

DOI:10.16356/j.1005-2615.2020.01.005

基于声发射砂轮磨损监测系统的研究

丁宁¹, 段景淞¹, 石建², 刘超¹, 姜淑娜¹

(1. 长春大学机械工程学院, 长春, 130022; 2. 长城汽车有限公司, 保定, 071000)

摘要: 磨削加工过程中砂轮出现磨损需要反复的修整, 砂轮磨损状态的监测可以有效判别砂轮工作状态, 减少砂轮修整次数。本文建立了一种基于声发射信号的砂轮磨损监测模型, 提出了一种基于一种小波分解系数均方值统计分析的砂轮磨损状态特征提取方法。同时, 采用 BP 神经网络对砂轮磨损状态进行识别, 其输入为 3 种提取特征, 输出为 3 种不同的砂轮磨损状态。通过磨削试验对监测系统进行评价。结果表明, 所提出小波分解系数均方值统计分析的特征提取方法和砂轮磨损监测系统均具有良好的效果。

关键词: 砂轮磨损; 声发射; 小波分解; 神经网络

中图分类号: TH161.14

文献标志码: A

文章编号: 1005-2615(2020)01-0048-05

Research on Grinding Wheel Wear Monitoring System Based on Acoustic Emission

DING Ning¹, DUAN Jingsong¹, SHI Jian², LIU Chao¹, JIANG Shuna¹

(1. College of Mechanical Engineering, Changchun University, Changchun, 130022, China; 2. Great Wall Motor Company Limited Co, Baoding, 071000, China)

Abstract: The wear of grinding wheel needs repeated dressing in the process of grinding. The monitoring of grinding wheel wear state can effectively distinguish the working state of grinding wheel and reduce the number of grinding wheel dressing. An monitoring model of grinding wheel wear based on acoustic emission signal is established, and a method of grinding wheel wear state feature extraction based on statistical analysis of wavelet decomposition coefficient mean square value is proposed. At the same time, BP neural network is used to identify the wear state of grinding wheel, which input is three kinds of extraction features and the output is three different grinding wheel wear states. The monitoring system is evaluated by grinding tests. The results show that the proposed acoustic emission signal feature extraction method based on the statistical analysis of average wavelet decomposition coefficient and the monitoring system of grinding wheel wear have good results.

Key words: grinding wheel wear; acoustic emission; wavelet decomposition; neural network

磨削加工通常是零件加工的最终工序, 砂轮的状态决定着加工工件的表面质量。因此, 砂轮就需要进行及时有效的修整。传统砂轮修整通常由操作者进行, 过度的修整砂轮成本高、效率低, 砂轮修整过程中磨屑的排放不仅污染环境, 而且

影响着操作者的身体健康。这便推动着磨削过程监测技术不断的发展^[1-2]。其中声发射技术被认为是最有前景的磨削过程监测技术之一。目前, 许多学者对磨削过程的声发射 (Acoustic emission, AE) 信号进行了大量的研究, 提出通过快速傅里

基金项目: 吉林省科技发展规划 (20150623024TC-09) 资助项目; 吉林省教育厅“十三五”科学技术研究规划 (JJ-KH20191189KJ) 资助项目。

收稿日期: 2019-07-12; **修订日期:** 2019-11-26

通信作者: 丁宁, 女, 教授, 博士生导师, E-mail: dn33cn@163.com。

引用格式: 丁宁, 段景淞, 石建, 等. 基于声发射砂轮磨损监测系统的研究[J]. 南京航空航天大学学报, 2020, 52(1): 48-52. DING Ning, DUAN Jingsong, SHI Jian, et al. Research on grinding wheel wear monitoring system based on acoustic emission[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2020, 52(1): 48-52.

叶变换(Fast Fourier transform, FFT)、Gabor变换(窗口(局部)傅里叶变换)和小波变换等特征值提取方法^[3-6]。但由于AE信号信息量庞大、影响因素较多,特征值提取困难。传统的AE信号特征值提取方法分析精度低、灵活性较差,很难建立完整有效的监测系统。

本文建立了基于AE信号的砂轮磨损监测模型,突破传统砂轮磨损特征值提取方法的难点,提出一种全新的小波分解系数均方值特征提取方法;并采用BP神经网络对砂轮磨损进行监测。将3种不同的提取特征作为BP神经网络的输入,输出得到砂轮初期、中期、后期3种不同时期的磨损状态,实现砂轮磨损的监测。

1 砂轮磨损监测模型的结构

砂轮磨损过程具有随机性和非线性,难以建立精确的数学模型^[7-9]。由于神经网络具有自学习和自适应的能力,所以引入BP神经网络对砂轮磨损进行监测,如图1所示。

在该BP神经网络中,神经网络的输入是3个小波系数提取特征,其中每个特征由两组数据组成(小波系数均方值 N 和大于阈值的小波系数个数),输出是3种不同的砂轮磨损状态,即初期磨损、中期磨损和后期磨损。

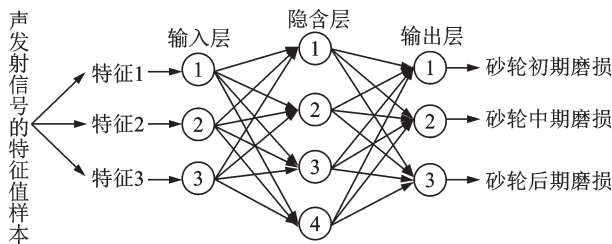


图1 砂轮状态监测网络结构

Fig.1 Grinding wheel state monitoring network

2 砂轮磨损状态小波分析

小波信号处理的基本思想是利用基本函数将信号分解为其分量元素。在小波分析中,基本函数由小波尺度函数和母小波的缩放和位移组成。基本函数是正弦波或余弦波^[10-14]。

给定时变信号 $f(t)$,小波变换(Wavelet transform, WT)包括计算信号的内部积和小波族。则 $f(t)$ 连续小波变换可表示为

$$\text{WT}_f(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt = \langle f(t), \psi_{a,b}(t) \rangle \quad (1)$$

式中: a 为尺度参数,在实际应用中 $a > 0$; b 为可正可负的平移参数; $f(t)$ 为时变信号函数; $\psi(t)$ 为小波

基函数; $\psi^*(t)$ 为母小波函数;WT为小波变换函数。

虽然小波能量系数分析法得到了广泛的应用,但在砂轮磨损监测过程中,它的特点并不明显。本文提出了一种基于小波分解系数均方值统计分析的新方法。

声发射信号 $f(n)$ 经过 J 个尺度分解为 $J+1$ 个频率范围的分量,即

$$f(n) = A_j f(n) + D_j f(n) + D_{j-1} f(n) + \dots + D_1 f(n) \quad (2)$$

式中: A 为低频系数; D 为高频系数。信号总能量如下

$$E_f(n) = E_j^A f(n) + \sum_{j=1}^J E_j^D f(n) \quad (3)$$

$$rE_j^A = \frac{E_j^A f(n)}{E_f(n)} \quad (4)$$

$$rE_j^D = \frac{E_j^D f(n)}{E_f(n)} \quad (5)$$

式中: $j=1, 2, 3, \dots, J$; rE_j^A 表示声发射信号高频部分第 J 层的能量系数; rE_j^D 为声发射信号低频部分第 J 层的能量系数。

在能量密集的频带上设置小波系数的均方值 $\bar{x} = \left| \frac{x_1^2 + x_2^2 + \dots + x_n^2}{n} \right|$ 与小于1加权系数乘积的阈值,用 T 来表示。当小波分解系数大于 T 时,统计大于小波分解系数 T 的小波分解系数的个数,用 N 表示。每个特征频带的小波分解系数的均方值用参数 $R(N)$ 表示。建立大于阈值 T 的小波分解系数的个数 N 与 $R(N)$ 的对应关系。

小波分解系数均方值法对特征频段的小波分解系数进行更加精细的划分。因此,小波分解系数均方值法比小波能量分析法更容易显示信号特征。

3 实 验

砂轮磨损状态的监测实验装置主要由SL500超精密平面磨床、AE传感器组成,如图2所示。

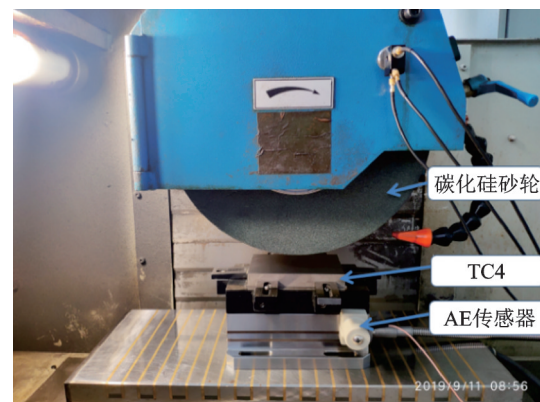


图2 实验装置

Fig.2 Experimental installation

实验选择GC80H碳化硅砂轮,磨削工件TC4钛合金。分别采集0.01,0.03和0.05 mm磨削过程中的AE信号。具体的实验参数如表1所示。

表1 工艺参数及实验基本条件

Table 1 Process parameters and basic experimental conditions

实验条件	参数
机床型号	SL500超精密平面磨床
砂轮型号	P300X40X76.2GC80H
试件	TC4(Ti-64Al-4V)
冷却液	普通乳化油
砂轮线速度/($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)	25
工作台进给速度	X方向32 m/min,Z方向50 mm/min
进给量/mm	0.01,0.03,0.05

注:X,Z方向是SL500超精密磨床工作台坐标。

4 砂轮磨损监测模型的构建

本文对不同砂轮磨损状态的AE信号进行采集处理,得到原始噪声信号如图3所示,将原始噪声信号进行半软阈值去噪后如图4所示。

将小波半软阈值去噪后的声发射信号进行5

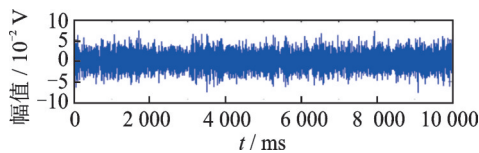
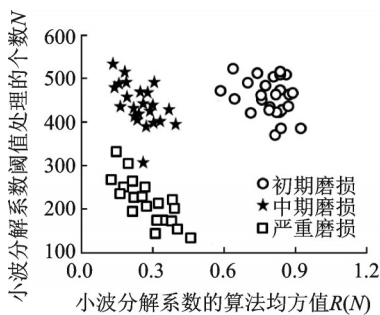
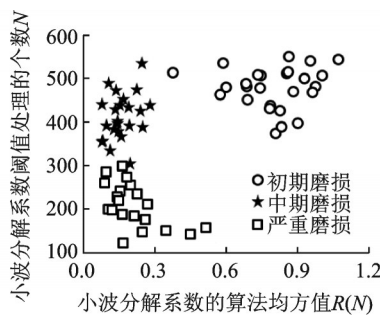


图3 原始含噪声信号

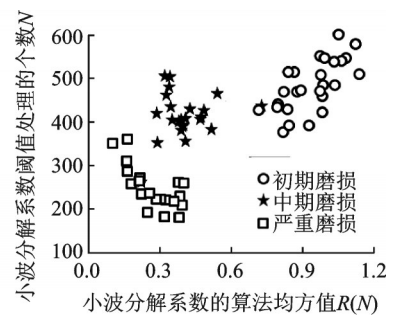
Fig.3 Original noise signal



(a) a5 band feature analysis



(b) d5 band feature analysis



(c) d4 band feature analysis

图6 基于小波分解系数均方值特征统计分析散点图

Fig.6 Statistical analysis of scatter plot based on mean value of wavelet decomposition coefficients

从图中可以看出,基于小波分解系数均方值的特征统计分析法,可以很好地描述出不同砂轮磨损状态的细节信号特征。

在实验中,采集砂轮3种磨损状态AE信号特征统计分析的典型数据150组。为后文BP神经网络做样本准备,部分利用小波系数均方值特征统计分析提取的特征数据,如表2所示。

层小波分解,计算各个频带的小波能量系数,得到小波能量系数分布如图5所示。图中,a5是低频信号带,d1~d5是高频信号带。小波能量系数主要集中在a5,d5,d4信号带上,且在砂轮初期、中期、后期磨损时,能量特征不易区分,信号特征不易识别。本文采用小波分解系数均方值特征统计分析法,对a5,d5,d4信号带上的小波能量系数进行阈值处理。将小波分解系数均方值与小波分解系数阈值处理的个数 N 进行统计分析,得到基于小波分解系数均方值特征统计分析散点图,如图6所示。

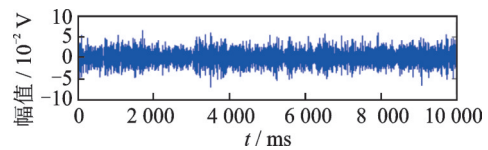


图4 小波半软阈值去噪效果图

Fig.4 Wavelet semi-soft threshold denoising

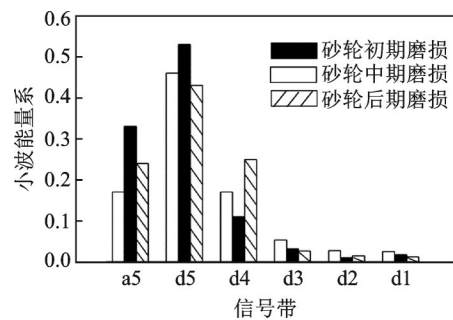


图5 小波能量系数分布图

Fig.5 Wavelet energy coefficient distribution

5 砂轮磨损监测系统的构建

通过本文建立的砂轮磨损监测模型,对砂轮的磨损状态进行识别仿真,模型结构由图1所示。将真实采集的150组数据分成110组训练样本和40组测试样本,将训练样本在BP神经网络中进行训练,设定最大训练次数为50 000次。

同时增加隐层神经元个数来提高网络训练精

表 2 部分小波系数均方值特征统计分析提取的特征数据
Table 2 Some feature data extracted by statistical analysis of wavelet coefficients mean square value

序号	a5		d5		d4		砂轮磨损状态
1	0.853	459	0.875	512	0.941	564	初期
2	0.847	521	0.978	432	0.999	575	
3	0.812	478	0.924	456	0.945	597	
4	0.814	514	0.945	507	1.241	464	
5	0.347	489	0.157	445	0.456	487	中期
6	0.356	445	0.198	456	0.478	514	
7	0.378	474	0.254	475	0.357	493	
8	0.214	465	0.345	398	0.302	442	
9	0.371	244	0.314	219	0.314	198	后期
10	0.289	268	0.445	245	0.203	217	
11	0.246	378	0.321	258	0.207	224	
12	0.298	265	0.278	214	0.314	364	

度,通过经验公式来确定增加隐层的节点个数^[15-16]。

$$L = \sqrt{m + n} + c \quad (6)$$

式中: m 和 n 分别为输入层节点数和输出层节点数; c 为 $[1, 10]$ 之间的常数。由式(6)可知隐层节点数为4,网络结构为6-4-3,输出层神经元的个数为3,分别是砂轮初期、中期和后期磨损^[17]。

将40组测试样本的砂轮磨损初期、中期和后期的3个特征作为识别状态的输入,其中每个特征由两组数据组成(小波分解系数均方值 N 和大于阈值的小波系数个数)。将神经网络输出的磨损状态用二进制编码0和1表示。通过MATLAB仿真运算得到砂轮磨损状态仿真识别结果,如图7所示。结果表明:由神经网络监测的砂轮磨损状态与实际砂轮磨损情况基本吻合,识别率可达90%以上。

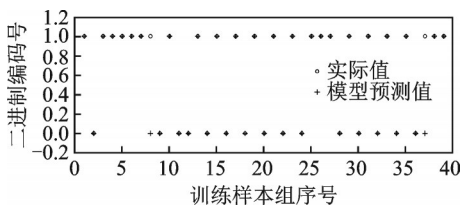


图7 砂轮磨损状态仿真识别结果

Fig.7 Grinding wheel wear state simulation identification

6 结 论

本文介绍了一种基于声发射的BP神经网络砂轮磨损监测模型。将监测结果与实际磨损相比较。结果表明,所提出的方法在磨削过程中可以成为监测砂轮状况的有效工具。具体结论如下:

(1)提出了小波分解系数均方值的特征统计分

析法。突破了声发射信号特征值提取的难点,更好地反应砂轮不同阶段的磨损状态,为砂轮磨损状态的在线监测提供理论依据。

(2)利用BP神经网络建立了砂轮磨损监测模型,通过该网络预测砂轮磨损状态。实验结果表明,由神经网络监测的砂轮磨损状态与实际砂轮磨损状态基本吻合,识别率可达90%以上。

参考文献:

[1] LI Xiaoli. A brief review: Acoustic emission method for tool wear monitoring during turning[J]. International Journal of Machine Tools & Manufacture, 2002, 42: 157-165.

[2] 郭力,郭君涛,王艺,等.磨削烧伤声发射智能监测的研究进展[J].制造技术与机床,2018(3): 13-18. GUO Li, GUO Juntao, WANG Yi, et al. Research progress of intelligent monitoring of acoustic emission from grinding burn[J]. Manufacturing Technology and Machine Tools, 2018 (3): 13-18.

[3] 王洪雨,姚振强,许胜.基于声发射技术的砂轮磨损实验研究[J].组合机床与自动化加工技术,2018(8): 33-37. WANG Hongyu, YAO Zhenqiang, XU Sheng. Experimental study on grinding wheel wear based on acoustic emission technology[J]. Combined Machine Tool and Automatic Machining Technology, 2018 (8): 33-37.

[4] 王创业,常新科,杜晓娅.岩石声发射信号处理方法及频谱分析研究[J].化工矿物与加工,2019,48(6): 8-11. WANG Chuangye, CHANG Xinke, DU Xiaoya. Study on signal processing method and spectrum analysis of rock acoustic emission[J]. Chemical Minerals and Processing, 2019, 48(6): 8-11.

[5] 李占国,宗姝,史尧臣.小波阈值去噪在深小孔钻削声发射信号处理中的应用[J].制造技术与机床,2019(9): 113-117. LI Zhanguo, ZONG Shu, SHI Yaochen. Application of wavelet threshold denoising in acoustic emission signal processing for deep hole drilling[J]. Manufacturing Technology and Machine Tools, 2019 (9): 113-117.

[6] 李光亚,邹国锋,傅桂霞.基于Gabor变换与区域生长的瓷砖表面缺陷视觉检测方法研究[J].现代计算机,2019(24): 37-42. LI Guangya, ZOU Guofeng, FU Guixia. Research on visual detection method of ceramic tile surface defects based on Gabor transform and region growth[J]. Modern Computer, 2019(24): 37-42.

[7] 郭力,霍可可,郭君涛.基于EMD的金刚石砂轮磨损状态声发射监测[J].湖南大学学报(自然科学版),2019,46(2): 58-66.

- GUO Li, HUO Keke, GUO Juntao. Acoustic emission monitoring of wear state of diamond grinding wheel based on EMD[J]. Journal of Hunan University (Natural Science Edition), 2019, 46(2): 58-66.
- [8] ZHU D, LI B, DING H. An improved grinding temperature model considering grain geometry and distribution[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2013, 67: 1393-1406.
- [9] JIANG C, LI H, MAI Y, et al. Material removal monitoring in precision cylindrical plunge grinding using acoustic emission signal[J]. Journal of Mechanical Engineering Science, 2014, 228(4): 715-722.
- [10] 徐永勤, 高亚东, 李清龙. 基于小波变换和神经网络的直升机旋翼不平衡故障诊断方法[J]. 南京航空航天大学学报, 2017, 49(2): 212-218.
- XU Yongqin, GAO Yadong, LI Qinglong. Fault diagnosis method of helicopter rotor imbalance based on wavelet transform and neural network[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2017, 49(2): 212-218.
- [11] LI X. Real-time detection of the breakage of small diameter drills with wavelet transform[J]. Int J Adv Manuf Technol, 1998, 14(8): 539-543.
- [12] 孙健, 胡启凡, 孙浩, 等. 基于myRIO的砂轮磨损状态监控[J]. 精密制造与自动化, 2017(3): 1-4, 9.
- SUN Jian, HU Qifan, SUN Hao, et al. Grinding wheel wear state monitoring based on myRIO[J]. Precision Manufacturing and Automation, 2017(3): 1-4, 9.
- [13] 刘森, 李静, 高华珏, 等. 钛合金磨削中砂轮磨损状态在线监测技术研究[J]. 精密制造与自动化, 2015(4): 12-15.
- LIU Sen, LI Jing, GAO Huayu, et al. Study on-line monitoring technology of grinding wheel wear state in titanium alloy grinding[J]. Precision Manufacturing and Automation, 2015(4): 12-15.
- [14] 母德强, 崔博, 谢新旺, 等. 砂轮磨损量及钝化程度的在线监测系统的研究[J]. 科学技术与工程, 2014, 14(25): 91-95.
- MU Deqiang, CUI Bo, XIE Xinwang, et al. Study on-line monitoring system for grinding wheel wear and passivation[J]. Science Technology and Engineering, 2014, 14(25): 91-95.
- [15] 毕果, 郭隐彪, 韩伟. 基于信息融合的精密磨削砂轮磨损状态在线识别方法研究[J]. 机械强度, 2013, 35(6): 737-742.
- BI Guo, GUO Yinbiao, HAN Wei. Research on-line identification method of wear state of precision grinding wheel based on information fusion[J]. Mechanical Strength, 2013, 35(6): 737-742.
- [16] 潘永成. 金刚石砂轮精密修整及其声发射在线监测技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2014.
- PAN Yongcheng. Research on precision dressing and acoustic emission on-line monitoring technology of diamond wheel[D]. Harbin: Harbin University of Technology, 2014.
- [17] 石建. 基于声发射技术磨削表面粗糙度在线检测研究[D]. 长春: 长春理工大学, 2014.
- SHI Jian. Research on-line measurement of surface roughness based on acoustic emission technology[D]. Changchun: Changchun University of Technology, 2014.

(编辑: 胥橙庭)