

# 基于多源传感信息融合的智能刀柄及系统的设计

高远<sup>1</sup> 吴琦炜<sup>2</sup> 宋阳<sup>2</sup> 渠达<sup>2,3,4\*</sup>

1. 航天材料及工艺研究所, 北京, 100076

2. 重庆理工大学机械工程学院, 重庆, 400054

3. 重庆理工大学时栅传感及先进检测技术重庆市重点实验室, 重庆, 400054

4. 重庆理工大学机械检测技术与装备教育部工程研究中心, 重庆, 400054

**摘要:** 为有效监测加工过程中的物理特征, 准确判断异常工况, 优化加工工艺, 设计了基于多源传感信息融合的智能刀柄及系统。基于力敏感元件、刀柄结构模态与刀柄振动等有限元分析, 构建了多源传感智能刀柄系统; 结合温度传递的时间序列神经网络建模等方法, 实现了对切削力、振动和刀尖切削温度的在线监测。测试结果表明, 系统对力的分辨力约为 21.1mN, 刀尖瞬态温度预测相对误差小于 2.5%, 对不同物理量具有良好的监测能力。同时, 基于对加速度与力的分析, 提出的刀具异常碰撞预警概率判断方法可提高刀具切入工件瞬间正常碰撞的判断准确率。

**关键词:** 智能刀柄; 切削力; 切削热; 模态分析; 异常预警

**中图分类号:** TG506

DOI:10.3969/j.issn.1004-132X.2026.01.019

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



## Design of Smart Tool Holders and Systems Based on Multi-sensor Information Fusion

GAO Yuan<sup>1</sup> WU Qiwei<sup>2</sup> SONG Yang<sup>2</sup> QU Da<sup>2,3,4\*</sup>

1. Aerospace Research Institute of Materials & Processing Technology, Beijing, 100076

2. College of Mechanical Engineering, Chongqing University of Technology, Chongqing, 400054

3. Engineering Research Center of Mechanical Testing Technology and Equipment (Ministry of Education), Chongqing University of Technology, Chongqing, 400054

4. Chongqing Key Laboratory of Time Grating Sensing and Advanced Testing Technology, Chongqing University of Technology, Chongqing, 400054

**Abstract:** In order to effectively monitor the physical characteristics in machining processes, accurately determine the abnormal machining conditions, and optimize the machining processes, a self-developed multi-source information fusion-based smart tool holder and system was introduced. Based on finite element analysis of force-sensitive components, structure modals and vibrations of tool holders, a system for multi-source sensing smart tool holders was constructed. Combined with methods such as time series neural network modeling of temperature transfer, the online monitoring of cutting forces, vibrations and tool tip cutting temperature was achieved. Test results show that the system reaches a force resolution of approximately 21.1 mN and a relative error of less than 2.5% in predicting transient temperatures of the tool tips, validating the good monitoring capabilities for various physical quantities. Meanwhile, based on the analysis of the characteristics of dynamical physical quantities such as acceleration and force, a probabilistic judgment method for the early warning of abnormal tool collisions was proposed, which may improve the accuracy of judging the normal collision when the tool cuts into the workpiece.

**Key words:** smart tool holder; cutting force; cutting heat; modal analysis; abnormal warning

## 0 引言

智能刀柄是集成了传感器、处理器并采用通信技术的刀柄, 可通过网络连接其他设备, 实现远程监控、数据收集与分析、自动化控制, 广泛用于

航空、航天、高速机车、模具及汽车行业<sup>[1]</sup>。

切削力是最直接、最有效的切削状态监测量, 能反映加工工件的表面质量、刀具磨损度等加工信息<sup>[2]</sup>。根据测量原理, 切削力的主要测量方式为应变式、压电式、电容式和声波表面式。陈少波等<sup>[3]</sup>采用刀柄与刀具之间的弹性元件测量切削力, 但该装置在高速旋转时的稳定性有待提高。尚永艳<sup>[4]</sup>将压电式测力传感器镶嵌在刀柄内, 采

收稿日期: 2023-09-14 修回日期: 2025-11-04

基金项目: 国家重点研发计划(2020YFB2010500); 重庆市自然科学基金(2022NSCQMSX2038)

用有线形式传输采集的信号,该测力系统的动静态标定结果良好,但制造难度大。解正友<sup>[5]</sup>研制了一种可同时测量多维切削力和切削振动的智能刀柄,通过电容测微原理间接计算各个方向的切削力,但安装方式难以保证电容的装配一致性和准确性。李文德<sup>[6]</sup>基于声表面波原理设计的智能刀具对切削力的采集频率仅为 100 Hz。

切削温度是影响加工质量的关键因素,对薄壁件加工和超精密加工的面形精度影响更大<sup>[7]</sup>。常用的切削温度测量方法从自然热电偶法、嵌入式热电偶法、红外辐射测温法等发展到现在的热敏涂料法、薄膜热电偶法<sup>[8]</sup>。基于 NiCr-NiSi 薄膜热电偶的瞬态切削用智能测温刀具的测温刀片在 30~300 °C 的线性拟合误差小于 0.92% 且响应快<sup>[9]</sup>。殷增斌等<sup>[10]</sup>设计的温度感知刀具可感知的最高温度为 1579 °C。

切削振动与刀具磨损状态密切相关,实时监测切削振动可预测刀具的切削状态,避免刀具磨损引起的误差<sup>[11]</sup>。目前,学者多通过安装在工作台上的传感器监测切削振动<sup>[12]</sup>。刘海军<sup>[13]</sup>将振动传感器、信号采集电路集成到铣削刀柄,解决了传统监测系统搭建繁琐的问题,但信号采集系统和无线传输的功率消耗太大。陈奇伟<sup>[14]</sup>优化的测振刀柄克服了传统铣削振动监测系统可重复性与可移植性差、监测的振动信号弱等弊端,综合应用多种休眠方式实现了低功耗运行。

上述智能刀柄以测量一个物理量为主,而智能制造对同时检测多个参数的需求强烈。因此本文针对智能刀柄当前可优化的部分和加工应用场景需求,设计了一款可同时采集切削力、切削振动、刀尖部位切削热等物理信息的智能刀柄,以识别并预警加工过程中的颤振与异常工况,预测加工表面粗糙度。

## 1 智能刀柄及系统组成

智能刀柄及系统功能实现的逻辑框架如图 1 所示。系统硬件由传感硬件、数据采集硬件、智能支持系统构成。智能刀柄的功能实现逻辑如下:对于需感知的物理量(切削力、切削振动、切削热),将相应的传感器与刀具刀柄结合,形成可传感的一体化结构;切削加工过程中,将物理量的变化转化为模拟电压信号并传输至数据采集硬件;采集到的数据经模/数转化后传输至智能支持系统(上位机)。智能支持系统中,经过滤波、特征计



图 1 智能刀柄功能实现逻辑框架

Fig.1 Logical framework for realizing smart tool holder function

算、特征提取、特征融合等一系列处理,最终实现对加工过程的监测、异常预警和结果预测。

## 2 智能刀柄设计

### 2.1 智能刀柄传感硬件构成

切削力、切削振动和切削热采用应变式力传感器、微型加速度传感器和温度传感器感知。因为加工过程中产生的切削热较少(高速切削情况下,刀尖温度不超过 200 °C),所以选用高响应热电偶作为温度传感器。切削力由多维力传感器感知,刀具振动由多维振动传感器感知。对振动加速度信号进行一次频域积分和傅里叶逆变换可得振动速度信号,进行二次频域积分和傅里叶逆变换可得振动位移信号<sup>[15]</sup>。采集到的多个物理量经信号放大电路形成对应的模拟信号。

智能刀柄的信息采用有线方式传输可减少数据的丢失与干扰。

智能支持系统通过特征提取、特征融合、神经网络预测等系列算法处理和分析多源物理信息,最终实现目标预测。对于力、振动与温度等信息,智能支持系统先进行数据处理,再通过算法提取特征;之后将数据与特征输入多源信息融合算法进行特征融合,得到物理空间信息更加完备的表述;然后通过对工况的相关分析与匹配,实现模式识别。结合特征提取、融合与匹配分析,实时监测加工过程。最后,基于专家系统、融合特征信息、人工智能算法,准确预警异常工况、预测加工质量。

### 2.2 多维力传感器的设计与集成

智能刀柄的多维力传感器可同时感知 3 个方向的切削力。航天绝热管路切削过程的主轴转速为 200 r/min,结合图 2 可知,多维力传感器的 1~3 阶固有频率分别为 572、621、778 Hz,远高于力传感器的主激励频率 3.33 Hz。因此,该多维力传感器可用于切削力测量。在多维力传感器的刚度分析中,分别在 3 个方向施加作用力,并计算力传感器中心在对应方向上的位移。力传感器在 X 向、Y 向的刚度约为 0.32 μm/N,在 Z 向的刚度约为 0.24 μm/N,即 XY 平面内的刚性较好。绝热材

料较软,对应的切削力较小。设切削过程中的最大切削力为20 N,则X向(主切削力方向)的弹性变形约为6 μm,远小于绝热管路工件的加工精度要求。因此,力传感器的刚度满足应用需求。

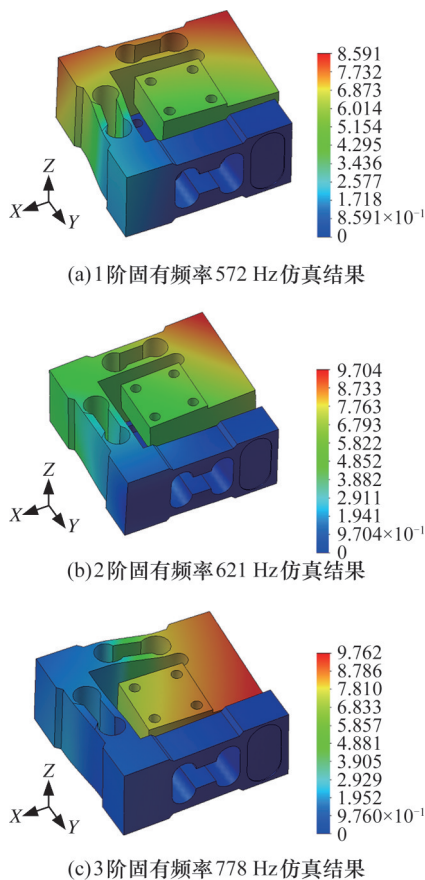


图2 多维力传感器的模态分析  
Fig.2 Modal analysis of the multi-dimensional force sensor

### 2.3 振动传感器与热传感器的集成设计

#### 2.3.1 振动传感器的集成

加速度传感器通过螺纹固定在单端夹持的刀柄上。加速度传感器与刀尖的距离决定了加速度传感器对刀柄振动的敏感性,因此仿真分析加速度传感器安装位置对振动感知灵敏性的影响。仿真计算中,沿主切削力方向施加安全系数为2的作用力(约196 N)。距离刀尖31 mm(节点5580)处的Z向形变为3 μm(可接受的振幅)。距离刀尖越近,振动感知越灵敏,但受结构和外壳的限制,加速度传感器可选的安装位置范围为28~31 mm(距刀尖)。

#### 2.3.2 热传感器的集成

刀尖(刀片)因磨损需要更换,而刀片一般厚2 mm,因此在刀柄上且靠近刀尖的部位集成热电偶。将热电偶穿过刀柄中预设的过线孔,固定于车刀刀尖的背面下方,以感知近刀尖部位的刀柄

温度。实际的温度监测部位并不是刀尖,所以刀尖温度监测需考虑刀片的传热。

### 2.4 刀柄的模态仿真分析

对SANDVIK刀柄进行结构设计与优化,使其与传感器集成。刀杆的悬伸量影响加工振动,因此对其进行模态分析。由图3可知,刀柄前4阶的固有频率均超过1 kHz,且1阶模态频率接近安装底座的固有频率,远高于加工的振动频率,因此设计的结构满足使用需求。

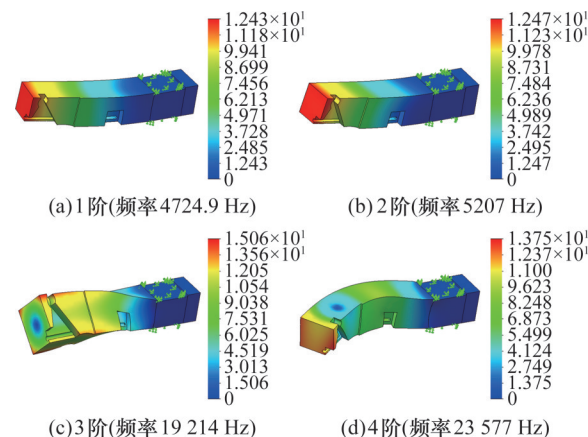


图3 刀柄的前四阶模态分析  
Fig.3 The first four modal analyses of the mounting base

### 2.5 智能刀柄传感数据的采集

智能刀柄感知的物理量均为电压模拟量(切削力信号需经变送器)。多源信息采集系统的信号分辨率为24位,支持4通道集成电路型压电式传感器,切削力、切削加速度的信号采集频率可达10 kHz,切削热的信号采集频率可达100 Hz。采集的信号经模/数转换后输入智能支持系统。

## 3 实验设计及标定

### 3.1 切削力的静态标定

采用精密砝码进行智能刀柄的力标定。智能刀柄的主切削力的标定实验装置如图4所示。实验中,通过丝线(一端连接刀尖,另一端系在标定砝码上)对刀尖进行加载。刀尖实际施加的质量为砝码与丝线的质量之和。砝码质量取重复测量3次的均值,丝线的质量(3次测量的均值)为0.187 g。电压测量值存在0.2 mV的微小波动,因此将50个测量值(采样频率为3 kHz)的均值作为测量结果。

施加不同载荷后,对主切削力方向的电压重复测量3次。如图5所示,0载荷的初始电压不为0(可补偿)。基于表1所示的实验结果分析力传感器的性能。电压与载荷(施加重力)具有良好的

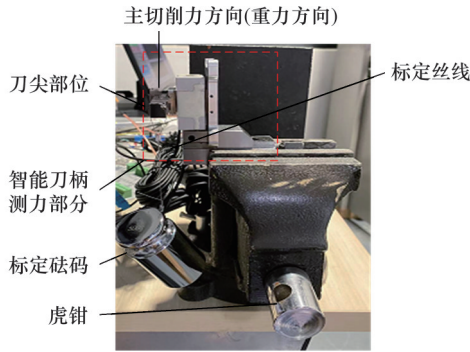


图4 智能刀柄标定实验装置

Fig.4 Smart tool holder calibration experiment and measurement results

线性关系(可决系数  $R^2=1$ ), 均方根误差 (root-mean-square error, RMSE) 为 0.003 V。智能刀柄的力感知具有良好的线性度, 灵敏度为  $-92.65 \text{ mV/N}$ 。力的最大残差为 50.3 mN, 最大相对误差约为 2.89%。智能刀柄可分辨 10.84 mN 的力(小于电压波动 1.8 mV 对应的力)。实际应用的冗余系数为 8.5%, 则力的最小分辨力可认定为 21.1 mN。

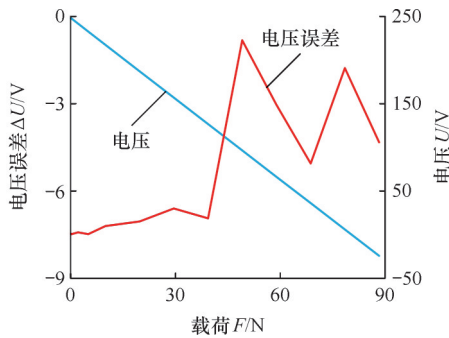


图5 智能刀柄的载荷标定结果

Fig.5 Load calibration of smart tool holder

表1 智能刀柄的载荷标定及相对误差

Tab.1 Load calibration and relative error of smart tool holder

序号	重力/N	相对误差/%	序号	重力/N	相对误差/%
1	0	2.89	11	9.799 77	-0.48
2	0.010 85	2.65	12	19.593 11	-0.24
3	0.021 14	2.74	13	29.389 97	-0.06
4	0.050 73	2.69	14	39.194 78	-0.05
5	0.099 83	2.41	15	48.961 06	-0.05
6	0.197 83	2.00	16	58.757 93	-0.05
7	0.491 83	1.48	17	68.552 34	0.09
8	0.981 64	0.60	18	78.349 21	0.05
9	1.961 83	0.25	19	88.144 21	0.04
10	4.901 08	-0.31			

### 3.2 刀尖切削热的传递模型

切削热的标定分为两部分: ①室温下, 刀尖与

刀柄的温度差; ②刀尖温升对刀柄温度的影响。获取刀尖与刀柄之间的热传递关系和迟滞特征, 进而建立刀柄温度与刀尖温度的映射, 实现对刀尖温度的间接测量。采用可控恒温加热台加热刀尖, 通过热电偶采集恒温加热台表面温度(近似为刀尖温度)和刀柄温度。

室温下, 温度测量的采样频率为 100 Hz。由图 6a、图 6b 所示的结果计算可知, 滤波后, 刀尖温度  $\theta_2$  的峰谷 (peak to valley, PV) 值约为  $1.18 \text{ }^\circ\text{C}$ , 刀柄温度  $\theta_1$  的 PV 值约为  $1.01 \text{ }^\circ\text{C}$ 。考虑到温度的传递速率, 实际的温度并不会出现如此大的快速波动, 因此采用窗口尺寸为 5 的平滑算法<sup>[16]</sup>对温度进行滤波处理。测量刀柄温度的热电偶在刀柄内部, 直接与金属刀柄接触, 所以开始切削前测量所得的温度低于环境温度。图 6c 所示为刀柄和刀尖的温差  $\Delta\theta = \theta_2 - \theta_1$ , 将均值  $0.95 \text{ }^\circ\text{C}$  作为刀柄和刀尖的初始温差(补偿温度)。

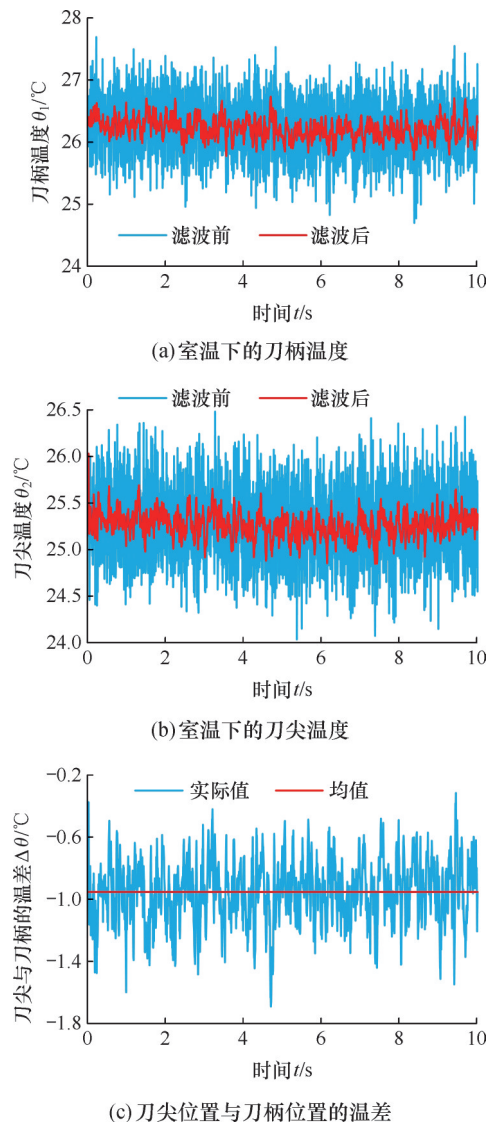


图6 刀柄与刀尖的温度分析

Fig.6 Temperature analysis of tool holder and tool tip

### 3.3 刀尖部位切削温度的预测

#### 3.3.1 刀尖温度与刀柄温度的关系分析

绝热材料质软,其切削温度一般低于 100 °C,因此将刀尖从室温加热至 80 °C,测量得到刀尖与刀柄的温度变化规律,如图 7 所示,图中的温度突变由移动线缆造成,可忽略其影响。从 14.5 s 开始加热刀尖,加热台在 160 s 到达 80 °C,此时的刀尖温度约 75 °C;S<sub>4</sub>段的温度有轻微波动。整个变化过程中,刀尖的升温具有明显的非线性特征,可分为温度较低的近线性(R<sup>2</sup>=0.9625)升温段(S<sub>2</sub>阶段)、75 °C附近的弱线性(R<sup>2</sup>=0.8740)升温段(S<sub>3</sub>阶段)、75 °C附近的弱线性(R<sup>2</sup>=0.8740)升温段(S<sub>3</sub>阶段)。整个升温过程中,刀柄温度随刀尖温度的升高而近似线性(R<sup>2</sup>=0.9250)升高。刀尖温度与迟滞温度(刀尖温度与刀柄温度之差)的差值由原来的 Δθ<sub>2</sub>增加为 Δθ<sub>3</sub>。考虑实际工况,假设刀尖的温度始终高于刀柄温度(稳态后温度相同),且干式切削过程中,温度一般只升不降(连续切削)。因此,通过刀柄温度来预测刀尖温度不仅需要考虑刀柄的当前温度,还需要考虑刀柄的以前温度。

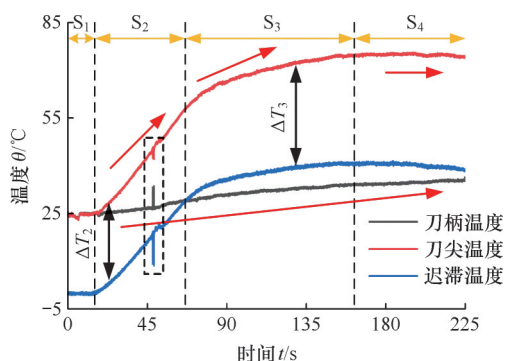


图7 刀柄与刀尖间的传热过程与规律

Fig.7 Heat transfer process and trend between the tool holder and the tool tip

#### 3.3.2 刀尖温度预测模型

基于刀柄位置测得的温度在刀尖位置升温时的变化规律,选用时间序列神经网络对刀尖温度进行预测建模。基于刀柄和刀尖在不同加热状态、不同时间的温度训练模型,分别将总数据的 80%、10%、10% 作为训练数据、验证数据和测试数据。为增强网络的记忆能力,选择有外部输入的非线性自回归(nonlinear autoregressive with exogenous inputs, NARX)模型<sup>[17]</sup>,延迟输入个数取 20。开环模型的公式为

$$y(t)=f(x(t-1),x(t-2),\dots,x(t-d),y(t-1),y(t-2),\dots,y(t-d))$$

式中: $x(i)$ 为输入, $i=t-1,t-2,\dots,t-d$ ; $y(i)$ 为输出; $t$ 为时间; $d$ 为延迟输入个数。

图 8 所示的模型构架中,输入为刀柄温度  $\theta_{\text{tool}}(t)$ ,输出为刀尖温度  $\theta_{\text{tip}}(t)$ 。模型的训练结果如图 9 所示,模型迭代 119 次的均方根误差  $E_{\text{RMS}}$  达到最小值 0.005 92,因此可认为该模型具备良好的预测效果且无过拟合。

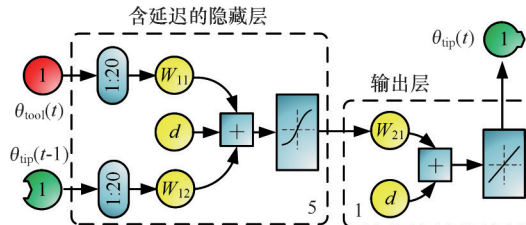


图8 基于NARX的刀尖温度预测模型构架

Fig.8 Tool tip temperature prediction model architecture based on NARX

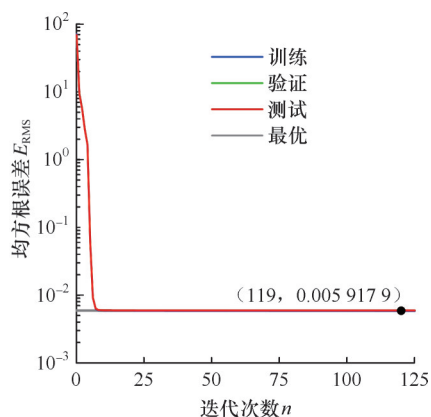


图9 基于NARX的刀尖温度预测模型训练结果

Fig.9 Training results of tool tip temperature prediction model based on NARX

如图 10 所示,训练集、验证集、测试集、全部集的相关系数  $R$  均为 0.999,说明该网络模型具有非常好的预测能力,可通过刀柄温度预测刀尖温度。训练结果中的映射关系矩阵为

$$\begin{bmatrix} O_{\text{train}} \\ O_{\text{val}} \\ O_{\text{test}} \\ O_{\text{all}} \end{bmatrix} \approx \begin{bmatrix} \theta_{\text{train}} \\ \theta_{\text{val}} \\ \theta_{\text{test}} \\ \theta_{\text{all}} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0.0013 \\ 0.0016 \\ 0.0016 \\ 0.0011 \end{bmatrix}$$

式中: $O_{\text{train}}$ 、 $O_{\text{val}}$ 、 $O_{\text{test}}$ 、 $O_{\text{all}}$  分别为训练集、验证集、测试集和全部集的输出值; $\theta_{\text{train}}$ 、 $\theta_{\text{val}}$ 、 $\theta_{\text{test}}$ 、 $\theta_{\text{all}}$  分别为与输出值相对应的训练集、验证集、测试集和全部集的目标值。

为验证模型的预测精度,在刀尖加热过程中,选择不同温度区间(测试组)的刀柄温度序列(21个温度),通过 NARX 模型预测刀尖温度。对比表 2 所示的预测温度与实测温度来评估模型的预测能力。最大的原始误差绝对值小于 1 °C,最大的相对误差小于 2.5%,原始误差的 MSE 约为 0.31 °C,相对误差的 MSE 约为 2.42%,表明模型具有较好的预测精度,可用于刀尖温度的预测。

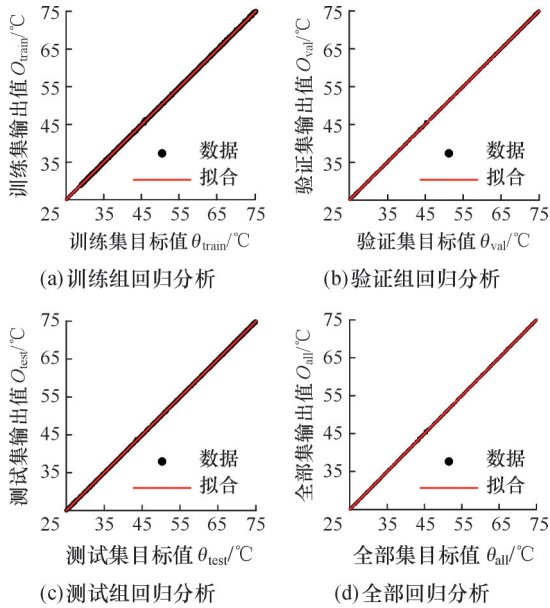


图 10 基于 NARX 的刀尖温度预测模型拟合度分析

Fig.10 Analysis of fitting degree of tool tip temperature prediction model based on NARX

表 2 刀尖温度的实验值和预测值

Tab.2 Experimental and predicted values of the temperature of the tool tip

测试值	实验值/°C	预测值/°C	误差	
			原始值/°C	相对值/%
1	25.49	24.89	-0.60	-2.35
2	26.69	26.25	-0.44	-1.65
3	62.05	62.30	0.25	0.40
4	70.58	69.78	-0.80	-1.13

## 4 智能化支持系统的设计

### 4.1 智能化支持系统逻辑构成

集成式智能化支持系统的逻辑如图 11 所示。开始加工时,对多源传感信息进行采集、滤波、特征提取等处理后进行信息融合以实现在线监测;在特征融合的基础上开展模式识别,并结合在线监测结果预警异常工况;基于模式识别和人工智

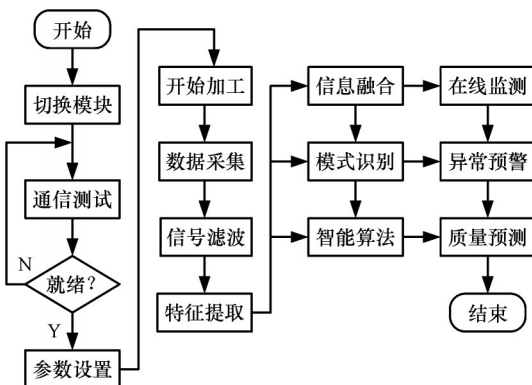


图 11 智能化支持系统逻辑图

Fig.11 Intelligent support system logic diagram

能算法预测加工表面质量。

### 4.2 多源传感信息融合算法

多源信息融合算法的有效性基于准确的信息特征提取,因此,基于多源信息融合的应用需先验证物理特征提取的有效性,再结合实验数据作进一步的关联和融合。依据现有算法,分别从振动信号、切削力信号、温度信号中提取 1~2 个主要特征进行融合。振动信号的提取特征为加速度的均值和 RMS;切削力信号的提取特征为切削力的 RMS 和 PV 值;温度信号的提取特征为固定时间范围内温度的均值和微分。结合多源信息融合与神经网络预测加工表面粗糙度。神经网络模型为基于遗传算法的反向传播(back propagation, BP)神经网络,构架流程如图 12 所示,其中,N1 表示训练迭代过程中 MSE 不满足条件时的网络内部迭代处理方法;N2、N3 分别为 N1 无法满足需求时,调整遗传算法参数和 BP 参数并重新开始训练的迭代过程。先建立神经网络模型<sup>[18]</sup>并进行数据归一化,再将神经网络中隐含层的权值代入遗传算法的初值编码;通过遗传算法迭代优化神经网络权值,训练神经网络。

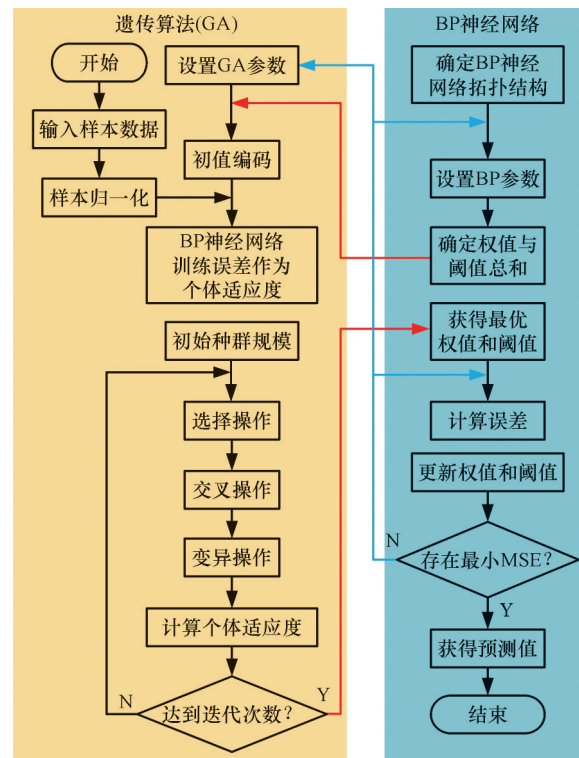


图 12 基于遗传算法的 BP 神经网络算法流程图

Fig.12 Flow chart of BP neural network algorithm based on genetic algorithm

### 4.3 人机交互界面

人机交互界面如图 13 所示。物理量监测部分可实时显示用户关注的物理量,如切削力、刀具

振动等;融合特征及工况判断部分可预警异常工况,如在物理量实时监测的基础上,通过判断监测物理量的特征或变化规律确定当前工况是否存在

异常,并对异常工况进行提示或主动处理;加工表面质量预测部分可基于加工过程中的物理量特征,预测加工表面粗糙度。



图13 多源信息的融合采集结果

Fig.13 The result of multi-source information fusion collection

### 5 碰撞预警分析

图14为分析测试的硬件实物图。移动直线运动模组带动智能刀柄运动。智能刀柄运动路径上,用固定的铝合金薄片模拟被碰撞物体。切削热在碰撞预警中的作用不显著,因此碰撞预警的算法不包含切削热信息。

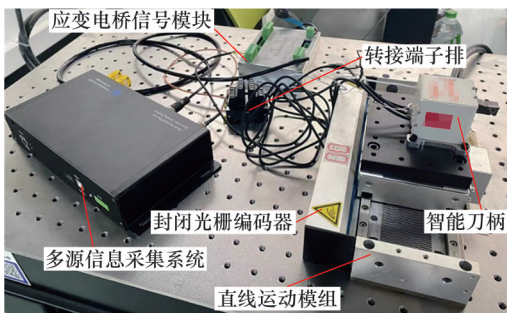
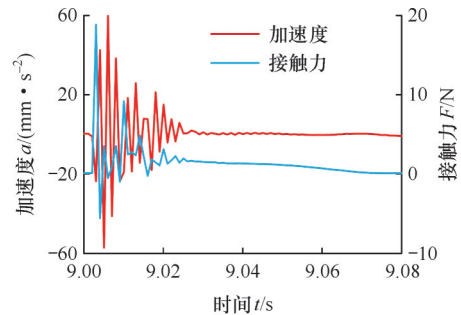


图14 智能刀柄碰撞分析测试实物图

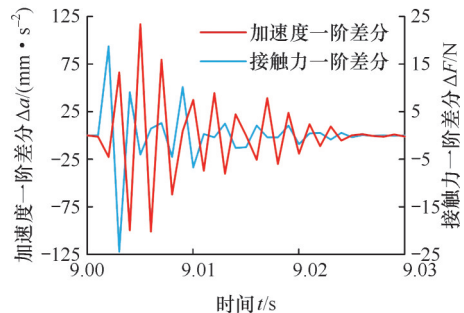
Fig.14 Hardware of the smart tool holder in analyzing crash test.

如图15所示,接触力和振动加速度信号在同一时刻达到第一个波峰或波谷;振动加速度的第一个波峰略微滞后于接触力的第一个波峰。因此,为准确判断刀具误碰撞,设定接触力阈值,并将碰撞概率权重作为判断碰撞的判据。以接触力阈值作为碰撞判据的基础概率权重A(文中取50%)。振动加速度在0附近振荡衰减,因此将加

速度的一阶差分值作为判断碰撞的第二物理量。振动加速度的1阶差分值 $\Delta a$ 的波动范围明显大于接触力的1阶差分值 $\Delta F$ 的波动范围,因此可通过设定 $\Delta a$ 的阈值75  $\text{mm/s}^2$ ,并引入判断碰撞概



(a)加速度与接触力的信号



(b)加速度与接触力的一阶差分信号

图15 碰撞测试中接触力与振动加速度特征分析  
Fig.15 Analysis of characters extracted from contacting force and vibration acceleration during crash test

率权重值 $B_1$ 来提高碰撞判断的准确性。 $|\Delta F|$ 超过阈值 25 N,则 $B_1=10\%$ ,否则为 0。振动加速度超过设定阈值时,增加判断碰撞概率 $B_0$ (本文取 20%)。 $A+B_0+B_1\geq C$ 时,认为碰撞发生,停机并预警,其中, $C$ 为判断碰撞的阈值,本文取 80%。参数 $A$ 、 $B_0$ 、 $B_1$ 、 $C$ 均可通过多次的切削加工和碰撞模拟不断优化。基于物理量特征阈值及其概率权重的综合判断方法可判断刀具是否发生碰撞,提高对刀具切入工件瞬间正常碰撞的准确率。

## 6 结论

本文面向绝热管路切削加工的过程监测、智能分析与预警等功能需求,设计了基于多源传感信息融合的智能刀柄及系统。测试分析表明,该智能刀柄的力分辨率约为 21.1 mN。通过获取的刀柄瞬态温度及神经网络算法有效预测了刀尖瞬态温度(相对误差小于 2.5%),解决了难以直接测量刀尖温度的问题。此外,基于对加速度和力等物理量特征的分析,提出了针对刀具异常碰撞预警的概率判断方法,可提高对刀具切入工件瞬间正常碰撞的判断准确率。

### 参考文献:

- [1] LI Xuebing, LIU Xianli, YUE Caixu, et al. Systematic Review on Tool Breakage Monitoring Techniques in Machining Operations[J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2022, 176: 103882.
- [2] KIM B C, CHO H, KIM D, et al. Design of Slip Detection Sensor for Artificial Skin[C]//2012 9th International Conference on Ubiquitous Robots and Ambient Intelligence (URAI). Daejeon, 2012: 510-511.
- [3] 陈少波, 刘晓东. 新型测力装置[J]. 现代制造工程, 2003(9): 57-58.  
CHEN Shaobo, LIU Xiaodong. New Force Measuring Device[J]. Modern Manufacturing Engineering, 2003(9): 57-58.
- [4] 尚永艳. 刀柄式压电切削测力仪研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2014.  
SHANG Yongyan. Research on Piezoelectric Cutting Dynamometer with Tool Handle[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2014.
- [5] 解正友. 面向切削过程在线监测的多传感器集成式智能刀柄研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2019.  
XIE Zhengyou. Research on Multi-sensor Integrated Intelligent Tool Holder for Online Monitoring of Cutting Process[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2019.
- [6] 李文德. 基于声表面波原理的智能刀具系统关键技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2013.  
LI Wende. Research on Key Technologies of Intelligent Tool System Based on SAW Principle[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2013.
- [7] SUN X, BATEMAN R, CHENG K, et al. Design and Analysis of an Internally Cooled Smart Cutting Tool for Dry Cutting[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture, 2012, 226(4): 585-591.
- [8] 刘强, 张海军, 刘献礼, 等. 智能刀具研究综述[J]. 机械工程学报, 2021, 57(21): 248-268.  
LIU Qiang, ZHANG Haijun, LIU Xianli, et al. A Review of Research on Intelligent Cutting Tools[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2021, 57(21): 248-268.
- [9] 崔云先, 张博文, 刘义, 等. 智能切削刀具发展现状综述[J]. 大连交通大学学报, 2016, 37(6): 10-14.  
CUI Yunxian, ZHANG Bowen, LIU Yi, et al. Development Status Summary of Smart Cutting Tool[J]. Journal of Dalian Jiaotong University, 2016, 37(6): 10-14.
- [10] 殷增斌, 郝肖华, 陈为友, 等. 一种新型切削温度感知智能刀具研究[J]. 机械工程学报, 2023, 59(1): 242-248.  
YIN Zengbin, HAO Xiaohua, CHEN Weiyu, et al. Study on a New Type of Cutting Temperature Sensing Smart Tool[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2023, 59(1): 242-248.
- [11] ZHU Lida, LIU Changfu. Recent Progress of Chatter Prediction, Detection and Suppression in Milling[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2020, 143: 106840.
- [12] CHEN Fan, LIU Guangya. Active Damping of Machine Tool Vibrations and Cutting Force Measurement with a Magnetic Actuator[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2017, 89(1): 691-700.
- [13] 刘海军. 面向铣削过程的无线测振刀柄的关键技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2015.  
LIU Haijun. Research on Key Technology of Wireless Vibration Measuring Tool Holder for Milling Process[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2015.
- [14] 陈奇伟. 面向铣削加工的测振刀柄设计与试验研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2019.  
CHEN Qiwei. Design and Experimental Study of Vibration Measuring Tool Holder for Milling[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2019.
- [15] YANG Zhaojun, KAN Yingnan, CHEN Fei, et al. Bayesian Reliability Modeling and Assessment Solution for NC Machine Tools under Small-sample Data[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2015, 28(6): 1229-1239.
- [16] HOROVÁ I, KOLÁČEK J, ZELINKA J. Kernel Smoothing in MATLAB: Theory and Practice of Kernel Smoothing[M]. Singapore: World Scientific, 2012.
- [17] WUNSCH A, LIESCH T, BRODA S. Forecasting Groundwater Levels Using Nonlinear Autoregressive Networks with Exogenous Input (NARX)[J]. Journal of Hydrology, 2018, 567: 743-758.
- [18] CAO Huajun, LIU Lei, WU Bo, et al. Process Optimization of High-speed Dry Milling UD-CF/PEEK Laminates Using GA-BP Neural Network[J]. Composites Part B: Engineering, 2021, 221: 109034.

(编辑 张洋)

**作者简介:** 高远,男,1990年生,博士研究生。研究方向为先进制造技术与智能装备。E-mail: zgaoyuan@163.com。 梁达\* (通信作者),男,1987年生,博士、副教授、博士研究生导师。研究方向为先进制造技术与智能装备。发表论文 30 余篇。E-mail: qd007@cqut.edu.cn。

### 本文引用格式:

高远,吴琦炜,宋阳,等. 基于多源传感信息融合的智能刀柄及系统的设计[J]. 中国机械工程, 2026, 37(1): 184-191.  
GAO Yuan, WU Qiwei, SONG Yang, et al. Design of Smart Tool Holders and Systems Based on Multi-sensor Information Fusion [J]. China Mechanical Engineering, 2026, 37(1): 184-191.