

基于深度学习的CFRP/TC4叠层结构制孔刀具磨损状态监测

江庆泉 李鹏南 邱新义 李树健 王春浩

(湖南科技大学机电工程学院, 湘潭 411201)

文 摘 碳纤维复合材料(CFRP)和钛合金(TC4)因各具有优良的物理力学性能,其叠层结构广泛应用于航天工业领域。由于CFRP和TC4都属于典型难加工材料,且具有不同的机械和热学特性,因而在制孔过程中,刀具磨损较快,从而影响加工质量。为了保证钻孔质量、及时更换刀具,建立了一种基于卷积神经网络-长短期记忆网络(CNN-LSTM)的刀具磨损状态监测模型。该模型以与刀具磨损相关性较强的力、声发射信号特征作为输入,以刀具磨损状态标签作为输出,从而实现刀具磨损状态的监测。结果表明,该模型识别准确率高达97.222%,可以很好地实现CFRP/TC4叠层结构制孔过程中刀具磨损状态的监测。

关键词 刀具磨损状态监测,CFRP/TC4叠层,特征提取,深度学习

中图分类号: TG71

DOI: 10.12044/j.issn.1007-2330.2024.05.005

Tool Wear Condition Monitoring Based on Deep Learning During Drilling CFRP/TC4 Laminated Structure

JIANG Qingquan LI Pengnan QIU Xinyi LI Shujian WANG Chunhao

(School of Mechanical Engineering, Hunan University of Science and Technology, Xiangtan 411201)

Abstract Due to excellent physical and mechanical properties, carbon fiber reinforced plastics (CFRP) and titanium alloys (TC4) were often widely used in the aerospace industry as laminated structures. Since CFRP and TC4 were both typical difficult-to-machine materials, and had different mechanical and thermal properties, the tool wear was rapid during the hole-making process, which affected the machining quality. In order to ensure the quality of drilling and timely replacement of cutting tools, a tool wear condition monitoring model based on convolution neural network-long short time memory (CNN-LSTM) was established. The model took the feature of force and acoustic emission signals with strong correlation to tool wear as input and the tool wear condition labels as output to realize tool wear monitoring. The results show that the model has an accuracy rate of 97.222%, which can effectively monitor the tool wear status during the drilling process of CFRP/TC4 laminated structures.

Key words Tool wear condition monitoring, CFRP/TC4 laminated structures, Feature extraction, Deep learning

0 引言

碳纤维复合材料(Carbon Fiber Composite Material, CFRP)/钛合金(TC4)叠层结构因具有高强度、高断裂韧性、耐腐蚀、耐高温等优异的物理力学特性,被广泛应用于民用客机、军用战斗机、运载火箭等航空航天领域^[1-2]。然而,CFRP和TC4均属于典型的难加工材料且具有不同的机械和热学特性,在加工CFRP/TC4叠层结构过程中,刀具极易发生磨损甚至崩刃失效现象,直接影响加工孔质量^[3-5]。因此,在CFRP/TC4叠层结构制

孔过程中,刀具的磨损状态对工件加工质量会产生巨大影响,其磨损状态识别和智能监测技术对于提高生产效率具有重要意义。

针对刀具磨损的状态监测,刘辉等^[6]提出了基于堆叠稀疏去噪自动编码网络与多隐层BP神经网络的刀具磨损预测模型,实现了铣刀磨损量的实时预测。何彦等^[7]提出了一种基于长短时记忆卷积神经网络的刀具磨损在线监测模型,并通过实验验证了该模型可行性与有效性。马晶等^[8]基于LabVIEW软件搭建刀具磨

收稿日期:2022-10-10

基金项目:国家自然科学基金(52275423,52105442,51975208)

第一作者简介:江庆泉,1997年出生,硕士研究生,主要从事难加工材料钻削刀具磨损及智能监测研究工作。E-mail: j13013165774@163.com

通信作者:李鹏南,1963年出生,博士,教授,主要从事难加工材料/零件高效切削加工与刀具技术研究工作。E-mail: 2002lpn@163.com

损监测平台,可实现钻削过程中振动信号的实时采集。通过将遗传优化算法、BP神经网络与集成学习结合,构建GA-BP-Adaboost模型,此模型的分类精度高达90%以上。QIAO H等^[9]提出了一种基于深度学习模型和雾计算的刀具磨损监测与预测系统,其原理是在雾计算架构中部署了多尺度卷积长短时记忆模型和双向长短时记忆模型,试验结果证明了,该模型可以提高系统的监测和预测精度。TETI R等^[10]采用时域、频域和分形分析的方法提取CFRP-CFRP叠层钻削过程中的轴向力信号和扭矩信号特征。将选定的信号特征组合成不同的特征向量,作为人工神经网络的输入,以根据刀具磨损程度做出关于及时执行刀具更换的智能决策。ZHUANG K等^[11]提出了一种基于数字孪生的刀具磨损分类与预测方法。该方法建立了与实际刀具系统精确匹配的对称虚拟刀具系统,对虚拟切削刀具模型进行修改和数据融合,从而准确地映射了刀具磨损的实时状态,最后,通过车削试验验证了框架的可行性。然而,目前,对刀具磨损监测模型的研究大多集中于铣削加工中,且缺乏关于CFRP/TC4叠层结构制孔的刀具磨损在线监测模型。

本文针对CFRP/TC4叠层结构钻削过程中的刀具磨损问题,提出了基于CNN-LSTM的钻头磨损状态监测模型,具体流程如图1所示。本模型以CFRP/TC4叠层结构钻削时的轴向力信号和声发射信号的时域、频域及时频域特征作为CNN-LSTM模型的输入信号,结合孔壁粗糙度和刀具磨损量划分磨损阶段,作为CNN-LSTM模型的输出,进而实现CFRP/TC4叠层结构钻削过程中的刀具磨损状态监测。

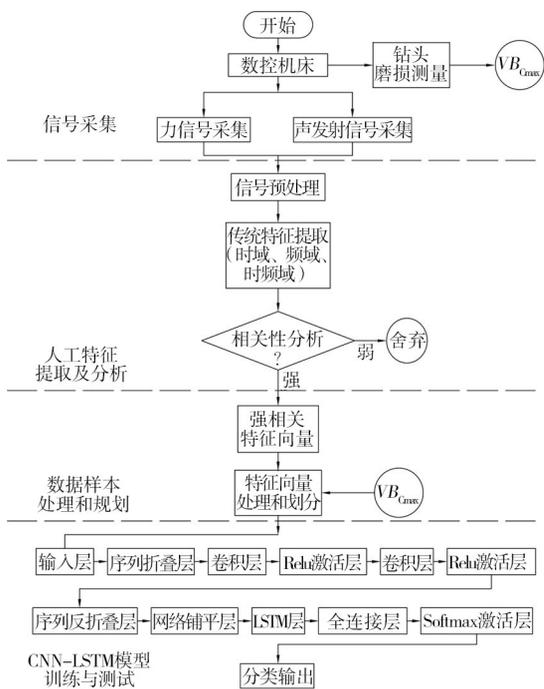


图1 刀具磨损状态监测流程

Fig. 1 The monitoring process of tool wear condition

1 实验

1.1 材料与设备

本实验在立式加工中心KVC800/1型数控铣床上进行。试验材料为CFRP板和TC4板,其中,CFRP由T700碳纤维和LT-03A环氧树脂基组成,尺寸为300 mm×200 mm×5 mm,TC4的尺寸为300 mm×200 mm×10 mm。CFRP板和TC4板通过螺栓紧固连接以保证在加工过程中不会发生滑移,实现一体化钻削。实验刀具选用株洲春立硬质合金有限公司生产的AlC_rN基层状复合涂层硬质合金麻花钻,刀具型号为GD03-0600,刀具尺寸如图2所示,直径为6 mm,横刃为0.6 mm,螺旋角30°,顶角140°。轴向力信号的采集装置由Kistler公司生产的三向压电式测力传感器(9253B23)、电荷放大器(5080)和数据采集卡(PCIM-DAS1602/16)等组成,采样频率设置为1 000 Hz。声发射信号的采集装置由压电式声发射传感器(W500)、前置放大器(SAEP A2)及数据采集卡(USB-6351)等组成,采样频率设置为1 000 000 Hz,传感器的布置与数据的采集如图3所示。本研究采用表面粗糙度仪(JITAI820)和超景深三维显微系统(KEYENCE VHX-500FE)分别测量孔壁粗糙度和钻头磨损量。

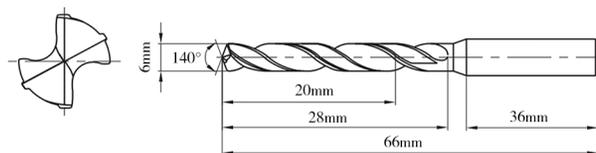


图2 硬质合金麻花钻示意图

Fig. 2 The schematic diagram of carbide twist drill

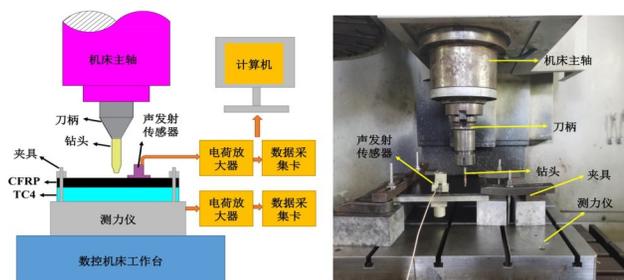


图3 试验平台

Fig. 3 Experimental platform

1.2 实验

在进行正式试验之前,首先进行预实验,以选取较优的加工参数预。预试验采用L₉(3²)正交设计试验,主轴转速分别设置为400、800、1 200 r/min,进给速度分别设置为15、25、35 mm/min。根据预试验结果,当转速为400 r/min、进给速度15 mm/min情况下,刀具的寿命和制孔质量综合表现较好,因此采用该加工参数进行刀具磨损钻削试验。

本试验使用两把型号完全相同的硬质合金麻花钻进行全生命周期磨损试验,一把硬质合金麻花钻

试验数据用作模型训练,另一把硬质合金麻花钻试验数据用作测试。试验时采集各孔加工过程中的力信号和声发射信号,并每隔5个孔观察钻头的磨损状态。在试验结束后,将CFRP和TC4沿孔中心位置切开,测量它们的孔壁粗糙度。

2 钻削信号分析与处理

2.1 钻削信号分析

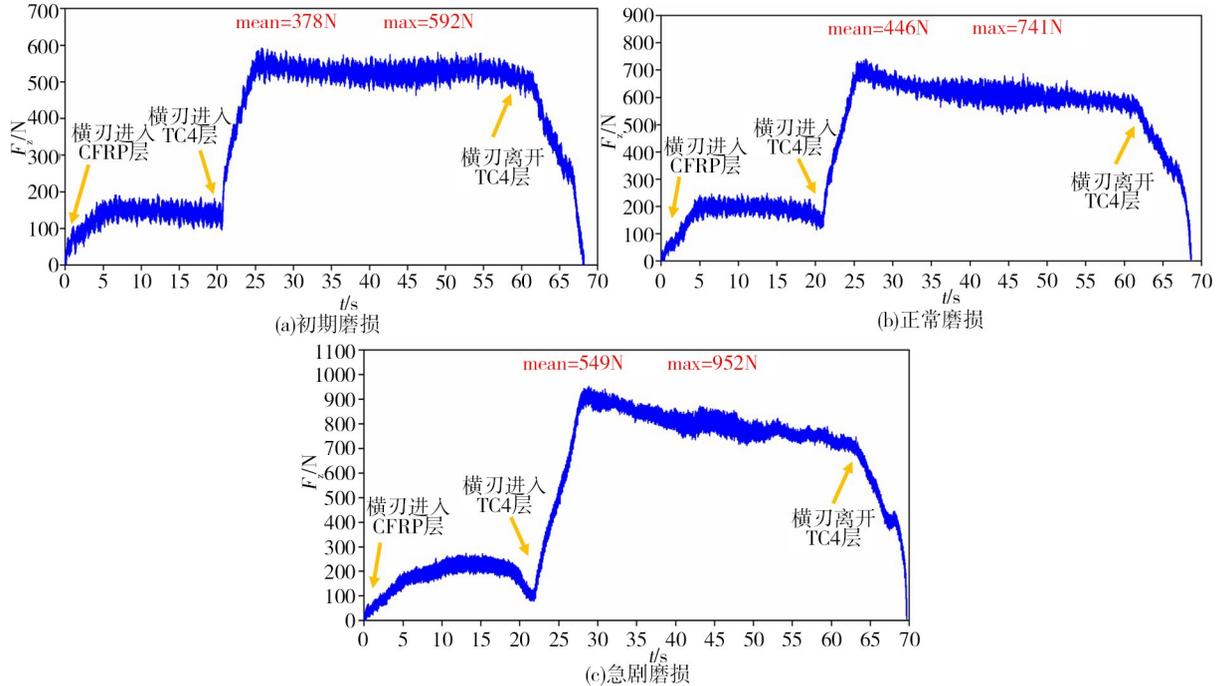


图4 不同刀具磨损阶段下轴向力信号变化曲线

Fig. 4 Variation curve of axial force signals at different stages of tool wear

图5为一次完整的CFRP/TC4叠层结构钻削过程中的声发射信号,从图中可以看出,在钻削CFRP层的过程中,声发射信号比较稳定,而在钻削TC4过程中,钛合金切屑与刀具、工件孔内壁的挤压碰撞释放的能量干扰了正常加工的声发射信号,使得刀具声

发射信号产生了大量的无规律突变,这些信号突变在时域波形图上表现为明显的突刺。且本文声发射信号采样频率为1 MHz,加工叠层过程中产生的数据量过大。因此,仅对CFRP层声发射信号进行分析。

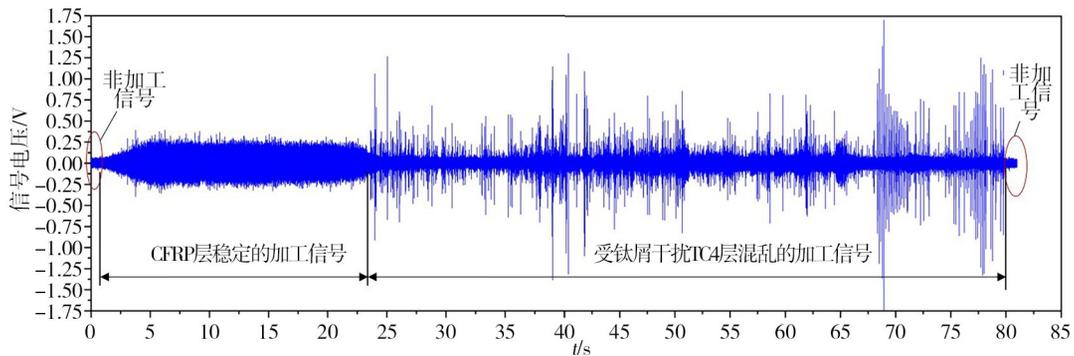


图5 CFRP/TC4叠层结构钻削过程中声发射信号变化曲线

Fig. 5 Variation curve of acoustic emission signals during drilling CFRP/TC4 laminated structure

图6为不同刀具磨损阶段下的原始声发射信号,从图中可以看出,CFRP层的声发射信号电压值随着刀具磨损逐渐减弱,其中,在初期磨损阶段信号电压绝对值的平均值为0.039 0 V,在正常磨损阶段信号

电压绝对值的平均值为0.015 7 V,在急剧磨损阶段信号电压绝对值的平均值仅为0.005 3 V。

简单地对试验中采集到的传感器信号进行分析,并不能充分建立传感器信号与刀具磨损之间的

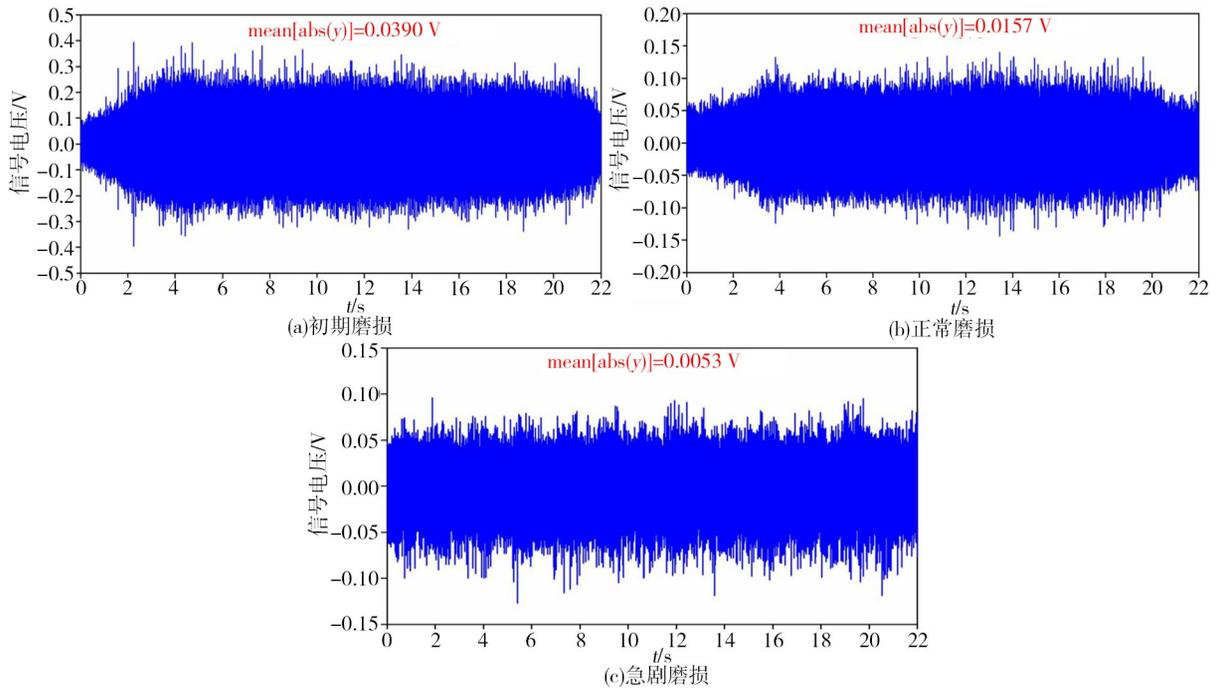


图6 不同刀具磨损阶段下声发射信号变化曲线

Fig. 6 Variation curve of acoustic emission signals at different stages of tool wear

关联,且原始的传感器信号数据量庞大冗杂,因此需要对传感器信号进行多域特征提取。

2.2 信号多域特征提取

信号的时域信息反映了钻削过程中信号随着加工时间增加的变化情况,可以直观地看出信号的瞬时以及连续的波动变化^[12]。本文选取了5个有量纲时域特征,均值(Mean, M)、标准差(Standard Deviation, SD)、

方差(Variance Deviation, Var)、峰值(Peak, P)和均方根值(Root Mean Square, RMS);6个无量纲时域特征,偏度系数(Skewness, Sk)、峭度系数(Kurtosis, Ku)、波形因子(Form Factor, FF)、峰值因子(Crest Factor, CF)、脉冲因子(Impulse Factor, IF)和裕度因子(Margin Factor, MF)。设采集的传感器信号为 $\{x_i(t), i=1, 2, 3, \dots, n\}$,各时域特征如表1所示。

表1 时域特征

Tab. 1 The features of time domain

时域特征	计算公式	时域特征	计算公式	时域特征	计算公式
均值	$M = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$	标准差	$SD = \sqrt{\frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n (x_i - M)^2}$	裕度因子	$MF = \frac{P}{\left(\frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n x_i ^{\frac{1}{2}}\right)^2}$
方差	$Var = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n (x_i - M)^2$	峰值	$P = \max(x_i)$	峰值因子	$CF = \frac{P}{RMS}$
均方根值	$RMS = \sqrt{\frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n (x_i)^2}$	偏度系数	$Sk = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n \left[\frac{(x_i - M)^3}{SD^3} \right]$	脉冲因子	$IF = \frac{P}{\frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n x_i }$
峭度系数	$Ku = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n \left[\frac{(x_i - M)^4}{SD^4} \right]$	波形因子	$FF = \frac{RMS}{\frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n x_i }$		

信号的频域信息反映了钻削过程中信号随着频率增加的变化情况,可以更加明晰地看出信号在不同频率段的信号幅值分布情况。本文选取了4个频域特征,频率均值(Frequency Mean, FM)、频率重心(Frequency Centroid, FC)、均方根频率(Root Mean Square Frequency, $RMSF$)和频率方差(Frequency

Variance, FV)。设原始信号经过傅里叶变换后的功率谱为 $\{p_i, i = 1, 2, 3, \dots, n\}$, f_i 表示第*i*个频谱所对应的频率。各频域特征如表2所示。

本文采用小波包变换对信号进行时频域特征提取,图7为三层小波包分解结构图。

图中 $S(0,0)$ 为原始时域信号, $S(i,j)$ 表示第*i*层

表2 频域特征

Tab. 2 Frequency domain features

频域特征	计算公式	频域特征	计算公式
频率均值	$FM = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n p_i$	频率重心	$FC = \frac{\sum_{i=1}^n f_i p_i}{\sum_{i=1}^n p_i}$
均方根频率	$RMSF = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n f_i^2 p_i}{\sum_{i=1}^n p_i}}$	频率方差	$FV = \frac{\sum_{i=1}^n (f_i - FC)^2}{\sum_{i=1}^n p_i}$

(即尺度数)第 j 个节点对应的分解信号。当 j 为偶数时,则表示该信号是经过低通滤波系数 $g(k)$ 分解得到的低频信号,当 j 为奇数时,则表示该信号是经过高通滤波系数 $h(k)$ 分解得到的高频信号。如果将信号 $x(t)$ 进行小波包分解至第 i 层,根据小波包分解理论,可以由式(1)得到各频带能量^[13]:

$$E_{ij} = \int |S_{ij}(t)|^2 dt = \sum_{k=1}^n |x_{ij}(k)|^2 \quad (1)$$

总能量计算公式如下:

$$E = \sum_{j=0}^{2^i-1} E_{ij} \quad (2)$$

所以,第 i 层的各频带的小波包能量百分比为:

$P_j = \frac{E_{ij}}{E}$ 。本文采用小波包变换对轴向力信号和声发射信号进行三层小波包分解,分别得到8个频带的小波包能量百分比。

2.3 特征选择

经过时域、频域和小波包特征提取,提取了轴向力信号、声发射信号共 $2 \times 23 = 46$ 个特征。然而,并非所有的特征和刀具磨损都有较强的相关性,相关性弱的特征不仅会增加刀具磨损状态的识别时间,还会影响最终的识别结果。本文采用皮尔逊相关系数来筛选与刀具磨损相关性较高的特征。其计算公式如下:

$$\rho_{XY} = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (3)$$

式中, X, Y 为两组待确定相关性的数据,分别有 n 个元素, \bar{X}, \bar{Y} 分别为两组数据的平均值; ρ_{XY} 为皮尔逊相关系数,其取值为 $[-1, 1]$, X 和 Y 的相关性由 ρ_{XY} 的绝对值来表示,其绝对值通过以下取值范围判断变量的相关强度: 0.8~1.0 极强相关, 0.6~0.8 强相关, 0.4~0.6 中等程度相关, 0.2~0.4 弱相关, 0.0~0.2 极弱相关或无相关。轴向力信号、声发射信号各特征与刀具磨损之间的相关性如表3所示。

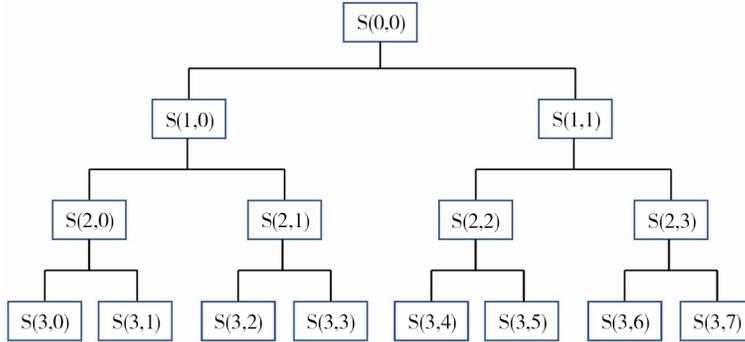


图7 三层小波包分解结构图

Fig. 7 The structure diagram of three-layer wavelet packet decomposition

表3 特征选择结果

Tab. 3 Feature selection results

	M	SD	Var	P	RMS	Sk	Ku	FF
轴向力信号	0.933	0.983	0.978	0.980	0.966	0.699	0.541	0.766
声发射信号	0.821	0.896	0.845	0.587	0.896	0.580	0.596	0.589
	CF	IF	MF	FM	FC	$RMSF$	FV	P_1
轴向力信号	0.806	0.837	0.848	0.932	0.452	0.434	0.434	0.346
声发射信号	0.745	0.731	0.722	0.835	0.895	0.929	0.935	0.328
	P_2	P_3	P_4	P_5	P_6	P_7	P_8	
轴向力信号	0.401	0.396	0.396	0.341	0.396	0.395	0.375	
声发射信号	0.099	0.478	0.264	0.856	0.806	0.632	0.720	

根据上表中的数据,选择相关性0.8以上的特征,则选取轴向力信号均值、标准差、方差、峰值、均方根值、峰值因子、脉冲因子、裕度因子和频率均值,以及声发射信号均值、标准差、方差、均方根、频率均值、频率重心、均方根频率、频率方差、 P_5 和 P_6 ,共19个特征。

3 刀具磨损阶段划分

CFRP/TC4叠层结构制孔刀具磨损的原因一方面是碳纤维颗粒对刀具材料的研磨所产生的磨粒磨损,另一方面是钻削钛合金层时刀具材料和钛合金切屑因为高温发生了氧化反应,导致钛合金黏结在刀具切削刃上,这些易碎的积屑瘤会随着钻削的进程慢慢从切削刃剥落,属于黏结磨损。随着磨损带

变宽,刀具与工件接触面积增大,所产生的钻削力和温度逐渐增大,导致制孔质量逐渐恶化。刀具在加工过程中通常被划分成三个阶段,即初期磨损阶段、正常磨损阶段和急剧磨损阶段^[14]。图8为CFRP/TC4叠层结构钻削过程中不同刀具磨损阶段下超景深光学显微镜拍摄的刀具磨损图片,刀具的主要磨损形式表现为,后刀面磨损带变宽、切削刃退化以及钛合金黏结等,主切削刃后刀面和横刃磨损是刀具的主要磨损部位,其中,外缘转角位于后刀面距离钻头最远位置,此处切削速度最大,磨损最为显著,所以,本文以刀具外缘转角处最大磨损值 VB_{emax} 为磨损指标,其磨损量测量示意图如图9所示。

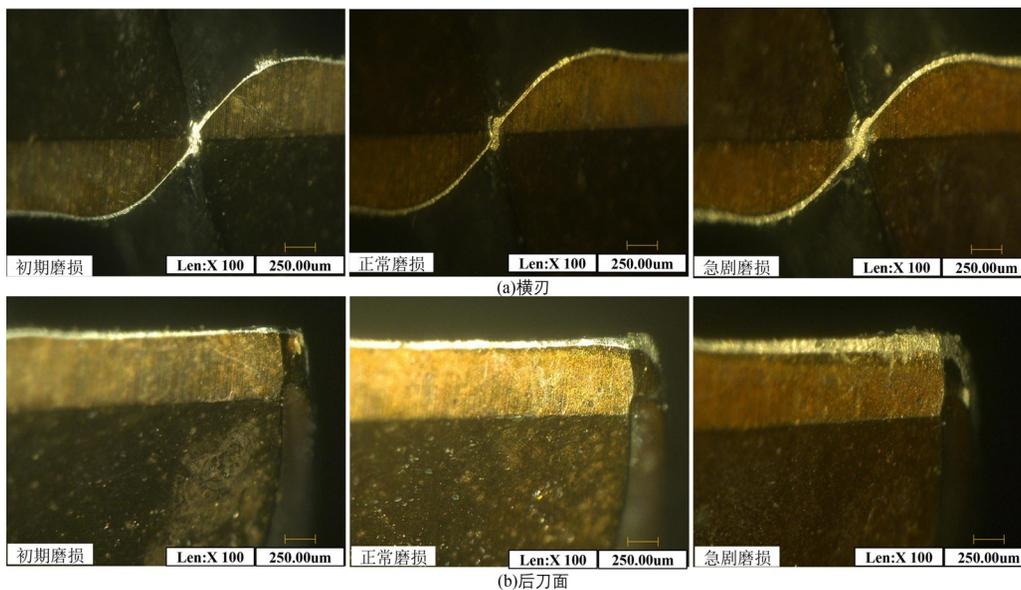


图8 刀具磨损形貌

Fig. 8 The morphology of tool wear

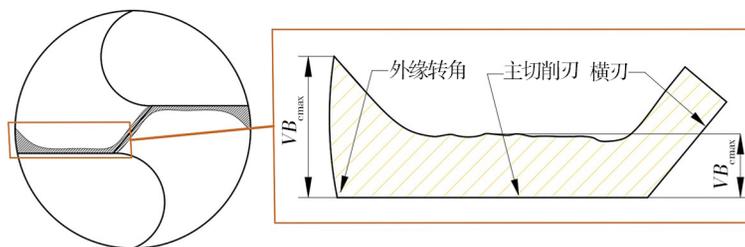


图9 外缘转角磨损测量

Fig. 9 The measurement of outer corner wear

理论上,通常以刀具后刀面最大磨损带宽度 $VB_{\text{max}}=0.3\text{ mm}$ 作为磨钝标准。然而,在实际生产中,由于加工工件材料性能各异,尤其本试验对CFRP和TC4两种材料进行一体化钻削,不能采用通常的刀具磨钝标准。划分合适的刀具磨损阶段,是为了准确更换刀具,从而获得更好的加工质量,因此刀具磨损阶段需结合工件表面质量来划分的。如图10和11所示,钻削前20个孔时,CFRP和TC4的孔壁粗糙度较大且不稳定,此时 VB_{emax} 增加快速,在第20个孔达

到了 $95\ \mu\text{m}$ 。随着钻孔数继续增加,CFRP和TC4的孔壁粗糙度开始减小,在第30个孔左右,孔壁粗糙度开始逐渐增大,当制孔数到达110个时,TC4的孔壁粗糙度已超出飞机制造工业中对于金属构件机械加工切口表面粗糙度 $1.6\ \mu\text{m}$ 的标准。当制孔数到达120 h,CFRP的孔壁粗糙度也已超出飞机制造工业中对于复合材料机械加工切口表面粗糙度 $3.2\ \mu\text{m}$ 的标准^[15],而在钻孔数20~110之间,刀具磨损增长比较缓慢,在钻完孔110后, VB_{emax} 达到 $150\ \mu\text{m}$,随着钻

孔数继续增加, VB_{cmax} 快速增长。

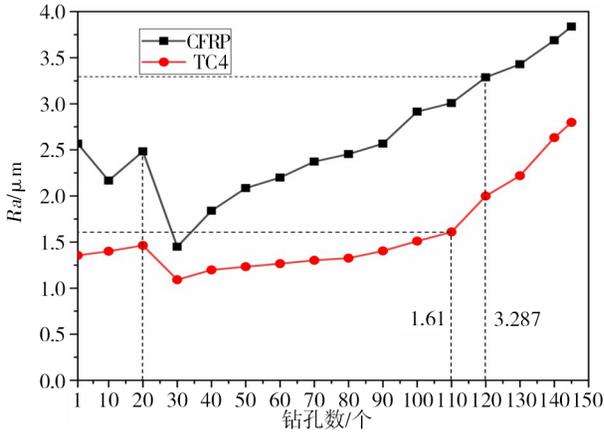


图 10 钻孔数与孔壁粗糙度的关系

Fig. 10 The relationship between the number of drilled holes and the roughness of the hole wall

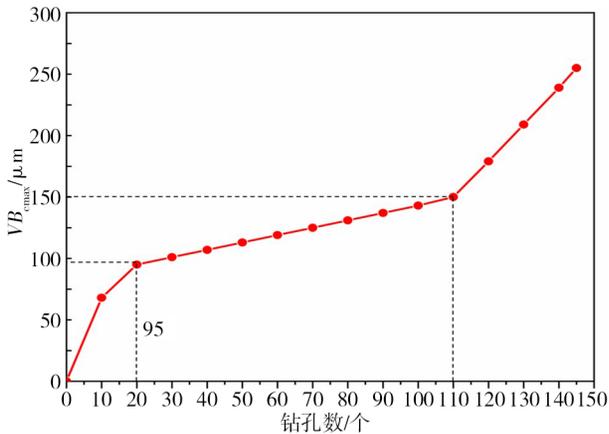


图 11 钻孔数与外缘转角处最大磨损量的关系

Fig. 11 The relationship between the number of drilled holes and the maximum outer corner wear

综上所述,结合 CFRP 和 TC4 的孔壁粗糙度和钻头外缘转角处最大磨损量 VB_{cmax} 变化规律,本文将钻头划分成三个磨损阶段:初期磨损阶段($0 \mu\text{m} < VB_{\text{cmax}}$

$\leq 95 \mu\text{m}$)、正常磨损阶段($95 \mu\text{m} < VB_{\text{cmax}} \leq 150 \mu\text{m}$)和急剧磨损阶段($VB_{\text{cmax}} > 150 \mu\text{m}$)。

4 CNN-LSTM 刀具磨损状态监测模型

4.1 CNN 与 LSTM 概述

卷积神经网络 (Convolutional Neural Network, CNN) 是一类包含卷积计算且具有深度结构的前馈神经网络,是深度学习的代表算法之一,主要由数据输入层、卷积层、ReLU 激活层、池化层,全连接层组成^[16]。因卷积层每次进行卷积操作都要经过激活函数,所以在实际应用中通常将卷积层和 ReLU 激活层共同称为卷积层。其中,卷积层和池化层的主要作用是特征提取,本文数据集属于小样本数据集,因此卷积神经网络中没有池化层。全连接层主要是根据提取到的特征实现分类预测。卷积神经网络分为一维卷积、二维卷积和三维卷积神经网络,其中一维卷积神经网络主要应用在时间序列数据上^[17],本文主要应用一维卷积神经网络,假设其第 l 层是卷积层,则一维卷积的计算为:

$$x_k^l = f\left(\sum_{i=1}^n x_i^{l-1} * w_{ik}^l + b_k^l\right) \quad (4)$$

式中, x_k^l 为 l 层第 k 次卷积映射; f 为激活函数, n 为输入做卷积映射的数量; $*$ 为卷积操作; w_{ik}^l 为 l 层第 k 个卷积核做第 i 次运算的权值; b_k^l 为 l 层相对应第 k 个卷积核的偏置。

长短期记忆神经网络 (Long-Short Term Memory Neural Networks, LSTM) 是一种特殊的循环神经网络,相较于传统的循环神经网络, LSTM 网络在隐含层内部加入了输入门、输出门和遗忘门,并且增加了用于存储记忆的单元,解决了在进行反向传播时面临的梯度消失或者梯度爆炸问题^[18],其网络结构如图 12 所示。

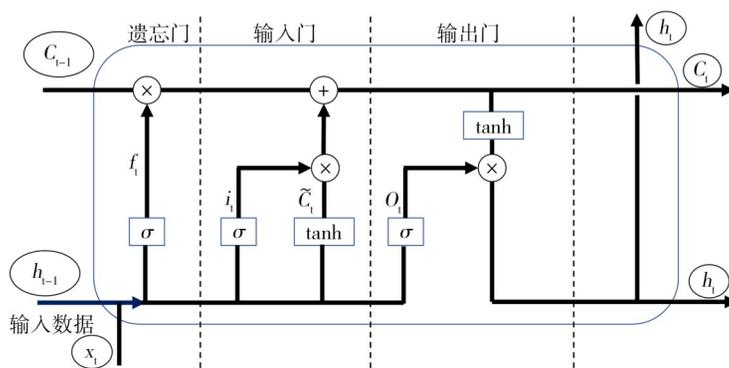


图 12 长短期记忆神经网络隐含层内部结构

Fig. 12 Hidden layer internal structure of long short-term memory neural networks

其中,第一道门为遗忘门,它主要控制信息的遗忘程度,对细胞单元状态中的历史信息选择性丢弃,

用数学形式表示为:

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (5)$$

第二道门为输入门,它主要控制输入记忆单元的信息量,选择性保存新信息到细胞单元状态中,用数学形式表示为:

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (6)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (7)$$

$$C_t = f_t \cdot C_{t-1} \cdot i_t \cdot \tilde{C}_t \quad (8)$$

第三道门为输出门,它主要控制输出单元的权重,根据细胞单元状态决定输出信息,用数学形式表示为:

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (9)$$

$$h_t = o_t \cdot \tanh(C_t) \quad (10)$$

式中, W_f 、 W_i 、 W_c 和 W_o 为遗忘门、输入门、细胞状态和输出门的权重; b_f 、 b_i 、 b_c 和 b_o 为遗忘门、输入门、细胞状态和输出门的偏置; f_t 、 i_t 、 o_t 和 C_t 分别表示 t 时刻对应的遗忘门、输入门、输出门结构和细胞单元状态; h_{t-1} 、 h_t 分别为 $t-1$ 、 t 时刻的隐藏层信息; C_{t-1} 为 $t-1$ 时刻的细胞状态信息; \tilde{C}_t 为候选细胞状态, x_t 为 t 时刻输入信息; σ 为Sigmoid激活函数。

4.2 模型训练及磨损状态识别

试验中2把钻头分别钻了145个孔,其中1号刀数据作为神经网络的训练集,按照8:2的比例,从2号刀试验数据中选择36组作为测试集,因为初期磨损、正常磨损和急剧磨损孔数占比为20:90:35,故这36组测试集由随机的5组初期磨损、22组正常磨损和9组急剧磨损数据组成。结合上节特征选择提取的19个特征,神经网络的输入则是 181×19 的矩阵。由于矩阵内数值各异,大小不一,大大地降低了神经网络的泛化能力和计算速度,故采用最大最小归一化法对数据进行标准化,具体公式如下^[19]:

$$x' = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (11)$$

式中, x' 为归一化后的数据,取值0~1之间。在 x_{\max} 为样本数据的最大值, x_{\min} 是样本数据的最小值。以钻头的磨损状态标签作为神经网络的输出,便于后面输出的可视化,其标签的划分如表4所示。

表4 刀具磨损状态标签划分

Tab. 4 Tool wear condition label division

外缘转角处最大磨损量 VB_{\max}	刀具磨损状态	标签
$0 \mu\text{m} < VB_{\max} \leq 95 \mu\text{m}$	初期磨损	1
$95 \mu\text{m} < VB_{\max} \leq 150 \mu\text{m}$	正常磨损	2
$VB_{\max} > 150 \mu\text{m}$	急剧磨损	3

关于神经网络参数设置:最大迭代次数设置为700次;初始学习率设置为0.002;为了防止过拟合,在神经网络中加入L2正则化,正则化参数设置为

0.0001。如图13和14所示。随着迭代训练的增加,训练集准确率不断增大、损失值不断减小,直至收敛。

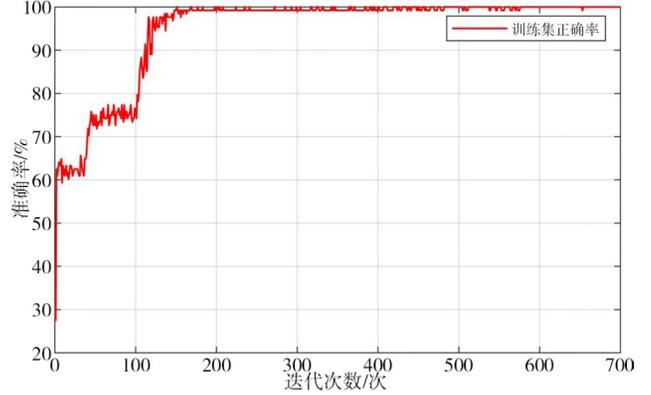


图13 训练集准确率曲线

Fig. 13 The accuracy curve of training set

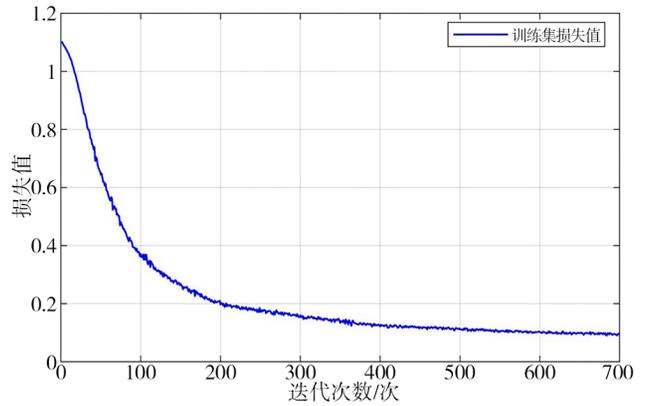


图14 训练集损失函数曲线

Fig. 14 The function curve of training set loss

将最大最小归一化处理后的训练样本数据与测试样本数据导入到先前已经搭建好的CNN-LSTM刀具磨损状态监测模型中,得到刀具磨损状态识别结果如图15和16所示。训练集145组数据的预测值和真实值曲线完全贴合,预测结果全部正确,训练集正确率高达100%。而36组测试集中,第一组数据本应该属于初期磨损数据,被神经网络错误判定为正常磨损数据,除此之外,剩余35组预测值和真实值全部贴合,判断正确,测试集正确率高达97.222%。结果表明,基于多域特征提取结合CNN-LSTM深度学习模型在CFRP/TC4叠层结构制孔过程中,对硬质合金涂层麻花钻磨损状态有很好的识别和预测效果。

将BP神经网络模型、CNN模型、LSTM模型与本文中的CNN-LSTM模型进行比较,以测试集准确率作为识别准确率,取三次识别准确率的平均值作为最终结果,结果如表5所示。结果表明,不管是相较于传统的BP神经网络,还是单独的CNN或者LSTM深度学习模型,CNN-LSTM模型具有更好的识别准确率。

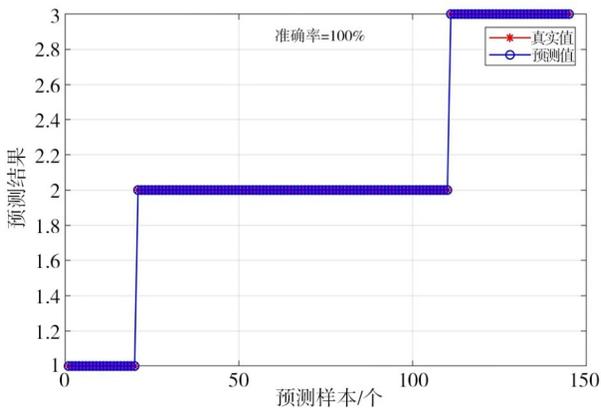


图 15 145组训练集的预测结果

Fig. 15 The prediction results of 145 training set

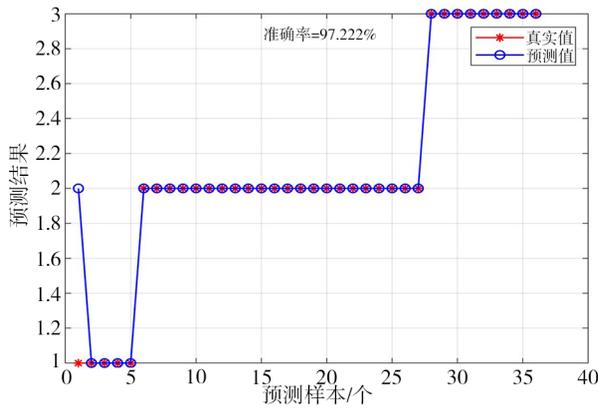


图 16 36组测试集的预测结果

Fig. 16 The prediction results of 36 test set

表格 5 不同模型识别准确率对比

Fig. 5 Comparison of recognition accuracy of different models

模型	识别准确率
BP 神经网络	0.926
CNN	0.958
LSTM	0.963
CNN-LSTM	0.972

5 结论

本文通过提取钻削 CFRP/TC4 叠层结构过程中的轴向力和声发射信号的多域特征,结合刀具磨损量和加工孔的质量划分刀具磨损阶段标签,最后通过 CNN-LSTM 深度学习模型识别钻头磨损状态。得出以下结论:

(1)轴向力信号均值、标准差、方差、峰值、均方根值、峰值因子、脉冲因子、裕度因子和频率均值,以及声发射信号均值、标准差、方差、均方根、频率均值、频率重心、均方根频率、频率方差、 P_5 和 P_6 ,共 19 个特征与刀具磨损相关性极强,适合监测刀具磨损。

(2)根据钻头整个生命周期内 CFRP、TC4 孔壁粗糙度变化,以及外缘转角处最大磨损量的变化,划分

了钻头磨损阶段,初期磨损阶段: $0 \mu\text{m} < VB_{\text{cmax}} \leq 95 \mu\text{m}$,正常磨损阶段: $95 \mu\text{m} < VB_{\text{cmax}} \leq 150 \mu\text{m}$,急剧磨损阶段: $VB_{\text{cmax}} > 150 \mu\text{m}$ 。

(3)将筛选出的特征向量作为 CNN-LSTM 模型的输入,刀具磨损状态标签作为输出,结果表明,模型识别准确率为 97.22%。该模型可以很好地识别 CFRP/TC4 叠层结构钻削过程中钻头磨损状态。

参考文献

[1] XU J, JI M, CHEN M. On the quantitative analysis of drill edge wear when machining CFRP/Ti6Al4V stacks [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2020, 108(5): 1463-1472.

[2] ABRAO A M, FARIA P E, Rubio J C C, et al. Drilling of fiber reinforced plastics: A review [J]. Journal of Materials Processing Technology, 2007, 186(1-3): 1-7.

[3] DAHNEL A N, ASCROFT H, BARNES S. An investigation of hole quality during drilling of carbon fibre reinforced plastic and titanium (Ti6Al4V) using tungsten carbide drills [J]. Materials Today: Proceedings, 2020, 29: 161-167.

[4] SENTHILKUMAR M, PRABUKARTHI A, KRISHNARAJ V. Study on tool wear and chip formation during drilling carbon fiber reinforced polymer (CFRP)/titanium alloy (Ti6Al4V) stacks [J]. Procedia Engineering, 2013, 64: 582-592.

[5] 邹凡,王贤锋,周磊,等. 刀具磨损对 CFRP/Ti 叠层制孔精度影响的试验研究 [J]. 工具技术, 2020, 54(11): 18-21.

ZOU F, WANG X F, ZHOU L, et al. Experimental study on influence of tool wear on precision of CFRP/Ti stacks drilling [J]. Tool Engineering, 2020, 54(11): 18-21.

[6] 刘辉,张超勇,戴稳,等. 基于堆叠稀疏去噪自动编码网络与多隐层反向传播神经网络的铣刀磨损预测模型 [J]. 计算机集成制造系统, 2021, 27(10): 2801-2812.

LIU H, ZHANG C Y, DAI W, et al. Prediction model of milling cutter wear based on SSDAE-BPNN [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2021, 27(10): 2801-2812.

[7] 何彦,凌俊杰,王禹林,等. 基于长短时记忆卷积神经网络的刀具磨损在线监测模型 [J]. 中国机械工程, 2020, 31(16): 1959-1967.

HE Y, LING J J, WANG Y L, et al. In-process tool wear monitoring model based on LSTM-CNNP [J]. China Mechanical Engineering, 2020, 31(16): 1959-1967.

[8] 马晶,白峥言,刘献礼,等. 结合 GA-BP 与集成学习的钻削过程刀具状态实时监测 [J]. 机械科学与技术, 2023(10): 1678-1689.

MA J, BAI Z Y, LIU X L, et al. Real-time monitoring of tool state in drilling process combined with GA-BP and ensemble learning [J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2023(10): 1678-1689.

- [9] QIAO H, WANG T, WANG P. A tool wear monitoring and prediction system based on multiscale deep learning models and fog computing [J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2020, 108(7): 2367-2384.
- [10] TETI R, SEGRETO T, CAGGIANO A, et al. Smart multi-sensor monitoring in drilling of CFRP/CFRP composite material stacks for aerospace assembly applications [J]. *Applied Sciences*, 2020, 10(3): 758.
- [11] ZHUANG K, SHI Z, SUN Y, et al. Digital twin-driven tool wear monitoring and predicting method for the turning process [J]. *Symmetry*, 2021, 13(8): 1438.
- [12] 董礼仪. 多传感器融合的刀具磨损预测及多工况迁移学习研究 [D]. 成都: 电子科技大学, 2020.
- DONG L Y. Tool Wear Prediction Based on Multi-sensor Information Fusion and Transfer Learning Under Multiple Operating Conditions [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2020.
- [13] HUANG Z, ZHU J, LEI J, et al. Tool wear predicting based on multi-domain feature fusion by deep convolutional neural network in milling operations [J]. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 2020, 31(4): 953-966.
- [14] 冷小龙, 李鹏南, 邱新义, 等. 阶梯钻削碳纤维复合材料-钛合金叠层板刀具磨损试验研究 [J]. *宇航材料工艺*, 2018, 48(2): 86-90.
- LENG X L, LI P N, QIU X Y, et al. Tool wear of step drill drilling CFRP/TC4 stacks [J]. *Aerospace Materials & Technology*, 2018, 48(2): 86-90.
- [15] 王昌赢. CFRP/Ti叠层结构钻削损伤对孔壁质量和制孔精度作用机理与损伤抑制技术 [D]. 上海: 上海交通大学, 2017.
- WANG C Y. Drilling Damage Mechanism of CFRP/Ti Stacks Based on Hole Wall Quality and Accuracy and Damage Suppression Technology [D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2017.
- [16] GU J, WANG Z, KUEN J, et al. Recent advances in convolutional neural networks [J]. *Pattern Recognition*, 2018, 77: 354-377.
- [17] MA J, LUO D, LIAO X, et al. Tool wear mechanism and prediction in milling TC18 titanium alloy using deep learning [J]. *Measurement*, 2021, 173: 108554.
- [18] ZHAO R, WANG J, YAN R, et al. Machine health monitoring with LSTM networks [C]//2016 10th International Conference on Sensing Technology (ICST), IEEE, Nanjing, 2016: 1-6.
- [19] YAN B, ZHU L, DUN Y. Tool wear monitoring of TC4 titanium alloy milling process based on multi-channel signal and time-dependent properties by using deep learning [J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2021, 61: 495-508.