文章编号:2096-1472(2024)04-0006-07

基于声发射和 GA-BP 神经网络的铣削 SiCp/AI 表面粗糙度预测

蒋厚伟¹,陈宗玉¹,刘德亮²,柳苏洋²

(1.上海理工大学,上海 200082;

2.北京兴华机械厂有限公司,北京 102600)



⊠ 1071288964@qq.com; 869558205@qq.com; ldl230@163.com; liusuyang631@163.com

摘 要:为满足航天航空、电子封装、光学精密仪器等领域对工件加工质量的高要求,针对提高中高体积分数铝 基碳化硅复合材料(SiCp/Al)铣削表面粗糙度的声发射智能在线监测精度的问题,通过小波包技术对铣削声发射信 号进行分解,对分解后的特征值与表面粗糙度进行相关性分析,确定了最相关频段为 375~406.25 kHz,筛选出相关 特征矩阵,并利用 GA-BP(Genetic Algorithm-Back Propagation)神经网络进行训练。研究结果表明,该方法能够实 现对 45%SiCp/Al 铣削表面粗糙度的较小预测误差,通过成功构建的声发射预测模型,将平均预测误差控制在 0.050 4 左右,相比未经特征提取的 BP 神经网络模型,该方法的平均预测误差减小了 0.072 8,为工程实践提供了可 行且有效的方法。

关键词:SiCp/Al;铣削声发射;小波包分解;相关性分析;GA-BP 神经网络中图分类号:TP311 文献标志码:A

Prediction of Surface Roughness of SiCp/Al Milling Based on Acoustic Emission and CA-BP Neural Network

JIANG Houwei¹, CHEN Zongyu¹, LIU Deliang², LIU Suyang²

(1.University of Shanghai or Science and Technology, Shanghai 200082, China;
2.Beijing Xinghua Machinery Factory Co., Ltd., Beijing 102600, China)
⊠ 1071288964@ qq.com; 869558205@ qq.com; ldl230@ 163.com; liusuyang631@ 163.com

Abstract: To meet the helt requirements for workpiece processing quality in fields such as aerospace, electronic packaging, and optical precision instruments, this paper aims to improve the intelligent online monitoring accuracy of acoustic emission for the nulling surface roughness of aluminum matrix silicon carbide particles (SiCp/Al) composites with medium to high volume fractions. Wavelet packet technology is used to decompose the milling acoustic emission signals, and a correlation analysis is conducted between the decomposed feature values and the surface roughness. The most relevant frequency band is determined to be $375 \sim 406.25$ kHz. The relevant feature matrix is screened out and trained by using the GA-BP (Genetic Algorithm-Back Propagation) neural network. The research results show that this method can achieve a small prediction error for the surface roughness of 45% SiCp/Al miling. Through the successfully constructed acoustic emission prediction model, the average prediction error is controlled at approximately 0.050 4. Compared to the BP neural network model without feature extraction, the average prediction error of the proposed method is reduced by 0.072 8, providing a feasible and effective method for engineering practice.

Key words: SiCp/Al; milling acoustic emission; wavelet packet decomposition; correlation analysis; GA-BP neural network

0 引言(Introduction)

铝基碳化硅复合材料(SiCp/Al)具有耐磨、耐腐蚀、热膨胀 系数小等优势。不同体积分数的铝基碳化硅被应用于不同的 领域^[1]。当今的制造业正朝着精密化、智能化的方向发展,能 否高效地加工铝基碳化硅复合材料并获得较好的表面粗糙度, 关系到我国先进制造业的发展水平^[2]。

7

朱俊江等^[3]和谭芳芳等^[4]通过对振动信号进行特征提取 后作为输入,分别构建了基于神经网络和极限学习机的表面粗 糙度预测模型。UPADHYAY等^[5]将振动加速度信号和切削 参数用于表面粗糙度的在线监测。迟玉伦等^[6]对GCr15钢磨 削声发射信号建立表面粗糙度预测模型。郭力等^[7]通过氧化 锆(PSZ)陶瓷磨削建立基于声发射的表面粗糙度预测模型。 GUO等^[8]提出一种混合特征选择方法,提取C250磨削声发射 进行表面粗糙度预测。

为了进一步研究声发射技术在难加工材料预测表面粗糙度 领域的应用,本文采用聚晶金刚石(PCD)铣刀对45%SiCp/Al进 行铣削实验,对采集到的声发射数据进行小波包分解,利用皮 尔逊相关系数提取出与表面粗糙度相关的信号特征组成特征 矩阵,通过GA-BP神经网络对材料表面粗糙度进行预测,准确 有效地预测了材料表面粗糙度,将平均预测误差控制在 0.0504左右,相比未经特征提取的BP神经网络模型,该方法 的平均预测误差减小了0.0728,为工程实践提供了可行且有 效的方法。

1 铣削表面粗糙度预测模型(Prediction model for milling surface roughness)

1.1 GA-BP 网络预测模型的构建

在遗传算法中,首先随机生成一组数字编码,构成初始群体,每个编码代表问题的一个解;其次通过适应度函数对每个 个体进行评价,将低适应度的个体淘汰;最后从高适应度的个 体中选择参与遗传算法,通过遗传操作生成下一代新的群 体^[3]。这个过程循环迭代,使得群体逐渐演进,期望在搜索空 间中找到更优的解,其求解步骤如下。

(1)种群初始化。

(2)适应度计算。

在 BP 神经网络中计算种群中个体的权值和阈值,得到其 望输出 y 和预测输出 o。适应度值 F 表示如下:

$$F = k \left(\sum_{i=1}^{n} abs(y_i - o_i) \right) \qquad (1)$$

其中:*n* 为输出节点数; *y_i* 为期望输出: *o_i* 为预测输出; *k* 为 系数。

(3)根据个体的适应度值,按照特定的规则选择哪些个体进入下一代。

$$f_i = k/F_i \tag{2}$$

$$p_i = \frac{f_i}{\sum_{i=1}^{N} f_i} \tag{3}$$

其中:*F_i* 为个体*i* 的适应度值;*k* 为系数;*N* 为种群个体数目。 (4)以概率 *Pc* 执行交叉操作。

$$\begin{cases} a_{kj} = a_{kj} (1-b) + a_{lj}b \\ a_{lj} = a_{lj} (1-b) + a_{kj}b \end{cases}$$
(4)

其中,b为随机数且b∈[0,1]。

(5)以概率 Pc 执行变异操作。

$$a_{ij} = \begin{cases} a_{ij} + (a_{ij} - a_{\max}) \cdot f(g), r \ge 0.5 \\ a_{ij} + (a_{\min} - a_{ij}) \cdot f(g), r \le 0.5 \end{cases}$$
(5)

$$f(g) = r_2 (1 - g/G_{\text{max}})^2$$
 (6)

其中: a_{max} 和 a_{min} 分别为基因 a_{ij} 的上界和下界; r_2 为一个随机数;g为迭代的次数; G_{max} 为最大进化次数;r为随机数且

 $r \in [0,1]_{\circ}$

(6)若未满足停止条件,则返回"步骤(2)",否则进行下 一步。

(7)输出具有最优适应度值的染色体作为问题的最优解。

BP 神经网络是深度学习中广泛应用的一种多层前馈神经 网络。通过自主学习和训练,使网络获得样本信息并进行输 出;其结构包括输入层、隐含层和输出层,其中隐含层包含多个 神经元。两层隐含层的 BP 神经网络结构图如图 1 所示。



图 1 两层隐含层的 BP 神经网络结构图

Fig. 1 BP neural network structure diagram with two hidden layers

BP 神经网络的训练方式是通过输入训练样本不断修改和 优化网络权值和阈值,直到网络收敛为止。该网络结构中的初 始权值和阈值对网络的影响较大,为了提高预测精度,避免出 现局部值过小的现象,采用遗传算法对初始权值和阈值进行参 数调整,BP 神经网络训练时的主要参数的设计如表 1 所不^[10]

表1 BP 神经网络训练时的主要参数的设计 Tab The design of main parameters in BP neural network training

参数内容	参数值
种群大小	5
最大进化迭代次数	1 000
遗传代数	50
交叉概率	0.9
变异概率	0.1
学习速率	0.01
训练次数	1 000
训练目标最小误差	1e-6

图 2 所示为基于遗传算法改进后的 BP 神经网络的优化流 程图。





1.2 铣削 SiCp/Al 表面粗糙度预测模型

铣削 SiCp/Al 表面的形成是一个非常复杂的材料去除过 程,导致形成铣削表面粗糙度的因素也非常复杂。铣削过程中 伴随着众多不稳定因素,比如刀具磨损、机床振动等都将影响 表面粗糙度。与此同时,声发射信号会随着不同的加工情况做 出相应的回应。实际上,铣削参数的变化代表着加工过程中的 变化情况,铣削参数的变化也会影响加工表面粗糙度。因此,本 研究在设计的实验中改变了铣削的参数并进行了对比,发现声 发射信号会随着铣削参数的变化而发生改变。整个实验既包含 了加工过程中不稳定因素导致的表面粗糙度变化,又包含了铣 削参数变化导致的表面粗糙度变化。至此,可以直接使用声发 射信号的特征尝试对铣削 45%SiCp/Al 表面粗糙度进行预测。

表面粗糙度是评估加工表面完整性的重要指标,表面粗糙 度会影响零件的耐磨性、疲劳强度、耐腐蚀性、配合性质的稳定 性等。由于在铣削过程中,铣削参数、刀具磨损、工件材料以及 振动带来的误差都会对表面粗糙度产生影响,因此很难对表面 粗糙度进行实时的监测,而尽早发现铣削表面粗糙度的超差, 就能及时地采取措施减少不必要的经济损失,提高加工效率。 尹逊雨等^[11]针对 20%SiCp/Al 复合材料进行了磨削研究,建 立了单磨粒磨削有限元模型,分析了主轴转速、进给速度与磨 削深度对材料表面粗糙度的影响。高奇等^[12]用 PCD 刀具对 SiCp/Al进行微磨削实验,通过响应曲面图,分析主轴转速、进给 速度与切削深度交互作用对材料表面粗糙度的影响程度。丁志 伟等^[13]用 PCD 刀具高速铣削 65% SiCp/Al,通过单因素和正交 实验分析了每齿进给量、铣削深度、铣削速度及铣削宽度对材料 表面粗糙度的影响。YIN 等^[14] 通过对几种难加工金属材料磨 削过程中声发射信号特征参数与加工参数之间的关系 .得到了 声发射特征参数与加工表面粗糙度的对应关系,利用 BP 神经网 络预测和识别加工过程中磨削工件的表面粗糙度。◆

1.2.1 小波包分解原理

小波包变换继承了小波变换的时频分析特性,能对小波包 中尚未分解的高频信号进行进一步的分析或分解,能在不同的 层次上对各种频率做不同的分辨率选择,在各个尺度上和全频 带范围内提供了一系列子频带的时域波形^[15]。小波包分析就 是进一步对小波子空间按照二进制方式进行频带细分,以达到 提高频率分辨率的目的^[16]。

尺度函数 $\varphi(t)$ 和小波函数 $\varphi(t)$ 的关系为

$$\begin{pmatrix}
\varphi(t) = \sqrt{2} \sum_{k} h_{k} \varphi(2t - k) \\
\varphi(t) = \sqrt{2} \sum_{k} g_{k} \varphi(2t - k)
\end{cases}$$
(7)

其中:h_k为低通滤波器系数;g_k为高通滤波器系数。

小波包分解通过滤波器处理上一层的信号,获得低频系数 和高频系数。接着,继续对这些系数进行分解,得到更细致的 低频和高频信息。这个过程可以将信号的频段划分成多个层 次,以实现对特征在不同频带内的细致分析。

小波包分解算法为

$$d_{j+1}^{2n}(k) = \sum_{l} h_{l-2k} d_{j}^{n}(l)$$

$$d_{j+1}^{2n+1}(k) = \sum_{l} g_{l-2k} d_{j}^{n}(l)$$
(8)

其中: $d_{j}^{n}(l)$ 为第 j 层的小波包系数; $d_{j+1}^{2n}(k)$ 和 $d_{j+1}^{2n+1}(k)$ 为 j+1 层的低频小波包系数和高频小波包系数。

小波包分解中的层数 n 是一个关键参数,对特征提取的准确性有着重要的影响。使用最优树方法选择最适合的层数,其选择的准则是通过评估不同层数的性能确定最佳层数,以提高特征提取的准确性。

$$M_i - (M_{i+1,1} + M_{i+1,2}) > 0 \tag{9}$$

其中: M_i 为各小波包的绝对值之和, $M = \sum |x_k|$ 。

若公式(9)成立,则分解层数设置为 i+1,否则设置为 i。

1.2.2 皮尔逊相关系数介绍

本文采用四层小波包分解对铣削过程中的声发射信号进行处理。通过计算皮尔逊相关系数[公式(10)],筛选出最优敏 感频段进行信号的重构并生成特征矩阵。将得到的特殊矩阵 作为 BP 神经网络的输入,使得模型具备强大的数据处理能力 和样本关键特征学习能力。

$$= \frac{\sum_{i=1}^{n} (x_i - \mu x)(y_i - \mu y)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} (x_i - \mu x)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^{n} (y_i - \mu y)^2}}$$
(10)

其中: , , 为特征值; y 为铣削表面粗糙度值; μx 为特征的平均 值; μy 为铣削表面粗糙度的平均值; r 的值越大, 说明该特征值 与铣削表面粗糙度的相关性越强。

以下是基于皮尔逊相关性分析与 BP 神经网络构建铣削表面粗糙度监测模型的步骤,预测模型与评价流程如图 3 所示。



图 3 预测模型与评价流程

Fig. 3 Prediction model and evaluation process

(1)采集铣削 45% SiCp/Al 的声发射(AE)信号和表面粗 糙度。

(2) 对采集的 AE 信号进行降噪和预处理, 通过小波包分 解分析特征频段。

(3)基于皮尔逊相关性分析选择最佳敏感频段和特征 矩阵。

(4)利用 GA-BP 神经网络建立 SiCp/Al 铣削表面粗糙度 预测模型。

2 45%SiCp/Al 表面粗糙度声发射预测实验 (Acoustic emission prediction experiment on surface roughness of 45%SiCp/Al)

本实验的目标是在不同的铣削参数下,收集 45% SiCp/Al 的 AE 信号和铣削表面粗糙度数据,45% SiCp/Al 铣削正交实 验参数设置如表 2 所示。通过设计一系列 45% SiCp/Al 铣削 实验,最终得到了 36 组实验数据。实验结束后,使用手持粗糙 度测量仪对试件的进刀位置、中间位置和退刀位置进行表面粗 糙度测量,并计算平均值,45% SiCp/Al 铣削表面粗糙度测量 值如表 3 所示。粗糙度测量仪为日本"三丰"SJ210 粗糙度仪, 其质量约为 0.5 kg,小型轻便,易于操作,并且自带数据输出功 能和自动休眠功能。

表2 45%SiCp/Al 铣削正交实验参数设置 Tab.2 Orthogonal test parameter settings for 45% SiCp/Al milling

主轴转速	进给速度	切削深度	实验次数	
/(r/min)	/(mm/min)	/mm	/次	
8 000	250	0.1	4	
9 000	300	0.1	4	
10 000	350	0.1	4	
8 000	300	0.2	4	
9 000	350	0.2	4	
10 000	250	0.2	4	
8 000	350	0.3	4	
9 000	250	0.3	4	
10 000	300	0.3	4	

表3 45%SiCp/AI 铣削表面粗糙度测量值

Tab.3 Measurement of surface roughness for 45% SiCp/At milling

序号	Ra/µm	序号	Ra/µm	序号	Ra/µm	序号	Ra/µm
1	0.451	10	0.275	19	0.321	28	0.225
2	0.351	11	0.271	20	0.337-	29	0.186
3	0.342	12	0.349	21	0. 333	30	0.252
4	0.321	13	0.312	22	0.301	31	0.203
5	0.400	14	0.328	23	0.267	32	0.252
6	0.347	15	0.402	24	0.328	33	0.316
7	0.398	16	0.257	25	0.268	34	0.155
8	0.258	17	0.421	26	0.234	35	0.144
9	0.341	18	0.255	27	0.146	36	0.154

3 结果与讨论(Results and discussion)

3.1 特征提取结果

本文通过对铣削过程中的 AE 信号进行四层小波包分解, 采集系统记录的原始信号及其经过傅里叶变换的频谱图如图 4 所示。如图 5 所示,在 0~62.5 kHz 频段内的平均能量占比 高达 94%,在 281.25~312.5 kHz、312.5~343.75 kHz、 343.75~375 kHz 和 375~406.25 kHz 的平均能量占比的总和 为 5%,其他 12 个频段的平均能量占比的总和不足 1%,说明在 这些频段上的 AE 信号微弱,可不作考虑。在 0~62.5 kHz 频段 的能量主要是由主轴转动造成,因此与铣削表面粗糙度的特征 无关联。



图 5 小波包各频段能量占比图

Fig. 5 Energy ratio of wavelet packets in different frequency bands

同频段的小波包系数能量值与 Ra 值的拟合程度反映了它 们之间的相似性。如果拟合程度很高,即小波包系数能量值拟 合曲线与 Ra 值拟合曲线相似度较大,说明它们之间的相关性较 强。反之,如果拟合程度较低,即小波包系数能量值拟合曲线与 Ra 值拟合曲线相似度较小,说明它们之间的相关性较弱。初步 筛选出拟合较好的频段如图 6(a)至图 6(e)所示。







在进行皮尔逊相关性分析时,需要计算相关系数,其取值范 围为-1~1,相关系数的绝对值为 0.1~0.3,表示 2 个变量之间 的相关性较弱,相关系数的绝对值为 0.3~0.7,表示 2 个变量之 间存在中等程度的相关性,相关系数的绝对值为 0.7~1,表示 2 个变量之间存在强烈的相关性。281.25~312.5 kHz,312.5~ 343.75 kHz,343.75~375 kHz,375~406.25 kHz 频段的双尾检 验均在 0.01 级别,相关性显著,其皮尔逊相关性系数分别为 0.399、0.401、0.597 和 0.599,所以选择 375~406.25 kHz 频段 进行重构,对其进行时域和频域上的进一步分析,重构后的时 域图和频域图如图 7(a)和图 7(b)所示。



图 7 375~406.25 kHz 重构后的时域图和频域图 Fig. 7 Time and frequency domain diagrams after reconstruction at 375~406.25 kHz

3.2 确定特征矩阵

在 375~406.25 kHz 频段提取 20 个特征值,每个频段分 别包含最大值、最小值等特征值。分析这些特征值与铣削 45%SiCp/Al 表面粗糙度之间的相关性,筛选出相关性系数大 于 0.5 的特征值,形成新的特征矩阵作为 BP 神经网络的输入。 从表 4 至表 7 得知,通过小波包分解与重构后的铣削 AE 信号 在 375~406.25 kHz 频段的 19 个特征值中,有 14 个特征值的 相关系数绝对值大于 0.3,因此选择这 14 个特征值作为 BP 神 经网络的输入,以铣削表面粗糙度作为输出。

表4 最大值、最小值等时域特征								
Tab.4 Time domain characteristics such as maximum and								
			minim	um value	es			
特征值	最大值	最小值	峰值	峰峰佳	ī 绝对	平均值	余隙因子	
r	0.509	-0.466	6 0.508	0.495	0.	794	-0.737	
	:	表5 方	板幅值	、方差等	争时域物	寺征		
Т	ab.5 Tin	ne doma	in chara	cteristics	s such a	s root se	luare	
		ar	nplitude	and var	iance			
特征值	特征值 方根幅值 方差 标准差 有效值 峭度 偏度							
r	0.78	9 0.7	91 0.	794	0.794	-0.111	-0.170	
—————————————————————————————————————								
]	Tab.6 Time domain characteristics such as waveform							
factor and peak factor								
特征	值 :	波形因子	- 峰(直因子	脉冲	因子	裕度因子	
r		0.246	—	0.374	-0.	350	-0.328	
		쿢	長7 部:	分频域物	持征			
Tab 7 Partial frequency domain features								

特征值	平均频率	重心频率	频率均方根	
r	0.325	-0.161	-0.110	

3.3 GA-BP 神经网络预测模型

将 36 组实验数据进行数据归一化后,将 70%的数据用于 训练,30% 的数据用于预测,即训练集为 25 个,测试集为 11 个。将 45%SiCp/Al 铣削声发射信号的最佳敏感频段的特 征矩阵 36×14 作为 GA-BP 神经网络模型的输入数据集,铣削 表面粗糙度值作为输出数据集。测试集和训练集的均方根误 差(RMSE)图如图 8 所示。







图 8 测试集和训练集的 RMSE 图

Fig. 8 RMSE plots for the test set and training set

为验证 GA-BP 表面粗糙度预测模型的预测准确性,采用 36×14 的输入数据集,并对其进行归一化。将归一化后的数 据分别输入 BP 神经网络模型和 GA-BP 神经网络模型,得到了 两个模型的不同预测结果。为了比较它们的预测精度,使用平 均绝对误差(MAE)和均方根误差(RMSE)进行模型性能评估。 为确保验证结果的准确性,共进行了 20 次预测,并取这些结果 的平均值进行对比。

由表 8 可知,进行 45% SiCp/Al 铣削表面粗糙度的声发射 预测时,对比不同网络模型的预测误差,经过 AE 信号处理及 对敏感特征进行提取后的 BP 神经网络表面粗糙度预测模型的 MAE 值和 RMSE 值分别降低了 0.044 9 和 0.054 7, GA-BP 神 经网络表面粗糙度预测模型的 MAE 值和 RMSE 值分别降低 了 0.054 2 和 0.065 5。对比经过遗传算法优化后的 GA-BP 神 经网络表面粗糙度预测模型和未经优化后的 BP 神经网络表面 粗糙度预测模型发现,经过 AE 信号处理的 GA-BP 神经网络 预测模型的 MAE 值和 RMSE 值的平均误差比经过 AE 信号 处理的 BP 神经网络表面粗糙度预测模型降低了 0.014 7 和 0.018 1。经过 AE 信号处理的 GA-BP 神经网络预测模型的 MAE 值和 RMSE 值的平均误差比未经过 AE 信号处理的 BP 糙度预测模型降低了 0.059 6 和 0.072 8。因 神经 |络表 少波包分解确定最佳敏感频段的方法能有效提高输入 长通 质量,从而降低 45% SiCp/Al 铣削表面粗糙度预测模型的误 差,对网络模型的优化也有效地提高了其预测精度。

表8 对比不同网络模型的预测误差结果

Tab.8 Comparison of the prediction error results of different

network models

信号	神经网	评价	1	1	10	20	亚柏油类
类型	络模型	指标	1	2	 19	20	平均庆左
未经	DD	MAE	0.0798	0.0929	 0.1572	0.054 4	0.100 6
AE	DĽ	RMSE	0.097 1	0.1198	 0.1818	0.0623	0.123 2
信号	CADD	MAE	0.0967	0.202 5	 0.1009	0.207 3	0.0952
处理	GA-BP	RMSE	0.1207	0.2314	 0.1214	0.232 0	0.115 9
经讨	BP	MAE	0.0674	0.044 8	 0.048 2	0.042 6	0.0557
AE		RMSE	0.0904	0.062 5	 0.0590	0.0517	0.068 5
信号	OA DD	MAE	0.047 5	0.046 2	 0.6924	0.5193	0.041 0
处理	GA-BP	RMSE	0.065 0	0.0576	 0.034 0	0.043 9	0.0504

4 结论(Conclusion)

以上研究发现,通过对 45%SiCp/Al 铣削过程中的声发射 (AE)信号特征进行深入分析,确定了 375~406.25 kHz 频段 为最佳敏感频段,并采用相关性分析结合遗传算法改进的 BP 神经网络建立了表面粗糙度声发射预测模型。该模型利用小 软件工程

波包分解提取高质量特征参数,有效剔除了冗余信息,显著提高了输入参数的质量和预测精度。在对 45% SiCp/Al 铣削表面粗糙度的预测中,平均预测误差约为 0.050 4,证明了该方法的预测准确性较高。这一研究成果为实现铣削加工铝基碳化硅材料表面粗糙度的声发射智能在线监测提供了有力支持,对类似材料的声发射预测研究具有重要的指导意义。

参考文献(References)

- [1] 樊建中,肖伯律,徐骏,等. SiCp/Al 复合材料在航空航天 领域的应用与发展[J]. 材料导报,2007,21(10):98-101.
- [2] 李雨晴. SiCp/Al 复合材料磨削机理及表面质量加工工艺研究[D]. 沈阳:东北大学,2020.
- [3]朱俊江,濮玉,周柔刚.基于特征排序—神经网络算法的表面粗糙度预测[J]. 计算机集成制造系统,2020,26(12): 3268-3273.
- [4] 谭芳芳,朱俊江,严天宏,等.基于GA-WPT-ELM的6061
 铝合金表面粗糙度预测[J].浙江大学学报(工学版), 2020,54(1):40-47.
- [5] UPADHYAY V, JAIN P K, MEHTA N K. In-process prediction of surface roughness in turning of Ti-6Al-4V alloy using cutting parameters and vibration signals [J]. Measurement, 2013, 46(1):154-160.
- [6] 迟玉伦,吴耀宇,江欢,等.基于模糊神经网络与主成分分析的磨削表面粗糙度在线预测[J]. 计量学报,2022,43
 (11):1389-1397.
- [7] 郭力,龙华,霍可可,等. PSZ 陶瓷磨削表面粗糙度的声发 射预测[J]. 精密制造与自动化,2022(3),1-4. ◆
- [8] GUO W C, WU C J, DING Z S, et al. Prediction of surface roughness based on a hybrid feature selection method and long short-term memory network in grinding[J]. The international journal of advanced manufacturing technology, 2021,112(9):2853-2871.
- [9] 张剑飞, 王磊, 刘明, 等. 基于改进遗传算法优化 BP 神经

网络的表面粗糙度误差预测[J]. 高师理科学刊,2023,43 (7):33-40.

- [10] WEI W, CONG R, LI Y, et al. Prediction of tool wear based on GA-BP neural network[J]. Proceedings of the institution of mechanical engineers, part B: journal of engineering manufacture, 2022, 236(12):1564-1573.
- [11] 尹逊雨,高奇,陈野,等. 20% SiCp/Al 复合材料磨削机理 及表面粗糙度研究[J]. 制造技术与机床, 2022(12): 107-112.
- [12] 高奇,郭光岩,荆小飞,等. 高体分 SiC/Al 复合材料微磨 削表面粗糙度试验研究[J]. 制造技术与机床,2021(9): 64-68.
- [13] 丁志伟,张怀宇,李伯阳. PCD 刀具高速铣削高体积分数 SiCp/Al 复合材料的表面粗糙度研究[J]. 工具技术, 2017,51(12):47-50. _
- [14] YIN G Q, WANG, H, GUAN Y Y, et al. The prediction model and experimental research of grinding surface roughness based on AE signal[J]. The international journal of advanced manufacturing technology, 2022, 120(9): 6695-6705.
- 15) 史丽晨,杨培东,王海涛.基于小波包变换—残差网络的表面粗糙度预测[J].计算机集成制造系统,2023,29
 (10):3249-3257.
- [16] 付元杰. 小波包变换和能量分析在声发射信号降噪中的应用[J]. 无损检测,2011,33(1):16-18,22.

作者简介:

蒋厚伟(1999-),男,硕士生。研究领域:无损检测,表面质量。陈宗玉(1987-),女,博士,讲师。研究领域:超精密加工。本文通信作者。

刘德亮(1978-),男,硕士,工程师。研究领域:超精密加工。 柳苏洋(1997-),男,硕士,工程师。研究领域:超精密加工。

关于《软件工程》期刊增页的通知

近年来,在主管、主办单位的正确领导下,广大作者、读者的大力支持下,《软件工程》的办刊质量稳步提升,影响力不断 扩大,来稿数量与日俱增。但由于版面限制,导致大量优秀稿件积压,影响了论文的时效性与先进性。为了优化资源配置,提 升期刊出版服务能力。经辽宁省新闻出版局审核批准,本刊从 2024 年第1期起由原来的每期 64 页增加至 80 页。每本定价 仍为 10 元。特此通知。欢迎广大作者、读者踊跃投稿与订阅。

《软件工程》编辑部