

基于切削力信号-几何信息- 工艺信息的铣削加工刀具状态 实时辨识*

华家玘,李迎光,刘长青

(南京航空航天大学机电学院,南京 210016)

[摘要] 刀具状态的实时辨识对提高数控加工效率和质量、降低加工成本具有重要作用。对于单件小批量生产模式下的复杂零件,加工过程中的几何形状和切削参数不断变化,为刀具状态的准确辨识带来很大挑战。针对以上问题,提出了一种基于切削力信号-几何信息-工艺信息的铣削加工刀具状态辨识方法。采集加工过程中不同刀具状态的切削力信号,并对其做时域和时频分析,提取切削力信号的特征量,与加工工艺信息和零件几何信息相关联,建立输入向量,构建基于BP神经网络的刀具状态辨识模型并训练,在实际加工中通过神经网络模型实现刀具状态的实时辨识。经过试验验证,该方法可以基本满足铣削加工刀具状态的实时辨识。

关键词: 切削力; 刀具状态; 神经网络; 实时辨识; 数控加工

DOI:10.16080/j.issn1671-833x.2018.11.048



华家玘

硕士研究生,主要研究方向为飞机复杂结构件智能数控加工技术。

数控加工是一个复杂的过程,数控加工中的刀具会出现磨钝、断裂、意外掉落等情况。刀具状态对加工的影响存在于整个加工过程中,刀具状态的辨识对保证加工质量、提高加工效率、降低加工成本起着重要作用。

加工过程中使用磨钝刀具将导致零件表面粗糙度变大,零件尺寸超出公差要求^[1-2],若刀具发生破损、断裂等状况,甚至会使零件报废,严重时还会引起机床损坏,危及操作人员安全^[3]。研究表明,数控加工的刀具寿命只有50%~80%被合理利用,为了解决刀具非正常状态所需要的机床停机时间占到机床总停机时间的10%~40%。美国Kennametal公司研究表明,使用配备刀具状态监测系统的数控加工机床可以节约加工费用

达30%^[4-8]。

通过分析数控加工过程中的监测信号间接判断刀具状态是目前数控加工刀具状态实时辨识的有效手段,然而数控加工过程中的监测信号不仅跟刀具状态本身相关,还受工件的几何形状、工艺参数等因素的影响,针对单件小批量生产模式下的复杂零件,其几何形状和切削参数不断变化,为刀具状态的准确辨识带来了很大的挑战。因此,如何实现单件小批量生产模式下复杂零件的刀具状态实时辨识对数控加工的无人化和自动化生产具有重要的意义。

刀具状态监测研究现状

在目前实际生产中通常通过获取与刀具状态密切相关的传感器信

* 基金项目: 2013年国家重大专项(2013ZX04001-021)。

号并对这些信号进行分析,使用模式识别方法间接地辨识刀具状态^[9]。间接监测法之所以受到重视是因为这种方法可以实现连续的测量,在刀具状态实时辨识中具有优势。

间接监测常用的传感器信号有:切削力信号、振动信号、声发射信号等^[10]。本文采用测力仪获取铣削过程中的切削力信号。获取传感器信号后需要对信号进行处理与分析。路勇等^[11]在进行对测力仪和加速度计获取到的相关信号进行提取时运用了模糊分析模型。韩育平等^[12]主要是采取频段均方值来提取切削力信号特征。Li等^[13]在对切削力信号的处理中,选择了小波变换的方法,利用经过小波变换后得到的切削力信号来对刀具的状态进行辨识。王定等^[14]提出了基于马氏距离设定阈值信号特征提取的方法。王玫等^[15]运用经过高斯密度混合得到的信号来进行研究。陈侃等^[16]对所获得切削力信号采用频域分析的方法,同时在进行特征提取时选择其中10个频段的均值作为特征量。

对从传感器获得的信号进行特征提取和优化后,剔除了大量与刀具状态不相关的特征,但是铣刀的状态与选择后的特征参数之间仍然存在着很复杂的非线性关系,因此需要运用模式识别方法实现对刀具状态的辨识,如人工神经网络、支持向量机、模糊聚类、隐马尔科夫模型等。聂鹏等^[17]在获取切削力的特征信号时采取了谐波小波包的方法,然后把提取到的特征信号导入到Elman神经网络中,从而进行对刀具状态的辨识。张翔等^[18]以隐马尔科夫模型建立了对初期磨损、正常磨损、严重磨损3种状态研究。李威霖等^[19]运用支持向量机的方法来建立模式识别的模型,并提出了卡尔曼滤波优化,完善刀具状态辨识模型。Ao等^[20]采用了自回归活动平均模型作为模式识别模型。Ertunc

等^[21]以提高辨识系统的可靠性为出发点,把力信号和能量信号分别输入到单个模糊运算法则中,随后将输出的数据输入到运算法则中,实现对刀具状态的辨识。

目前的间接监测法主要针对大批量零件生产时刀具状态的监测,这一类零件大部分结构较简单,同一零件加工过程的切削参数与几何形状固定,同时保存有大量可以用来学习的历史监测数据。通过对同一类零件样本的训练,可以学习到一类零件的切削模式。对于单件小批量生产模式下的复杂零件,由于样本数不足或缺乏历史监测信息,很难建立有效的刀具状态辨识模型。原因在于监测信号不仅与刀具状态本身有关,还与加工过程的切削参数和零件的几何形状有关,当几何形状和切削参数不断变化时,模型的泛化能力和针对状态变化的适应性差。

基于切削力信号 - 几何信息 - 工艺信息的刀具状态辨识方法

本文提出了一种基于切削力信号 - 几何信息 - 工艺信息的铣削加工刀具状态辨识方法。采集加工过程中不同刀具状态的切削力信号,并对其做时域和时频分析,提取切削力信号的特征量,与加工工艺信息和零件几何信息相关联,建立输入向量,构建基于BP神经网络的刀具状态辨识模型并训练,在实际加工中通过神经网络模型实现刀具状态的实时辨识。总体方案如图1所示。

1 切削力信号的采集和特征提取

1.1 切削力信号采集

本文使用KistlerTM 9257B压电式测力仪对切削力进行测量。测力仪搭配KistlerTM 5070A电荷放大器使用,通道数为8,可以测出实际的3向力值和3组力矩矢量值。数据采集卡使用MCCTM PCIM-DAS1602/16

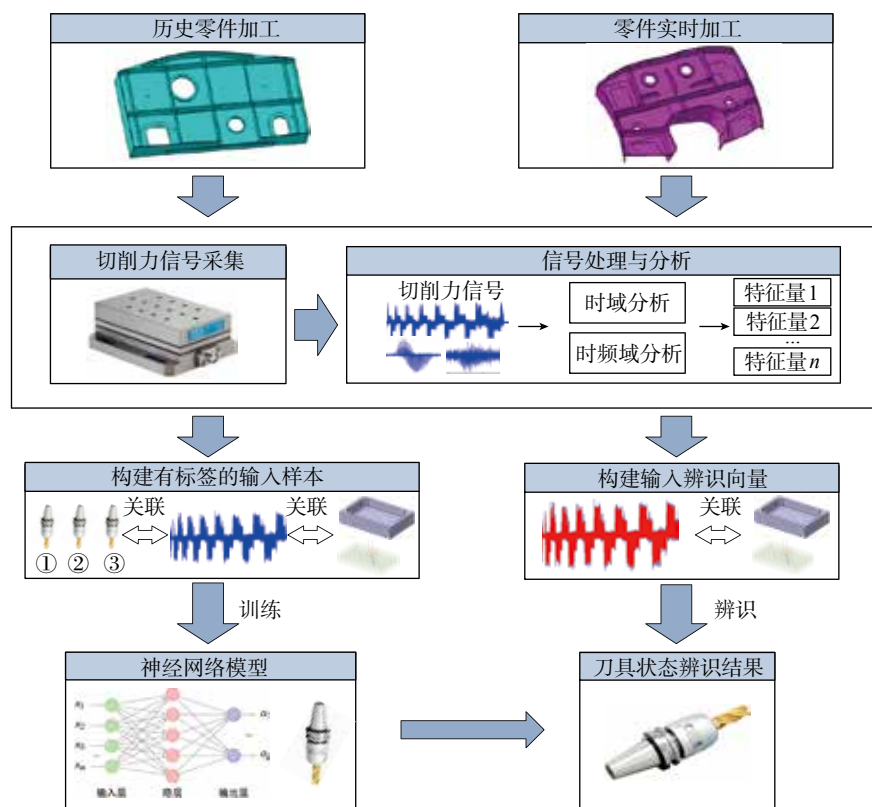


图1 总体方案

Fig.1 Approach overview

采集卡。3者实物照片如图2所示。

1.2 信号分析与处理

针对采集的切削力信号,需要进行信号处理以从含有大量信息的加工监测信号数据中找出与刀具状态密切相关的信号特征量,保证其能够更有效地表征刀具状态的变化。本文采用时域信号分析、时频域信号分析方法提取与刀具状态相关的切削力信号特征量。

本文使用槽内型加工中直线段的试验信号研究信号特征量与刀具状态的相关程度。试验中主轴转速1500r/min,进给速度300mm/min,切削深度1.5mm,切削宽度1mm,使用 $\phi 16\text{mm}$ 双刃直柄立铣刀加工。分别使用正常状态的刀具和磨钝状态的刀具($VB>0.4\text{mm}$)进行切削试验,以



(a) Kistler™ 9257B 测力仪



(b) Kistler™ 5070A 电荷放大器



(c) MCC™ PCIM-DAS1602/16 采集卡

图2 测力仪、放大器及数据采集卡
Fig.2 Dynamometer, amplifier and data acquisition card

1s内采集的数据为一组试验样本,对1800组样本进行分析对比。

(1) 时域分析。

分别计算切削力时域信号的均值、方差、均方值、峰值、峭度系数及峭度。绘制切削力信号时域统计值的比较曲线,如图3所示。通过比较发现,均值、方差、均方值、峭度系数4种时域信号统计值与刀具状态相关性较强,可作为刀具状态比较的指标。而峰值、峭度和刀具状态的相关性较小。

(2) 时频域分析。

依据小波多分辨率分析的理论,选择db5小波对采集的切削力进行处理,同时分别用db5小波对切削力信号进行3层分解以及低频、高频重

构处理,如图4所示。

经过小波分解和重构后的切削力信号要进行特征提取的处理,本文分别计算切削力时域信号经过小波分解重构后得到的低频信息的方差、均方值。绘制切削力信号时频域统计值的比较曲线,如图5所示。通过比较发现,方差和均方值两种时频域信号统计值与刀具状态相关性较强,可作为刀具状态辨识的特征量。

2 基于BP神经网络的刀具状态辨识模型

从传感器处获得的切削力信号经过时域分析、时频域分析方法进行特征提取后,特征量与刀具状态之间是非线性关系,无法直接建立与刀具状态之间的关系,因此本文选择BP

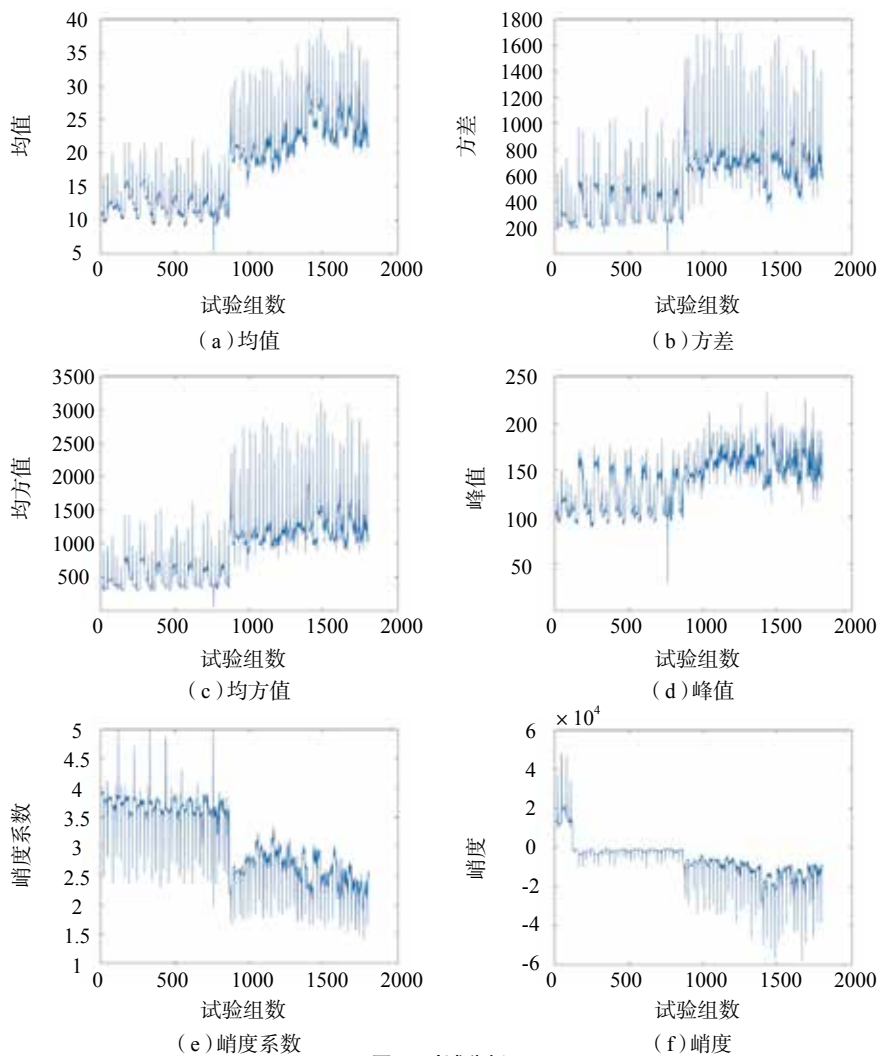


图3 时域分析
Fig.3 Time domain analysis

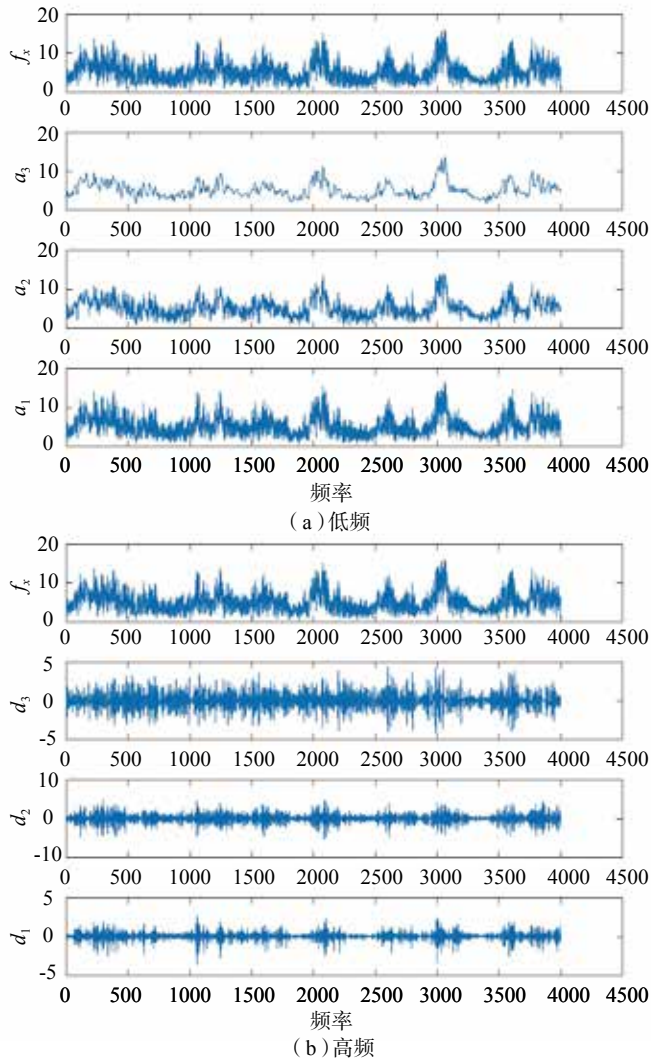


图4 db5小波3层分解低频、高频重构

Fig.4 Low and high frequency reconstruction of db5 wavelet three-layer decomposition

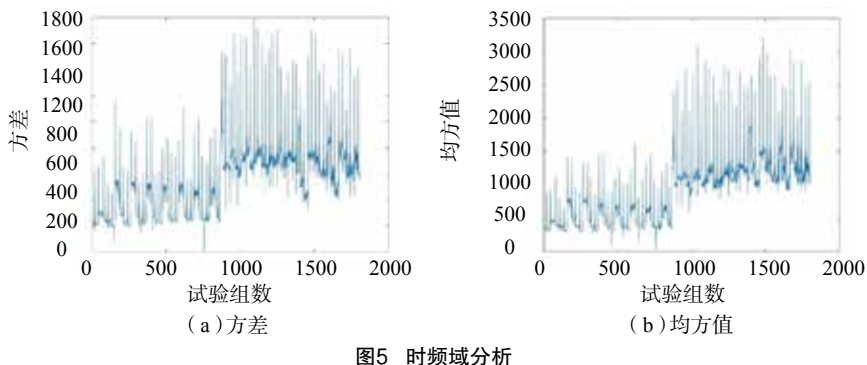


图5 时频域分析

Fig.5 Time-frequency domain analysis

神经网络实现刀具状态的实时辨识。在对信号进行特征提取的基础上,构建包含监测信号特征量、加工工艺信息和零件几何信息的输入向量,对其

进行归一化处理,输入BP神经网络模型中实现刀具状态的实时辨识。

2.1 神经网络结构设计

研究表明,一个3层的BP神经

网络能够实现所有 $x \in R^l$ 到 $y \in R^m$ 的映射关系,即仅包含一个隐含层的神经网络结构也可以通过不断改变神经元节点数目从而实现对所有非线性关系的表示,因此本文选择3层BP神经网络作为刀具状态辨识模型。

(1) 数据的归一化处理。

由于BP神经网络的输入向量中的各个参数是从经过时域分析和时频域分析处理后的切削力信号中提取出来的特征量,这些特征量之间具有不同的量纲和较大的数值差别,根据神经网络的特点,这些特征值如果直接输入到神经网络中,则会因为通过累加器后的加权而变得异常巨大,这样就会是神经网络难以收敛,因此需要对神经网络的输入向量进行归一化。本文选用反余切函数转换的方法,这一方法可以将特征值统一在 $(-1, 1)$ 区间内。

(2) 输入层、输出层的设计。

输入层即包含监测信号特征量、加工工艺信息和零件几何信息的输入向量:

$$V = V_{SC} + V_{Geo} + V_{MP} \quad (1)$$

其中监测信号特征量 V_{SC} 包含切削力信号的均值、方差、均方值、峭度系数、经过db5小波3层分解和低频重构处理后提取的方差和均方值;零件的几何信息 V_{Geo} 包含加工的直线还是圆弧,由于计算机无法处理定性描述,因此需要给予直线和圆弧规定的编号加以区分,直线编号为1000,圆弧编号为2000;加工工艺信息 V_{MP} 包含主轴转速 S 、进给速度 V_c 、切削深度 a_p 、切削宽度 a_e 。因此神经网络输入层节点数为11。将刀具的状态分为正常状态刀具和磨钝刀具,选取输出层的节点数为1。

(3) 隐含层的设计。

隐含层节点数通常是依据经验公式来选择:

$$\sum_{i=0}^n C_M^i > k \quad (2)$$

式中, k 为样本中拥有数据的数目,

M 则表示神经网络中隐含层节点的数目, n 表示神经网络输入层节点的数目。

$$M = \sqrt{n+m} + a \quad (3)$$

式中, m 和 n 分别表示神经网络中输入层节点的数目以及输出层的节点的数目, a 则取(0,10)范围内的常数。

$$M = \log_2 n \quad (4)$$

式中, n 为输入层神经元个数。

本文中选择公式(3), 并且在(0,10)中依次选择 a 的值, 则计算出来隐含层神经元的个数的取值范围是(4,14), 因此选择(4,14)的常数通过验证集依次进行之言, 找到最合适的隐含层节点数。

由表1发现, 隐含层的神经元节点的数目在发生改变时会改变迭代次数以及神经网络的误差均方值, 因此选择迭代次数和误差均方值相对较低的一组数据作为隐含层的神经元节点数, 故隐含层的节点数选择13。

(4) 激活函数的选择

Sigmoid函数是光滑、可微的函数, 能够把输入向量从 $(-\infty, +\infty)$ 范围内映射在 $(-1,1)$ 或 $(0,1)$ 的区间内。在本文中, 将正常刀具状态标记为1, 磨钝状态标记为-1, 因此需要控制经过输出层的传递函数处理后得到的值限制在 $(-1,1)$ 范围内, 因此应用tan-Sigmoid函数作为神经网络隐含层和输出层的激活函数, 并在输出层后添加符号函数, 使得刀具状态映射到+1和-1上, 如图6所示。

2.2 神经网络模型训练

采用正常状态刀具和磨钝刀具分别以不同的切削参数加工零件的直线和圆弧部分, 以1s为间隔离散采集的切削力信号, 并关联该段信号对应的加工工艺信息和零件几何信息, 构建输入向量作为一个样本, 建立对应刀具状态的样本标签。采用分层采样方法划分样本数据集, 其中70%作为训练集, 20%作为验证集, 10%作为测试集。

BP神经网络的主要训练方法分

为梯度下降法、牛顿法、拟牛顿法、共轭梯度法、Levenberg-Marquardt法5种。本文设计的神经网络模型参数较少, 因此使用结合了牛顿法和梯度下降法的优点后的LM法, 可以实现最快收敛而且均方误差也较小, 性能更加优良。

通过验证集完成神经网络结构的训练, 然后用测试集测试神经网络

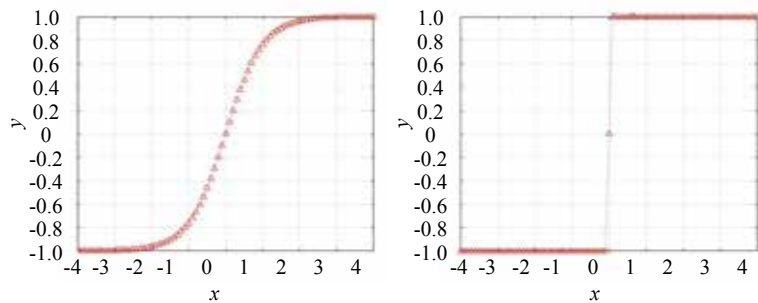
的泛化能力, 得到如图7所示的结果, 泛化误差小于0.05。

试验验证

分别选择两把相同参数的正常状态刀具和磨钝刀具在DMG80P机床上对7075铝合金材料进行铣削加工实验, 刀具选用 $\Phi 16\text{mm}$ 双刃直柄立铣刀, 通过AnytyTM电子显微镜测量的刀具状态如图8所示, 零件实际

表1 隐含层节点数对神经网络训练迭代次数以及误差均方值的影响

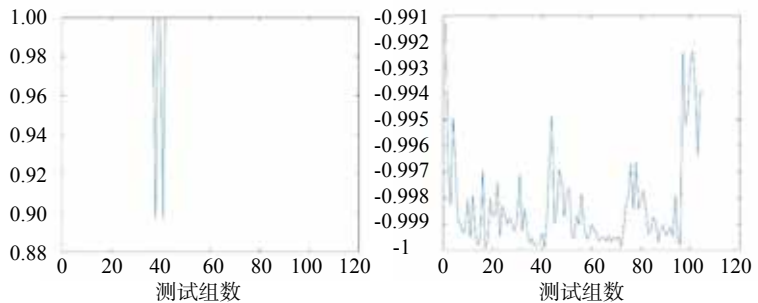
隐含层节点数	训练迭代次数	误差均方值
4	25	0.0609
5	30	0.0640
6	21	0.0643
7	76	0.0420
8	56	0.0450
9	23	0.0670
10	17	0.0644
11	47	0.0570
12	30	0.0560
13	54	0.0468
14	139	0.0441



(a) 双曲正切函数 tan-Sigmoid (b) 符号函数 sign

图6 tan-Sigmoid激活函数与符号函数

Fig.6 tan-Sigmoid and sign activation function

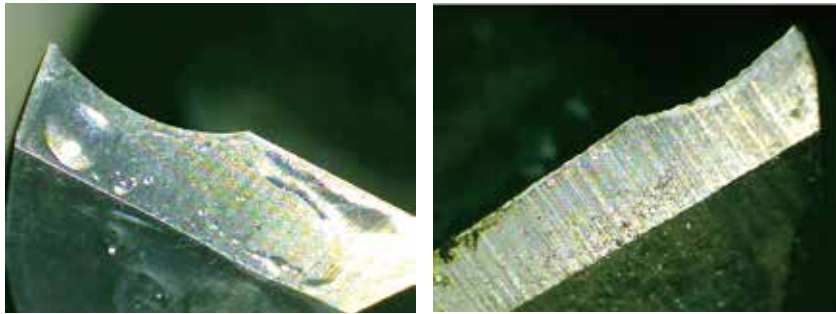


(a) 正常刀具 (b) 磨损刀具

图7 BP神经网络测试结果

Fig.7 Test results of BP neural network

加工现场如图 9 所示。分别获取在不同刀具状态下进行铣削加工时的切削力信号以及其对应的加工工艺信息和零件几何信息。本文所选取



(a) 正常刀具 (b) 磨损刀具

图8 正常刀具和磨损刀具
Fig.8 Normal tool and worn tool



图9 零件铣削加工
Fig.9 Milling process of the part

表2 铣削加工参数

主轴转速 / (r·min ⁻¹)	进给速度 / (mm·min ⁻¹)	切削深度 / mm	切削宽度 / mm	刀具直径 / mm	刀具材料	刀齿数
1500	300	1.5	1	16	硬质合金	2
1400	400	1.5	1	16	硬质合金	2
1300	500	2	1.5	16	硬质合金	2
1200	600	2	1.5	16	硬质合金	2

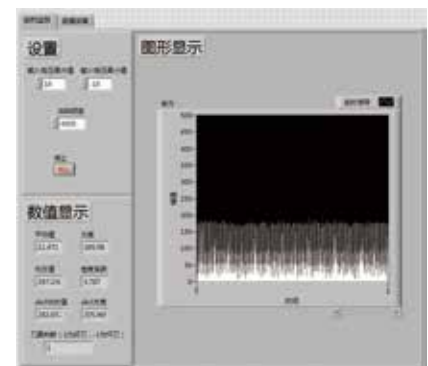
表3 信号特征量

时间 /s	均值	方差	均方值	峭度系数	小波均方值	小波方差
40.000	9.564	205.870	297.336	3.791	282.657	181.424
41.000	9.835	210.837	307.567	3.779	297.956	201.533
42.000	9.755	213.537	297.336	3.791	282.657	205.965
43.000	9.892	215.048	307.567	3.787	297.956	205.211
44.000	9.639	213.228	297.336	3.786	282.657	197.375
45.000	9.900	208.043	307.567	3.770	297.956	186.108
46.000	10.080	206.324	297.336	3.747	282.657	185.706
47.000	10.173	215.669	307.567	3.777	297.956	200.848
48.000	9.851	215.646	297.336	3.749	282.657	205.162
49.000	9.759	209.406	307.567	3.744	297.956	203.155
50.000	10.229	210.256	297.336	3.737	282.657	198.316
51.000	10.132	209.734	307.567	3.711	297.956	191.437
52.000	9.778	215.033	297.336	3.762	282.657	193.090

的试验验证加工参数如表 2 所示。

本文在 LABVIEW 平台上开发基于切削力信号、几何信息、工艺信息的铣削加工刀具状态实时辨识系统,通过 LABVIEW 以 4000Hz 的频率采集加工过程中的切削力信号。对 1s 内采集的数据进行时域分析和小波分析,得到切削力信号在每一秒内的均值、方差、均方值、峭度系数以及小波分解重构后的均方值和方差,表 3 所示为部分信号特征量。通过 MATLAB 和 LABVIEW 混合编程,将训练的好的神经网络中权值等参数输入到 Labview 监测平台中,并构建包含上述特征量、加工工艺信息、零件几何信息的输入向量,输入神经网络模型中,实现刀具状态的实时辨识。

图 10 是进行实际零件加工时,刀具状态辨识系统根据切削力对刀具的状态做出的判断,从图 10 (a)



(a) 正常状态刀具



(b) 磨钝刀具

图10 刀具状态辨识结果
Fig.10 Recognition results of tool state

中可以看到针对正常使用的刀具进行铣削加工时刀具状态辨识系统可以实时监测切削力信号,从图 10(b)中可以看到使用磨钝刀具进行铣削加工时刀具状态辨识系统可以根据实时监测的切削力信号判断出刀具无法正常使用,并做出立即换刀的提示。因此该系统可以有效地实现刀具状态的实时辨识。

结论

本文提出了一种基于切削力信号、几何信息、工艺信息的铣削加工刀具状态辨识方法。采集加工过程中不同刀具状态的切削力信号,并对其做时域和时频分析,提取切削力信号的特征量,与加工工艺信息和零件几何信息相关联,建立输入向量,构建基于 BP 神经网络的刀具状态辨识模型并训练,经测试表明模型的泛化误差小于 0.05。在实际加工中通过神经网络模型实现刀具状态的实时辨识。试验表明,该方法基本可以满足单件小批量生产模式下复杂零件的铣削加工刀具状态实时辨识。之后的工作重点在于,影响切削力信号的因素不仅是本文中提到的切削参数和几何信息,需要进一步探究切削力信号的影响因素并建立多种信息之间的关联。

参考文献

[1] SNR D E D. Sensor signals for tool-wear monitoring in metal cutting operations—a review of methods[J]. *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, 2000, 40(8): 1073–1098.

[2] 毕雪峰,刘永贤. 金属切削中刀具月牙洼磨损模型的研究[J]. *中国机械工程*, 2012, 23(2): 142–145.

BI Xuefeng, LIU Yongxian. Research on tool crater wear model in metal cutting[J]. *China Mechanical Engineering*, 2012, 23(2): 142–145.

[3] CUKA B, KIM D W. Fuzzy logic based tool condition monitoring for end-milling[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2017, 47: 22–26.

[4] SALONITIS K, KOLIOS A.

Reliability assessment of cutting tool life based on surrogate approximation methods[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2014, 71(5): 1197–1208.

[5] TÖNSHOFF H K, WULFSBERG J P, KALS H J J. Developments and trends in monitoring and control of machining processes[J]. *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, 1988, 37(2): 611–622.

[6] SHIRAIISHI M. Scope of in-process measurement, monitoring and control techniques in machining processes - part I: in-process techniques for tools[J]. *Precision Engineering*, 1989, 10(4): 179–189.

[7] REHORN A G, JIANG J, ORBAN P E. State-of-the-art methods and results in tool condition monitoring: a review[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2005, 26(7): 693–710.

[8] TLUSTY J, ANDREWS G C. A critical review of sensors for unmanned machining[J]. *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, 1983, 32(2): 563–572.

[9] TETI R, JEMIELNIAK K, O' DONNELL G. Advanced monitoring of machining operations[J]. *CIRP Annals - Manufacturing Technology*, 2010, 59(2): 717–739.

[10] DOWNEY J, O'SULLIVAN D, NEJMEN M. Real time monitoring of the CNC process in a production environment - the data collection & analysis phase[J]. *Procedia CIRP*, 2016, 41: 920–926.

[11] 路勇,姚英学. 模糊神经网络在刀具磨损检测中的应用[J]. *机械制造*, 2003, 41(3): 47–49.

LU Yong, YAO Yingxue. Application of fuzzy neural network in tool wear recognition[J]. *Machinery*, 2003, 41(3): 47–49.

[12] 韩育平,王永梅. 切削力监测刀具磨损的一种方法[J]. *煤矿机械*, 2004(1): 74–76.

HAN Yuping, WANG Yongmei. The dint that slice the knife monitors a kind of method to have to wear away[J]. *Coal Mine Machinery*, 2004(1): 74–76.

[13] LI W, GONG W, OBIKAWA T. A method of recognizing tool-wear states based on a fast algorithm of wavelet transform[J]. *Journal of Materials Processing Technology*, 2005, 170(1/2): 374–380.

[14] 王定. 基于切削力的刀具磨损在线监测研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2015.

WANG Ding. Research on monitoring the tool wear on line based on the milling forces[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and

Technology, 2015.

[15] 王玫,吕俊杰,王杰. 基于连续高斯密度混合 HMM 的刀具磨损状态监测[J]. *四川大学学报工程科学版*, 2010, 42(3): 240–245.

WANG Mei, LÜ Junjie, WANG Jie. Tool wear condition monitoring based on continuous gaussian mixture HMM[J]. *Journal of Sichuan University (Engineering Science Edition)*, 2010, 42(3): 240–245.

[16] 陈侃. 基于多模型决策融合的刀具磨损状态监测系统关键技术研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2012.

CHEN Kan. Research on key technology of tool wear condition monitoring system based on multi-model decision fusion[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2012.

[17] 聂鹏,崔凯奇,何超,等. 基于 Elman 神经网络的刀具磨损状态识别技术[J]. *现代制造工程*, 2015(12): 78–81.

NIE Peng, CUI Kaiqi, He Chao, et al. State identification technology of tool wear based on Elman neural network[J]. *Modern Manufacturing Engineering*, 2015(12): 78–81.

[18] 张翔,富宏亚,孙雅洲,等. 基于隐 Markov 模型的微径铣刀磨损监测[J]. *计算机集成制造系统*, 2012, 18(1): 141–148.

ZHANG Xiang, FU Hongya, SUN Yazhou, et al. Hidden Markov model based micro-milling tool wear monitoring[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2012, 18(1): 141–148.

[19] 李威霖,傅攀,曹伟青. 卡尔曼滤波修正 LS-SVM 的刀具磨损识别技术研究[J]. *机械科学与技术*, 2015, 34(1): 81–85.

LI Weilin, FU Pan, CAO Weiqing. Study on the technology of tool wear monitoring by modifying least square support vector machine via Kalman filter[J]. *Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering*, 2015, 34(1): 81–85.

[20] AO Y H, QIAO G. Prognostics for drilling process with wavelet packet decomposition[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2010, 50(1): 47–52.

[21] ERTUNC H M, LOPARO K A. A decision fusion algorithm for tool wear condition monitoring in drilling[J]. *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, 2001, 41(9): 1347–1362.

通讯作者: 李迎光,教授,博士生导师,研究方向为航空航天复杂结构件数字化制造与智能制造, E-mail: liyingguang@nuaa.edu.cn.

(下转第 67 页)

[ABSTRACT] To satisfy the requirements for manufacturing complex surfaces and narrow deep cavity parts in aviation, medical, automobile and other industries, a CNC electrochemical milling system is developed, including: design of a machine tool with four-axis linkage (axis $X/Y/Z$ and rotating axis C) at a repositioning accuracy of $2\mu\text{m}$; development of a pulse power supply with high frequency, fast short circuit response and communication with the control system in real-time; an electrolyte circulating filtration system with $0.5\mu\text{m}$ filter precision, controllable pressure and temperature. Finally, a tubular electrode was employed for electrochemical milling high depth to width ratio structure on 304 stainless steel surface with this system. A narrow slot with the width of 1.4mm , depth of 8mm , and surface roughness of $R_a0.8\mu\text{m}$ was successfully manufactured. The machining process was stable and the side wall of the slot was steep. It indicated that the developed system has reached the desired design goal.

Keywords: CNC machine tool; Electrochemical milling; Pulse power supply; Large depth width ratio slot; 4-axis linkage
(责编 逸飞)

(上接第 54 页)

Real-Time Cutting Tool State Recognition Based on Cutting Force Signals, Geometric Information and Process Information

HUA Jiaqi, LI Yingguang, LIU Changqing

(College of Mechanical and Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

[ABSTRACT] Real-time recognition of cutting tool states plays an important role to improve the efficiency and quality and reduce the cost of CNC machining. For complex parts with single-piece or small batch production, the geometry and cutting parameters in the machining process are constantly changing which makes a great challenge for accurate recognition of cutting tool state. To address the above problems, this paper presents a cutting tool state recognition approach based on cutting force signals, geometric information and process information. The cutting force signals of different tool states are collected and analyzed. The time analysis and time-frequency analysis methods are used to extract the features of cutting force signals. Associated with the machining process information and the geometric information of the parts, the input vector is established. Cutting tool state recognition model based on neural network is established and trained. The real-time recognition of cutting tool state is realized with the neural network model during the actual machining process. Experiments show that the approach can solve the real-time recognition of cutting tool states.

Keywords: Cutting force; Cutting tool state; Neural network; Real-time recognition; CNC machining
(责编 李丹)

(上接第 60 页)

Construction of Smart CNC for Real-Time Optimization of Milling Parameters

JIN Hongyu, FU Yunzhong, FU Hongya, HAN Zhenyu

(School of Mechatronics Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

[ABSTRACT] Intelligent CNC machine tool is production terminal equipment of smart factory in the era of Industries 4.0. Technical implementation of network, intelligence and collaborative manufacturing of this machine tool can not do without open smart CNC which has high stability and precision retaining ability. In this paper, aimed at real-time optimization of cutting parameters during milling process, functional software modular is designed and developed in the platform of open modular architecture CNC. The algorithm of intelligent control is integrated into system coordinator modular of CNC, which could adjust spindle speed and feed rate in real-time through processing cutting force signals. The effectiveness of proposed smart CNC is validated by thin-wall cutting experiments.

Keywords: Smart machine tool; Smart CNC system; Real-time optimization; Intelligent control algorithm; Sensor
(责编 逸飞)