

# 基于BP神经网络的煤层硬度多等级识别方法

刘永刚<sup>1,2</sup>, 侯立良<sup>2</sup>, 秦大同<sup>1,2</sup>, 胡明辉<sup>1,2</sup>  
(1. 重庆大学机械传动国家重点实验室, 重庆 400044; 2. 重庆大学汽车工程学院, 重庆 400044)

**摘 要:** 针对煤层硬度识别方面存在的问题,提出一种基于BP神经网络算法的煤层硬度多等级识别方法,将煤层硬度划分为6个等级进行识别.以采煤机截割电机和牵引电机的定子电流信号及调高油缸压力信号作为识别信号,利用小波包分解提取各个信号的特征量,并将其作为神经网络的输入样本进行训练和测试.经过实验,在仿真数据条件下本文提出的煤层硬度多等级识别方法对硬度等级的识别准确率为96.7%,在实机数据条件下识别准确率为93.3%,验证了该煤层硬度识别方法的有效性,为采煤机自适应截割过程煤层硬度高精度识别奠定了理论基础.

**关 键 词:** 滚筒式采煤机;截割阻抗;煤层硬度识别;小波包分解;BP神经网络;特征量

中图分类号: TD 421      文献标志码: A      文章编号: 1005-3026(2018)08-1163-06

## Coal Seam Hardness Hierarchical Identification Method Based on BP Neural Network

LIU Yong-gang<sup>1,2</sup>, HOU Li-liang<sup>2</sup>, QIN Da-tong<sup>1,2</sup>, HU Ming-hui<sup>1,2</sup>  
(1. State Key Laboratory of Mechanical Transmission, Chongqing University, Chongqing 400044, China;  
2. College of Automotive Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China. Corresponding author: LIU Yong-gang, E-mail: andyliuyg@cqu.edu.cn)

**Abstract:** A BP neural network algorithm based hierarchical identification method, which divides the coal seam hardness into six levels, was proposed for identifying the coal seam hardness. The identification signals were taken from the stator currents of both the cutting motor and the traction motor of the mining machine, as well as the pressure signal of the height adjustment cylinder. The wavelet packet decomposition was used for extracting the characteristics of each signal, and these signals were taken as the input signals for training and testing the neural network. The experimental results show that the identification accuracy reaches 96.7% and 93.3% toward the simulation data and the real data, respectively, validating the effectiveness of the method. The method proposed provides the foundation for precisely identification of coal seam hardness.

**Key words:** drum shearer; cutting impedance; coal seam hardness identification; wavelet packet decomposition; BP neural network; feature vector

实现采煤机无人自适应变速截割是采煤机发展的必然趋势,而解决采煤机变速截割的首要问题就是实现对煤层硬度的自动识别.

当前的采煤机硬度识别技术主要集中在对煤岩界面的识别上,即通过煤岩硬度的不同来识别煤岩界面.如:王育龙<sup>[1]</sup>通过对截割部电流特性进行分析,提出一种基于电流的煤岩界面识别方法;李朋真<sup>[2]</sup>研究了基于振动信号和噪声信号的采煤机煤岩界面识别及控制方法;Ren等<sup>[3]</sup>研究了基于多传感器信息融合的煤岩界面识别方法;Xu等<sup>[4]</sup>提出了基于梅尔频率倒谱系数(MFCC)和BP神经网络的煤岩界面识别方法;Asfahani等<sup>[5]</sup>提出利用低活性频谱 $\gamma$ 射线记录技术划定煤岩界面的方法.针对煤层硬度的多等级识别,国内外研究相对较少,王伟等<sup>[6]</sup>研究了基于RBF神经网络技术的岩巷掘进机煤岩硬度识别方法.

实现对煤层硬度的多等级识别需解决两个问题:

- 1) 硬度需要在特定的实验环境下进行测试,没有传感器可以直接在截割过程中进行测量,需通过其他信号的变化间接反映硬度的变化.
- 2) 实现间接参数与硬度的一一对应难度较大,变速截割也不需要获得硬度的具体数值,只需获得硬度的大致范围即可,因此需对硬度进行等级划分与识别.

为了实现在滚筒式采煤机上的煤层硬度的多等级识别,本文提出一种基于 BP 神经网络算法的煤层硬度识别方法.选择截割电机和牵引电机的定子电流信号及调高油压信号作为识别参数;利用小波包分解提取各个信号的特征值,并通过神经网络算法实现对煤层硬度的识别;最后对识别算法进行实验验证,验证了本文提出的煤层硬度识别方法的有效性.

# 硬度等级划分与识别参数选择

## 1.1 煤层硬度按截割阻抗划分

截割阻抗是表征煤层硬度机械特性的重要参数,煤层硬度可按截割阻抗进行划分.截割阻抗  $A \leq 180$  kN/m 的煤为软煤,  $A = 180 \sim 240$  kN/m 的煤为中硬煤,  $A = 240 \sim 360$  kN/m 的煤为硬煤<sup>[7]</sup>.将煤层硬度划分为 3 个等级不能满足变速截割精度的要求,需进一步划分等级范围.

以生产率、块煤率、截割比能耗为评价性能指标所得到的各截割阻抗下的采煤机最优牵引速度和截割转速<sup>[8]</sup>如图 1 所示.可以看出,当截割阻抗处于区间  $[80, 200]$  时,牵引速度和滚筒转速变化较为剧烈,其余部分变化则较为缓慢,在进行硬度等级划分时应考虑到这种变化.

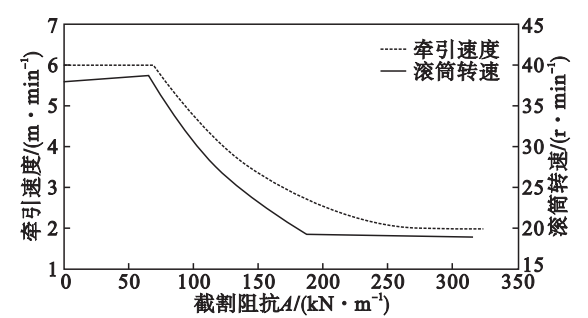


图 1 最优牵引速度和滚筒转速  
Fig. 1 Optimal haulage speed and drum revolution speed

在等级划分过程中,如果划分的等级过少将无法

满足变速截割对识别精度的要求;划分过多又将导致识别准确率的下降,同时,等级划分过多还可能

导致采煤机频繁变速,影响采煤机工作稳定性.

综合考虑上述因素,本文提出一种变间距的煤层硬度划分方式,将煤层硬度按截割阻抗的大小划分为 6 段,如表 1 所示.

表 1 煤层硬度等级按截割阻抗划分  
Table 1 Coal seam hardness divided by cutting impedance

硬度等级	截割阻抗 kN·m <sup>-1</sup>	硬度等级	截割阻抗 kN·m <sup>-1</sup>
I	0 ~ 80	IV	160 ~ 200
II	80 ~ 120	V	200 ~ 280
III	120 ~ 160	VI	280 ~ 360

## 1.2 参数选择

煤层硬度等级识别精度直接影响后续采煤机变速截割的精确性.为了达到较好的识别准确性和通用性,所选参数必须能够根据煤层硬度的变化而变化且不易受其他干扰因素影响.通过对比分析现有采煤机可得的参数,在稳定的截割条件下,符合条件的参数有电流、振动、扭转振动和油缸压力 4 种信号.在采煤机型号已定的情况下,这些参数的变化只与硬度变化相关,各种截割条件下信号衰减也较小.

但是,上述电流、振动、扭转振动和油缸压力 4 种信号也存在固有缺陷,4 种备选参数的优缺点如表 2 所示.

表 2 4 种参数的优缺点  
Table 2 Advantages and disadvantages of four kinds of parameters

参数	优点	缺点
电流	信号较易获得,处理简单	有一定的延迟
振动	响应较快,较易获得	杂波较多,处理复杂
扭转振动	响应较快	不易获得,干扰较多
油缸压力	信号易获得,处理简单	有一定延迟

由表 2 及经验可知,振动信号和扭转振动信号虽然响应较快,但易受采煤机机械结构振动的干扰,影响因素较多,处理起来较为复杂;煤层硬度的变化要经过传动系统的反馈才会作用到电机和油缸上,因此电流和油缸压力两种信号对硬度变化的响应存在一定的延迟.但是,为了保证识别准确性,防止误判,煤层硬度识别一般不需要较快的响应速度.因此,通过对各项参数的比较,最终选择电流和油缸压力作为控制参数,其中电流信号包括截割电机定子电流和牵引电机定子电流.

2 数据获取与处理

2.1 模型建立与数据获取

为了获取所需电流与压力数据,根据对采煤机滚筒和整机的载荷分析及其运动学分析,利用 MATLAB/Simulink 工具建立了滚筒采煤机截割系统的仿真模型,主要参数见表 3.

表 3 采煤机仿真模型主要参数  
Table 3 Main parameters of shearer simulation model

名称	主要参数
滚筒	顺序式,双头,直径 1 600 mm,叶片升角 20°,崩落角 60°
传动比	牵引部:198,截割部:38
牵引电机	50 kW,380 V,交流变频调速
截割电机	300 kW,1 140 V,交流变频调速

将模型在牵引速度  $v_q = 3.6 \text{ m/s}$ ,截割转速  $n = 31 \text{ r/min}$ ,截割阻抗不同的条件下运行,获得了不同截割阻抗下的电流与油缸压力数据,模拟实验共进行了 12 次,具体数据见表 4.

表 4 采煤机仿真数据表  
Table 4 Simulation data of the model

硬度等级	截割阻抗 $\text{kN}\cdot\text{m}^{-1}$	数据组数	硬度等级	截割阻抗 $\text{kN}\cdot\text{m}^{-1}$	数据组数
I	25	50	IV	175	50
	55	50		185	50
II	95	50	V	225	50
	105	50		255	50
III	135	59	VI	305	50
	145	50		335	50

2.2 数据小波包分解

截割电机定子电流的时域信号中低频信号与高频信号混杂在一起,结构复杂,且干扰较多,因此无法直接用作控制信号,也不能直接作为神经网络的输入.所以,需要首先对原始信号进行处理,使其满足识别信号的要求.

小波包分析是处理复杂信号的一个重要工具,是小波分析的一种推广,可以同时信号的高频分量和低频分量进行分解,并可对信号进行特征提取,为后续识别算法提供有效输入量.

信号  $S_0$  经过小波包分解后,在第  $i$  分解层能够得到  $2^i$  个子频带, $S_0$  可以表示为

$$S_0 = \sum_{j=1}^{2^i} S_j. \tag{1}$$

式中  $S_j$  为小波包分解在第  $i$  层节点  $(i, j)$  上的重

构信号.

根据 PARSEVAL 定理及式(1)可计算第  $j$  频段的能量值  $E_j$ :

$$E_j = \int |S_j| \, dt = \sum_{k=1}^n |d_k^j|^2. \tag{2}$$

式中: $d_k^j$  为重构信号幅值; $n$  为采样点数.

以式(2)计算所得的各频段能量值为元素,组成特征向量

$$T' = [E_1 \ E_2 \cdots E_j]. \tag{3}$$

为了避免向量中各元素出现较大差别,对向量进行归一化处理<sup>[9]</sup>.

$$T = \left[ \frac{E_1}{E} \ \frac{E_2}{E} \ \cdots \ \frac{E_j}{E} \right]. \tag{4}$$

式中  $E$  为重构信号总能量.

在经归一化后的特征向量中提取具有代表性的特征值,即可用作后续煤层硬度识别算法的输入值.

根据式(1)~式(4),选用 Daubechies 小波函数,利用 MATLAB 软件编写小波包分解程序,对截割电机定子电流信号进行小波包 4 层完全分解,并计算 16 个频段的能量值.计算所得各硬度等级下的截割电机定子电流信号各频段能量值如图 2 所示.可以看出,在第 1 频段能量值与截割阻抗呈正相关性,在高频段呈负相关性,中间频段相关性不明显.选取相关性明显且能量值较大的频段能量值作为特征值,此处选取第 1,9,10,16 频段的能量值作为特征值.

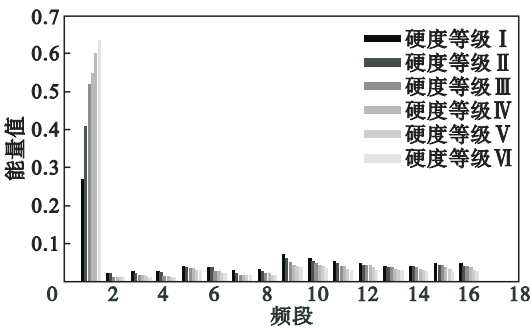


图 2 截割电机定子电流信号分解能量值  
Fig. 2 Decomposition energy spectrum of cutting motor current

同理,对牵引电机定子电流进行 4 层分解,对油缸压力信号进行 3 层分解,并选取特征频段如表 5 所示.

表 5 各参数特征频段  
Table 5 Characteristic frequency band of the parameters

参数	分解层数	特征频段
牵引电机定子电流	4	1,9,10,16
截割电机定子电流	4	1,2,10,14
油缸压力	3	1,2

### 3 基于 BP 神经网络的煤层硬度多等级识别

#### 3.1 BP 神经网络模型

人工神经网络 (artificial neural networks, ANN) 系统是 20 世纪 40 年代左右出现的一种数学模型,在诸多领域有着广泛的应用<sup>[10-13]</sup>. 近些年来,神经网络在无人化、自动化采矿技术的研究中也得到了较多的应用<sup>[14-15]</sup>.

本文所建 BP 神经网络模型以小波包分解后提取到的特征值作为神经网络的输入项,即截割电机定子电流信号第 1,9,10,16 频段的能量值,牵引电机定子电流信号第 1,2,10,14 频段的能量值和油缸压力信号的第 1,2 频段的能量值,共计 10 个频段的能量值作为神经网络的输入项.

本文的最终目的是对不同硬度等级下的煤岩进行识别,所以网络输出项应可用来表征所截割煤岩的硬度等级. 由前文可知,煤层硬度可根据截割阻抗的大小划分为 6 个等级. 设定以不同的二进制数来表征不同的硬度等级,6 种硬度等级可用三位二进制数来表示. 以不同的三位二进制数作为 BP 网络不同的输出项,煤层硬度等级与输出量的对应关系见表 6.

表 6 煤层硬度等级与输出量对照表		
Table 6 Coal seam hardness levels and corresponding outputs		
硬度等级	截割阻抗/(kN·m)	BP 网络输出
I	0 ~ 80	001
II	80 ~ 120	010
III	120 ~ 160	011
IV	160 ~ 200	100
V	200 ~ 280	101
VI	280 ~ 360	110

神经网络隐含层的选择需要根据经验并结合多次实验对比来确定. 若层数太少,则神经网络所能获得的信息太少,不能很好地适应环境变化;若层数太多,会出现网络容错性差、识别不准确等问题. 根据经验及多次对比实验,最终确定隐含层数为 15. 利用 MATLAB 自带的神经网络工具箱,建立了一个输入层数为 10,隐含层数为 15,输出层数为 3 的 BP 神经网络,如图 3 所示. 图中  $w$  和  $b$  分别为权重和偏差.

#### 3.2 煤层硬度多等级识别模型

在前述理论的基础上,建立基于 BP 神经网络

的煤层硬度多等级识别模型. 图 4 为基于 BP 神经网络的煤层硬度识别模型示意图. 首先采集所需牵引电机和截割电机的定子电流信号及油缸压力信号;然后将采集到的原始信号进行小波包分解和特征值提取,将提取的特征值作为神经网络的输入向量;最后通过神经网络识别得到当前采煤机截割煤层硬度等级. 该模型可对采煤机截割煤层硬度进行实时识别,为后续采煤机自适应控制提供可靠数据.

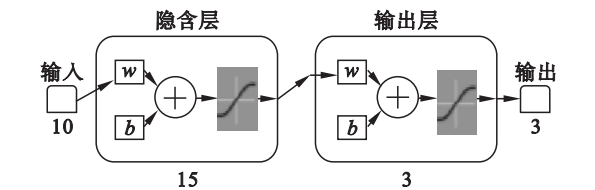


图 3 BP 神经网络示意图  
Fig. 3 Schematic diagram of BP neural networks

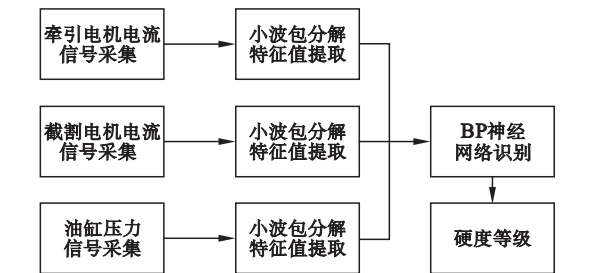


图 4 煤层硬度识别模型示意图  
Fig. 4 Schematic diagram of coal seam hardness identification model

根据上述理论,利用 MATLAB/Simulink 工具搭建基于 BP 神经网络的煤层硬度多等级识别模型,如图 5 所示.

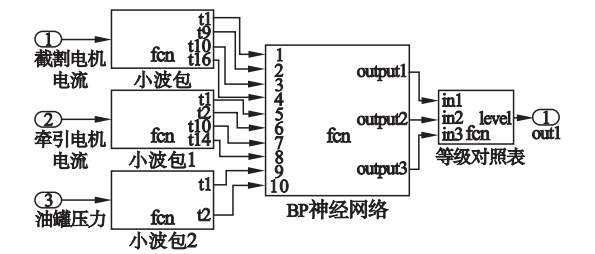


图 5 煤层硬度识别模型  
Fig. 5 Coal seam hardness identification model

#### 3.3 煤层硬度多等级识别仿真数据实验

为了验证所建模型的可行性,首先对模型进行仿真数据实验,将前文得到的原始数据输入至煤层硬度多等级识别模型中进行训练和测试,最终测试结果如图 6 所示. 可以看出,在 30 组测试样本(每个硬度等级下 5 组)中,仅有第 4 组发生错误,准确率为 96.7%.



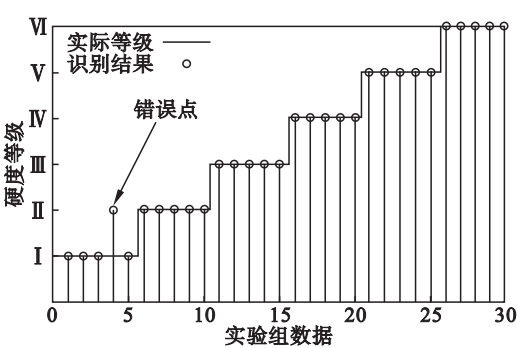


图 6 仿真数据测试结果

Fig. 6 Testing results for the simulation data

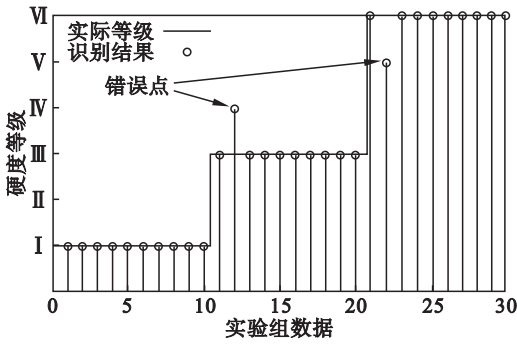


图 8 实机数据测试结果

Fig. 8 Testing results for the real data

#### 4 煤层硬度多等级识别实机数据实验

为了验证所建煤层硬度识别模型在真实采煤环境下的效果,项目组在张家口国家能源煤矿采掘机械装备研发中心进行了采煤机截割实验,得到了相关实机实验数据.由于实验条件所限,仅对采煤机在空载(硬度等级 I)、轻载(硬度等级 III)、重载(硬度等级 VI)三种硬度等级下进行了实验.

拾取不同硬度等级下的实验数据各 50 组(共 150 组)对模型进行训练,其中 BP 神经网络的训练结果如图 7 所示.可以看出,经过 20 次训练后,其误差已低于 0.001.

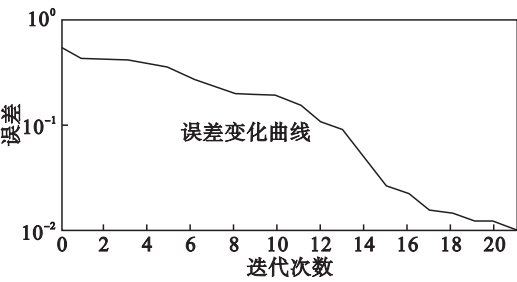


图 7 BP 神经网络训练结果

Fig. 7 Training results of BP neural network

为了检验所建模型在实机数据下的泛化能力,另取 30 组实机数据(每个硬度等级下各取 10 组)作为测试样本,对所训练的煤层硬度识别模型进行测试,测试结果如图 8 所示.

由图 8 可知,30 组测试样本中第 12,22 组识别错误,其余均识别正确,识别准确率为 93.3%.测试结果证明了所建煤层硬度识别模型在实机数据条件下具备一定的可行性.

#### 5 结 论

- 1) 提出了基于小波包分解与 BP 神经网络的采煤机煤层硬度多等级识别方法,建立了煤层硬度多等级识别模型.
- 2) 在完成对识别信号的小波包分解的基础上,分析了各频段能量值与截割阻抗的相关性,为信号特征值的选取提供了指导.
- 3) 对所提出的基于 BP 神经网络的采煤机煤层硬度识别方法进行了实机数据测试,识别准确率达到了 93.3%,证明了所提硬度识别方法在实机数据下具备一定的可行性,为采煤机自适应截割过程中煤层硬度的识别奠定了理论基础.

#### 参考文献:

[ 1 ] 王育龙. 基于电流信号的煤层识别方法研究[ D]. 西安: 西安科技大学, 2013.  
( Wang Yu-long. The research of coal-rock recognition method based on current signal[ D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2013. )

[ 2 ] 李朋真. 采煤机钻岩识别及控制方法的研究[ D]. 徐州: 中国矿业大学, 2014.  
( Li Peng-zhen. Study on identification and control methods of the shearer rock drilling[ D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2014. )

[ 3 ] Ren F, Yang Z J, Xiong S B. Study on the coal-rock interface recognition method based on multi-sensor data fusion technique[ J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2003, 16( 3 ): 321 - 324.

[ 4 ] Xu J K, Wang Z C, Zhang W Z, et al. Coal-rock interface recognition based on MFCC and neural network [ J]. *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*, 2013, 6( 4 ): 191 - 200.

[ 5 ] Asfahani J, Borsaru M. Low-activity spectrometric gamma-ray logging technique for delineation of coal/rock interfaces in dry blast holes [ J]. *Applied Radiation and Isotopes*, 2007, 65( 6 ): 748 - 755.

[ 6 ] 王伟, 田慕琴. 基于小波包神经网络的岩巷掘进机动载荷识别方法[ J]. *煤矿机械*, 2013, 36( 3 ): 238 - 241.

- (Wang Wei, Tian Mu-qin. Dynamic load identification method of rock road header based on wavelet packet and neural network[J]. *Coal Mine Machinery*, 2013, 36(3): 238–241.)
- [7] 刘春生. 滚筒式采煤机工作机构[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2013: 50–56.  
(Liu Chun-sheng. The working mechanism of drum shearer [M]. Harbin: Harbin Institute of Technology Press, 2013: 50–56.)
- [8] 秦大同, 王镇, 胡明辉, 等. 基于多目标优化的采煤机滚筒最优运动参数的动态匹配[J]. *煤炭学报*, 2015, 40(sup 2): 532–539.  
(Qin Da-tong, Wang Zhen, Hu Ming-hui, et al. Dynamic matching of optimal drum movement parameters of shearer based on multi-objective optimization[J]. *Journal of China Coal Society*, 2015, 40(sup 2): 532–539.)
- [9] Zhao X, Zhang S, Zhou C, et al. Experimental study of hydraulic cylinder leakage and fault feature extraction based on wavelet packet analysis[J]. *Computers & Fluids*, 2015, 106: 33–40.
- [10] Bangalore P, Tjernberg L B. An artificial neural network approach for early fault detection of gearbox bearings[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2017, 6(2): 980–987.
- [11] Rout S B, Mishra S, Mishra S. A review on application of artificial neural network (ANN) on protein secondary structure prediction [C]//2017 Second International Conference on Electrical, Computer and Communication Technologies. Coimbatore, India, 2017: 1–6.
- [12] Ocak I, Seker S E. Estimation of elastic modulus of intact rocks by artificial neural network[J]. *Rock Mechanics & Rock Engineering*, 2012, 45(6): 1047–1054.
- [13] Dil E A, Ghaedi M, Ghaedi A M, et al. Modeling of quaternary dyes adsorption onto ZnO-NR-AC artificial neural network: analysis by derivative spectrophotometry [J]. *Journal of Industrial & Engineering Chemistry*, 2016, 34: 186–197.
- [14] Shi J J, Zhou L W, Kong K W, et al. Fuzzy neural network based coal-rock interface recognition[J]. *Applied Mechanics & Materials*, 2011, 44/45/46/47: 1402–1406.
- [15] 朱宁. 基于人工神经网络的采煤机记忆截割控制系统研究[D]. 西安: 西安科技大学, 2012.  
(Zhu Ning. Research on memory cutting control system for shearer based on artificial neural network[D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2012.)

(上接第 1152 页)

## 5 结 语

本文基于 Bingham 塑性模型建立了制动时间数学模型,在此基础上,结合 ANSYS 磁场仿真计算出不同工作间隙、不同转动角速度条件下的制动时间,并进行相应的测量实验.将测量结果与理论值作对比,验证了理论计算的可行性与准确性,并分析了产生误差的原因.研究表明,制动时间随工作间隙的增大而线性增加.该结论对盘式磁流变制动器的研究具有一定意义.

## 参考文献:

- [1] Song W L, Choi S B, Choi J Y, et al. Wear and friction characteristics of magnetorheological fluid under magnetic field activation[J]. *Tribology Transactions*, 2010, 54(4): 616–624.
- [2] Kuriyagawa T, Saeki M, Syoji K. Electrorheological fluid-assisted ultra-precision polishing for small three-dimensional parts[J]. *Precision Engineering*, 2002, 26(4): 370–380.
- [3] Song W L, Choi S B, Cai Q C. Finishing performance of magneto-rheological fluid under magnetic field [J]. *Mechanics of Advanced Materials & Structures*, 2012, 20(7): 529–535.
- [4] Farjoud A, Vahdati N, Fah Y F. Mathematical model of drum-type MR brakes using herschel-bulkley shear model [J]. *Journal of Intelligent Material Systems & Structures*, 2008, 19(5): 565–572.
- [5] Li W H, Du H. Design and experimental evaluation of a magnetorheological brake[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2003, 21(7): 508–515.
- [6] Nam T H, Ahn K K. New approach to designing an MR brake using a small steel roller and MR fluid[J]. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 2009, 23(7): 1911–1923.
- [7] 宋宇. 磁流变液 ABS 制动器结构研究与性能仿真[D]. 哈尔滨: 东北林业大学, 2011.  
(Song Yu. Study on structure of magnetorheological fluid ABS brake and performance simulation [D]. Harbin: Northeast Forestry University, 2011.)
- [8] Park E J, Luz L F D, Suleman A. Multidisciplinary design optimization of an automotive magnetorheological brake design[J]. *Computers & Structures*, 2008, 86(3/4/5): 207–216.
- [9] Ubaidillah, Permata A N S, Wibowo A, et al. Magnetostatic simulation on a novel design of axially multi-coiled magnetorheological brakes [C]// AIP Conference Proceedings. New York: American Institute of Physics Conference Series, 2016: 9–23.
- [10] Guo H T, Liao W H. A novel multifunctional rotary actuator with magnetorheological fluid [J]. *Smart Materials & Structures*, 2012, 21(6): 65012–65020.
- [11] Kikuchi T, Kobayashi K, Inoue A. Gap-size effect of compact MR fluid brake [J]. *Journal of Intelligent Material Systems & Structures*, 2011, 22(15): 1677–1683.