

DOI:10.19344/j.cnki.issn1671-5276.2026.03.030

数字孪生与多源融合的智能加工监控及动态优化

马鸿

(陕西工业职业技术学院, 陕西 咸阳 712099)

摘要:针对传统加工监控系统易受突发工况与传感器数据局限性影响的问题,提出一种基于数字孪生的智能加工监控系统。该系统集成虚拟加工模型与多源实时数据,结合卡尔曼滤波器重建切削力,实现自适应控制、刀具磨损监测及颤振抑制。实验结果表明:轴向深度突变时瞬态切削力峰值降低 40%,刀具磨损监测误差控制在 15 μm 内,颤振抑制将系统误报率降低 90%。结论表明:数字孪生与实时数据的深度融合显著提升了监控系统的鲁棒性与响应效率,为复杂加工场景的动态优化提供了有效解决方案。

关键词:数字孪生;传感器数据融合;自适应控制;刀具磨损监测;颤振抑制

中图分类号:TG580.6; TP277 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5276(2026)03-0154-07

Intelligent Machining Monitoring and Dynamic Optimization Based on Digital Twin and Multi-Source Fusion

MA Hong

(Shaanxi Polytechnic University, Xianyang 712099, China)

Abstract:To address the limitations of traditional machining monitoring systems, which are susceptible to sudden working-condition changes and sensor data constraints, an intelligent machining monitoring system based on digital twin is proposed. The system integrates a virtual machining model with multi-source real-time data and employs a Kalman filter to reconstruct cutting forces, thereby enabling adaptive control, tool wear monitoring, and chatter suppression. Experimental results show that the peak transient cutting force is reduced by 40% during abrupt changes in axial depth, tool wear monitoring error is controlled within 15 μm , and chatter suppression lowers the system's false alarm rate by 90%. The study demonstrates that the deep integration of digital twin and real-time data significantly enhances the robustness and response efficiency of the monitoring system, providing an effective solution for dynamic optimization in complex machining scenarios.

Keywords:digital twin; sensor data fusion; adaptive control; tool wear monitoring; chatter suppression

0 引言

随着制造业对加工效率与质量控制需求的提升,数字孪生技术通过虚拟模型与实时数据的融合,成为智能加工监控领域的研究热点^[1-5]。然而,传统虚拟模型因工况动态变化存在不确定性(如刀具磨损、工件几何形状突变),而单纯依赖传感器(如力、振动)的监测系统易受噪声干扰且误报率高^[6-8]。近年来,学者们围绕数字孪生与传感器协同优化展开研究。BRECHER 等^[9]提出基于主轴集成传感器的虚拟工件质量估计方法,但未解决动态工况自适应问题;DENKINA 等^[10]开发了材料去除模拟驱动的监控框架,但缺乏实时传感器反馈;ASLAN 等^[11]利用 CNC 驱动电流实现颤振检测,但在刀具瞬态接触区域仍存在误

报。当前研究面临两大挑战,一是虚拟模型与实时数据的高效同步与信息融合不足;二是多场景(如刀具健康、颤振抑制)的鲁棒控制算法缺乏系统性验证^[12-16]。

针对上述问题,本研究提出一种数字孪生辅助的智能加工监控系统,通过集成虚拟模型(MachPro III)与多源数据(CNC 内部信号、加速度传感器刀柄),结合卡尔曼滤波器重建切削力,实现自适应控制、刀具磨损监测(误差小于 15 μm)及颤振抑制。实验表明:系统在轴向深度由 0.5 mm 突变至 1.5 mm 的工况下通过预判 CWE 变化将瞬态力峰值降低 40%,并通过将主轴转速由 5 400 r/min 调整至 6 480 r/min,消除 866 Hz 异常振动,误报率降低 90%。本研究为复杂加工场景下的实时监控与动态优化提供了理论支撑与工程

基金项目:陕西省教育厅科学研究计划项目(24JK0318);陕西工业职业技术学院科研基金资助项目(2024YKYB-005)

作者简介:马鸿(1990—),男,陕西咸阳人,讲师,硕士,研究方向为航空精密制造,18392573694@163.com。

实践参考。

1 数字孪生辅助监控系统

数字孪生辅助加工监控系统的架构如图 1(a) 所示。实际加工过程与虚拟模型通过工业级软件 MachPro III 同步,该软件基于工件几何、材料属性及 NC 刀轨文件,实时计算离散刀具路径下的刀具-工件接触(cutter-workpiece engagement, CWE)状态、切削厚度、切削力及主轴功率等参数。加工中心(computer numerical control, CNC)的内部数据(如刀具中心位置、驱动电流)与外部传感器数据

(加速度、温度)通过以太网同步至虚拟模型,实现动态映射如图 1(b)所示。系统核心流程如下:

1) 虚拟建模与数据预存, MachPro III 预生成加工过程数字孪体,包含刀具路径各离散点的 CWE 信息及动力学参数;

2) 实时数据融合, CNC 数据(采样率 10 Hz~1 kHz)与高采样率(大于 20 kHz)传感器数据经 A/D 转换后,通过刀具位置同步匹配至虚拟模型;

3) 动态状态分类,基于同步数据区分空切、瞬态接触及稳定切削状态,为后续监控算法提供工况标签。

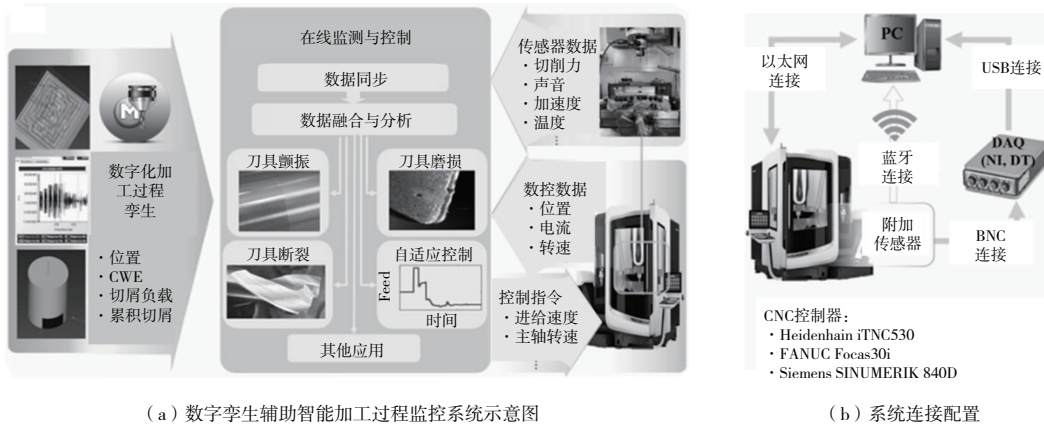


图 1 数字孪生辅助监控与控制系统图

2 感知数据采集

如图 1(b)所示, CNC 与外部计算机之间通过以太网实现连接。Heidenhain 系统支持最高 10 kHz 的数据采样, FANUC 为 1 kHz, Siemens 通过 Edge 系统也可达 1 kHz, 且所有 CNC 均可通过 OPC-UA 协议以 10 Hz 输出数据。外部计算机通常以低于 10 Hz 的频率调控主轴与进给速度。

若 CNC 采样频率高于齿通过频率数倍,可借助 Kalman 滤波器^[17]等方法对驱动系统动态建模,间接估算切削力。若采样频率较低,则需通过外部传感器采集振动、电流、声音等信号(采样率达 20 kHz 以上)。

2.1 基于内嵌式传感器的切削力提取

在生产环境中直接测量切削力具有一定困难。BLEICHER 等^[18]提出了一种集成振动传感器的刀柄如图 2(a)所示,其内部 A/D 系统以 9 524 Hz 采样,并通过蓝牙将数据传输至外部计算机。

该刀柄的简化动力学模型如图 2(b)所示,可视为弹簧-质量-阻尼系统,考虑装配偏心 x_0 及动态偏心 Δx ,系统满足

$$m\Delta\ddot{x} + c\Delta\dot{x} + k\Delta x = -m(x_0 + \Delta x)\omega_{sp}^2 +$$

$m\ddot{X}_A \cos(\omega_{sp}t + \psi) + m\ddot{Y}_A \sin(\omega_{sp}t + \psi) \sqrt{a^2 + b^2}$ (1)
式中: m 为传感器等效质量; c 为等效阻尼系数; k 为等效刚度; Δx 、 $\Delta\dot{x}$ 、 $\Delta\ddot{x}$ 分别为动态偏心位移、速度和加速度; x_0 为装配偏心量; ω_{sp} 为主轴角速度; t 为时间; ψ 为初始相位; $\ddot{X}_A$ 、 $\ddot{Y}_A$ 分别为刀柄坐标系在 x 方向、 y 方向的基座激励加速度; a 、 b 分别为由安装位置与坐标转换关系确定的几何系数。其中, $mx_0\omega_{sp}^2$ 项表示装配偏心带来的恒定离心力, $m\Delta x\omega_{sp}^2$ 项表明主轴转动会降低系统等效刚度,故传感器本征频率须远高于主轴转速。

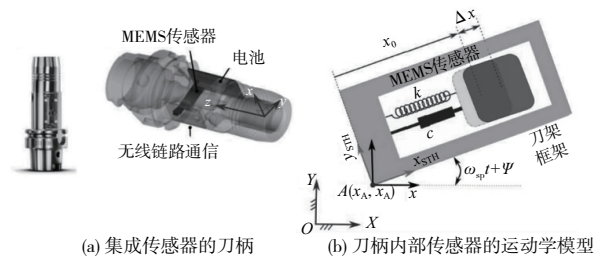


图 2 刀柄示意图

振动加速度产生的惯性力可间接反映切削力。进一步可通过冲击试验获得刀柄频响函数 (frequency response function, FRF), 其频域传递函数如下^[19]

$$\Phi_{\text{sys}}(s) = \frac{x(s)}{F(s)} = \sum_{r=1}^{N_r} \frac{\alpha_r}{s^2 + 2\zeta_r \omega_{nr} s + \omega_{nr}^2} \quad (2)$$

式中: $\Phi_{\text{sys}}(s)$ 为刀柄—传感器系统的频域传递函数; $X(s)$ 为位移响应的拉普拉斯变换; $F(s)$ 为外部激励力的拉普拉斯变换; s 为拉普拉斯变量; N_r 为模态数; r 为模态序号; ζ_r 、 ω_{nr} 、 α_r 分别为第 r 阶模态阻尼比、本征角频率和模态残差。

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{A}\mathbf{x}(t) + \mathbf{B}F(t) \\ y(t) = \mathbf{C}\mathbf{x}(t) \end{cases} \quad (3)$$

式中: $\mathbf{x}(t)$ 为系统状态向量; $\dot{\mathbf{x}}(t)$ 为状态向量的一阶导数; $F(t)$ 为切削力输入; $y(t)$ 为系统输出或测量响应; $\mathbf{A}$ 、 $\mathbf{B}$ 、 $\mathbf{C}$ 分别为状态矩阵、输入矩阵和输出矩阵; t 为时间。

切削力可视为直流 (direct current, DC) 与交流 (alternating current, AC) 分量之和^[20]

$$F(s) = F_{\text{DC}}(s) + F_{\text{AC}}(s) \quad (4)$$

其中 DC 部分变化缓慢, 满足

$$\dot{F}_{\text{DC}} = w_{\text{DC}} \quad (5)$$

AC 部分可由主轴旋转角频率 ω_{sp} 所致的周期扰动 w_{AC} 表示为

$$F_{\text{AC}}(s) = \frac{w_{\text{AC}} s}{s^2 + \omega_{\text{sp}}^2} \quad (6)$$

式(4)一式(6)中, $F(s)$ 为总切削力的拉普拉斯变换; $F_{\text{DC}}(s)$ 和 $F_{\text{AC}}(s)$ 分别为切削力的直流分量与交流分量; $\dot{F}_{\text{DC}}$ 为直流分量对时间的一阶导数; w_{DC} 为描述直流分量缓慢变化的过程扰动; w_{AC} 为交流分量的周期扰动幅值; ω_{sp} 为主轴旋转角频率; s 为拉普拉斯变量。

将上述切削力模型引入式(3), 并结合式(5), 扩展为状态空间形式

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}}_e = \mathbf{A}_e \mathbf{x}_e + \mathbf{L}w \\ y = \mathbf{C}_e \mathbf{x}_e + v \end{cases} \quad (7)$$

式中: $\mathbf{x}_e$ 为扩展状态向量, 包含结构动态状态与切削力直流、交流分量状态; $\dot{\mathbf{x}}_e$ 为扩展状态向量的一阶导数; $\mathbf{A}_e$ 为扩展系统矩阵; $\mathbf{L}$ 为扰动输入矩阵; w 为过程噪声或未建模扰动; y 为测量输出; $\mathbf{C}_e$ 为扩展输出矩阵; v 为测量噪声。利用 Kalman 滤波器估算切削力 $\hat{F}$

$$\begin{cases} \dot{\hat{\mathbf{x}}}_e = \mathbf{A}_e \hat{\mathbf{x}}_e + \mathbf{K}(y - \mathbf{C}_e \hat{\mathbf{x}}_e) \\ \hat{F} = \mathbf{C}_0 \hat{\mathbf{x}}_e \end{cases} \quad (8)$$

式中: $\hat{\mathbf{x}}_e$ 为扩展状态估计值; $\dot{\hat{\mathbf{x}}}_e$ 为扩展状态估计值的一阶导数; $\mathbf{K}$ 为 Kalman 滤波器增益; $\hat{F}$ 为重建切削力; $\mathbf{C}_0$ 为从扩展状态中提取切削力分量的输出矩阵。Kalman 滤波器的传递函数为^[21]

$$\Phi_{\text{Kalman}}(s) = \frac{\hat{F}(s)}{X(s)} = \mathbf{C}_0 (s\mathbf{I} - \mathbf{A}_e + \mathbf{K}\mathbf{C}_e)^{-1} \mathbf{K} \quad (9)$$

式中: $\Phi_{\text{Kalman}}(s)$ 为 Kalman 滤波器从测量输入到重建切削力的传递函数; $\hat{F}(s)$ 和 $X(s)$ 分别为重建切削力和输入测量信号的拉普拉斯变换; $\mathbf{I}$ 为单位矩阵; s 为拉普拉斯变量; 离散时间下, 其状态更新为

$$\hat{\mathbf{x}}_e(k+1) = e^{(\mathbf{A}_e - \mathbf{K}\mathbf{C}_e)T_s} \hat{\mathbf{x}}_e(k) + \left[\int_0^{T_s} e^{(\mathbf{A}_e - \mathbf{K}\mathbf{C}_e)t} \mathbf{K} dt \right] y(k) \quad (10)$$

式中: k 为离散采样步; T_s 为采样周期; τ 为积分变量; $e^{(\cdot)}$ 为矩阵指数运算; $y(k)$ 为第 k 步测量输出; $\hat{\mathbf{x}}_e(k)$ 和 $\hat{\mathbf{x}}_e(k+1)$ 分别为第 k 步和第 $k+1$ 步的扩展状态估计值; 滤波器增益 $\mathbf{K}$ 通过最小化状态估计误差协方差 $\mathbf{P}$ 获得, 其满足 Riccati 微分方程^[22], 进而求得

$$\mathbf{K}(t) = \mathbf{P}(t) \mathbf{C}_e^T(t) \mathbf{R}^{-1}(t) \quad (11)$$

式中: $\mathbf{K}(t)$ 为时变 Kalman 滤波器增益; $\mathbf{P}(t)$ 为连续时间状态估计误差协方差矩阵; $\mathbf{C}_e^T(t)$ 为输出矩阵 $\mathbf{C}_e(t)$ 的转置; $\mathbf{R}(t)$ 为测量噪声协方差矩阵; 上标 $\mathbf{T}$ 表示矩阵转置, 系统离散形式如下

$$\mathbf{x}_e(k+1) = \mathbf{A}_k \mathbf{x}_e(k) + \mathbf{L}_k w(k) \quad (12)$$

$$\mathbf{P}(k) = \mathbf{A}_k \mathbf{P}(k-1) \mathbf{A}_k^T + \mathbf{Q}_k \quad (13)$$

式(12)一式(13)中, $\mathbf{A}_k$ 为离散化状态转移矩阵; $\mathbf{L}_k$ 为离散化扰动输入矩阵; $\mathbf{x}_e(k)$ 和 $\mathbf{x}_e(k+1)$ 分别为第 k 步和第 $k+1$ 步的扩展状态向量; $w(k)$ 为第 k 步过程噪声; $\mathbf{P}(k)$ 和 $\mathbf{P}(k-1)$ 分别为第 k 步和第 $k-1$ 步的误差协方差矩阵; $\mathbf{Q}_k$ 为第 k 步过程噪声协方差矩阵。

该方法亦可用于主轴电流测量以估算切削力矩。使用感知刀柄估算径向切削力, 并与台式测力仪直接测得结果对比如图 3 所示。测试条件为: 三刃立铣刀、AISI 1050 材料、主轴转速 3 200 r/min、每齿进给量 0.1 mm。

2.2 数字孪生辅助的自适应切削力控制

基于数字孪生预测的切削力信息可用于自适应控制, 通过前馈调节维持刀具载荷在安全且期

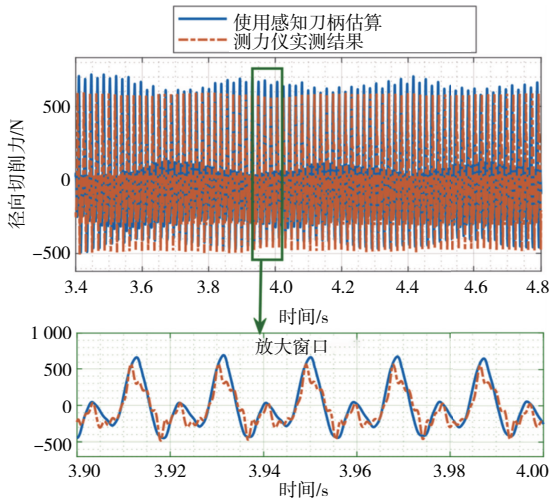


图3 集成传感器刀柄振动估算的径向切削力与测力仪实测结果对比

望范围内。所采用的极点配置控制算法参见文献[23],此处不再赘述。区别在于,系统利用数字孪生的前视能力预测刀具将进入区域的切削力变化,并将该预测增量与实测力叠加(如图4所示),实现前馈补偿。

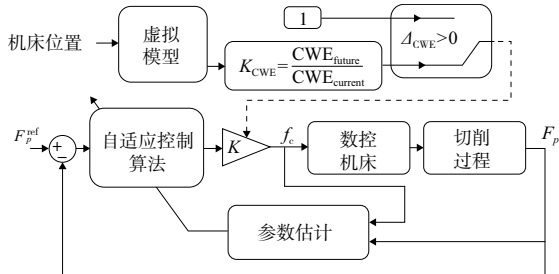


图4 带有虚拟模型反馈的自适应控制系统的框图

在虚实同步过程中,系统于每个控制周期比对未来步与当前步的CWE。若 $\Delta CWE > 0$,即预测CWE增大,则进给速度按比例系数 $K_{CWE} = \frac{CWE_{future}}{CWE_{current}}$ 进行调节。该策略使系统在实际负载变化前预先响应,从而有效抑制瞬态过载。

鉴于CNC控制器处理指令频率有限,且存在通信与执行延迟,控制周期设定为500 ms。每个周期内,峰值切削力 $F_p(k)$ 被建模为前一周指令进给速度 $f_c(k-1)$ 的线性函数,包含刀刃力偏置项 a_0

$$F_p(k) = a_1 \cdot f_c(k-1) + a_0 \quad (14)$$

为消除CWE变化的影响,峰值力根据数字孪生仿真的瞬时切削面积 A 归一化处理

$$F_p(k) = \frac{F_p(k)}{A} \quad (15)$$

式(14)一式(15)中, k 为控制周期序号; $F_p(k)$ 为第 k 周期峰值切削力; $f_c(k-1)$ 为前一周指令进给速度; a_0 为刀刃力偏置项; a_1 为进给速度—峰值力线性增益系数; A 为数字孪生仿真得到的瞬时切削面积。式(15)用于将峰值切削力按瞬时切削面积进行归一化处理,以减弱CWE变化对力信号的影响。

参数 a_0 、参数 a_1 通过递归最小二乘法在每周实时更新,基于当前峰值力与进给速度对模型进行辨识。在轴向切削深度为1 mm、主轴转速为1 000 r/min且每齿初始进给量为0.2 mm/r的情况下,对带有双槽端铣刀的7074铝合金进行半浸式逆铣的过程如图5所示。

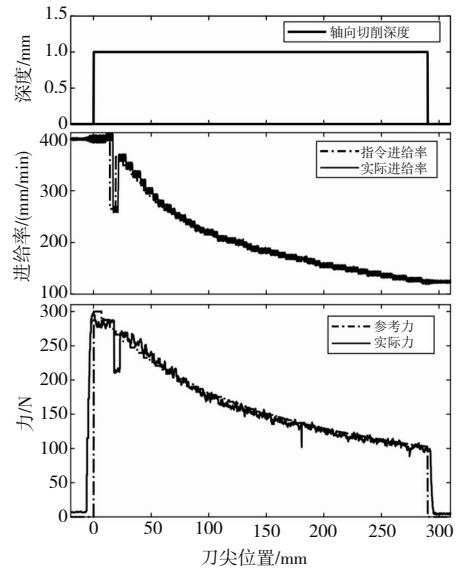


图5 具有变化参考峰值力的自适应控制应用

在实际应用中,自适应控制常因CWE突变或刀具进/出切导致的瞬态大幅力的变化而失效。系统响应滞后可能引发刀具破损或加工缺陷。引入数字孪生的前馈信息可有效规避该问题。

2.3 数字孪生辅助的刀具磨损跟踪

本节提出一种基于虚拟加工数据的刀具磨损跟踪方法。随着加工时间的延长,刀具磨损逐步累积,导致切削力增大。因此,可通过累计切屑厚度和主轴电流(与切削转矩成正比)估算磨损程度。采用以下线性模型描述磨损与特征量之间的关系

$$w_c = a_1 c + a_2 \quad (16)$$

$$w_1 = a_3 I + a_4 \quad (17)$$

式(16)一式(17)中, w_c 为基于累计切屑厚度的磨损估计值; w_1 为基于主轴电流的磨损估计

值; c 为累计切屑厚度; I 为经CWE面积归一化的主轴电流,以消除切屑面积变化对电流信号的影响; a_1 、 a_2 、 a_3 、 a_4 为线性模型参数,由多时刻刀具后刀面磨损实测值通过最小二乘法辨识获得。为抑制电流信号噪声,对主轴电流信号施加移动平均滤波。

由于两种方法 w_c 和 w_l 预测结果存在误差,可引入加权融合模型进一步提升预测精度

$$w = p_c w_c + p_l w_l \quad (18)$$

式中: w 为融合后的磨损估计值; w_c 与 w_l 分别为累计切屑厚度法和归一化电流法获得的磨损估计值; p_c 与 p_l 为无量纲权重,依据相同磨损数据进行标定。

为验证方法有效性,本研究设计了渐进式铣削实验,采用3刃直径12 mm立铣刀加工AISI 1050钢,径向切深从0 mm逐步增加至10 mm,再反向减少。通过MachProTM仿真切削状态,识别实切与空切区间,主轴电流在切削区间内进行同步采集。主轴电流随时间变化结果如图6所示,切削状态指示器是从加工过程的数字孪生中提取的(1:切削,0:空切或瞬态)。

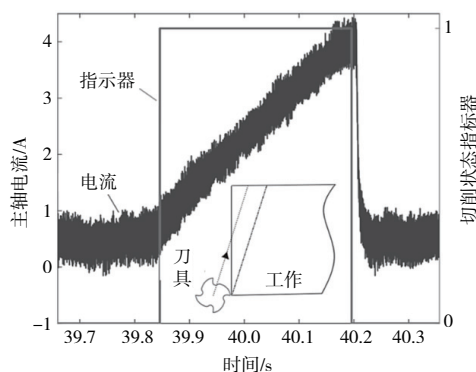


图6 主轴电流随时间变化结果

实验共重复235次。各阶段刀具的后刀面磨损通过显微镜测量,并与同期的累计切屑厚度及归一化电流共同用于模型更新。磨损随加工过程的演化趋势如图7所示,其中前5组数据用于模型标定,后续用于验证。该方法与零件几何特征无关,针对特定刀具-材料组合在固定切削速度下,仅需一次标定即可推广至其他工况。

另一案例以传感刀柄中的加速度信号重建径向切削力,代替主轴电流监测磨损。实验采用20 mm 3刃立铣刀,在半径方向半切深条件下进行200次下铣测试,采样频率为9 524 Hz,工件材料同为AISI 1050,主轴转速3 200 r/min,单齿进

给0.1 mm,轴向切深2 mm。通过卡尔曼滤波从加速度信号中重建切削力,但因DC分量缺失,仅分析AC成分。某次测试中的力信号快速傅里叶变换(fast fourier transform,FFT)频谱如图8所示,主轴频率谐波作为监测特征,其中第2次谐波(106.6 Hz)被选作主要指标,其信号功率通过积分功率谱密度(90~122 Hz)获得。

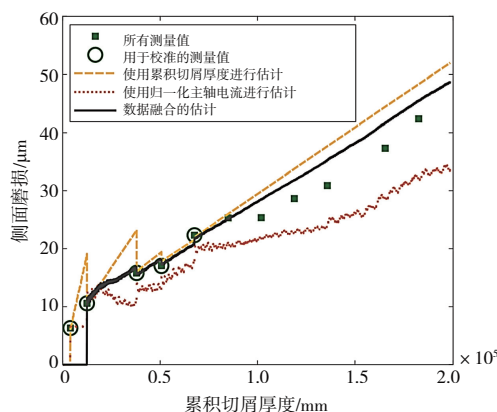


图7 使用累积切屑厚度、归一化主轴电流和数据融合进行的侧面磨损在线估计

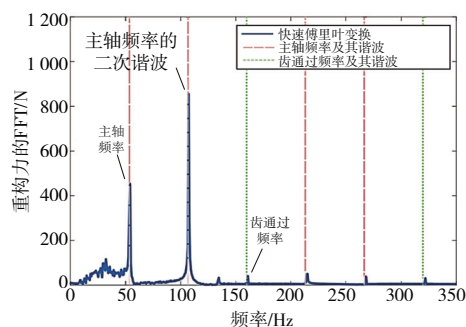
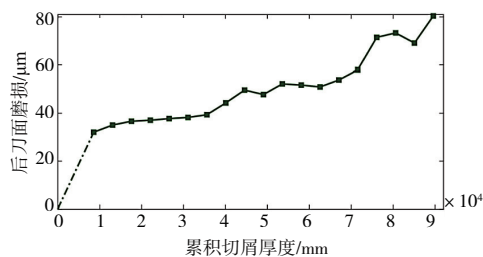


图8 力信号FFT频谱

重建力功率、平均径向力(由测力仪采集)与实际磨损值相对于累计切屑厚度的变化趋势如图9所示。初期阶段力值较高,随后快速下降,后续缓慢上升,反映刀具钝化后阻尼增强,继而因磨损加剧而导致切削力系数提升。



(a) 后刀面磨损(通过显微镜测量)

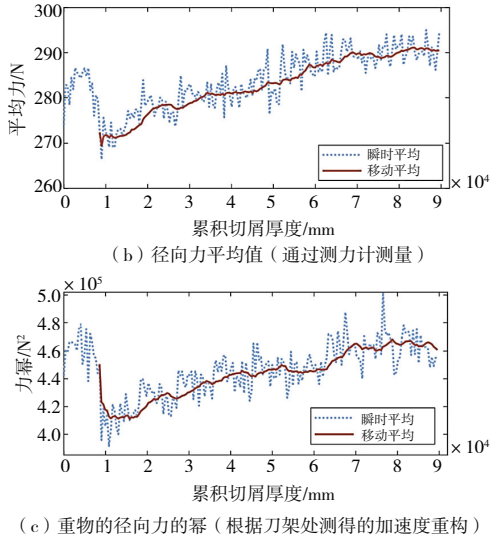


图9 切削试验中刀具磨损值、平均径向力、重物径向力的幂变化趋势图

为实现磨损的自适应监测,系统对图9中径向力功率的移动平均值进行建模,构建磨损预测模型。与前一案例中使用前5次磨损数据标定不同,本实验采用如下算法自动选择用于建模的数据点:1)记录第1阶段磨损值(假定初始磨损为0),拟合线性模型;2)用模型估算第2阶段磨损值,计算预测误差;3)若误差超出设定阈值(如20 μm),进行实测并更新模型;4)持续加工,递推预测并根据误差判断是否需要新增测量;5)若误差持续低于阈值,则省略该阶段测量,继续监测。

该方法下的误差估计如图10所示。除初始两点外,仅在3处添加新测量,预测误差始终控制在15 μm 以内,表明方法具备良好精度与测量效率。

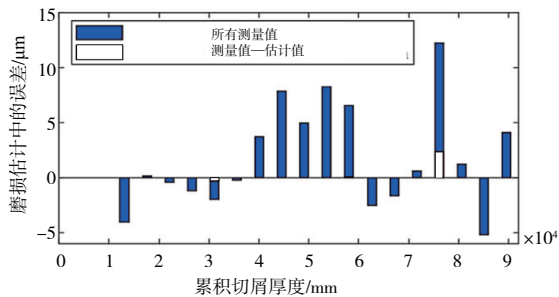


图10 测量值和数据融合后估计值的误差

2.4 刀具破损检测

刀具破损检测同样依托数字孪生系统提供的切削状态信息。本文采用文献[24]中的检测算

法,并引入加工状态辅助识别机制,有效避免在空切或过渡区域产生误报。

算法以一个齿周期内的平均主轴电流 I_a 为基础,通过一阶自适应滤波器消除由CWE变化引起的缓变直流趋势,残差表达如下

$$\varepsilon_1(m) = (1 - \hat{\varphi}_1 z^{-1}) [I_a(m) - I_a(m-1)] \quad (19)$$

式中: $\varepsilon_1(m)$ 为第 m 个齿周期的一阶残差; $I_a(m)$ 和 $I_a(m-1)$ 分别为第 m 个和第 $m-1$ 个齿周期内的平均主轴电流; m 为齿周期编号; $\hat{\varphi}_1$ 为一阶自适应滤波系数,通过递归最小二乘法实时估计; z^{-1} 为单位延迟算子。

为进一步消除刀具跳动带来的影响,对每个主轴周期再次差分电流信号,得到第二残差

$$\varepsilon_2(m) = (1 - \hat{\varphi}_2 z^{-1}) [I_a(m) - I_a(m-N)] \quad (20)$$

式中: $\varepsilon_2(m)$ 为第二残差; N 为刀齿数; $I_a(m-N)$ 为前一主轴周期对应齿周期的平均主轴电流; $\hat{\varphi}_1$ 与 $\hat{\varphi}_2$ 为无量纲自适应滤波参数; z^{-1} 为单位延迟算子。

由于残差值在空切或刀具刚进入工件阶段可能存在峰值,为避免这些异常影响阈值标定,数字孪生系统提供刀位同步信息,对实测电流信号按加工状态进行标注,仅在有效切削阶段提取阈值参考数据,从而提高检测精度。

该方法在一项下铣斜坡切削实验中进行了验证。实验使用直径25 mm的可转位铣刀,径向切深从0 mm增加至20 mm,每齿进给率为0.1 mm齿,主轴转速6 000 r/min,轴向切深固定为2 mm。刀具配有4个刀片,其中故意缺失一刀片以模拟断齿状态。检测结果如图11所示。

图11(a)分别展示了完整刀具(4齿)与模拟破损刀具(3齿)下的主轴电流信号。图11(b)为将破损信号嵌入第400齿周期的组合信号,以模拟实际加工中刀具在第400齿周期发生断裂的情形。采用该组合信号运行算法,图11(c)、图11(d)显示相应残差输出。残差阈值在加工初期数个主轴转数内完成标定,缩放因子取3。

当第400齿周期残差超过设定阈值时,算法成功识别出破损事件。为展示检测过程,图中未模拟实际停机操作。正常情况下,检测到破损后系统将通过发送零进给倍率指令,自动停止机床运行以防止损坏扩展。

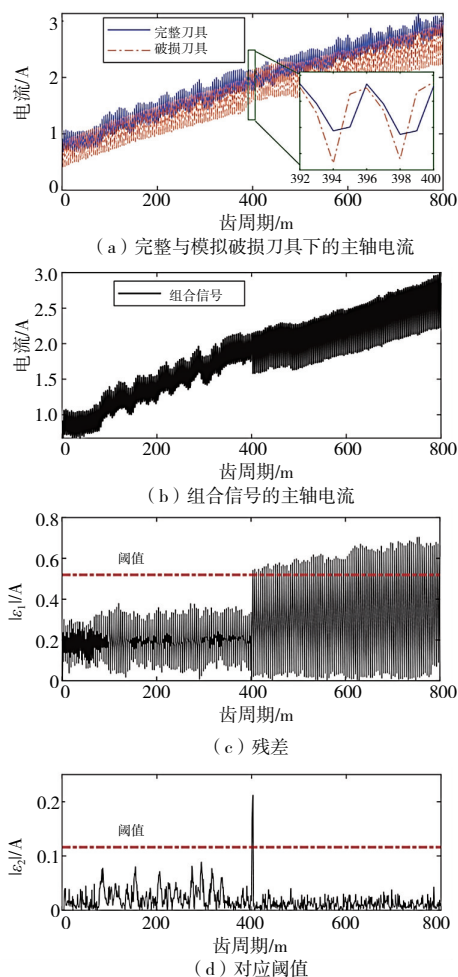


图 11 检测结果

3 结语

本研究提出的数字孪生辅助智能加工监控系统通过虚拟模型与多源实时数据的融合,显著提升了加工过程的鲁棒性与响应效率。实验结果表明:自适应控制策略在轴向深度由 0.5 mm 突变至 1.5 mm 的工况下预判刀具-工件接触变化,使瞬态切削力峰值降低 40%;基于累积切屑厚度与主轴电流的刀具磨损监测模型,误差控制在 15 μm 以内;颤振抑制算法通过将主轴转速由 5 400 r/min 调整至 6 480 r/min,消除了 866 Hz 异常振动,系统误报率降低 90%。此外,刀具破损检测算法在 400 个齿周期内准确识别断刀事件并触发停机。该研究验证了数字孪生技术在动态工况下的工程应用价值,为复杂加工场景的实时监控与优化提供了可靠解决方案。未来研究可进一步探索多参数协同优化与工业物联网的深度集成。

参考文献:

[1] 程晟迪. 一种磨削加工监控系统的设计[J]. 自动化

应用,2024,65(3):169-171.

- [2] 赵渭平,任伟,张华,等. 基于响应面法的数控加工工艺参数优化方法研究[J]. 自动化仪表,2025,46(3):81-84,89.
- [3] 李芸. 智能制造技术在数控加工中的应用[J]. 农业工程与装备,2024,51(2):13-15.
- [4] 段现银,邵宇轩,彭芳瑜,等. 基于数字孪生的复杂件多机器人智能加工方法[J]. 华中科技大学学报(自然科学版),2024,52(6):1-9.
- [5] 杨洋. 基于人工智能的预制梁场环形生产线智能加工管控方法[J]. 智能制造,2023(6):98-102.
- [6] 周嫒. 刀具状态监控技术在数控铣削加工中的应用:以 ARTIS 刀具监控系统为例[J]. 造纸装备及材料,2023,52(11):64-66.
- [7] 牛帅,全晓萌,蔡茂林,等. 面向智能制造的数控加工工艺重用关键技术:系统回顾[J]. 机械工程学报,2025,61(20):301-317.
- [8] 颜培,程明辉,姜洪森,等. 智能加工系统刀具磨损状态监测研究现状与技术挑战[J]. 人工智能,2023(1):63-73.
- [9] BRECHER C, ECKEL H M, MOTSCHKE T, et al. Estimation of the virtual workpiece quality by the use of a spindle-integrated process force measurement[J]. CIRP Annals, 2019, 68(1):381-384.
- [10] DENKENA B, BERGMANN B, WITT M. Feeling machine for process monitoring of components with stock allowance[J]. Machines, 2021, 9(3):53.
- [11] ASLAN D, ALTINTAS Y. On-line chatter detection in milling using drive motor current commands extracted from CNC[J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2018, 132:64-80.
- [12] 罗震,罗怡沁,严伟鑫. 基于模型预测控制的飞机蒙皮铣削方法研究[J]. 自动化仪表,2022,43(7):55-60,66.
- [13] 王懿明,肖铜,杨志浩,等. 基于外接过渡的数控加工刀具路径拐角光顺方法[J]. 计算机集成制造系统,2025,31(5):1-14.
- [14] 包振科,曹华军,秦逢泽,等. 基于 IWOA-IECA-BiLSTM 模型的刀具磨损监测[J]. 中国机械工程,2025,36(12):2936-2943.
- [15] 刘鸣涛,方圆,吕瑞强. 面向零件加工车间生产监控的数字孪生模型构建方案研究[J]. 数字化转型,2025,2(5):44-55.
- [16] 刘国强,段明峰,王堃宇,等. 基于数字孪生的国产五轴数控机床虚拟调试系统的研究与实现[J]. 组合机床与自动化加工技术,2025(4):13-17,22.
- [17] 李永军. 改进卡尔曼滤波和均值漂移的运动目标跟踪算法[J]. 微型电脑应用,2020,36(1):112-114.

(下转第 204 页)

华龙一号堆型某项目的管子-管板接头焊接。未来,还将进一步探索该系统在不同类型核电设备焊接中的应用拓展,并与更先进的智能控制技术融合,持续提升核电装备制造的智能化水平。

参考文献:

- [1] 张维. 工业互联网与智能制造推动下的自动化技术探讨[J]. 大数据与人工智能, 2025, 5(9):7-9.
- [2] 杨伊静. 抢占关键技术制高点力推制造业转型升级: 工信部等多部门印发《“十四五”智能制造发展规划》[J]. 中国科技产业, 2022(1):40-41.
- [3] 张蕴. 双碳目标下我国核电发展趋势分析[J]. 核科学与工程, 2021, 41(6):1347-1351.
- [4] 胡道成, 张帅, 韩涛, 等. 碳中和目标下发电领域低碳转型路径[J]. 洁净煤技术, 2022, 28(7):23-33.
- [5] 李想, 刘焕. 关于推进核电焊接领域国产化、智能化的探索[J]. 南方能源建设, 2020, 7(4):93-97.
- [6] 景晓冬, 郭景昌, 严家福. 数字孪生在核电设备领域中的关键技术应用研究综述[J]. 自动化技术与应用, 2025, 44(3):1-6.
- [7] 邱桂辉, 任红兵, 周鹏, 等. 核电厂蒸汽发生器传热管接近管运行特性研究[J]. 核科学与工程, 2023, 43(6):1294-1299.
- [8] 何戈宁, 周美玲, 赖建永, 等. 核电厂蒸汽发生器一次侧向二次侧泄漏率取值研究[J]. 辐射防护, 2022, 42(1):35-40.
- [9] 徐文镜, 刘鸣宇, 王小刚, 等. 百万千瓦级核电蒸汽发生器管子-管板焊接工艺研究[J]. 热加工工艺, 2012, 41(23):170-173.
- [10] 汪东明, 高增福, 谭笠, 等. 国内外换热器管子管板焊接技术综述[J]. 压力容器, 1995, 12(2):48-53, 3.
- [11] LEI T, WU C Q, RONG Y M, et al. The development of

tube - to - tubesheet welding from automation to digitization[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2021, 116(3/4):779-802.

- [12] 渠慎全. 薄壁不锈钢管 TIG 焊接生产过程中钨极烧损状态监测[D]. 济南: 山东大学, 2022.
- [13] 陈华斌, 肖润泉, 陈善本. 焊接机器人视觉感知及智能化焊接关键技术研究进展[J]. 焊接学报, 2024, 45(11):1-9.
- [14] 樊云博, 严文荣, 鲍亮亮, 等. 石化管件氩弧焊机器人自适应智能焊接应用分析[J]. 焊接, 2024(9):75-80.
- [15] 梁晓梅, 杜兵, 周鑫, 等. 四钨极 TIG 电弧耦合物理特性及高效稳定燃烧机制分析[J]. 焊接学报, 2025, 46(6):81-88, 97.
- [16] 杨义成, 杜兵, 黄继华, 等. 钨极几何特征对电弧与熔池热力行为的影响[J]. 焊接学报, 2023, 44(8):104-108, I0009.
- [17] 陈依苇, 田思雨, 胡昌格. 榫卯结构在工业设计领域的创新应用研究[J]. 模具制造, 2025, 25(2):223-225.
- [18] 胡秀秀. 自动抓取机械手的设计与研究[D]. 青岛: 青岛科技大学, 2020.
- [19] 位恒政, 王为农, 裴丽梅, 等. 多传感器坐标测量机的校准及应用[J]. 计量科学与技术, 2024, 68(2):46-51.
- [20] 雷尼绍. 先进位置编码器技术提升光刻工艺水平[J]. 数控机床市场, 2019(3):69-71.
- [21] 黄均麟, 李磊, 杨俊, 等. 蒸汽发生器管子管板焊缝焊接见证件缺陷原因分析及处理[J]. 电焊机, 2019, 49(4):291-294.

收稿日期: 2025 - 04 - 03

(上接第 160 页)

- [18] BLEICHER F, RAMSAUER C M, OSWALD R, et al. Method for determining edge chipping in milling based on tool holder vibration measurements [J]. CIRP Annals, 2020, 69(1):101-104.
- [19] 吴石, 张勇, 王宇鹏, 等. 基于双信号融合的主轴/刀柄结合面刚度退化程度预测[J]. 中国机械工程, 2024, 35(8):1449-1461.
- [20] 张越新凯, 卓秀彬, 魏俊, 等. 基于圆弧头立铣刀螺旋角修正的切削力计算方法[J]. 工具技术, 2025, 59(2):71-77.
- [21] 刘倩芸, 林敏, 刘灏, 等. 基于超宽带系统的双卡尔曼滤波定位算法[J]. 电子技术应用, 2023, 49(6):

58-62.

- [22] 章慧芬. 特性 Riccati 微分方程解的探讨[J]. 廊坊师范学院学报(自然科学版), 2023, 23(4):27-29, 38.
- [23] ALTINTAS Y, BER A A. Manufacturing automation: metal cutting mechanics, machine tool vibrations, and CNC design [J]. Applied Mechanics Reviews, 2001, 54(5):B84.
- [24] ALTINTAS Y. Prediction of cutting forces and tool breakage in milling from feed drive current measurements[J]. Journal of Engineering for Industry, 1992, 114(4):386-392.

收稿日期: 2025 - 05 - 12