

面向钻削过程监测的振动信号处理及状态分类*

代 煜, 王景港, 曹广威, 张建勋, 贾 宾

(南开大学机器人与信息自动化研究所 天津, 300071)

摘要 易变形结构在钻削过程中因受力而产生形变,不能根据刀具的钻削距离判断刀具所处状态。钻削过程中刀具切入易变形结构不同的位置会产生不同幅度的振动,通过对加速度传感器采集到的振动信号进行快速傅里叶变换(fast Fourier transform,简称FFT),将钻削过程分为5个状态。通过计算系统基频整数次谐波分量幅值的变异系数,选取部分谐波分量的幅值作为特征量进行阶段监测。选用线性转换和对数转换相结合的方式实现输入数据的归一化,输入到支持向量机与多层前馈(back propagation,简称BP)神经网络进行钻削状态分类。实验表明:支持向量机在所有钻削状态的识别准确率在85%以上,部分钻削状态的识别准确率达到100%;BP神经网络分类器的识别准确率略低于支持向量机。根据所识别的状态控制刀具在即将钻透时停止,测量易变形结构剩余厚度验证了该方法的精确性。

关键词 钻削;振动信号;状态识别;快速傅里叶变换;支持向量机

中图分类号 TP242; TH781; R612

引 言

易变形结构由于刚度低的特点,在钻削加工过程中会因受到切削力的作用而产生形变,钻削刀具的行进距离并不等于钻削深度,采用针对刚性结构加工监测的方法很难达到加工状态监测的要求。为了实现对易变形结构钻削状态监测,学者们开展了大量研究。黄贤振等^[1]研究了铣削力等铣削参数对薄壁铣削可靠性的影响。姜涛^[2]研究了波导类薄壁铝合金件侧壁钻削加工变形问题。钻削状态监测方面的研究主要集中在通过传感器间接获取钻削状态信息,实现对钻削过程的实时监测^[3]。对钻削状态监测的信号常用的有切削力^[4]、振动信号^[5-7]、声压信号^[8]或多信号结合^[9-10]。

文献[5]通过对振动数据的分析,运用支持向量机、神经网络、贝叶斯分类器检测了钻孔过程中9 mm麻花钻的磨损状态,实验证明在样本数量较小的条件下,支持向量机有更优的性能。文献[6]对微型钻孔过程中的振动信号进行时频域研究,提取出刀具磨损的敏感特征,实验结果表明,基于频域特征的神经网络模型优于基于时域特征的神经网络模型。文献[7]采用非接触式激光位移传感器,获取骨钻削过程中骨的振动信息。通过小波包变换提取了

在钻削不同组织结构的振动特性,提出了一种基于骨振动信号处理的钻削工况监测方法。但在实验过程中需考虑光路的遮挡,以及冷却液对光路的干扰等问题是文献[7]的不足之处。振动信号的某些特性可直接反映刀具与钻削工件间的接触状态,并可弥补上述方法的不足。

文献[11]将刚性材料的钻削过程分为钻前、钻中和钻出3个阶段,建立了与切削状态相匹配的信号模型。由于易变形材料会随着刀具的进给逐渐产生形变,故将钻削过程分为钻削准备阶段、引钻阶段、钻孔阶段、临界阶段和出钻阶段5个阶段。笔者以钻削厚度为3 mm的合成木板为例,分析易变形结构的钻削过程、振动信号处理以及状态分类方法。通过对振动信号频域特征的分析,进而辨识出不同阶段,并将提取的特征量对多分类支持向量机以及BP神经网络分类器进行学习训练,训练好的支持向量机与BP神经网络分类器可用于易变形结构钻削状态的分类。

1 钻削过程中加速度信号的采集

在钻削易变形结构的过程中,钻削刀具是振动的激励源,同时也会受到易变形结构体的反作用。

* 国家自然科学基金资助项目(61773223);天津市自然科学基金资助项目(18JCYBJC18800)

收稿日期:2020-09-29;修回日期:2021-03-24

加速度传感器采集的刀具振动信号,是自身振动和易变形结构体的反作用叠加的结果。

图1为实验装置。钻削动力工具固定在运动平台上,加速度传感器使用不锈钢卡箍固定在钻削动力工具上。实验所用传感器型号为PCB352C33的单轴加速度传感器,采样频率为10 kHz。

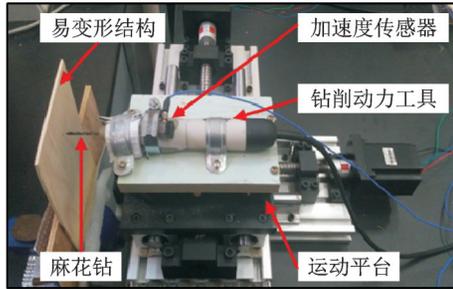


图1 实验装置

Fig.1 Experimental setup

在钻削厚度为3 mm合成木板的过程中采集加速度信号,每隔1 024个采样点进行一次傅里叶变换,提取基频整数次谐波分量的幅值。钻削过程参数如下:刀具的主轴转速为30 kr/min(主轴振动的基频为500 Hz);平台运动速度为1.25 mm/s。

2 易变形结构受迫振动建模

在易变形结构钻削过程中,钻削产生的振动由自由振动、受迫振动及自激振动组成。笔者主要研究刀具的受迫振动。考虑到易变形结构固定方式的特点,将其简化为如图2所示的系统动力学模型。

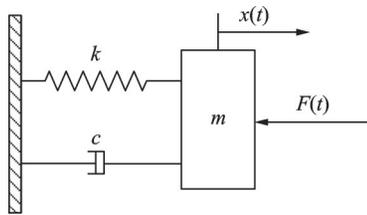


图2 系统动力学模型

Fig.2 Dynamics model of system

为简便计算,将钻削过程中刀具作用在易变形结构的力集中于一点,则模型的振动微分方程为

$$m \frac{d^2 x(t)}{dt^2} + c \frac{dx(t)}{dt} + kx(t) = F(t) \quad (1)$$

其中: m 为系统的等效质量; k 为系统的等效刚度; c 为系统的等效阻尼; $x(t)$ 为位移; $F(t)$ 为切削力。

在钻削过程中,由于钻削装置结构的不平衡以及刀具快速旋转,切削力包含恒力分量以及周期性分量。

$$F(t) = A_0 + \sum_{i=1}^n A_i \sin(2\pi i f t + \theta_i) \quad (2)$$

其中: f 为钻削动力工具的转动频率; n 为力的个数; A_0, A_i 为相应切削力的系数; θ_i 为相应切削力的初始相位。

由于在钻削过程中刀具的转动频率远大于系统的固有频率,因此式(1)的解为

$$x(t) = \frac{A_0 + \sum_{i=1}^n A_i \sin(2\pi i f t + \theta_i)}{2\pi i f \sqrt{(2\pi i f m)^2 + c^2}} \quad (3)$$

由式(3)可推导出在钻削易变形结构的过程中,动力工具的加速度信号为

$$a(t) = \frac{d^2 x(t)}{dt^2} + r(t) = \sum_{i=1}^n B_i \sin(2\pi i f t + \varphi_i) + r(t) \quad (4)$$

其中: $r(t)$ 为噪声; φ_i 为相应加速度的初始相位; B_i 为相应谐波的幅度。

B_i 可表示为

$$B_i = \frac{-A_i 2\pi i f}{\sqrt{(2\pi i f m)^2 + c^2}} \quad (5)$$

根据式(3)~(5)可知,振动产生的位移和加速度是由多个分量叠加而成,这些分量应是在 f 的整次倍数处出现。因此,在频域分析时应重点研究动力工具主轴旋转频率整倍数处的幅值。

3 钻削过程分析及振动信号处理

在钻削过程中,易变形结构随着刀具的进给逐渐产生形变。根据钻削过程中刀具与易变形结构接触位置的不同,笔者将钻削厚度为3 mm合成木板的整个过程分为5个不同阶段。图3为一个完整的钻削过程中采集的加速度信号,包含了5个阶段的加速度信号的频域特征。快速傅里叶变换之后,需要将结果除以 $N/2$ (N 为采样点数)才能得到真正的幅值。本实验后续进行数据归一化,同时为了直观显示各幅值差异,所以不对幅值变换处理。由于接触时易变形结构的形变,故钻孔到出钻过程的时间会大于2.4 s。

1) 钻削准备阶段。刀具稳定至一定转速后,运动平台开始以一定速度推动刀具接近易变形结构。此阶段刀具未接触到易变形结构,加速度传感器采集的加速度信号主要由动力工具自身高速旋转引起。由图3中的时域图可以看出,本阶段加速度较小。从频域图中可以看出,本阶段2次、4次、6次

(即频率为动力工具主轴旋转频率 2 倍、4 倍、6 倍) 谐波的幅度均较小。

2) 引钻阶段。此阶段是钻削过程的开始,刀具开始接触易变形结构表面并逐渐切入易变形结构内部。易变形结构开始产生形变,且形变随着刀具的

深入逐渐增大,刀具和易变形结构在相互作用下产生较强的振动。由图 3 中的时域图可以看出,本阶段加速度信号逐渐增大。从频域图中可以看出,在本阶段基频的 4 次、6 次谐波的幅度相较于前一阶段有较大改变。

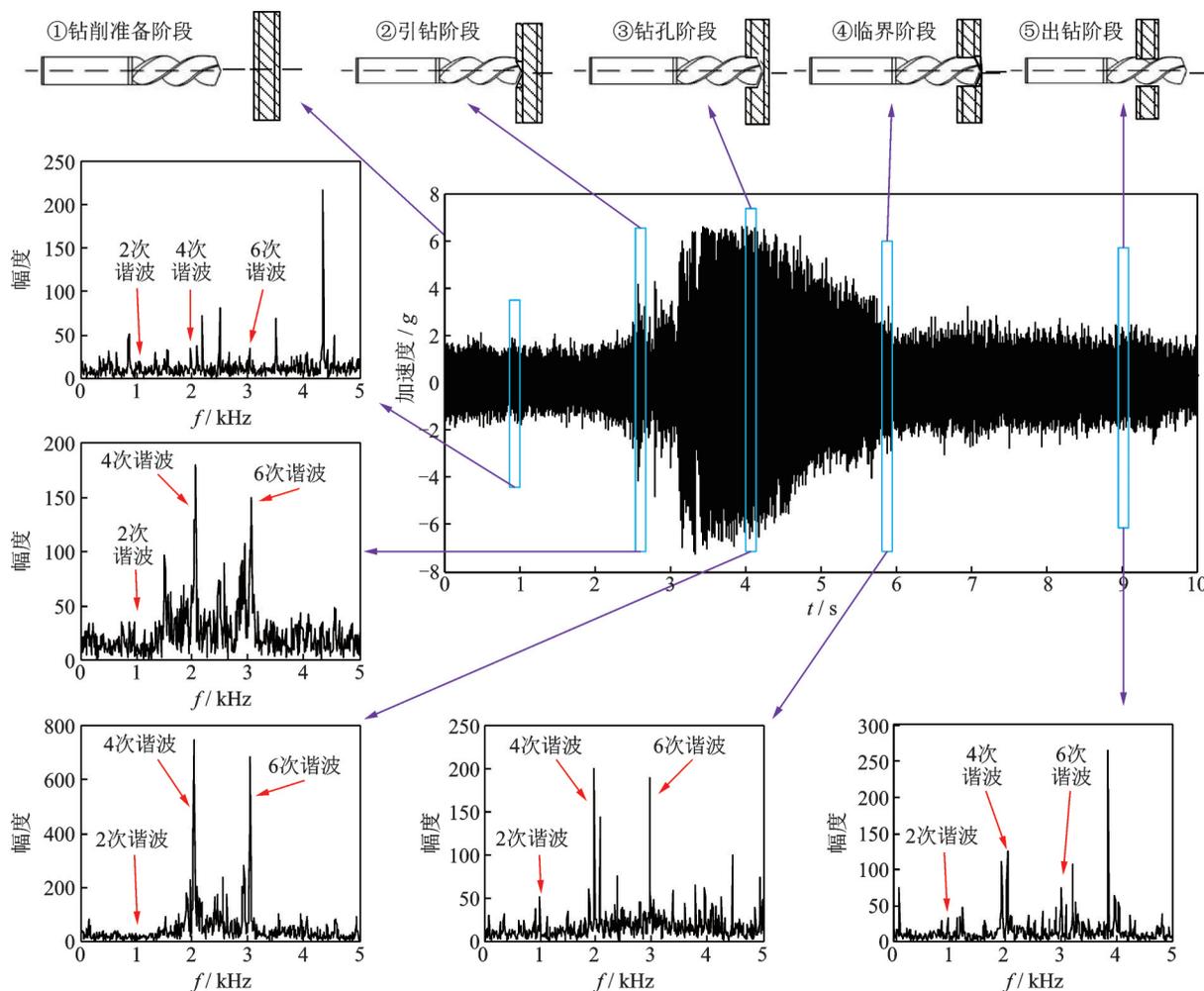


图 3 钻削过程加速度信号

Fig.3 Acceleration signal in drilling process

3) 钻孔阶段。此阶段刀具完全切入易变形结构,易变形结构的形变量逐渐接近最大值。本阶段是钻削过程的主要阶段,在本阶段中刀具与易变形结构间的相互作用达到最大。由图 3 中时域图可以看出,在本阶段加速度信号达到最大值。从频域图中可以看出,在本阶段基频的 4 次、6 次谐波的幅度也达到了最大值。

4) 临界阶段。此阶段刀具从易变形结构内部即将切出,钻削刀具受力逐渐减小,因而刀具与易变形结构间的相互作用逐渐减小,钻削工作即将完成。由图 3 中的时域图可以看出,本阶段加速度信号在逐渐减小。从频域图中可以看出,本阶段基频

的 4 次、6 次谐波的幅度减小,但 2 次谐波的幅度有所增大,这是本阶段区别于引钻阶段的一个特征。

5) 出钻阶段。当钻刃完全切出工件时,标志着钻削工作完成。在此阶段刀具理论上不再与易变形结构发生相互作用,易变形结构的形变量快速减小,钻削刀具在钻孔中旋转。易变形结构在回弹的过程中仍会与刀具产生摩擦作用,因而此阶段的加速度信号与钻削准备阶段不同。由图 3 中的时域图可以看出,本阶段加速度信号与钻削准备阶段的振动信号相近,但幅值仍有所不同。由频域图可以看出,2 次、4 次、6 次谐波的幅度相较于前一阶段均有减小,但大于钻削准备阶段的幅度。

4 数据归一化与特征量选取

4.1 数据归一化

数据处理中常用的归一化方法有线性函数转换和对数函数转换,如式(6),(7)所示

$$y = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (6)$$

$$y = \lg x \quad (7)$$

其中: x 为样本转换前的值; y 为样本转换后的值; x_{\max} 和 x_{\min} 为样本的最大值和最小值。

由图3可以看出,钻削准备阶段和钻透阶段部分主轴振动整数次谐波分量的幅值差异较小,数据归一化时只使用线性函数转换或者对数函数转换得到的结果中,数据之间的差异不够明显,故这里选用对数函数转换和线性函数转换结合的方法来提升2个阶段相应特征间差异性,公式为

$$y = \frac{\lg x - \lg x_{\min}}{\lg x_{\max} - \lg x_{\min}} \quad (8)$$

同时,采用式(6)所示的线性函数进行转换,表1为2种方法的数据归一化结果对比。

表1 数据归一化结果对比

归一化方法	谐波	准备阶段	出钻阶段	数据差
线性转换	1次谐波	0.148 4	0.034 0	0.114 4
	2次谐波	0.130 1	0.050 7	0.079 4
	3次谐波	0.105 8	0.026 2	0.079 6
	4次谐波	0.020 0	0.120 3	-0.100 3
	5次谐波	0.114 2	0.024 3	0.089 9
	6次谐波	0.010 4	0.053 8	-0.043 4
复合转换	1次谐波	0.402 4	0.135 8	0.266 6
	2次谐波	0.349 8	0.172 8	0.177 0
	3次谐波	0.327 1	0.110 5	0.216 6
	4次谐波	0.194 6	0.515 6	-0.321 0
	5次谐波	0.465 9	0.186 0	0.279 9
	6次谐波	0.121 2	0.355 2	-0.234 0

从表1可以看出,笔者采用对数转换与线性转换相结合的方法,能够使2个阶段相应特征的差异均有所提升,因而笔者采用此方法来实现分类器数据的归一化。

4.2 特征量选取

在钻削过程的不同阶段,基频整数次谐波分量的幅值均有不同。为了减少计算量,选择在钻削过

程不同阶段幅值差异较大的几个谐波分量作为钻削阶段分类的特征向量。笔者通过变异系数描述整数次谐波分量的幅值在钻削过程不同阶段的差异性。

$$C_v = \frac{\sigma}{\mu} \quad (9)$$

其中: C_v 为谐波分量幅值的变异系数; σ 为谐波分量幅值的标准差; μ 为谐波分量幅值的均值。

通过5次对厚度为3 mm合成木板的钻削实验,获取计算各整数次谐波分量幅值变异系数的数据。这里以1次谐波幅值的变异系数的计算过程为例进行简要说明。对5个钻削阶段中的1次谐波分量,每个阶段取5次实验共20个实验数据,计算出每个阶段1次谐波幅值的均值,然后将5个钻削阶段1次谐波幅值均值的标准差与均值按照式(9)计算1次谐波幅值的变异系数。按照相同的方法,计算其他整数次谐波分量幅值的变异系数,计算结果如图4所示。可以看出,1次、2次、3次谐波的变异系数较小,4次、5次、6次谐波的变异系数较大。由于4次、5次、6次谐波的幅值在钻削过程的不同阶段差异性较大,故选择4次、5次、6次谐波分量的幅值作为特征向量。

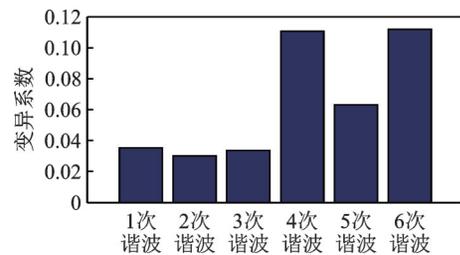


图4 整数次谐波分量幅值的变异系数

Fig.4 Coefficient of variation of integer harmonic component amplitude

5 支持向量机与BP神经网络

常用的分类算法有决策树、遗传算法、神经网络、朴素贝叶斯、支持向量机、粗糙集方法及模糊集方法等,笔者选用支持向量机与神经网络算法作为钻削状态分类的方法。

支持向量机是为解决两分类问题提出的^[12],其主要思想是通过已知样本推出一个函数,将输入空间变换到一个高维空间,并找出一个分类平面作为决策平面,使正例和反例之间的隔离边缘被最大化,在解决小样本、非线性及高维问题时表现出很多独特的优势^[13]。LIBSVM是一个可以解决两类分类、多类分类以及回归等问题的软件包^[14]。基于

LIBSVM的钻削状态分类具体流程为:①按照LIBSVM软件包的格式要求建立数据集;②数据归一化;将特征输入量归一化到较小的范围,一般为 $[-1+1]$ 或者 $[0+1]$;③选择核函数及各参数;④利用训练数据库的样本对LIBSVM进行训练,得到训练模型;⑤输入测试数据,利用训练好的模型进行分类,得到分类结果。

选择4次、5次、6次谐波分量的幅值作为LIBSVM数据集的特征量,采用对数转换与线性转换相结合的方式实现输入特征数据的归一化,经归一化处理的特征数据范围为 $[0+1]$ 。选择径向基函数作为LIBSVM的核函数,其他参数选择LIBSVM软件中的默认值。

BP神经网络也称误差后向传播神经网络,是一种典型的多层前馈网络,一般由输入层、输出层和隐含层3部分组成,其中隐含层可以为一层或多层。当BP神经网络用作分类器时,可将其从输入到输出分作两级来看待。在实际应用中,输入神经网络的是通过特征提取所获得的特征向量^[14]。

利用Matlab工具箱构建单隐含层BP神经网络分类器,采用对数转换与线性转换相结合的方式处理输入数据。输入层由3个神经元组成,神经元的输入为4次、5次、6次谐波分量的幅值。输出层由5个神经元构成,分别对应一种钻削阶段。隐含层由5个神经元构成,神经元激励函数均为Sigmoid函数。神经网络的参数选择如下:最大训练次数为1000,学习步长为0.01,期望误差为0.0001。

6 实验分析与讨论

选取钻削过程中钻削准备阶段、引钻阶段、钻孔阶段、临界阶段以及出钻阶段采集的振动信号,以连续1024个数据为一组,在数字信号处理器中进行FFT,提取主轴振动的基频整数次谐波分量的幅值。利用上位机Matlab工具构建LIBSVM以及BP神经网络分类器,选择4次、5次、6次谐波分量的幅值传至上位机,作为LIBSVM以及BP神经网络分类器输入样本的特征。训练集和测试集均包含5种状态的特征,分类器同时学习所有的数据。在引钻阶段和出钻阶段,2种分类器均具有最高的识别率,识别率均超过90%。从表2分类器分类结果对比可以看出,LIBSVM的准确率整体高于BP神经网络的分类准确率,说明LIBSVM分类器在本实验中具有更好的学习能力。

表2 分类器分类结果对比

Tab.2 Comparison of experimental results of wood board drilling

分类器	项目	准备阶段	引钻阶段	钻孔阶段	临界阶段	出钻阶段
BP神经网络	训练集组数	27	13	22	15	21
	测试集组数	20	9	18	11	14
	正确率/%	95.2	91.0	85.6	92.4	87.5
LIBSVM	训练集组数	27	13	22	15	21
	测试集组数	20	9	18	11	14
	正确率/%	100	92.35	87.34	95.92	90.37

选用与3mm合成木板钻削实验相同的实验方法,进行3mm高密度奥松板钻削实验。通过计算主轴频率整数次谐波分量幅值的变异系数,选取3次、4次、5次、6次谐波分量的幅值作为钻削阶段特征向量。高密度奥松板钻削实验结果对比如表3所示。实验结果表明,更换不同材质的易变形结构,笔者提出的状态监测与分类方法能够取得良好的效果。

表3 高密度奥松板钻削实验结果对比

Tab.3 Comparison of experimental results of high density Austrian pine board drilling

归一化方法	项目	准备阶段	引钻阶段	钻孔阶段	临界阶段	出钻阶段
BP神经网络	训练集组数	30	12	21	15	24
	测试集组数	20	10	13	12	14
	正确率/%	96.33	87.72	85.19	90.35	86.13
LIBSVM	训练集组数	30	12	21	15	24
	测试集组数	20	10	13	12	14
	正确率/%	100	90.58	91.66	95.27	88.45

选用2mm铝板进行相同的实验。通过计算主轴频率整数次谐波分量幅值的变异系数,选取1次、2次、3次、4次谐波分量的幅值作为钻削阶段特征向量。铝板钻削实验结果对比如表4所示。实验结果表明,对于金属材质的钻削过程,状态分类效果依然较好。

为验证所分状态在实际钻削时的精确程度,根据识别到的状态对运动平台进行指令控制。由于临界阶段意味着即将钻透而未钻透钻削材料,对精确程度要求很高。当钻削状态为临界阶段时,上位机发送关闭运动平台指令,控制器接收指令后,停止给进钻削刀具,此时材料所剩余的厚度可充分验证所识别状态的精确性。利用游标卡尺测量此时刀具的

表4 铝板钻削实验结果对比

Tab.4 Comparison of experimental results of Aluminum board drilling

归一化方法	项目	准备阶段	引钻阶段	钻孔阶段	临界阶段	出钻阶段
BP神经网络	训练集组数	29	14	23	16	25
	测试集组数	21	10	15	12	17
	正确率/%	96.12	85.66	86.20	88.27	85.21
LIBSVM	训练集组数	29	14	23	16	25
	测试集组数	21	10	15	12	17
	正确率/%	100	90.53	90.66	93.56	87.68

钻削深度,计算合成木板钻削剩余量。在同一块3 mm合成木板上进行8次钻削实验,表5为临界阶段合成木板钻削余量。

表5 临界阶段合成木板钻削余量

Tab.5 Drilling allowance of synthetic wood board in the stage of ending drilling

实验序号	1	2	3	4	5	6	7	8	均值	均方差
剩余量/mm	0.12	0.05	0.11	0.08	0.06	0.11	0.09	0.07	0.086 3	0.025 6

由表5可以看出,当上位机分类结果为临界阶段时,此时钻削剩余量范围为0.05~0.12 mm。钻削剩余量的均值为0.086 3 mm、均方差为0.025 6 mm。实验数据充分证明,根据所识别的钻削状态可使刀具以最大的程度停止在即将钻透木板的边缘,即反映出所识别状态具有很大的精确性。

相关骨组织钻削的研究大都利用不同的传感器进行信号检测以判别切削状态。文献[6]通过力信号对骨密度进行估计,成功率达到90%以上。文献[7]通过力信号进行椎板切削状态检测,能将椎板剩余量控制在 2 ± 0.2 mm的范围内。文献[10]通过振动信号对多目标进行识别,对于相邻的骨结构和肌肉的识别成功率约为90%。文献[11]利用声信号能够监测出椎板即将被穿透时的状态。笔者基于振动信号对钻削过程中的多个状态进行监测识别,在类似人骨密度的奥松板实验材料上,钻削准备阶段、引钻阶段、钻孔阶段、临界阶段和出钻阶段5个阶段的识别成功率分别为100%, 90.58%, 91.66%, 95.27%和88.45%,且实验中临界阶段的钻削剩余量能够保持在0.05~0.12 mm的范围内,证明了本方法具有较好的实验效果。

7 结 论

1) 信号特征的提取是状态监测的核心问题。笔者通过分析刀具主轴振动的基频整数谐波分量幅值,建立钻削过程与振动信号频域特性的对应关系,并通过不同材质的易变形结构钻削实验验证了方法的准确性。

2) 特征向量的提取与分类器的选择是钻削状态分类的核心问题。笔者采用快速傅里叶变换,对易变形结构钻削过程中钻削准备、引钻、钻孔、临界和出钻5个阶段的振动信号进行特征向量提取,利用Matlab工具构建了相应的LIBSVM与BP神经网络分类器,利用所提基于振动信号处理的钻削过程监测方法进行钻削状态识别。测试结果证明,采用笔者提出的特征向量提取方法结合LIBSVM分类器能正确识别不同的钻削状态,钻削准备阶段的正确识别率最高可以达到100%,钻孔阶段的正确识别率也在85%以上。

3) 临界阶段对于状态识别的精确性要求最高,通过识别临界状态对钻削刀具进行指令控制,将钻削剩余量作为指标判断状态识别的精确程度,利用控制器与上位机结合的方式可以实现对钻削状态的控制。当上位机分类结果为临界阶段并停止刀具进给时,厚度为3 mm合成木板的钻削剩余量在0.05~0.12 mm,实验数据表明笔者提出方法可精确识别所分类的钻削状态。

参 考 文 献

- [1] 黄贤振,臧云飞,宋增旺,等.薄壁构件铣削加工可靠性灵敏度分析[J].东北大学学报(自然科学版),2019,40(4):543-547.
HUANG Xianzhen, ZANG Yunfei, SONG Zengwang, et al. Reliability sensitivity analysis of thin-walled components milling machining [J]. Journal of Northeastern University (Natural Science Edition), 2019, 40(4):543-547. (in Chinese)
- [2] 姜涛.铝合金薄壁零件精密加工变形分析及实验研究[D].上海:上海交通大学,2009.
- [3] JANTUNEN E. A summary of methods applied to tool condition monitoring in drilling[J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2002, 42(9): 997-1010.
- [4] DING Z, JIN H Y, HU Y, et al. Fuzzy force control and state detection in vertebral lamina milling [J]. Mechatronics, 2016, 35:1-10.
- [5] KUMAR A, RAMKUMAR J, VERMA N K, et al.

- Detection and classification for faults in drilling process using vibration analysis [C] //IEEE International Conference on Prognostics and Health Management. [S. l.]: IEEE, 2014: 301-307.
- [6] RANJAN J, PATRA K, SZALAY T. Application of artificial neural network and wavelet packet transform for vibration signal based monitoring in mechanical micro drilling [C] //IEEE International Conference on Futuristic Trends on Computational Analysis and Knowledge Management. [S.l.]: IEEE, 2015:1-6.
- [7] DAI Y, XUE Y, ZHANG J X. Milling state identification based on vibration sense of a robotic surgical system [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2016, 63(10): 6184-6193.
- [8] 代煜,雪原,张建勋.基于声信号处理的骨铣削状态监测[J].振动与冲击,2015,34(22):19-23.
DAI Yu, XUE Yuan, ZHANG Jianxun. Bone milling condition monitoring based on sound signal processing [J]. Journal of Vibration and Shock, 2015, 34(22): 19-23. (in Chinese)
- [9] 周友行,田茂.钻削声发射信号高阶谱研究及应用[J].机械科学与技术,2014,33(3):387-390.
ZHOU Youxing, TIAN Mao. Research and application of higher-order spectrum based on acoustic emission signal on batch drilling [J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2014, 33(3): 387-390. (in Chinese)
- [10] 张锴锋,袁惠群,聂鹏.基于切削声信号与优化SVM的刀具磨损状态监测[J].振动、测试与诊断,2015,35(4):727-732.
ZHANG Kaifeng, YUAN Huiqun, NIE Peng. Wear condition monitoring based on cutting sound signal and optimized SVM [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2015, 35(4): 727-732. (in Chinese)
- [11] ZAKERI V, HODGSON A J. Automatic identification of hard and soft bone tissues by analyzing drilling sounds [J]. IEEE/ACM Transactions on Audio, Speech, and Language Processing, 2019, 27(2):404-414.
- [12] 张强,刘志恒,王海舰,等.BP神经网络在截齿合金头失效识别中的应用[J].振动、测试与诊断,2018,38(3):508-516.
ZHANG Qiang, LIU Zhiheng, WANG Haijian, et al. Research on identification of pick alloy head's failure mode based on BP neural network [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2018, 38(3): 508-516. (in Chinese)
- [13] 王保健,张小丽,傅杨奥骁,等.优化支持向量机及其在智能故障诊断中的应用[J].振动、测试与诊断,2017,37(3):547-552.
WANG Baojian, ZHANG Xiaoli, FU Yangaoxiao, et al. Optimization of support vector machine and its application in intelligent fault diagnosis [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2017, 37(3): 547-552. (in Chinese)
- [14] FAN R E, CHEN P H, LIN C J, et al. Working set selection using second order information for training support vector machines [J]. Journal of Machine Learning Research, 2005, 6(4):1889-1918.



第一作者简介:代煜,男,1981年4月生,教授。主要研究方向为面向手术机器人的智能感知技术。曾发表《Milling state identification based on vibration sense of a robotic surgical system》(《IEEE Transactions on Industrial Electronics》2016, Vol.63, No.10)等论文。

E-mail:daiyu@nankai.edu.cn

欢迎订阅《振动、测试与诊断》

《振动、测试与诊断》由工业和信息化部主管,南京航空航天大学 and 全国高校机械工程测试技术研究会联合主办,是反映振动、动态测试及故障诊断学科领域的科研成果及其应用情况的技术性刊物。主要刊登国内外以振动测试与故障诊断为中心的动态测试理论、方法和手段的研究及应用方面的技术文献,包括实验测试技术、测试仪器的研制、方法和系统组成、信号分析、数据处理、参数识别与故障诊断以及有关装置的设计、使用、控制、标定和校准等,不拘泥于行业和测试项目。

本刊为EI Compendex数据库收录期刊和中文核心期刊,双月刊,每逢双月末出版,每本定价30元,全年180元。欢迎订阅和投稿,欢迎在本刊刊登各类广告和科技信息。

编辑部地址:南京市御道街29号 邮政编码:210016 电话:(025)84893332

邮发代号:28-239 E-mail:qchen@nuaa.edu.cn 网址:http://zdc.nuaa.edu.cn