

引文格式:王国锋,王佑强,盛延亮,等.混联机器人加工质量全闭环监测与控制技术研究[J].航空制造技术,2026,69(16):26010068.

WANG Guofeng, WANG Youqiang, SHENG Yanliang, et al. Research on full closed-loop quality monitoring and control in hybrid robot machining[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2026, 69(16): 26010068.

混联机器人加工质量全闭环监测与控制技术研究

王国锋,王佑强,盛延亮,周世龙,刘海涛

(天津大学机构理论与装备设计教育部重点实验室,天津 300354)

[摘要] 针对混联机器人在大型复杂结构件加工过程中质量全闭环监测与智能控制的需求,开展了在线监测、原位检测、状态评估与优化控制等关键技术研究,构建了加工质量全闭环监测与智能控制一体化框架。围绕该框架,研究了面向切削颤振、表面质量与刀具磨损的在线监测与原位检测关键技术,并基于监测与检测信息融合实现了模型在线更新与加工过程智能控制。基于搭建的混联机器人铣削加工试验平台,通过铝合金壁板模拟加工对该框架进行了验证。结果表明,所开发的监测—检测—控制一体化系统能够准确辨识加工过程中的刀具磨损和切削颤振等异常状态,并基于在线监测结果实现主轴转速和进给速度等工艺参数的实时调整。同时,基于加工过程在线监测和刀具及工件的原位检测结果的融合,可实现监测模型的持续学习和工艺参数的优化调整,从而实现加工质量的全闭环监测与控制。

关键词: 混联机器人加工; 全闭环; 颤振在线监测; 表面质量; 刀具磨损; 原位检测

中图分类号: V261; TP242

文献标志码: A

DOI: 10.16080/j.issn1671-833x.26010068



王国锋

教授,博士生导师,研究方向为制造过程智能监测与控制、故障诊断与智能运维、工业机器人控制与视觉检测。

近年来,随着航空航天工业对飞行器轻量化、一体化及高性能要求的不断提高,飞机蒙皮、壁板等大型复杂结构件的制造需求日益增长^[1-2]。此类部件通常尺寸跨度大、曲面特征复杂,传统机床在加工时常面临工作空间受限、购置与维护成本高昂等局限^[3]。相比之下,混联机器人凭借高柔性、大工作空间及易于多机协作等显著优势,正逐渐成为航空大型部件原位铣削与加工的重要制造装备^[4]。然而,机器人加工系统普遍存在结构刚度不足、末端受载变形敏感等问题,使加工过程中更易出现颤振等异常,可能加速刀具的磨损,最终导致加工质量的恶化^[5-6]。目前工业现

场普遍采用“加工制造—离线检测—参数调整”的开环制造模式,其对加工异常的检测具有时间滞后性,一旦加工过程中发生颤振等加工异常且未被及时检出,可能导致所加工的大型构件报废^[7]。因此,业内亟需一种融合在线监测与原位检测的加工质量闭环控制体系,以突破传统离线检测的局限。

针对大型复杂构件混联机器人加工工艺的质量控制需求,现有研究已分别在原位检测和在线监测两条技术路线上取得了较多进展。在在线监测方面,孙朝阳等^[8]利用自适应变分模态分解提取振动信号时频特征,结合功率谱熵实现了机器人铣

收稿日期: 2026-04-07; 退修日期: 2026-05-16; 录用日期: 2026-06-04

基金项目: 国家自然科学基金(52325501, 52075365)

削加工中不同类型颤振的精准辨识; Lu 等^[9]综合铣削力与振动信号构建多模态数据集,提出面向铣削在线颤振检测的卷积神经网络方法,实现对颤振状态的自动识别与在线判别。在刀具与工件原位检测方面, Zheng 等^[10]构建了基于线激光扫描的机器人原位测量系统,通过改进 ICP 的点云配准与多视角融合实现了大型复杂构件加工过程中的高精度尺寸测量与误差评估;易怀安等^[11]提出了一种基于机器视觉的铣削表面质量检测方法,利用工业相机获取表面纹理图像,并通过图神经网络模型提取纹理特征,实现了小样本工况下铣削表面粗糙度及加工缺陷的高精度原位检测;郭润兰等^[12]利用高分辨率工业相机采集加工刀具的后刀面图像,通过特定的图像滤波增强与亚像素边缘提取算法,实现了在机状态下刀具磨损区域的精准分割与测量。这些已有技术方案的积累,为后续“加工—监测—检测”一体化奠定了坚实的基础。在多技术集成方面, Zhu 等^[13]提出基于数字孪生与迁移学习相结合的机器人铣削智能监测系统,从系统层面实现了监测功能与加工过程的联动集成; Bakhshandeh 等^[14]提出数字孪生辅助的在线监测与控制系统,从虚拟模型中提取加工过程信息并与内部数控数据及外部传感数据融合,实现面向执行端的在线闭环控制; Zheng 等^[15]提出了集成加工与测量的机器人原位制造系统,构建了全局测量系统与集成式末端执行器,实现了对大型构件的高精度加工与测量协同。

综上所述可以看出,尽管围绕在线监测、原位检测及闭环控制等方面的研究已取得较大进展,但在监测与检测数据的多模态融合、模型的持续更新及优化结果的执行反馈等方面仍有待进一步研究。因此,本文提出一种面向混联机器人加工质量全闭环监测与控制一体化框架。该框架围绕加

工过程中的状态感知、质量检测、控制优化等需求,通过集成在线监测、原位检测与优化控制等关键技术,实现监测数据驱动在线调控、检测结果验证监测模型,以及监测与检测结果多模态融合实现监控系统的迭代更新,最终建立起可持续学习进化的一体化全闭环监控系统,为大型复杂构件的混联机器人高质量加工提供一种新的全闭环监测与控制范式。

1 加工质量全闭环监测与控制总体框架

混联机器人具有工作空间大、结构灵活和环境适应性强等特点,在大型复杂结构件加工中具有应用潜力。然而在实际应用中,混联机器人加工系统的在线监测、原位检测与控制优化等环节往往彼此分离,并未形成统一的协作链路。而对单一环节而言,单纯依赖有限的过程信息或离线设定的工艺参数,既难以反映加工状态的演化过程,也难以依据反馈结果及时对加工过程实施针对性的动态调控。基于此,本文围绕混联机器人加工系统构建了加工质量闭环监测与控制总体框架,如图 1 所示,通过贯通多源信息在线监测、多维指标原位检测与多目标协同控制优化的闭环协作链路,构建一体化的加工质量全闭环控制体系,实现混联机器人加工系统过程监测、质量检测、优化控制的协同联动与高效互补。

在线监测与原位检测分别面向加工过程和加工结果,在加工质量全闭环监测中相互验证并互为补充。其中,在线监测主要面向加工过程本身,承担加工状态实时感知与异常预警的功能。通过持续采集振动加速度、声压、切削力、进给速度等多源传感信息并进行综合分析,系统能够在加工过程中及时识别颤振与刀具磨损等异常状态,积累反映加工状态变化的监测数据,为后续状态评估与控制优化提供过程依据。原位检测则

主要面向关键工步完成后的加工质量和刀具磨损,承担加工质量确认、状态表征补充与模型更新支撑的功能。通过分析工件表面与铣削刀具图像等检测信息,系统能够获取更为精准的加工颤振、刀具磨损等信息。这些信息一方面用于验证在线监测过程中识别出的加工异常,补充对异常严重程度与加工状态的判断,与在线监测信息共同反映加工质量;另一方面,检测结果还可作为标签信息,与在线监测采集的过程数据进行关联,积累形成用于模型迭代更新的基础数据集。

控制优化的目的在于保证加工质量和加工效率,在综合在线监测与原位检测结果的基础上,进行针对性的参数调节。对于原位检测确认的表面质量退化或刀具磨损加剧问题,可针对性地优化调控主轴转速或进给速度。优化后的调控效果通过后续在线监测持续跟踪,并对工艺参数进行更细微精确的在线调控,从而抑制异常发生并维持加工过程的稳定性。在此基础上,随着监测数据与检测结果的持续关联积累,系统还可使用此数据集重新训练和更新监控模型,以进一步提升异常识别与控制决策的准确性,使监测、检测与控制之间的协同能力不断增强。由此,通过在线监测、原位检测和离线调控的紧密协作,实现一体化的全闭环协同,共同保障混联机器人加工系统的精度和效率。

综上,在线监测、原位检测与优化控制之间通过状态识别、质量检测与参数反馈形成协作关系。在线监测主要面向加工过程,实时获取振动加速度等过程信息,并对颤振、载荷波动和刀具磨损等状态进行初步判断;原位检测主要面向加工结果,在关键工步后获取表面质量和刀具磨损等质量信息,用于验证在线监测判断结果,并为后续参数修正和模型更新提供依据;控制优化则在充分融

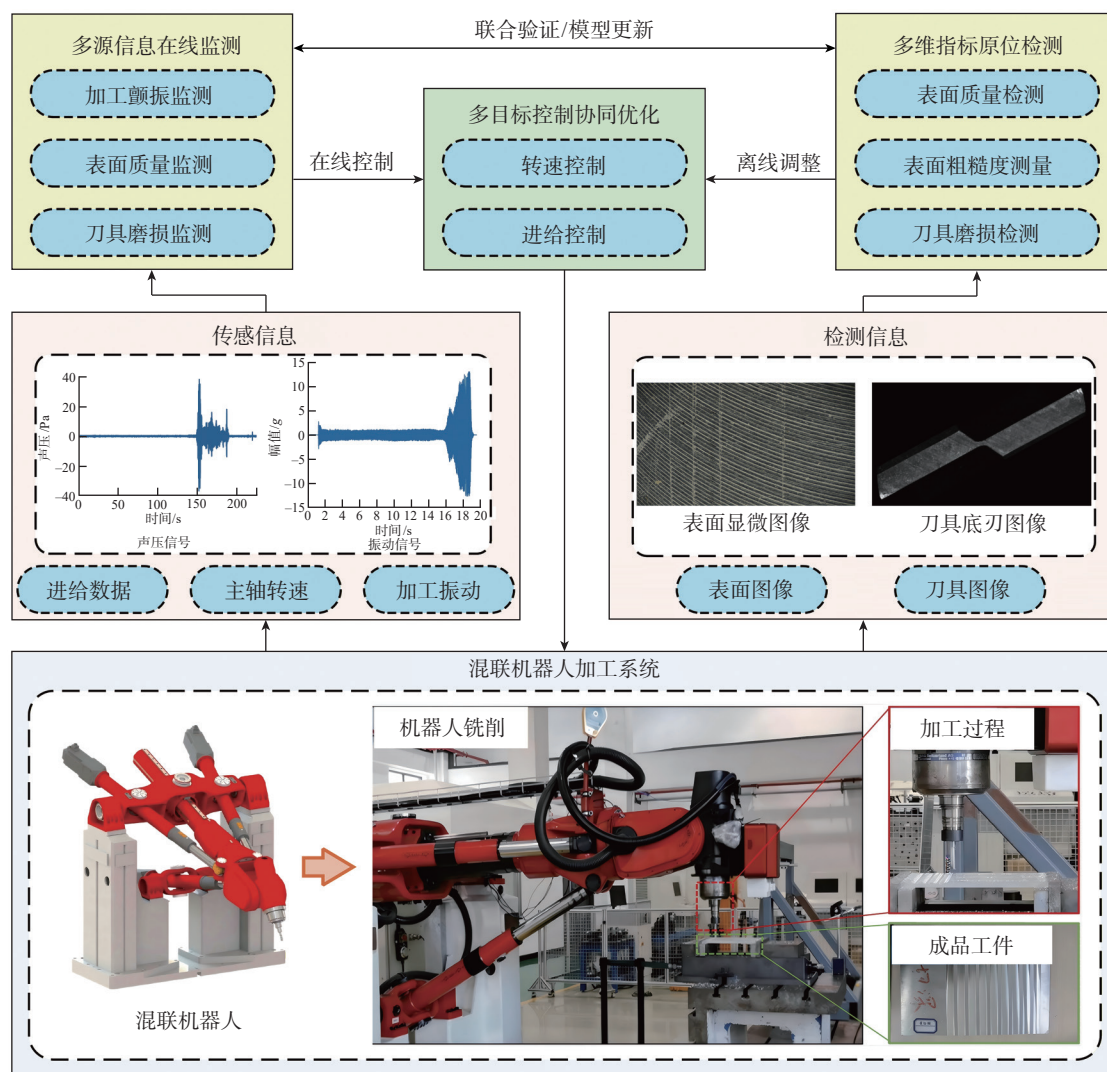


图1 加工质量闭环监测与控制框架
Fig.1 Framework for closed-loop monitoring and control of machining quality

合监测与检测信息的基础上,实现加工过程在线控制与离线调控的有机结合,并结合监测与检测信息对模型进行更新。控制指令执行后,新的加工响应和质量结果继续由在线监测与原位检测环节采集,从而形成“在线监测—原位检测—参数优化—模型更新”的闭环链路,最终在混联机器人加工系统中,形成完整的一体化全闭环监控框架。

2 关键模块设计与实现

2.1 加工状态在线监测

为实现对混联机器人铣削过程中加工状态与质量变化的实时感知,

本文构建了面向加工过程的在线监测框架,以机器人铣削加工过程为监测对象,在线对加工颤振、表面质量、刀具磨损展开监测,如图2所示。该环节以振动加速度信号为主要输入,以声压、切削力为辅助输入,经过预处理与解耦形成面向不同监测任务的有效输入,并最终输出加工颤振状态、表面粗糙度预测与刀具磨损分级状态,为在线优化控制提供决策依据,并与后续检测信息共同用于加工质量的综合评估,为系统模型的迭代更新提供数据基础。

加工颤振监测主要面向铣削过程中的振动异常辨识,承担加工状态

实时感知与异常预警的功能。

首先,对预处理后的振动加速度信号进行颤振敏感特征提取。考虑到频谱分布在颤振发展过程中会逐渐由分散转向局部聚集,可将基于频谱模极大值序列构造的谱模极大值变异系数作为频域敏感特征^[16]。具体步骤如下:对预处理后的振动信号进行频谱分析,提取频谱幅值曲线中的局部模极大值点,并按照频率顺序构建频谱模极大值序列 $M=\{m_1, m_2, \dots, m_N\}$,其中 m_i 为第 i 个局部模极大值点的幅值, N 为所选频带内模极大值点个数。随后,计算该序列的均值 μ 与标准差 σ ,构造频谱模极

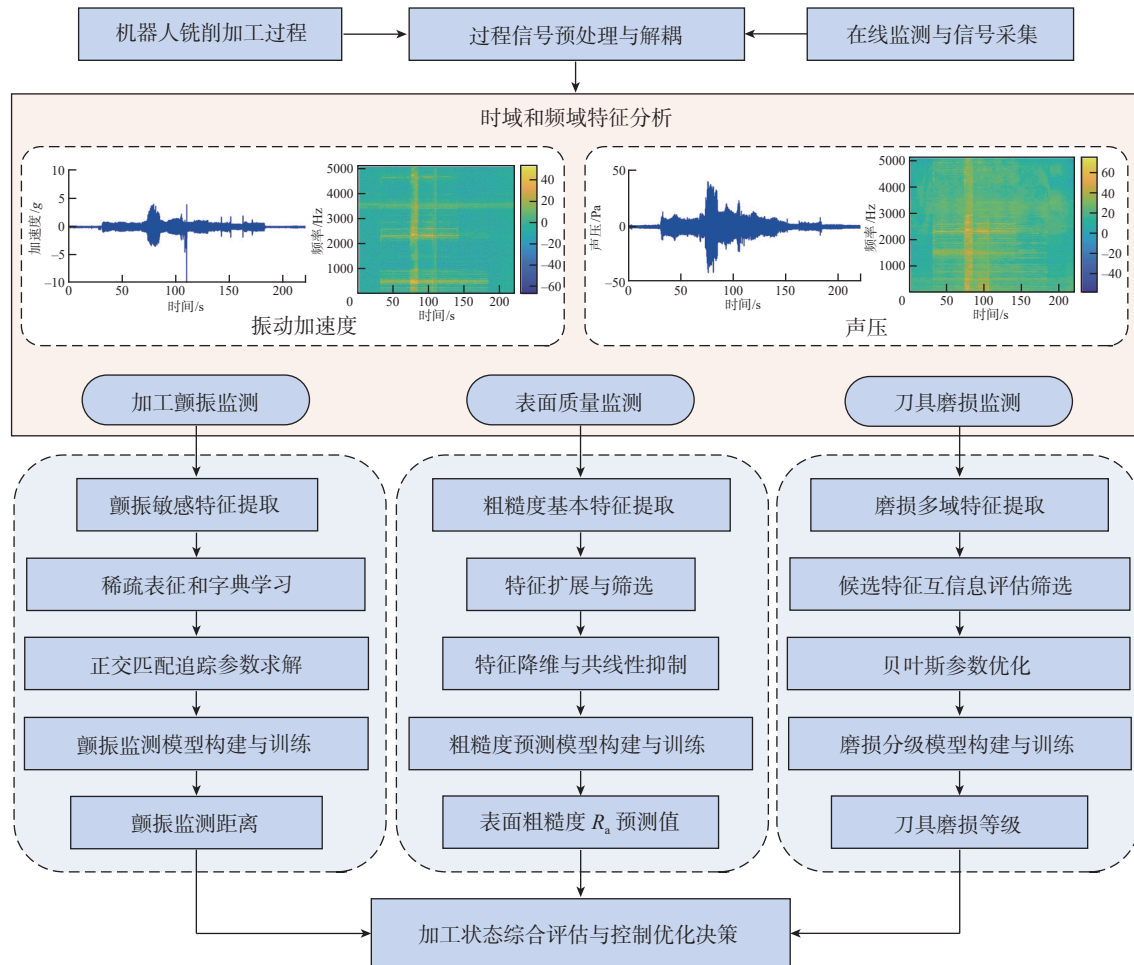


图2 加工状态在线监测框架
Fig.2 Framework of online monitoring for machining states

值变异系数,其定义为

$$C = \frac{\sigma}{\mu} \quad (1)$$

该特征可用于表征频谱峰值分布的离散程度,并反映颤振发展过程中频谱能量由分散向局部集中的演化趋势。此外,为量化颤振发生前后频域分布复杂性的变化,也可引入雷尼熵等熵类特征作为辅助敏感特征^[17]。上述特征可与其他时域、频域特征共同构成颤振状态特征向量,并结合状态识别模型实现对稳定、早期颤振及严重颤振等状态的在线识别。完成敏感特征提取后,为进一步增强多特征信息的融合表达能力,将多个颤振敏感特征按照时间窗或分量顺序构成特征矩阵 Y ,并通过字典矩阵 D 与稀疏系数矩阵 X 对其进行

近似稀疏表示^[18],即

$$Y \approx DX \quad (2)$$

字典学习与稀疏编码过程可表示为如下最优化问题:

$$\min_{D,X} \|Y - DX\|_F^2, \quad \text{s.t. } \|x_i\|_0 \leq T_0 \quad (3)$$

式中, x_i 为第 i 个样本对应的稀疏系数向量; T_0 为稀疏度约束。

然后,基于正交匹配追踪思想求解稀疏系数,即在每次迭代中选择与当前残差相关性最大的字典原子加入支撑集,并通过最小二乘更新稀疏系数,将多源颤振敏感特征融合为更具判别性的稀疏表达结果。原子选择过程可表示为

$$j_k = \arg \max_j |d_j^T r^{(k-1)}| \quad (4)$$

式中, d_j 为字典中的第 j 个原子; $r^{(k-1)}$ 为第 $k-1$ 次迭代后的残差。

最后,基于结果数据集构建并训练监测模型,输出表征当前样本偏离稳定切削状态程度的监测距离。当该距离持续增大或超过预警阈值时,判定当前加工状态为颤振状态。

表面质量监测主要监控加工过程中工件表面质量的变化趋势,承担质量异常预警与趋势评估的功能。由于反映工件表面质量的粗糙度通常与切削振动状态、切削参数和刀具状况等因素密切相关,因此可基于在线采集的振动等过程信号,提取表征表面质量变化的时域和频域特征。

首先,对预处理后的振动等多源信号提取粗糙度相关基本特征。设所提取的基本特征向量为 $q=[q_1, q_2, \dots, q_n]$,则依据响应面思想可扩展构造式(5)所示的候选特征集,以

增强有限样本条件下特征对切削振动与刀具状态变化等因素的关联表达能力。

$$\Phi(q) = \{q_i, q_i^2, q_i q_j | i, j = 1, 2, \dots, n, i < j\} \quad (5)$$

式中, q_i 为第 i 个基本特征; q_i^2 为平方扩展项; $q_i q_j$ 为不同特征之间的交叉项。

然后,采用遗传算法对候选特征进行筛选,以剔除冗余特征和弱相关特征。对于筛选后的多输入特征,再结合主成分回归进行特征降维和共线性抑制,进一步降低多特征之间的冗余影响。

最后,基于特征集建立表面粗糙度的在线预测模型,实现从多源输入信号到粗糙度 R_a 预测值的对应。

刀具磨损监测主要对加工过程中刀具的磨损状态进行在线评估,实现磨损状态预警与磨损程度分级监控。首先,基于采集的振动加速度、切削力等多源信号进行联合分析,提取反映刀具状态变化的时域、频域等多域敏感特征。随后,采用归一化互信息评价候选特征与刀具磨损状态标签之间的相关性。对于候选特征变量 Z 与磨损状态标签 L ,其互信息 $I(Z; L)$ 和归一化互信息 $R(Z, L)$ 可分别表示为

$$I(Z; L) = \sum_{z \in Z} \sum_{l \in L} p(z, l) \ln \frac{p(z, l)}{p(z)p(l)} \quad (6)$$

$$R(Z, L) = \frac{2I(Z; L)}{H(Z) + H(L)} \quad (7)$$

式中, $p(z, l)$ 为特征变量与磨损状态标签的联合概率分布; $p(z)$ 和 $p(l)$ 分别为其边缘概率分布; $H(Z)$ 和 $H(L)$ 分别为特征变量与磨损状态标签的信息熵。实际筛选时,可按照归一化互信息值大小对候选特征进行排序,再结合特征冗余性和模型验证结果确定最终敏感特征集。完成特征相关性评价与敏感特征筛选后,采用贝叶斯优化支持向量机建立刀具磨损分级模型,设支持向量机模型的超参数向量为 θ ,以模型验证性能为目标函数 $J(\theta)$,则贝叶斯优化可表示为式(8)所示的优化问题。

$$\theta^* = \arg \max_{\theta \in \Omega} J(\theta) \quad (8)$$

式中, θ^* 为优化得到的超参数组合; Ω 为超参数搜索空间。该优化过程通过代理模型估计目标函数的后验分布,并依据采集函数选择下一组待评估参数,经过参数采样、模型训练、性能评价、代理模型更新的迭代过程,计算最优的模型参数组合,最终完成模型构建,输出刀具磨损的分级

状态标签。当监测分级结果表明刀具磨损达到预警状态或接近失效阈值时,可进一步启动原位检测,对刀具磨损区域及具体磨损量进行确认,为后续刀具补偿或工艺参数调控提供更直接的控制依据。

2.2 加工质量原位检测

工件加工完成后,为全面获取加工质量信息,构建图3所示的加工质量原位检测框架,主要包括颤振表面检测、表面粗糙度检测及刀具磨损检测。该环节以加工结束后采集的工件表面图像和刀具图像为输入,经过图像预处理、特征提取、模型预测与区域分割等步骤对加工对象关键质量指标进行检测,最终输出切削颤振状态判别、表面粗糙度值及刀具磨损量。一方面与在线监测信息互为验证与补充,为后续离线优化调控提供数据支撑;另一方面与在线监测数据形成联合标签数据集,为系统模型迭代更新积累数据基础。

颤振表面检测以加工后表面纹理图像为主要输入,通过提取检测图像的表面纹理特征来确认其切削颤振状态。铣削过程中,工件与刀具的相对运动会激发再生效应,使切屑厚度受刀具上一齿在工件表面留下的振纹痕迹与当前刀具位置的共同影

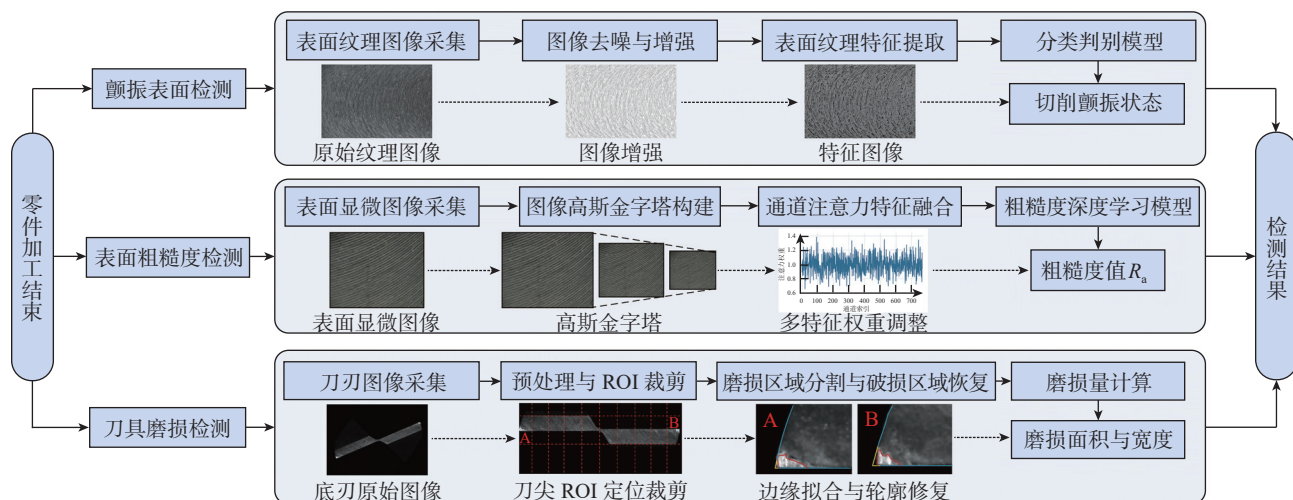


图3 加工质量原位检测框架

Fig.3 Framework of in-situ inspection for machining quality

响,在表面形成具有周期性和多尺度差异的纹理特征^[19]。当颤振加剧时,原本规则连续的走刀纹路会逐渐变得模糊紊乱,灰度分布也趋于异常,为视觉识别颤振提供了判据^[20]。基于此,可依次进行表面纹理图像采集、图像预处理与增强、图像特征提取及分类学习判别,对稳定、过渡和颤振等状态的表面图像进行识别。首先,采集加工后的表面纹理图像;随后,对原始图像进行去噪与对比度增强,以削弱光照不均和噪声带来的干扰,突出表面纹理差异。在增强图像基础上,提取能够表征局部灰度结构、空间纹理分布和频域纹理变化的特征。为表征不同切削状态下表面纹理的局部灰度差异,可采用局部二值模式(Local binary pattern, LBP)等特征描述窗口邻域像素与中心像素之间的灰度关系,其计算公式为

$$G(\gamma_c) = \sum_{i=1}^P \delta(\gamma_i - \gamma_c) \cdot 2^i, \quad (9)$$

$$\delta(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}$$

式中, γ_i 与 γ_c 分别为计算窗口邻域像素灰度值与窗口中心像素灰度值; P 为计算窗口像素个数; $G(\gamma_c)$ 为计算得出的窗口中心像素特征值。实际训练分类模型时,首先采集不同加工状态下的表面纹理图像,按稳定切削、过渡状态和颤振状态进行标注,构建表面纹理图像样本集;然后提取 LBP 等典型表面纹理特征形成特征集;最后采用机器学习分类模型建立纹理特征与颤振状态之间的对应关系。

表面粗糙度检测主要以原位采集的表面显微图像作为输入,对加工表面粗糙度进行定量检测与评价。考虑到表面粗糙度受切削振动、加工参数及刀具状态等多种因素共同影响,可选取轮廓算术平均偏差 R_a 值作为表面质量评价指标。首先,采集表面显微图像。然后,通过高斯滤波和下采样构建表面纹理图像的多尺度

金字塔,并以卷积神经网络作为特征提取器,对各尺度图像进行深层纹理特征提取。在此基础上,结合通道注意力机制对多尺度特征图进行融合与重要性权重调整,突出与粗糙度预测相关的关键特征、抑制冗余特征。最后,通过全局平均池化对融合后的高维特征进行降维,并经全连接层完成特征向量到表面粗糙度值的映射。

刀具磨损检测针对加工后刀具的磨损进行测量,为在线监测阶段的刀具磨损分级判断提供更具体的数值补充。刀具磨损通常表现为刀尖处的表面磨损与局部破损,准确的刀具磨损检测应能兼顾这两类区域。为获得表征刀具磨损状态的检测数据,以刀刀图像为输入,首先通过滤波去噪、感兴趣区域(Region of interest, ROI)裁剪等预处理操作,获取作为有效检测区域的刀尖图像。随后,依据磨损区域在图像中的灰度、边缘和形态特征,提取表面损伤候选区域和边缘破损候选区域^[21]。其中,表面损伤区域通常表现为局部高亮或灰度异常区域,可通过阈值分割或区域分割方法提取,边缘破损区域则可结合残余轮廓信息进行边缘拟合与轮廓恢复。最后,对两类候选区域进行融合,形成最终磨损区域掩膜并计算具体磨损量。对于所获取的磨损区域,基于相机标定比例将像素尺度换算为实际物理量,得到的最大磨损宽度 W 和磨损面积 A 作为主要输出,二者计算方式分别为

$$W = \lambda \cdot \omega_{\max} \quad (10)$$

$$A = \lambda^2 \cdot N_A \quad (11)$$

式中, λ 为测量标定得到的长度比例系数, mm/pixel; $\omega_{\max}$ 为磨损区域最大像素宽度; N_A 为磨损区域像素数量。上述刀具磨损检测所得的磨损宽度和磨损面积可共同用于衡量刀具磨损状态,并与加工监测数据一起作为后续工艺参数优化与协同控制的输入,为刀具补偿与工艺参数调整

提供更直接的决策依据。

2.3 加工过程闭环质量控制

在完成加工状态在线监测与加工质量原位检测后,还需进一步将监测信号与检测结果转化为可执行的优化控制指令,从而实现加工过程的闭环反馈控制。该环节的整体控制框架如图4所示。该框架将在线监测获取的过程状态信息与原位检测获得的结果质量信息共同用于状态评估,并在后续的控制中针对性地选择相应的控制策略。优化后的控制指令发送至加工执行端后,新的加工过程的信息将再次被在线监测单元采集,并作为后续状态识别与参数调整的依据,由此形成全闭环调控优化过程。同时,在线监测信号与原位检测结果的持续融合也为模型迭代更新提供了数据基础,使控制决策过程在实现参数反馈调节的同时具备持续修正与优化能力。加工过程的调控主要包括转速优化和进给速度调整两种控制策略。

转速优化控制可用于解决加工过程中的颤振失稳问题,其核心目标是使当前工况尽快脱离失稳区域并恢复到稳定切削状态。考虑到再生颤振主要由相邻刀齿切削过程中形成的再生振纹相位差引起,主轴转速变化会改变刀齿通过频率及相邻切削周期之间的相位关系,从而影响切削系统的稳定性^[22]。因此,主轴转速是影响铣削颤振稳定性的关键工艺参数之一,通过调节主轴转速能够改变当前工况在切削稳定域中的位置,从而为颤振抑制提供有效途径^[23-24]。当在线监测与状态评估结果表明加工过程存在颤振风险或已进入失稳状态时,系统将优先对主轴转速进行调整并生成新的转速指令,实现快速抑振与稳定切削。结合在线监测识别得到的颤振频率 f_c 与刀具齿数 z_t , 转速调整指令可表示为

$$n_s = \frac{60 f_c}{k_s z_t} \quad (12)$$

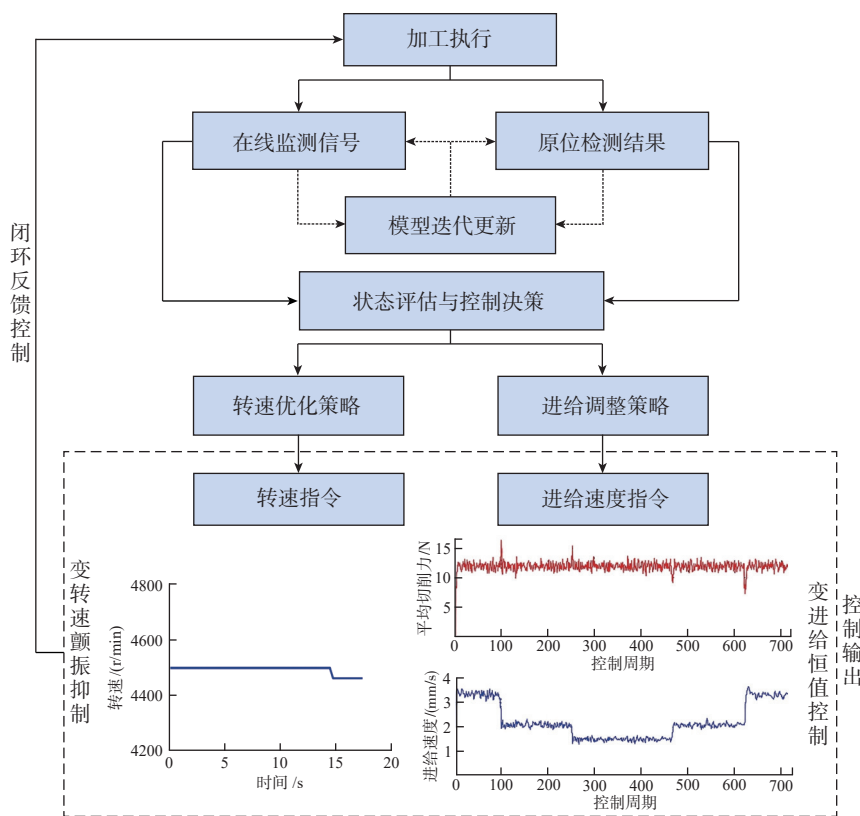


图4 闭环优化控制框架

Fig.4 Framework of closed-loop optimization control

式中, n_s 为调整后的主轴转速; k_s 为满足调整后主轴转速 n_s 并使其在允许转速范围内的正整数。由于满足条件的 k_s 往往不唯一, 为避免主轴转速大幅变化对主轴系统造成附加冲击, 实际控制时应选取距离当前主轴转速最近的备选转速作为最终调整值。式(12)来源于机床铣削再生颤振理论与稳定叶瓣分析思想, 但考虑到机器人铣削系统通常刚度更低^[25], 其结构模态与稳定性边界也会随机器人位姿、加工位置和末端负载发生变化, 颤振机理更加复杂^[26]。因此式(12)并不作为机器人铣削稳定域的精确预测模型, 而是作为转速候选值生成准则。在候选转速生成后, 系统还需结合主轴转速约束、与当前转速的接近程度及在线监测的反馈结果确定最终执行指令。最终, 优化后的转速指令反馈至加工执行端后, 新的加工响应将再次被在线监

测环节采集, 并作为后续状态识别与参数调整的依据, 由此形成面向颤振抑制的在线闭环调控过程。

进给速度调整控制主要用于抑制刀具磨损的加剧, 在保证加工稳定性的同时延长刀具使用寿命。由于刀具磨损是一个累积演化的过程, 其控制更适合由原位检测结果来触发。当刀具进入中后期磨损阶段后, 切削载荷的持续波动会进一步加速刀具磨损, 使其更早进入严重磨损状态。因此, 可采用变进给速度的自适应恒值控制策略, 将切削力维持在预设值附近, 通过减小载荷波动来延缓刀具磨损。该控制策略基于改进模型参考自适应控制的思想, 将铣削过程视为以进给速度为输入、切削力为输出的动态系统。具体做法: 结合模型参考自适应控制与自校正控制的结构特点, 利用在线辨识获得的加工过程模型参数, 并通过保留开环零点的极

点配置方法求解控制器参数, 从而周期性计算新的进给速度指令, 使切削力维持在参考值附近。实际控制中, 以参考切削力、实时切削力及进给速度为输入, 计算新的进给速度指令, 其表达式为

$$u(k) = \frac{(1+c_1+c_2)y_{\text{ref}}}{Q} - s_1u(k-1) - r_0y(k) - r_1y(k-1) \quad (13)$$

式中, $u(k)$ 为第 k 个控制周期的进给速度指令; y_{ref} 为参考切削力; $u(k-1)$ 为上一控制周期的进给速度; $y(k)$ 和 $y(k-1)$ 分别为当前及上一控制周期的实际切削力输出; c_1 、 c_2 、 r_0 、 r_1 、 Q 、 s_1 为控制器参数, 可在结合期望闭环响应要求与零极点配置关系的基础上, 通过在线辨识得到的进给速度-切削力动态过程模型参数来确定。由此, 一旦刀具磨损原位检测结果触发控制, 系统便可结合在线监测环节持续采集的切削力与进给数据, 生成新的进给修正指令, 并将其应用于后续加工任务。

3 实例验证与分析

3.1 验证平台与方案

为验证所提加工质量全闭环监测与控制系统框架的可行性, 以图5(a)所示的 TriMule600 混联机器人核心构建验证平台。考虑到卫星舱体类构件具有结构尺寸大、工艺特征复杂等特点, 是航空航天制造领域中的典型构件, 因此设计具有相似结构特征的铝合金壁板试验件作为加工对象, 并在其表面划分多个加工区域用于开展加工验证, 如图5(b)所示。

试验现场如图6所示。为获取铣削过程的加工状态信息, 铣削期间通过传感器实时采集振动加速度、切削力等过程信号; 为评估加工后的工件表面质量, 由协作机器人在加工间隙搭载工业相机, 对工件表面图像进行原位采集; 加工刀具则在专

门的暗箱检测装置中进行图像采集,以减小外界环境对图像采集质量的干扰,提高后续刀具磨损检测的稳定性。此外,为进一步验证全闭环系统的模型迭代更新能力,对表面粗糙度预测模型进行更新验证,以初始加工阶段获得的表面粗糙度样本作为基础训练集,训练得到初始模型。随后,将后续加工及原位检测过程中积累的新增样本分批加入训练集,对模型进行更新训练,得到更新模型。为保证模型性能具有可比性,更新前后的预测模型均基于相同测试集进行评价比较。

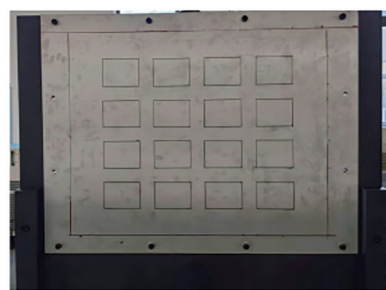
3.2 在线监测与原位检测结果分析

首先对加工过程中的在线监测信号进行分析。图7(a)给出了两组典型工况下加工过程的振动响应信号及在线监测结果,其中左列为稳定切削状态,右列为颤振状态,上排为振动响应时域信号,下排为由在线监测模型输出的监测距离曲线,红色虚线表示预先设定的颤振预警阈值。可见,稳定切削状态下振动幅值整体较为平稳,信号波动相对较小,对应的监测距离始终低于预警阈值;而颤振状态下的振动响应幅值明显增大,后期还出现更显著的增强趋势,对应的监测距离迅速增大并超过预警阈值。上述结果表明,基于颤振敏感特征提取、稀疏表征与特征融合的监测模型能够反映加工状态由稳定向颤振的演化过程,区分稳定切削状态与颤振状态,为后续原位检测验证提供依据。

为进一步验证在线监测结果,对与图7(a)信号相对应的已加工表面开展原位图像采集与检测,结果如图7(b)所示。可见,稳定切削条件下的表面纹理较为规则连续,其对应的LBP特征图呈现相对均匀的纹理分布,在线监测判断为切削平稳,原位检测结果也表明未出现明显颤振,其粗糙度 R_a 值也相对较小。相比之下,切削颤振状态对应的表面纹



(a) TriMule600混联工业机器人



(b) 加工工件

图5 加工平台与加工工件

Fig.5 Machining platform and workpiece

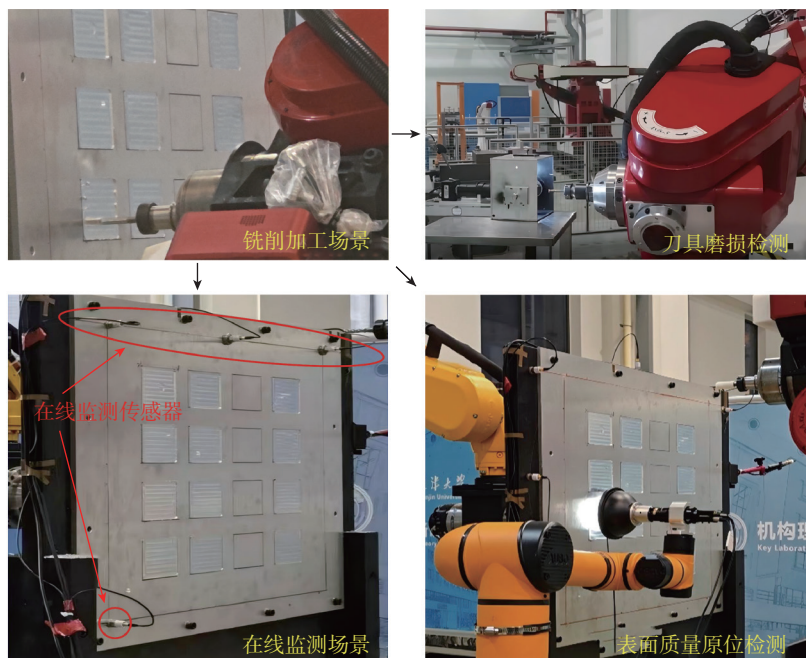


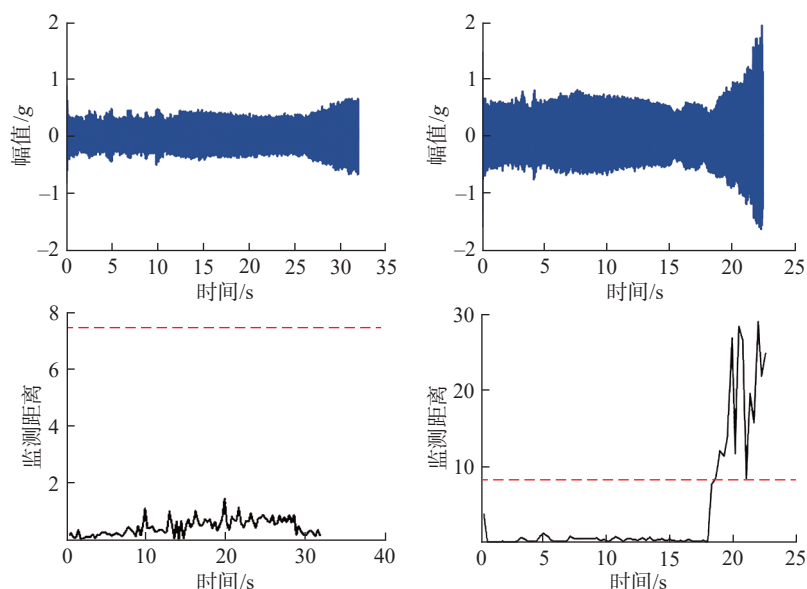
图6 加工质量闭环控制验证平台

Fig.6 Closed-loop control validation platform for machining quality

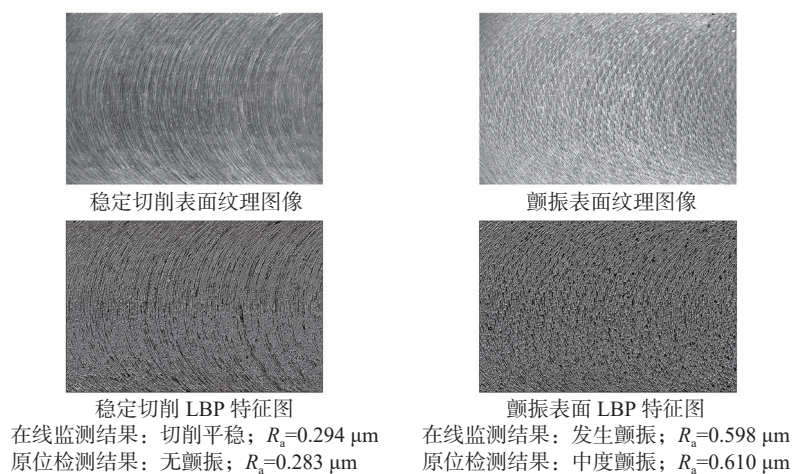
理出现了更明显的异常起伏与不规则变化,LBP特征图中局部纹理分布更加离散,表面纹理的连续性和规则性减弱,在线监测结果判定其发生颤振,原位检测结果也识别为中度颤振,其对应的表面粗糙度 R_a 值也显著增大。上述结果表明,在线监测阶段得到的状态判断与原位检测获得的表面纹理特征及粗糙度结果具有较好一致性,粗糙度变化也能够对颤振状态判断形成辅助印证。

在两次加工间隙,进一步对铣削刀具开展原位磨损检测,切削刃经刀尖ROI裁剪、刀刃边缘轮廓拟合后,分别提取表面磨损区域和轮廓破损

区域,最终二者融合形成磨损掩膜。最终结果如图7(c)和表1所示。由图7(c)可见,刀具底刃图像中两条切削刃均检测出了对应的磨损区域,且不同刀刃之间的磨损程度存在一定差异。结合表1可知,在线监测结果将当前刀具状态判定为严重磨损,而原位检测则进一步给出了各底刃的最大磨损宽度、后刀面磨损面积的定量结果。其中,刃②的最大磨损宽度和后刀面磨损面积均相对较大,磨损程度最为严重。上述结果表明,在线监测能够对刀具磨损状态进行初步分级判断,原位检测进一步实现了刀具磨损区域提取与磨损量化



(a) 稳定切削（左列）与颤振状态（右列）在线监测结果



(b) 表面纹理特征及其在线监测与原位检测结果

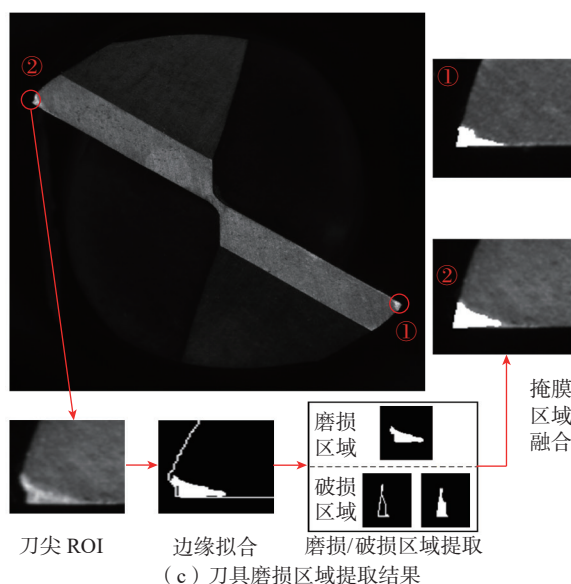


图 7 在线监测与原位检测验证结果

Fig.7 Validation results of online monitoring and in-situ inspection

表 1 各底刃磨损监测与原位检测结果
Table 1 Monitoring and in-situ inspection results of wear on each bottom cutting edge

底刃	在线监测结果	原位检测结果	
		最大磨损宽度/mm	后刀面磨损面积/mm ²
刃①	严重磨损	0.1569	0.0254
刃②		0.2059	0.0393

表征,二者共同为后续状态评估与参数反馈优化提供了数据支撑。

3.3 优化控制结果分析

在完成在线监测与原位检测验证的基础上,进一步对优化控制模块进行功能验证。对于混联机器人铣削过程中出现的颤振失稳问题,采用基于转速调控的颤振抑制方法进行针对性抑制;对于监测与原位检测识别出的刀具磨损风险,采用基于变进给的恒值控制方法来延缓刀具磨损加剧。通过分析上述两类控制过程的效果,可验证所构建系统从状态监测、原位检测到优化控制的闭环调控能力。

图 8 (a) 给出了基于主轴转速调控进行颤振抑制的结果。系统在第 15 s 处启动颤振抑制控制后,主轴转速由原值快速小幅调整至新的目标转速。图 8 (b) 为抑制后的振动响应变化。可见,在转速调控介入后,振动信号幅值明显减小,原本持续增强的振动趋势得到抑制,系统振动状态趋于平稳。图 8 (c) 为颤振抑制前后典型加工表面形貌对比。可见,抑制前表面存在较明显的不规则纹路,纹理连续性较差,经过调控后表面纹理则相对更加连续规整,异常振纹有所减弱。上述结果表明,所采用的基于转速调控的参数优化方法能够根据在线监测结果对加工状态变化作出及时响应,并通过调整主轴转速有效抑制异常颤振,使振动响应和加工表面状态得到改善,从而提高铣削过程的稳定性,验证了面向颤振抑

制的在线闭环调控能力。

面向刀具磨损抑制的变进给恒力控制效果如图9所示。图9(a)给出了控制过程中进给速度的调节变化过程,依据切削载荷状态对进给速度进行了动态自适应修正。图9(b)为对应的切削载荷变化过程。结果表明,在变进给控制作用下,切削力整体维持稳定,载荷波动得到较好控制。对于刀具磨损监控而言,通过变进给控制可在保证加工稳定性的同时减小载荷的冲击,进而延缓刀具磨损进一步加剧。上述结果表明,所构建系统能够结合监测与检测信息生成进给速度调节指令,实现对加工过程的阶段性优化控制,验证了面向刀具磨损抑制的闭环调控的可行性。

3.4 模型更新结果分析

粗糙度预测模型在不同更新阶段的性能对比如表2所示。其中,初始模型为采用初始加工阶段表面粗糙度样本训练得到的模型;更新模型则是在初始数据集基础上引入后续原位检测过程中积累的新增样本,并重新训练后得到的模型。为评价不同阶段模型的预测性能,选取平均绝对误差(Mean absolute error, MAE)和均方根误差(Root mean square error, RMSE)作为评价指标。其中,MAE用于表征预测值与真实值之间的平均偏差,RMSE对较大预测误差更加敏感,二者数值越小,说明模型预测误差越低。

由表2可见,随着后续新增样本的加入,模型的两项误差指标在不同更新阶段均呈现连续下降趋势,表明新增样本能够有效降低粗糙度预测模型的误差,提高模型对加工表面质量的预测能力。该结果也进一步说明,在线监测与原位检测积累的数据不仅能够用于联合评估当前加工状态,也能够进一步丰富模型训练样本并支撑其更新迭代,为后续参数优化和闭环控制提供更为可靠的模型基础。

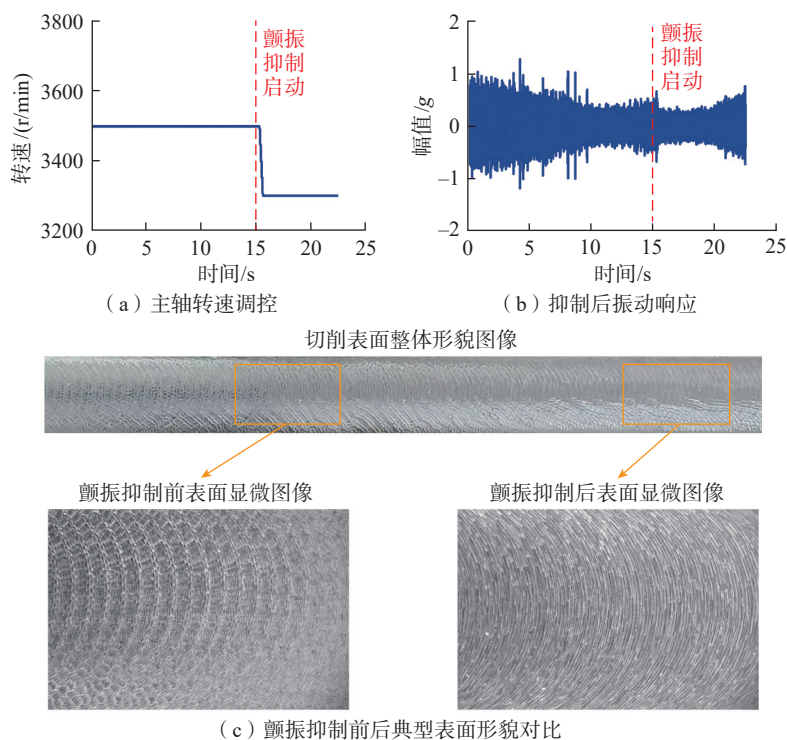


图8 转速调控与颤振抑制效果

Fig.8 Spindle speed regulation and chatter suppression effect

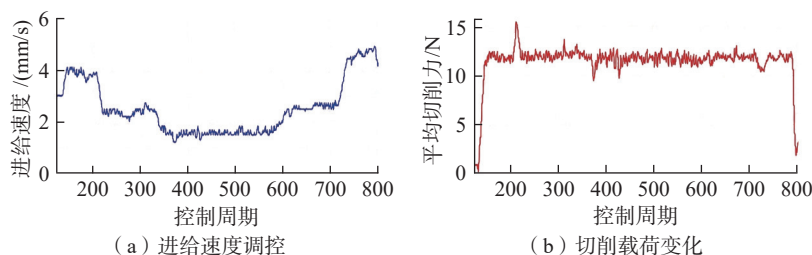


图9 变进给恒力控制效果

Fig.9 Effect of variable-feed constant-force control

表2 不同更新阶段粗糙度预测模型性能对比

Table 2 Performance comparison of roughness prediction model at different update stages

模型状态	训练数据组成	样本数	MAE/ μm	RMSE/ μm
初始模型	初始样本	461	0.0972	0.1236
一次更新模型	初始样本与第一批新增样本	615	0.0929	0.1183
二次更新模型	初始样本与全量新增样本	770	0.0895	0.1127

4 结论

本文围绕混联机器人在大型复杂结构件铣削过程中的加工质量全闭环监测需求,构建了集在线监测、原位检测、优化控制与模型更新于一体的全闭环框架,并对其关键功能及

闭环调控能力进行了试验验证,主要结论如下。

(1)以混联机器人铣削加工质量的全闭环监测与控制为研究对象,开展了面向加工质量全闭环监测与控制的框架构建方法研究,提出“在线监测—原位检测—参数优化—模

型更新”的全闭环监控链路。围绕加工颤振、工件表面质量与刀具磨损,研究了在线监测、原位检测与优化控制等关键技术,实现了加工过程中的异常识别监控、加工质量检测及参数反馈调节,并基于所获取的加工状态、加工质量、刀具磨损状态等信息,实现了后续模型更新和全闭环调控。

(2)以铝合金壁板模拟加工为例进行了试验验证。结果表明,所建立的系统能够准确辨识加工颤振和刀具磨损等异常状态,并通过调整主轴转速和进给速度抑制颤振恶化、延缓刀具磨损。同时,所采集的表面粗糙度检测结果能够用于后续更新模型,更新训练后的粗糙度预测模型的预测误差比初始模型误差更低,验证了所提出方法在状态监测、质量检测、反馈优化控制和模型持续更新中的准确性和有效性。

参考文献

- [1] 雷煜东,詹梅,樊晓光,等.带筋薄壁构件成形制造技术的发展与展望[J].西北工业大学学报,2022,40(1):1-17.
- LEI Yudong, ZHAN Mei, FAN Xiaoguang, et al. A review on manufacturing technologies of thin-walled components with ribs[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2022, 40(1): 1-17.
- [2] 赵冬华,张国权,阮凯程,等.面向航空航天轻量化结构的机器人增材制造技术研究进展[J].航空制造技术,2024,67(19):71-91.
- ZHAO Donghua, ZHANG Guoquan, RUAN Kaicheng, et al. Research progress on robotic additive manufacturing technology towards aerospace lightweight structures[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2024, 67(19): 71-91.
- [3] 籍永建,姚利诚.机器人铣削加工颤振自适应识别方法研究[J].中国机械工程,2023,34(18):2165-2176.
- Ji Yongjian, YAO Licheng. Research on self-adaptive chatter recognition method for robotic milling[J]. China Mechanical Engineering, 2023, 34(18): 2165-2176.
- [4] JI W, WANG L H. Industrial robotic machining: A review[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2019, 103(1): 1239-1255.
- [5] 王琦琰,王伟,李博,等.机器人轨迹跟踪精度对铣削再生颤振的影响[J].机器人,2023,45(2):129-138.
- WANG Qilong, WANG Wei, LI Bo, et al. Influence of robot trajectory tracking accuracy on milling regenerative chatter[J]. Robot, 2023, 45(2): 129-138.
- [6] WANG W B, GUO Q, YANG Z B, et al. A state-of-the-art review on robotic milling of complex parts with high efficiency and precision[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2023, 79: 102436.
- [7] SHOKRANI A, DOGAN H, BURIAN D, et al. Sensors for in-process and on-machine monitoring of machining operations[J]. CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology, 2024, 51: 263-292.
- [8] 孙朝阳,彭芳瑜,唐小卫,等.基于自适应变分模态分解与功率谱熵差的机器人铣削加工颤振类型辨识[J].机械工程学报,2023,59(9):90-100.
- SUN Chaoyang, PENG Fangyu, TANG Xiaowei, et al. Robotic milling chatter types detection based on adaptive variational mode decomposition and difference of power spectral entropy[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2023, 59(9): 90-100.
- [9] LU Y L, ZHAO J, LI A H, et al. An online chatter detection for milling based on a novel convolutional neural network and small probability hypothesis method[J]. Journal of Manufacturing Processes, 2026, 159: 65-106.
- [10] ZHENG Y, LIU W, ZHANG Y, et al. Laser in-situ measurement in robotic machining of large-area complex parts[J]. Measurement, 2025, 241: 115718.
- [11] 易怀安,方润基,舒爱华,等.小样本问题下的铣削表面粗糙度测量[J].激光与光电子学进展,2022,59(23):255-261.
- YI Huaian, FANG Runji, SHU Aihua, et al. Milling surface roughness measurement under few-shot problem[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(23): 255-261.
- [12] 郭润兰,张昊,支晓波,等.基于机器视觉的刀具磨损量在机检测研究[J].兰州理工大学学报,2024,50(6):33-41.
- GUO Runlan, ZHANG Hao, ZHI Xiaobo, et al. Research on on-machine measurement of tool wear based on machine vision[J]. Journal of Lanzhou University of Technology, 2024, 50(6): 33-41.
- [13] ZHU Z J, ZHU W R, HUANG J W, et al. An intelligent monitoring system for robotic milling process based on transfer learning and digital twin[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2025, 78: 433-443.
- [14] BAKHSHANDEH P, MOHAMMADI Y, ALTINTAS Y, et al. Digital twin assisted intelligent machining process monitoring and control[J]. CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology, 2024, 49: 180-190.
- [15] ZHENG Y, LIU W, ZHANG Y, et al. Integration and calibration of an *in situ* robotic manufacturing system for high-precision machining of large-span spacecraft brackets with associated datum[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2025, 94: 102928.
- [16] YANG K, WANG G F, DONG Y, et al. Early chatter identification based on an optimized variational mode decomposition[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 115: 238-254.
- [17] CHEN Z Z, LI Z L, NIU J B, et al. Chatter detection in milling processes using frequency-domain Rényi entropy[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2020, 106(3): 877-890.
- [18] YANG K, WANG G F, CONG J Y. Milling chatter monitoring based on sparse representation and image similarity measurement[J]. Insight-Non-Destructive Testing and Condition Monitoring, 2022, 64(3): 146-154.
- [19] ALTINTAS Y, STEPAN G, BUDAK E, et al. Chatter stability of machining operations[J]. Journal of Manufacturing Science and Engineering, 2020, 142(11): 110801.
- [20] PRASAD G, GADDALE V S, KAMATH R C, et al. A study of dimensionality reduction in GLCM feature-based classification of machined surface images[J]. Arabian Journal for Science and Engineering, 2024, 49(2): 1531-1553.
- [21] WANG Z Z, WANG G F, WANG H T, et al. An in-situ tool wear measurement method based on super-pixels and enhanced corner detection algorithm[J]. Measurement Science and Technology, 2025, 36(1): 015001.
- [22] ALTINTAS Y, BUDAK E. Analytical prediction of stability lobes in

milling[J]. CIRP Annals, 1995, 44(1): 357–362.

[23] MUNOA J, BEUDAERT X, DOMBOVARI Z, et al. Chatter suppression techniques in metal cutting[J]. CIRP Annals, 2016, 65(2): 785–808.

[24] ÇALIŞKAN H. Real-time milling

chatter detection and control with axis encoder feedback and spindle speed manipulation[J]. Journal of Manufacturing and Materials Processing, 2024, 8(4): 173.

[25] CORDES M, HINTZE W, ALTINTAS Y. Chatter stability in robotic

milling[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2019, 55: 11–18.

[26] MOHAMMADI Y, AHMADI K. Chatter in milling with robots with structural nonlinearity[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 167: 108523.

Research on Full Closed-Loop Quality Monitoring and Control in Hybrid Robot Machining

WANG Guofeng, WANG Youqiang, SHENG Yanliang, ZHOU Shilong, LIU Haitao

(Key Laboratory of Mechanism Theory and Equipment Design of Ministry of Education,
Tianjin University, Tianjin 300354, China)

[ABSTRACT] To address the demand for full closed-loop quality monitoring and intelligent control in hybrid robot machining of large and complex structural components, key technologies including online monitoring, in-situ inspection, state evaluation, and optimization control were investigated, and an integrated framework for full closed-loop quality monitoring and intelligent control was established. Within this framework, online monitoring and in-situ inspection technologies of cutting chatter, surface quality, and tool wear were studied, and model online updating and intelligent control of the machining process were realized through the fusion of monitoring and inspection information. Based on the established hybrid robot milling platform, the framework was validated through simulated machining of an aluminum alloy wall-panel workpiece. The results show that the developed “monitoring–inspection–control” integrated system can effectively identify abnormal conditions such as tool wear and cutting chatter during machining, and realize real-time adjustment of process parameters such as spindle speed and feed rate based on online monitoring results. Meanwhile, the fusion of online monitoring and in-situ tool/workpiece can support continuous learning of the monitoring model and optimization adjustment of process parameters, thereby realizing full closed-loop quality monitoring and control.

Keywords: Hybrid robot machining; Full closed-loop; Online chatter monitoring; Surface quality; Tool wear;

In-situ inspection

(责编 阳光)