

人工智能在机械制造及其自动化中的应用研究

张勃晟, 吴晓梅, 苏长磊, 孙路广

(山东丰科智能装备有限公司, 山东 济南 250400)

摘要 机械制造自动化在复杂加工环境下面临状态感知不足、参数调整滞后与系统协同弱化等问题。本文围绕刀具磨损预测这一关键控制变量, 采用数据采集、特征建模与算法嵌入相结合的方法, 分析人工智能在加工控制、质量识别、故障预测和智能排产中的应用过程。结果表明, 人工智能能够改善加工稳定性, 减少异常停机, 优化生产节拍, 并推动机械制造环节与自动化系统形成闭环协同。

关键词 人工智能; 机械制造; 自动化系统; 刀具磨损预测; 智能排产

中图分类号: TH16; TP18

文献标志码: A

DOI: 10.3969/j.issn.2097-3365.2026.26.010

0 引言

机械制造业正由规模化生产向高精度、多批次、柔性化生产转变, 传统自动化系统依赖固定程序与人工经验, 在复杂工况下容易出现响应迟缓、质量波动和资源配置失衡。刀具磨损、设备状态、加工参数与排产逻辑之间存在连续耦合关系, 单一控制手段难以覆盖全过程变化。人工智能技术介入后, 生产数据获得建模价值, 控制系统具备状态识别和动态修正能力, 为机械制造自动化升级提供了新的技术支点。

1 基于刀具磨损预测的智能控制嵌入路径

刀具磨损处于加工精度、设备负载与生产节拍的交汇位置, 是人工智能嵌入机械制造自动化系统的适宜切口。在数控加工中, 振动信号、主轴电流、切削力与温度变化可反映刀具状态, 算法模型对多源数据进行特征提取后, 形成磨损趋势预测结果。预测结果进入控制层后, 系统依据磨损程度修正切削速度、进给量和换刀时机, 使控制指令由固定程序执行转向状态反馈驱动^[1]。

2 人工智能在机械制造环节中的具体应用模式

2.1 加工参数自适应调节

加工参数自适应调节以切削速度、进给量和主轴转速为核心变量。系统连续采集主轴电流、振动幅值、刀具温升与表面粗糙度数据, 经特征提取后识别切削负载, 并匹配相应参数组。加工中常以切削速度公式作为基础约束:

$$v_c = \frac{\pi D n}{1000} \quad (1)$$

式(1)中, v_c 表示切削速度, D 表示刀具直径, n 表示主轴转速。模型在限定 v_c 上下阈值的条件下, 结合材料硬度、刀具磨损等级和加工余量修正 n 值, 并同步调整进给量。若主轴电流持续高于额定区间, 算法降低进给速度并压缩单次切削深度; 若振动信号在稳定频段内波动较小, 系统维持当前参数并继续采集样本。参数更新并非单次替换, 而是依据实时数据形成小幅滚动修正, 使加工指令贴合当前负载状态。

2.2 视觉质量在线识别

视觉质量在线识别以工件表面图像、边缘轮廓和尺寸偏差为输入, 将工业相机布置在加工出口、装配检测位或机械手抓取末端, 采集图像后完成灰度校正、噪声滤除与区域分割^[2]。图像进入卷积神经网络后, 模型对裂纹、毛刺、划伤、崩边等缺陷区域进行定位, 并将识别结果映射到工件坐标系。缺陷判定常引入交并比指标约束检测框精度:

$$IoU = \frac{\text{Area}(B_p \cap B_g)}{\text{Area}(B_p \cup B_g)} \quad (2)$$

式(2)中, B_p 为模型预测框, B_g 为人工标注框。当 IoU 达到设定阈值时, 系统判定缺陷定位结果满足检测要求。尺寸识别环节则依据像素坐标与实际尺寸之间的标定关系展开换算, 常用相机内外参数矩阵建立空间映射:

$$s \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = K \begin{bmatrix} R & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

式(3)中, (u, v) 为图像像素坐标, (X, Y, Z) 为工件空间坐标, K 为相机内参矩阵, R 与 T 分别表示旋转

作者简介: 张勃晟 (1983-), 男, 专科, 研究方向: 机电一体化、智能制造。

矩阵和平移向量。模型输出缺陷类别、位置坐标和尺寸偏差后,检测结果直接写入质量数据库,并与加工批次、刀具编号、主轴转速等参数绑定。

2.3 设备故障趋势预测

加工参数的实时修正与视觉质量的在线识别,为设备状态分析提供了连续数据来源。设备故障趋势预测以主轴振动、轴承温度、电机电流和刀具负载为输入,将加工过程中的异常波动转化为可计算的状态特征。系统在采样端设置固定时间窗,对振动信号进行频域分解,提取均方根值、峭度和频谱峰值等特征,常用均方根表征振动能量水平:

$$X_{\text{RMS}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2} \quad (4)$$

式(4)中, x_i 为采样点振动幅值, N 为时间窗内采样点数量。若 X_{RMS} 连续偏离设备基准区间,模型将其与温度升高、负载变化进行联合判断。故障趋势识别常采用剩余寿命预测模型,将多维状态特征输入时间序列网络,输出设备剩余可运行周期:

$$RUL_t = f(x_t, x_{t-1}, \dots, x_{t-k}; \theta) \quad (5)$$

式(5)中, RUL_t 表示 t 时刻预测剩余寿命, x_t 为当前状态特征向量, k 为历史窗口长度, θ 为模型参数。模型输出结果进入维护管理模块后,与设备编号、加工批次、刀具状态和工艺参数同步绑定^[3]。若轴承温升与振动峰值在同一时间窗内呈持续上升趋势,系统生成故障等级标签,并将维护节点嵌入生产计划,避免设备状态判断与现场排产脱节。

3 由制造环节智能化到自动化系统重构

3.1 智能排产模型嵌入

加工参数、质量识别与设备状态预测完成单环节数据积累后,自动化系统需将状态变量纳入生产计划,智能排产模型由此进入调度层。以轴类零件加工任务为例,同批订单包含粗车、精车、铣键槽和磨削等工序,设备能力相近,但刀具磨损等级、主轴负载与任务队列存在差异。模型接收订单交期、工序时长、设备空闲时间和刀具状态数据,将刀具磨损等级 w 设为约束变量,限制高磨损刀具承担高精度精车任务。方案生成时,系统综合工序匹配度、换刀时间和等待时间分配任务。若某台数控车床空闲但刀具接近预警阈值,模型将粗加工任务分配至该设备,并将精车任务转至刀具状态稳定的机床。排产结果进入 MES 后,设备端按任务序列调用加工程序。

3.2 跨系统数据整合

智能排产模型嵌入后,设备状态、订单进度与质量信息需要在 MES、ERP 和数控系统之间保持一致,跨

系统数据整合由此成为自动化重构的关键环节。生产现场采集端记录主轴转速、进给量、刀具磨损等级和工件检测结果, MES 接收设备实时状态并更新工序进度, ERP 同步订单交期、物料库存和外协周期。数据整合过程中,以工单编号、设备编号、刀具编号和批次号作为关联字段,避免质量数据与生产任务脱节。系统常以综合状态指数描述设备对当前任务的适配程度:

$$S_i = \alpha L_i + \beta Q_i + \gamma T_i + \delta M_i \quad (6)$$

式(6)中, S_i 表示第 i 台设备的综合状态指数, L_i 为负载水平, Q_i 为质量稳定系数, T_i 为刀具状态值, M_i 为物料齐套率, $\alpha, \beta, \gamma, \delta$ 为权重系数。若某批零件的视觉检测结果出现尺寸偏差,质量数据会绑定批次号回写至 MES,并同步关联对应刀具与设备状态; ERP 端则据此校正完工数量与后续物料需求。

3.3 全流程自适应优化

跨系统数据整合后,自动化系统获得订单、设备、质量与物料的统一数据入口,全流程自适应优化由单项控制转向联动修正。以轴类零件批量加工为例,系统在 MES 中接收精车工序排产结果后,同步读取刀具磨损等级、视觉检测偏差和物料齐套率。若某台设备对应批次连续出现外圆尺寸偏差,模型会调取该设备近期主轴负载、进给量和刀具状态记录,将异常来源限定在参数漂移、刀具磨损或夹具定位误差范围内^[4]。确认刀具状态接近预警区间时,系统调整后续工序任务顺序,安排低精度粗加工任务承接当前设备负载,并将高精度任务转移至状态稳定设备。质量检测端继续采集下一批次尺寸数据,调度层据此更新设备适配度,控制层同步修正进给量与换刀节点。

4 人工智能在机械制造自动化中的应用研究

4.1 研究对象概述

前述自适应优化依赖稳定的数据链条与现场执行条件,因而应用研究选取某中型机械加工企业的轴类零件数控生产线作为对象。该产线配置数控车床、加工中心、在线检测工位和 MES 系统,具备数据采集基础,但原有排产仍以人工经验为主,刀具磨损记录与质量检测数据分散存储。轴类零件加工批量稳定、工序衔接清晰,对尺寸一致性和刀具状态敏感,适宜用于观察人工智能在加工控制、质量反馈与调度协同中的嵌入过程。

4.2 智能嵌入实施过程

应用过程以“数据分散”向“状态联动”的变化为主线展开。产线原有记录多停留在设备台账、刀具更换表和质检报表中,信息之间缺少稳定对应关系;

改造中以工单编号为主线，将设备编号、刀具编号、加工程序号、检测批次号纳入同一数据表，单件产品从上料、加工到检测的状态轨迹由此形成。现场采集端不改变机床原有控制结构，仅在主轴电流、振动传感、刀具寿命计数和在线测量端口处增加数据读取节点，使控制系统保持原有运行边界，算法模块在旁路状态下完成识别与反馈。

刀具磨损数据的处理方式由“定时更换”转为“等级标记”。系统依据主轴电流波动、振动均方根值和累计加工时长生成刀具状态标签，将刀具划分为正常、关注、预警三个等级。处于关注等级时，模型不直接接触换刀，而是将该状态传递给排产模块，限制其承接高精度精车任务；进入预警等级后，系统生成换刀提示，并暂停后续同类型高负载任务分配。该设置避免算法越过现场工艺约束，也保留操作人员对异常情况的确认环节。

质量数据的流向由“检后留档”转为“检后回写”。在线检测工位完成外圆尺寸、端面跳动和表面划痕识

别后，结果不再单独存储，而是回写至对应工单、设备和刀具记录。若同一刀具连续关联尺寸偏差，模型将其识别为状态异常信号，并把该标签送入下一轮参数修正。排产端随之读取设备负载、刀具等级和质量标签，调整任务队列^[5]。

4.3 运行效果分析

运行效果分析采用改造前后三个月同口径数据进行对照，指标覆盖刀具异常停机、尺寸偏差反馈、排产方式、质量追溯和任务等待状态。人工智能模块嵌入后，刀具状态由人工台账记录转为模型分级标记，检测数据由质检端单独留存转为工单回写，排产端能够同步读取设备负载、刀具等级和批次质量标签。为直观呈现人工智能模块嵌入前后数控生产线运行状态的变化，围绕刀具管理、质量反馈、排产协同与工序衔接等指标进行对照，具体情况见表1。

表1显示，人工智能嵌入后的变化并非单一指标改善，而是刀具管理、质量反馈与排产逻辑之间形成

表1 人工智能嵌入前后数控生产线运行状态对比

指标类别	改造前状态	改造后状态	变化表现
刀具异常停机	月均约6次	月均约3次	预警等级触发换刀提示
尺寸偏差反馈	检后人工登记	检测数据回写工单	偏差数据关联设备与刀具
排产方式	按空闲设备人工安排	结合设备负载与刀具等级分配	高精度任务避开预警刀具
质量追溯	依赖质检报表查找	批次、刀具、设备同步绑定	异常来源定位路径缩短
任务等待状态	局部工序偶发积压	队列随状态标签调整	工序衔接稳定性增强

联动。刀具异常停机次数下降，说明磨损预测模型对现场换刀节点具有参考价值；尺寸偏差数据回写工单后，质量异常能够与设备和刀具记录建立对应关系；排产方式由人工经验安排转向状态约束分配，使高精度工序与设备实际状态更加匹配。该结果表明，人工智能在机械制造自动化中的应用重点不在于替代原有系统，而在于重组数据流向与控制反馈关系。

5 结束语

人工智能在机械制造及其自动化中的应用，关键在于将加工数据、质量数据与设备状态转化为可参与控制和调度的运行依据。以刀具磨损预测为切入点，智能模块能够嵌入数控加工、视觉检测、故障预测和排产管理等环节，使制造过程由单点控制逐步转向状态联动。应用研究表明，人工智能并非脱离现场工艺的独立技术，而是依附于数据采集、模型判断和系统反馈形成协同机制。未来应用仍需围绕数据标准、接

口兼容和模型更新周期展开优化，以增强机械制造自动化系统的稳定性与适应能力。

参考文献:

[1] 谢允红,徐思琦,肖汝梦.智能制造中机械设计制造自动化应用研究[J].模具制造,2026,26(03):189-191,194.
[2] 王辉,李志强,王克文.自动化石油机械制造技术分析[J].中国设备工程,2026(05):177-179.
[3] 唐伟尤.人工智能在机械自动化领域的应用[J].造纸装备及材料,2026,55(01):47-49.
[4] 林庆旭.人工智能在机械设计制造及自动化中的运用分析[J].现代制造技术与装备,2025,61(12):183-185.
[5] 吴玉金.机械制造自动化技术特点与发展趋势[C]//广西网络安全和信息化联合会.第十四届工程技术管理与数字化转型学术交流会议论文集(下册).云南冶金昆明重工有限公司,2025.