入和输出是非线性的映射关系，初始权值的选择关系到训练的收敛性和识别效果的优劣，笔者选取的初始化网络权系数为[0,1]区间的随机数。利用 MATLAB 函数 sim( )进一步对上述神经网络进行仿真与计算，即：

$$\boldsymbol{Y} = \mathrm{sim}(net, \boldsymbol{X}) \tag{9}$$

式中：*net* 为 BP 神经网络参数；sim( ) 为网络仿真函数[21-22]。

输入变量 $\boldsymbol{X} = [x_1, x_2, x_3, x_4]^{\mathrm{T}}$，其中截齿 $y$ 轴方向的振动加速度均值 $x_1$，频数-幅值频谱图像均方根 $x_2$，截齿红外热像图的最高温度 $x_3$，温度-频数图像中最高温度所对应的频率 $x_4$；$y_1$、$y_2$、$y_3$、$y_4$、$y_5$ 为 BP 网络预测输出层的截割试件比例识别结果，当输出值为[0,0,0,0,1]、[0,0,0,1,0]、[0,0,1,0,0]、[0,1,0,0,0]、[1,0,0,0,0]时，分别对应识别结果为煤岩试件比例 1∶0(全煤)、2∶1、1∶1、1∶2、0∶1(全岩)。

BP 网络的隐含层和输出层神经元激活函数采用 Sigmoid( )函数，可以将整个 BP 网络的输出限制在[0,1]区间内，与网络的输出目标 0 或 1 接近，便于对输出结果进行判断。运用 MATLAB 中 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。对 BP 神经网络进行训练时，首先进行参数设置，网络权系数取值范围为[0,1]，训练步长为 1，训练步数为 1 000，训练误差为 $1.0 \times 10^{-4}$，剩余参数采用软件系统默认值。由图 11 可知，第 26 次已经满足误差目标要求，若网络的学习误差为 $1.0 \times 10^{-4}$，则将输入样本输入网络进行训练，网络在第 26 次能够收敛到要求精度。

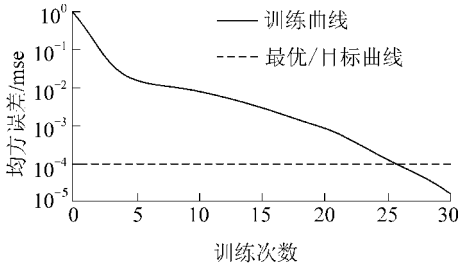



图 11　神经网络误差性能曲线

Fig. 11　Neural network error performance curve

将截齿截割 5 种不同煤岩比例试件过程中的各 2 组检验样本输入已经训练好的 BP 神经网络，进行截齿截割特性研究的验证分析，其网络目标和网络实际输出的结果见表 5。从表 5 可知，这 10 组用于验证的样本能被非常准确地识别出来，该神经网络的效果良好。表 5 中序号 1、2 的 BP 神经网络输出识别结果接近[0,0,0,0,1]，因此判定截割试件比例为 1∶0(全煤)试件；序号 3、4 截齿状态输出结果接近[0,0,0,1,0]，判定截齿截割试件比例为 2∶1；序号 5、6 截齿状态输出结果接近[0,0,1,0,0]，判定截齿截割试件比例为 1∶1；序号 7、8 截齿状态输出结果接近[0,1,0,0,0]，判定截齿截割试件比例为 1∶2；序号 9、10 截齿状态输出结果接近[1,0,0,0,0]，判定截齿截割试件比例为 0∶1(全岩)。输出结果证明，基于 BP 神经网络识别模型的判别结果和测试样本的实际截割煤岩比例类型相符，因此，笔者所建立的神经网络能够针对不同煤岩比例试件进行准确识别。

**表 5　截齿截割验证结果**

**Table 5　Test results of pick cutting**

| 序号 | 网络目标 | 网络实际输出 | 截齿状态 | 结果 |
|---|---|---|---|---|
| 1 | [0,0,0,0,1] | [0.063 4,0.012 8,0.094 0,0.105 4,0.924 1] | 1∶0(全煤) | 正确 |
| 2 | [0,0,0,0,1] | [0.085 3,0.097 2,0.084 1,0.095 2,0.937 0] | 1∶0(全煤) | 正确 |
| 3 | [0,0,0,1,0] | [0.092 4,0.087 5,0.120 6,0.949 2,0.086 3] | 2∶1 | 正确 |
| 4 | [0,0,0,1,0] | [0.114 8,0.093 5,0.094 2,0.912 7,0.075 4] | 2∶1 | 正确 |
| 5 | [0,0,1,0,0] | [0.095 9,0.105 8,0.935 4,0.085 6,0.098 6] | 1∶1 | 正确 |
| 6 | [0,0,1,0,0] | [0.114 6,0.095 7,0.961 3,0.086 2,0.084 7] | 1∶1 | 正确 |
| 7 | [0,1,0,0,0] | [0.129 3,0.961 8,0.065 2,0.067 6,0.093 2] | 1∶2 | 正确 |
| 8 | [0,1,0,0,0] | [0.110 7,0.940 9,0.059 1,0.085 3,0.068 3] | 1∶2 | 正确 |
| 9 | [1,0,0,0,0] | [0.930 5,0.073 4,0.082 4,0.065 8,0.084 5] | 0∶1(全岩) | 正确 |
| 10 | [1,0,0,0,0] | [0.952 7,0.062 7,0.076 4,0.054 7,0.054 9] | 0∶1(全岩) | 正确 |

中国煤炭期刊网 www.chinacaj.net



## 5 结　论

1)相同截割条件下,截齿截割不同煤岩比例试件过程中,随着岩石比例的升高,截齿振动加速度均值不断增大,频谱图中均方根值逐渐增大。

2)相同截割条件下,由于不同煤岩比例导致试件的普氏系数不同,随着煤岩试件中岩石的比例越大,截齿齿尖的最高温度逐渐上升,并产生高温点状闪温区,截齿的闪温区范围越大,瞬时闪温值越高;温度-频数图像中最高温度对应的频数增大,高温区所占的区间范围更大。

3)选取截齿振动加速度信号、频谱图的均方根值、红外热像图和温度-频数图像作为特征信号构建神经网络,可以实现截割试件过程中煤岩比例的识别,为基于截齿截割煤岩振动特性和温度特性的煤岩识别提供重要的理论和数值依据。为实际煤炭开采工程中煤岩界面的识别提供解决方案。

**参考文献(References):**


[1] 刘春生,宋　杨,陈金国,等.镐形截齿割岩过程的温度场模拟[J].黑龙江科技学院学报,2013,23(4):337-340.
LIU Chunsheng, SONG Yang, CHEN Jinguo, *et al*. Simulation of temperature fields on conical pick cutting rock [J]. Journal of Heilongjiang Institute of Science & Technology, 2013, 23(4):337-340.

[2] 任　芳,杨兆建,熊诗波.基于改进 BP 网络的煤岩界面自动识别[J].煤矿机电,2002(5):20-22.
REN Fang, YANG Zhaojian, XIONG Shibo. Coal-rock interface identification based on improved BP neural network[J]. Colliery Mechanical & Electrical Technology,2002(5):20-22.

[3] 任　芳,杨兆建,熊诗波.国内外煤岩界面识别技术研究动态综述[J].煤,2001,10(4):54-55.
REN Fang, YANG Zhaojian, XIONG Shibo. Domestic and foreign coal rock interface recognition technology research on dynamic survey [J]. Coal,2001,10(4):54-55.

[4] 任　芳,熊晓燕,杨兆建.煤岩界面识别的关键状态参数[J].煤矿机电,2006(5): 37-39.
REN Fang, XIONG Xiaoyan, YANG Zhaojian. Key state parameter of coal rock interface recognition [J] Colliery Mechanical & Electrical Technology,2006(5):37-39.

[5] 吴开兴,宋　剑.基于灰度共生矩阵的煤与矸石自动识别研究[J].煤炭工程,2016,48(2):98-101.
WU Kaixing, SONG Jian. Automatic coal-gangue identification based on gray level co-occurrence matrix[J]. Coal Engineering, 2016,48(2):98-101.

[6] 任　洁,刘　頔.基于采煤机振动时域特性的煤岩识别方法研究[J].煤炭工程,2016,48(3):106-109.
REN Jie, LIU Di. Recognition method of coal-rock interface based on time-domain vibration characteristics of coal cutter [J]. Coal Engineering,2016,48(3):106-109.

[7] 孙继平,佘　杰.基于支持向量机的煤岩图像特征抽取与分类识别[J].煤炭学报,2013,38(S2):508-512.
SUN Jiping, SHE Jie. Coal-rock image feature extraction and recognition based on support vector machine[J]. Journal of China Coal Society,2013,38(S2):508-512.

[8] 杨健健,符世琛,姜　海,等.基于模糊判据的煤岩性状截割硬度识别[J].煤炭学报,2015,40(S2):540-544.
YANG Jianjian, FU Shichen, JIANG Hai, *et al*. Recognition of cutting hardness of coal rock properties based on fuzzy criteria[J]. Journal of China Coal Society,2015,40(S2):540-544.

[9] 程园新,韩楠楠,丁恩杰,等.基于有效介质理论的煤岩界面识别方法研究[J].煤炭科学技术, 2017, 45(10):123-128.
CHENG Yuanxin, HAN Nannan, DING Enjie, *et al*. Study on recognition method of coal and rock interface based on effective medium theory[J]. Coal Science and Technology,2017, 45(10):123-128.

[10] 张宁波,刘长友,陈现辉,等.综放煤矸低水平自然射线的涨落规律及测量识别分析[J].煤炭学报,2015,40(5):988-993.
ZHANG Ningbo, LIU Changyou, CHEN Xianhui, *et al*. Measurement analysis on the fluctuation characteristics of low level natural radiation from gangue [J]. Journal of China Coal Society,2015,40(5):988-993.

[11] 张　新,王正祥,武晨光,等.煤岩界面识别技术研究[J].煤矿机械,2015,36(2):3-5.
ZHANG Xin, WANG Zhengxiang, WU Chenguang, *et al*. Research on coal-rock interface recognition technology [J]. Coal Mine Machinery,2015,36(2): 3-5.

[12] 吴婕萍,李国辉.煤岩界面自动识别技术发展现状及其趋势[J]. 工矿自动化,2015,41(12):44-49.
WU Jieping, LI Guohui. Development status and trend of automatic identification technology of coal rock interface [J]. Industry and Mine Automation,2015,41(12):44-49.

[13] 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,2016,27(2):201-208.
ZHANG Qiang, WANG Haijian, JING Wang, *et al*. Shearer's coal-rock recognition system based on fuzzy neural network information fusion[J]. China Mechanical Engineering,2016,27(2):201-208.

[14] 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 Qiang, ZHANG Shilei, WANG Haijian, *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.

[15] 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.


(下转第 18 页)

中国煤炭期刊网 www.chinacaj.net



[C]// Fifth International Conference on Greenhouse Gas Control Technologies, Cairns, CSIRO, Collingwood, 2001: 311-316.

[48] MASSAROTTO P, GOLDING S D, BAE J S, *et al*. Changes in reservoir properties from injection of supercritical $CO_2$ into coal seams-A laboratory study[J]. International Journal of Coal Geology, 2010, 82(3-4): 269-279.

[49] TSOTSIS T T, PATEL H, NAJAFI B F, *et al*. Overview of laboratory and modeling studies of carbon dioxide sequestration in coal beds [J]. Industrial & Engineering Chemistry Research, 2004, 43(12): 2887-2901.

[50] 张 慧. 煤孔隙的成因类型及其研究[J]. 煤炭学报, 2001, 26(1): 40-44.
ZHANG Hui. Genetical type of prow in coal reservoir and its research significance[J]. Journal of China Coal Society, 2001, 26(1): 40-44.

[51] MASTALERZ M, DROBNIAK A, WALKER R, *et al*. Coal lithotypes before and after saturation with $CO_2$: insights from micro-and mesoporosity, fluidity, and functional group distribution[J]. International Journal of Coal Geology, 2010, 83(4): 467-474.

[52] MIRZAEIAN M, HALL P J, JIRANDEHI H F. Study of structural change in Wyodak coal in high-pressure $CO_2$ by small angle neutron scattering[J]. Journal of Materials Science, 2010, 45(19): 5271-5281.

[53] KUTCHKO B G, GOODMAN A L, ROSENBAUM E, *et al*. Characterization of coal before and after supercritical $CO_2$ exposure via feature relocation using field emission scanning electron microscopy[J]. Fuel, 2013, 107(2): 777-786.

[54] MANNING D A C. Acetate and propionate in landfill leachates: Implications for the recognition of microbiological influences on the composition of waters in sedimentary syslems[J]. Geology, 1997, 25(3): 279-281.

[55] 郝国强. 煤系铵伊利石矿物特征、成因及地质意义[D]. 北京: 中国矿业大学(北京), 2013.

[56] KLOTZKIN M P. Solvent treatment of coals: 1. Effects on microporosity at ambient temperature[J]. Fuel, 1985, 64(8): 1092-1096.

[57] PASQUALI I, COMI L, PUCCIARELLI F, *et al*. Swelling, melting point reduction and solubility of PEG 1500 in supercritical $CO_2$ [J]. International Journal of Pharmaceutics, 2008, 356(1): 76-81.

[58] LASAGA A C. Chemical kinetics of water-rock interactions[J]. Journal of Geophysical Research: Solid Earth, 1984, 89(B6): 4009-4025.

[59] BIBI I, SINGH B, SILVESTER E. Dissolution of illite in saline-acidic solutions at 25℃[J]. Geochimica Et Cosmochimica Acta, 2011, 75(11): 3237-3249.

(上接第 9 页)

ZHANG Qiang, WANG Haijian, LI Liying, *et al*. Failure diagnosis of shearer's picks based on information fusion from multi sensors[J]. China Mechanical Engineering, 2016, 27(17): 2334-2340.

[16] 张 强, 王海舰, 王 兆, 等. 基于红外热像检测的截齿煤岩截割特性与闪温分析[J]. 传感技术学报, 2016, 29(5): 686-692.
ZHANG Qiang, WANG Haijian, WANG Zhao, *et al*. Analysis of coal-rock's cutting characteristics and flash temperature for peak based on infrared thermal image testing[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2016, 29(5): 686-692.

[17] 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 Qiang, LIU Zhiheng, WANG Haijian, *et al*. On-line monitoring of pick's wear degrees based on BP neural network[J]. China Mechanical Engineering, 2017, 28(9): 1062-1068.

[18] 张 强, 王海舰, 郭 桐, 等. 基于截齿截割红外热像的采煤机煤岩界面识别研究[J]. 煤炭科学技术, 2017, 45(5): 22-27.
ZHANG Qiang, WANG Haijian, GUO Tong, *et al*. Study on coal-rock interface recognition of coal shearer based on cutting infrared thermal image of picks[J]. Coal Science and Technology, 2017, 45(5): 22-27.

[19] 张 强, 王海舰, 李立莹, 等. 基于自适应神经-摸糊推理系统模糊信息融合的采煤机截齿磨损在线监测[J]. 中国机械工程, 2016, 27(19): 2607-2613.
ZHANG Qiang, WANG Haijian, LI Liying, *et al*. Online monitoring of shearer's pick wear based on ANFIS fuzzy information fusion[J]. China Mechanical Engineering, 2016, 27(19): 2607-2613.

[20] 杨晓峰, 卢义玉, 康 勇. 刀具-岩石摩擦过程中的闪温分析[J]. 四川大学学报: 工程科学版, 2011, 43(6): 225-231.
YANG Xiaofeng, LU Yiyu, KANG Yong. Flash temperature in the process of tool-rock friction[J]. Journal of Sichuan University: Engineering Science Edition, 2011, 43(6): 225-231.

[21] 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 Guohua, XIE Wenbin, WANG Huamin. Detection and control for tool wear based on neural network and genetic algorithm[J]. Optical Precision Engineering, 2015, 23(5): 1314-1321.

[22] 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 Qiang, MAO Jun, TIAN Dafeng. Multi-objective optimization fuzzy realiability design for cutting head of roadheader based on genetic algorithm[J]. Journal of China Coal Society, 2008, 33(12): 1435-1437.