

DOI:10.16356/j.1005-2615.2024.03.020

医用氧化锆陶瓷磨削表面粗糙度的声发射智能预测

李波¹, 郭力²

(1. 湖南大学电气与信息工程学院, 长沙 410082; 2. 湖南大学机械与运载工程学院, 长沙 410082)

摘要: 医用氧化锆陶瓷(Y-TZP)是较好的齿科修复体材料,为了得到较好的齿科修复体性能对于其制造精度特别是表面粗糙度的要求比较高,但其是硬脆难加工材料,为了提高医用氧化锆陶瓷磨削加工表面质量和加工效率,在对医用氧化锆陶瓷磨削过程中的声发射信号频段进行相关性分析的基础上,提取磨削声发射840~850 kHz敏感频段信号中与磨削表面粗糙度强相关的12组特征值,构建了具有较高预测精度的随机森林神经网络,最终医用氧化锆陶瓷磨削表面粗糙度声发射预测最大相对误差低于8.37%,研究结果对医用氧化锆陶瓷磨削表面粗糙度在线智能监测有较大的参考价值。

关键词: 医用氧化锆陶瓷;磨削声发射;表面粗糙度预测;随机森林神经网络;相关性系数

中图分类号: R783; **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-2615(2024)03-0571-06

Intelligent Prediction of Surface Roughness of Medical Zirconia Ceramics During Grinding Using Acoustic Emission Technology

LI Bo¹, GUO Li²

(1. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China;

2. College of Mechanical and Vehicle Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract: Medical zirconia ceramic (Y-TZP) is a good dental restoration material. To obtain good dental restoration performance, high manufacturing accuracy, especially surface roughness, is required. However, it is a hard, brittle material, which is difficult to machine. To improve the surface quality and processing efficiency of medical zirconia ceramic grinding, correlation analysis is conducted on the frequency bands of acoustic emission signals during the grinding process of medical zirconia ceramic. Twelve sets of characteristic values strongly related to grinding surface roughness in the sensitive frequency band signals of 840—850 kHz are extracted, and a random forest neural network with high prediction accuracy is constructed. Finally, medical zirconia ceramic grinding surface roughness is obtained. The maximum relative error of acoustic emission prediction is less than 8.37%, and the research results have great reference value for intelligent online monitoring of surface roughness in medical zirconia ceramic grinding.

Key words: medical zirconia ceramic; grinding acoustic emission; surface roughness prediction; random forest neural network; correlation analysis

牙列及牙体缺损在人体口腔中十分常见,临床方法是冠桥修复或义齿种植。用于冠桥或义齿制作的材料由于要适应人体口腔这一独特的环境,故在要求其具有良好生物相容性的基础上,还要求有

良好的机械加工性能。在所有陶瓷氧化物材料中,添加氧化钇摩尔分数为3%的氧化钇稳定的四方晶相氧化锆在室温情况下表现出优良的抗弯强度和韧性,其加工的零件表面粗糙度低、耐磨性好、耐

收稿日期:2024-04-14;修订日期:2024-05-30

通信作者:郭力,男,教授,博士生导师,E-mail:1223840044@qq.com。

引用格式:李波,郭力. 医用氧化锆陶瓷磨削表面粗糙度的声发射智能预测[J]. 南京航空航天大学学报,2024,56(3): 571-576. LI Bo, GUO Li. Intelligent prediction of surface roughness of medical zirconia ceramics during grinding using acoustic emission technology[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2024, 56(3): 571-576.

腐蚀。氧化锆陶瓷以其高强度和高韧性和良好的生物相容性已广泛适用于人类的医疗领域,特别是在口腔修复学方面,医用氧化锆陶瓷是最好的生物高科技材料之一^[1]。作为修复材料,医用氧化锆陶瓷加工出的义齿性能接近天然人类牙齿,色泽美观自然,物理化学性能非常稳定,菌斑不易附着,在用作齿科人工修复体方面优势极大。陶瓷牙冠修复体属于复杂精密件,在完成加工后需植入人体口腔固定在损坏的残牙基体上,因此对于其制造精度特别是表面粗糙度的要求比较高。修复体表面光滑可以降低口腔细菌附着,提升患者舒适度,而表面粗糙度增大将会降低陶瓷修复体强度,所以减小医用氧化锆陶瓷修复体的表面粗糙度是临床工作的重点。

为了避免氧化锆陶瓷义齿制备过程中的二次烧结、收缩精度难控制等问题,要实现完全烧结医用氧化锆陶瓷的直接磨削加工。而完全烧结医用氧化锆陶瓷硬度高达1 200 HV10,脆性大,是典型的硬脆难加工材料,要用金刚石砂轮来精密磨削加工^[1],磨削加工中容易产生裂纹,会降低其断裂韧性和抗弯强度。医用氧化锆陶瓷的磨削去除方式有塑性变形、脆性断裂和粉末化去除,都影响着医用氧化锆陶瓷磨削表面的形貌,所以各种类型的表面/亚表面损伤会出现在大部分被磨医用氧化锆陶瓷材料的零件中^[2-3],这将导致废品的出现。表面粗糙度是评判磨削表面质量的一个非常重要的指标,医用氧化锆陶瓷精密磨削表面粗糙度的形成是大量无规则排列在砂轮表面的金刚石磨粒在磨削去除陶瓷表面材料中相互作用的结果,医用氧化锆陶瓷的3种磨削去除方式综合作用形成了医用氧化锆陶瓷磨削表面粗糙度。

声发射(Acoustic emission, AE)技术因相对优越的信噪比、极高的灵敏度和响应速度,广泛用于工程陶瓷磨削过程监测。医用氧化锆陶瓷金刚石砂轮磨削过程中陶瓷材料的脆性破碎去除,金刚石磨粒在陶瓷工件表面的滑擦、犁耕和切削过程,金刚石砂轮磨粒磨损与砂轮结合剂的断裂、陶瓷工件与金刚石砂轮的磨削接触、金刚石砂轮中孔隙被磨屑堵塞、陶瓷的磨削裂纹和磨削烧伤、磨削液的冲击等都会产生大量的声发射信号,这些磨削声发射信号包含大量的医用氧化锆陶瓷磨削表面质量和磨削金刚石砂轮磨损状态等信息。而在特定工艺参数下,磨削声发射信号会随着磨削表面质量的改变而产生明显变化,所以利用声发射技术在线监测陶瓷磨削表面粗糙度的研究进展迅速^[4-6],因为医用氧化锆陶瓷要求的表面粗糙度很低,离线测量医用氧化锆陶瓷工件的磨削表面粗糙度若不合

格,需再次装夹并磨削加工,这无疑将严重影响磨削加工效率和磨削表面质量;同时将延长病人等待陶瓷牙冠修复的时间。

国内外学者对陶瓷磨削表面粗糙度声发射预测做了比较深入的研究。文献[7]通过分析磨削声发射信号特征值与部分稳定氧化锆陶瓷(Partially stabilized zirconia, PSZ)磨削表面粗糙度值之间相关性,筛选出磨削声发射信号与磨削表面粗糙度之间的最相关频段和特征矩阵,作为基于相关性分析与卷积-双向长短期记忆神经网络(Convolution-bidirectional long short term memory neural network, CNN-BiLSTM)深度学习人工智能神经网络的输入参数,可以大幅降低磨削表面粗糙度声发射智能预测的误差。研究表明,基于相关性分析与CNN-BiLSTM神经网络的PSZ陶瓷磨削表面粗糙度声发射的预测精度很高。文献[8]用声发射信号的均方根(Root mean square, RMS)值、快速傅里叶变换(Fast Fourier transform, FFT)峰值、标准差、方差和偏斜度5个磨削声发射频段信号的特征值,建立了改进的反向传播(Back propagation, BP)神经网络来预测磨削表面粗糙度,效果较好。文献[9]研究认为一定范围内,光学元件磨削表面质量随着声发射信号能量的增大而降低。认为磨削AE信号容易受到背景噪声的干扰,进而导致磨削AE信号幅值处于波动的状态,因此与磨削AE信号最大值相关的AE信号特征参数准确度不够。所以采用磨削AE信号的小波分解系数有效值辨识不同磨削质量下的磨削AE信号,结果表明磨削AE信号不同频带间特征值的联合分布状况与磨削表面粗糙度值之间有较强的映射关系。文献[10]研究了树脂金刚石砂轮磨削氧化铝陶瓷工件过程中AE信号有效值RMS值与表面粗糙度之间的相关性,发现74~79 kHz和103~108 kHz两个频段范围内的磨削AE信号有效值RMS值与磨削表面粗糙度值有较好的映射相关性。文献[11]在磨削难加工材料GH4169高温合金、TC4合金以及Si Cp/Al复合材料中,利用基于BP神经网络的多信息融合算法对AE信号的多特征参量信息进行合理融合,建立基于AE信号的磨削加工表面粗糙度多信息融合预测模型,该模型可在实际生产中预测磨削表面粗糙度。文献[12]在单一信号输入条件下,磨削声发射信号在评价指标上最优,其次为机床振动信号,再次是机床主轴电流。结果说明,磨削声发射信号中包含最多可以表征磨削表面粗糙度的有效信息,这是因为相对机床振动和机床主轴电流信号,磨削声发射信号直接反映了磨削加工过程中材料分子晶格的畸变及材料剥脱,所以磨

削声发射信号是监测磨削表面粗糙度的最优信号。

但是目前还没有见到对医用氧化锆陶瓷磨削表面粗糙度的声发射预测研究的报道。所以本文通过对实验中采集的磨削声发射信号分频段,将840~850 kHz频段的医用氧化锆陶瓷(Y-TZP)磨削声发射信号提取12个强相关的特征值,输入到随机森林神经网络中训练和预测,实现对医用氧化锆陶瓷磨削表面粗糙度的声发射智能预测。

1 磨削实验

本实验旨在采集医用氧化锆陶瓷在不同磨削参数下的声发射信号和磨削表面粗糙度。磨削实验材料为医用氧化锆陶瓷试件,材料主要成分是:94.6%氧化锆 ZrO_2 、5.2%氧化钇 Y_2O_3 , 该材料完全烧结后密度为 6.08 g/cm^3 , 杨氏弹性模量为 200 GPa , 断裂韧性 $8 \text{ MPa}\cdot\text{m}^{1/2}$, 泊松比为 0.3 , 抗弯强度 $1\ 200 \text{ MPa}$, 硬度为 $1\ 200 \text{ HV}10$, 气孔率为 0% ; 其在口腔环境中不溶解、不腐蚀, 放射量远低于对人体有害的放射量。

磨削实验中医用氧化锆陶瓷试件尺寸为 $35 \text{ mm}\times 13 \text{ mm}\times 13 \text{ mm}$, 磨削表面为 $35 \text{ mm}\times 13 \text{ mm}$ 。实验在如图1所示的一台平面磨削机床上进行, 所用砂轮为粒度 $600^\#$ 、外径 200 mm 、宽度 10 mm 的树脂结合剂人造金刚石砂轮。实验中不加磨削液。改变磨削深度进行了磨削力的测量, 磨削力测量采用 Kistler 力传感器, 磨削力信号采样频率为 10 kHz , 采样时长为 20 s 。在同一磨削深度下, 采集不同磨削速度和工作台速度下的医用氧化锆陶瓷的磨削声发射信号。实验磨削方案如表1所示, 分别是砂轮线速度 v_s 、试件工作台速度 v_w 和磨削切深 a_p ; 其中“数量”为每组实验参数下进行磨削的医用氧化锆陶瓷陶瓷试件个数, 总数为 30 个。本文实验所采用的是美国物理声学公司 PAC 生产的压电晶体声发射 AE 传感器, 型号是 R6 α , AE 传感器用磁性夹具安装; 并且在 AE 传感器与磨床工作台结合处涂有耦合剂凡士林, 这样可以大幅度降低磨削声发射信号从磨床工作台传播到 AE 传感器的界面损耗。AE 传感器尽量靠近医用氧化锆陶瓷试件的夹具。声发射前置放大器放大增益可设置为 40 dB , 实验声发射信号采样频率为 2 MHz 。AE 信号采集系统采用美国物理声学公司 PAC 生产的 PCI-2 型设备, 利用其配套 AEwin 信号分析软件对 AE 信号进行采集以及初步分析。

在对医用氧化锆陶瓷试件表面预磨平的基础上, 采用表1中磨削参数在平面磨床进行磨削, 同

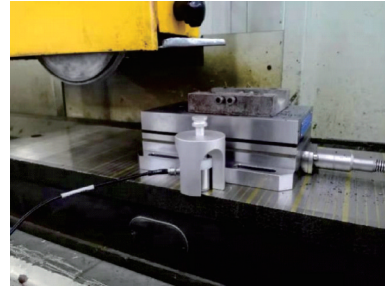


图1 磨削实验台

Fig.1 Grinding test rig

表1 磨削实验参数

Table 1 Y-TZP grinding test parameters

$v_s/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	$v_w/(\text{m}\cdot\text{min}^{-1})$	$a_p/\mu\text{m}$	数量
18.6、21.6	6	10	4
18.6、21.6	4	10	4
22.5、27.4	6	10	4
22.5、27.4	4	10	3

时测量磨削声发射信号。磨削完成后, 利用超声波清洗仪对医用氧化锆陶瓷试件表面残存的切屑进行超声清洗, 再应用 ZYGO 白光干涉仪测量的医用氧化锆陶瓷试件磨削表面形貌, 测得医用氧化锆陶瓷试件的磨削表面粗糙度值, 即轮廓算术平均偏差 R_a 。由于该医用氧化锆陶瓷韧性好、抗弯强度高, 磨削时医用氧化锆陶瓷表面生成机理主要是塑性去除, 发现磨削加工面的测量区域呈现出较为明显的横向磨粒耕犁切削纹路。

2 磨削表面粗糙度声发射智能预测

2.1 磨削声发射信号特征值提取

由于磨削声发射信号数据量很大而且非常复杂, 所以利用 MATLAB 软件人工提取磨削 AE 信号特征值来分析磨削声发射信号, 不同磨削 AE 信号特征值是从不同角度对磨削 AE 信号的描述。

图2为医用氧化锆陶瓷的磨削声发射信号时域波形。

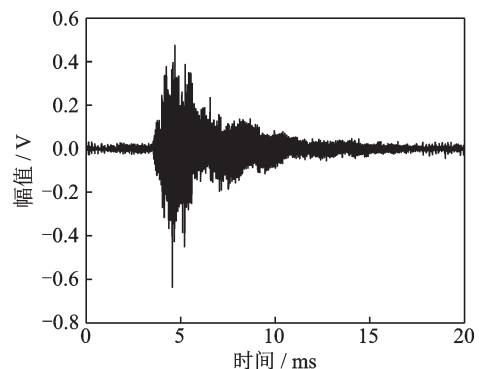


图2 磨削 AE 信号时域波形

Fig.2 Time domain waveform of grinding AE signal

图3为医用氧化锆陶瓷磨削声发射信号时域波形经过快速傅里叶变换后得到的频谱图。一般磨削声发射信号的频率范围在0~1 000 kHz,声发射信号能量频率主要集中在0~150 kHz。

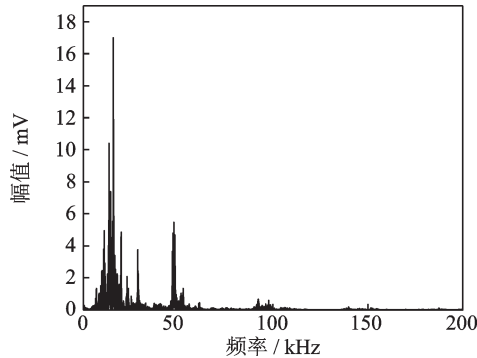


图3 磨削AE信号频谱

Fig.3 Grinding AE signal spectrum

$$\text{RMS} = \text{sqrt} [(x_1^2 + x_2^2 + \dots + x_n^2)/n] \quad (1)$$

式中: n 为采集的离散声发射信号的信号长度, x_n 为离散声发射信号在第 n 点的幅值。

磨削声发射AE信号的不同特征值包含AE信号不同的含义。例如,声发射信号RMS是有效值,是一组离散声发射信号统计数据的平方和的平均值的平方根,如式(1)所示。声发射信号的RMS有效值大,则在一定程度上反映磨削声发射信号的能量大;实验数据表明随着磨削表面粗糙度增大,磨削声发射信号RMS有效值也增大。其原理是:磨削过程中砂轮磨损钝化会使陶瓷磨削去除能量增大,这时磨削AE信号RMS有效值增大,砂轮磨损将会导致陶瓷磨削表面粗糙度增大。

一般医用氧化锆陶瓷磨削AE信号的特征值为:RMS均方根有效值、峰峰值、方差、波形因子、峰值因子、能量、最大值、最小值、平均值、绝对平均值、标准差、偏度、峭度、脉冲因子、裕度因子等共15个特征值。这些磨削声发射信号特征值在以前的研究中,都已经证明与磨削参数、被磨工件材料性质、砂轮磨损状态有关,而磨削参数、被磨材料的性质、砂轮磨损状态等与磨削表面粗糙度相关^[4-10]。

2.2 相关性分析

一般认为在某一频段内的声发射信号与磨削表面粗糙度之间的映射关联性最强,也就是说用该频段的声发射信号来预测磨削表面粗糙度的精度最高。尽管一般磨削声发射信号能量主要集中在0~150 kHz低频率段,但在文献[8]的研究表明,300~400 kHz频段和700~800 kHz等高频段的磨削声发射信号利用BP神经网络预测磨削表面粗糙度时的误差比较小。因此对0~1 000 kHz范围的

医用氧化锆陶瓷磨削声发射实验信号以10 kHz为一频段分频段分析。

同时为了提高磨削表面粗糙度的预测速度和精度,要把与磨削表面粗糙度最映射相关的磨削声发射信号特征值,作为随机森林神经网络的输入。参考文献[7],医用氧化锆陶瓷磨削AE信号的上述15个特征值中,进行它们与磨削表面粗糙度的相关性分析,即相关系数或线性相关系数,一般用字母 r 即式(2)表示,用来度量两个变量间的线性关系。

$$r(X, Y) = \frac{\text{Cov}(X, Y)}{\sqrt{D(X)D(Y)}} \quad (2)$$

式中: X 为一个医用氧化锆试件的磨削声发射信号的1个特征值, Y 为该试件的磨削表面粗糙度值; $\text{Cov}(X, Y)$ 表示 X 、 Y 的协方差; $D(X)$ 、 $D(Y)$ 分别表示 X 、 Y 的方差。

应用相关系数式(2)分析表明,840~850 kHz频段中医用氧化锆陶瓷磨削声发射信号均方根有效值RMS与磨削表面粗糙度的相关系数最大为0.48;同时由表2的分析结果可见该磨削声发射信号频段中,医用氧化锆陶瓷磨削声发射信号的前面15个特征值中的12个特征值与磨削表面粗糙度的相关性系数都比较大,是强相关。所以选择840~850 kHz频段磨削声发射信号的这12个强相关特征值来对医用氧化锆陶瓷磨削表面粗糙度进行预测。

表2 磨削AE信号特征值相关性系数

Table 2 Correlation coefficients of characteristic values of grinding AE signals

有效值	最大值	最小值	峰峰值
0.48	0.318	0.315	0.318
平均值	绝对平均值	标准差	方差
0.427	0.427	0.329	0.422
峭度	波形因子	裕度因子	能量
0.333	0.355	0.375	0.417

2.3 磨削表面粗糙度AE智能预测

随机森林神经网络是集成学习^[12](Ensemble learning)的一种,其在普通装袋法(Bagging)的基础上额外增加了特征采样,能够有效降低预测结果的方差,增大模型的泛化能力,在小数据集上的效果提升尤为明显。可见在本实验研究中应用随机森林神经网络模型来声发射预测医用氧化锆陶瓷磨削表面粗糙度是非常合适的。随机森林输入的样本数据根据式(3)进行归一化处理

$$P_i = (p_i - \min p) / (\max p - \min p) \quad (3)$$

式中: P_i 为归一化后的值; p_i 为归一化前的值; $\min p$ 和 $\max p$ 分别为样本最小值和最大值。

先用这30组医用氧化锆陶瓷实验磨削AE信号中的25组作为训练集对磨削表面粗糙度随机森林神经网络模型进行训练。并利用训练完成的随机森林神经网络,对剩余的5组医用氧化锆陶瓷实验磨削AE信号作为测试集进行医用氧化锆陶瓷磨削表面粗糙度预测,并且把预测值与测量值进行比较。

当模型类型及训练数据确定后,模型预测好坏由具体训练效果决定。传统机器学习算法具有模型轻量、调参简单的优势,随机森林神经网络模型在本数据集下单次训练仅耗时1s。因此,为取得最好的预测效果,在随机森林模型的训练中采用网格搜索法^[12](Grid search)进行最优参数搜索。该方法简单直接,适用于搜索空间较小、训练耗时较少的情况。网格搜索法会穷举在设定区间内参数的全部可能,从而找到所有参数组合中效果最好的参数。医用氧化锆陶瓷实际磨削加工生产中声发射信号样本数非常多,而随机森林神经网络训练耗时非常少,这就代表随机森林神经网络训练和预测时间短,能够满足医用氧化锆陶瓷磨削表面粗糙度实时监测的要求。

前面相关性分析表明,磨削声发射信号与医用氧化锆陶瓷磨削表面粗糙度强相关的频段在840~850 kHz,所以将840~850 kHz频段的医用氧化锆陶瓷磨削声发射信号提取前面的表2中12个强相关的特征值,输入到人工智能随机森林神经网络中训练和预测,预测到的医用氧化锆陶瓷磨削表面粗糙度结果如表3所示。

如表3所示,与磨削表面粗糙度的实测值比较,应用随机森林神经网络的医用氧化锆陶瓷磨削表面粗糙度声发射预测值的最大相对误差仅为8.37%,对应的绝对误差为0.054 μm 。这能够满足医用氧化锆陶瓷的磨削表面粗糙度在线智能监测的要求。

表3 随机森林声发射预测的结果

Table 3 Results of random forest AE prediction

实测值/ μm	预测值/ μm	误差/ μm	相对误差/%
0.741	0.801	0.060	8.10
0.581	0.596	0.015	2.58
0.631	0.675	0.044	6.97
0.556	0.583	0.027	4.86
0.645	0.699	0.054	8.37

3 结 论

在对医用氧化锆陶瓷磨削过程中的声发射AE信号分段分析的基础上,提取840~850 kHz频段中强相关的磨削AE信号的12组特征值,构建了具有较高的预测精度的随机森林神经网络,医用氧化锆陶瓷磨削表面粗糙度智能预测的最大相对误差仅为8.37%,这对医用氧化锆陶瓷磨削表面粗糙度在线智能监测有实用参考价值。为磨削齿科修复体表面粗糙度的在线监测打下了基础,这为提高磨削加工医用氧化锆陶瓷齿科修复体的表面质量和磨削加工效率提供了重要途径。

参考文献:

- [1] 郑侃,肖行志,廖文和. 超声振动辅助磨削完全烧结氧化锆陶瓷牙冠的实验研究[J]. 振动与冲击, 2014, 33(4): 32-36.
ZHENG Kan, XIAO Xingzhi, LIAO Wenhe. Tests for ultrasonic vibration assisted grinding of sintered zirconia ceramics crowns[J]. Journal of Vibration and Shock, 2014, 33(4): 32-36.
- [2] 杨志超. 面向氧化锆生物陶瓷材料的超声辅助CBN磨头磨削机理的研究[D]. 沈阳:东北大学, 2018.
YANG Zhichao. Research on the mechanism of ultrasonic assisted CBN grinding head for zirconia bioceramic materials[D]. Shenyang: Northeast University, 2018.
- [3] 武文涛. 纳米流体微量润滑磨削牙科氧化锆裂纹扩展力学行为及摩擦学性能评价[D]. 青岛:青岛理工大学, 2019.
WU Wentao. Mechanical behavior and tribological performance evaluation of crack propagation in dental zirconia grinding with nanofluid microlubrication[D]. Qingdao: Qingdao University of Technology, 2019.
- [4] 万林林,周启明,邓朝晖. 工程陶瓷磨削过程的声发射在线监测研究进展[J]. 材料导报, 2023, 37(4): 20150196.
WAN Linlin, ZHOU Qiming, DENG Zhaohui. Research progress of acoustic emission on-line monitoring in the grinding process of engineering ceramics[J]. Materials Reports, 2023, 37(4): 20150196.
- [5] 陈敬强,邓朝晖,卓荣锦,等. 磨削加工中声发射监测技术研究进展[J]. 宇航材料工艺, 2023(3): 18-26.
CHEN Jingqiang, DENG Zhaohui, ZHUO Rongjin, et al. Research progress of acoustic emission monitoring technology in grinding process[J]. Aerospace Material Technology, 2023(3): 18-26.
- [6] 郭力,郭君涛,李波. 工程陶瓷磨削声发射和磨削温度磨削力联合监测的研究[J]. 机械科学与技术, 2021, 40(2): 243-248.

- GUO Li, GUO Juntao, LI Bo. Research on joint monitoring of acoustic emission and grinding temperature and grinding force in engineering ceramic grinding[J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2021, 40(2): 243-248.
- [7] 郭力, 郑良瑞, 冯浪. 基于相关性分析与CNN-BiLSTM神经网络的PSZ陶瓷磨削表面粗糙度智能预测[J]. 南京航空航天大学学报, 2023, 55(3): 401-409.
- GUO Li, ZHENG Liangrui, FENG Lang. Intelligent prediction of PSZ ceramic grinding surface roughness based on correlation analysis and CNN-BiLSTM neural network[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2023, 55(3): 401-409.
- [8] 胡仲翔, 滕家绪, 钱耀川, 等. 用声发射信号和改进的BP神经网络预测磨削表面粗糙度[J]. 装甲兵工程学院学报, 2009, 23(6): 76-79.
- HU Zhongxiang, TENG Jiayu, QIAN Yaochuan, et al. Predicting grinding surface roughness using acoustic emission signals and improved BP neural networks[J]. Journal of Academy of Armored Force Engineering, 2009, 23(6): 76-79.
- [9] 郭文军, 朱忠奎, 解滨, 等. 基于小波系数统计特征的光学元件粗糙度声发射监测研究[J]. 机械设计与制造工程, 2018, 47(1): 108-112.
- GUO Wenjun, ZHU Zhongkui, XIE Bing, et al. Research on acoustic emission monitoring of optical component roughness based on statistical features of wavelet coefficients[J]. Mechanical Design and Manufacturing Engineering, 2018, 47(1): 108-112.
- [10] AULESTIA V M A, ALEXANDRE F A, AGUIAR P R, et al. Correlation between surface roughness and AE signals in ceramic grinding based on spectral analysis[J]. MATEC Web of Conferences, 2018, 249: 3003.
- [11] 尹国强, 丰艳春, 韩华超, 等. 基于声发射的磨削表面粗糙度模型及实验验证[J]. 金刚石与磨料磨具工程, 2023, 43(5): 640-648.
- YIN Guoqiang, FENG Yanchun, HAN Huachao, et al. Model and experimental verification of grinding surface roughness based on acoustic emission[J]. Diamond & Abrasives Engineering, 2023, 43(5): 640-648.
- [12] 蔡恩磊. 基于多态信号融合的轧辊磨削表面粗糙度智能预测方法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2022.
- CAI Enlei. Study on intelligent prediction method of roll grinding surface roughness based on polymorphic signal fusion[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2022.

(编辑: 陈璐)