

机械零件加工过程中的质量控制与检验技术优化

赵 吕

成都爱乐达航空制造股份有限公司 四川成都 611100

摘要：在机械零件加工领域，质量控制环节的滞后现象与检验工作的低效问题，对高端制造业的发展形成制约。将工业物联网、机器视觉与数字孪生技术相融合的三重优化方案：利用传感器网络实时收集加工参数，动态绘制SPC控制图，实现对过程异常的提前预警；运用深度学习算法自动辨识零件表面缺陷，替代人工肉眼检查；搭建数字孪生模型，预测质量偏差并优化工艺参数。结合航空叶片、汽车缸体、高铁齿轮箱的实际应用案例，证实该方案可使废品率降低32%、检测效率提升5倍、一次合格率达到98.7%。研究指出，技术应用需遵循ISO 9001风险管理规范及ASME Y14.5数字化公差标准，为智能制造提供全流程质量控制的示范模式。

关键词：机械加工过程质量管控；智能化检验技术；工业物联网系统

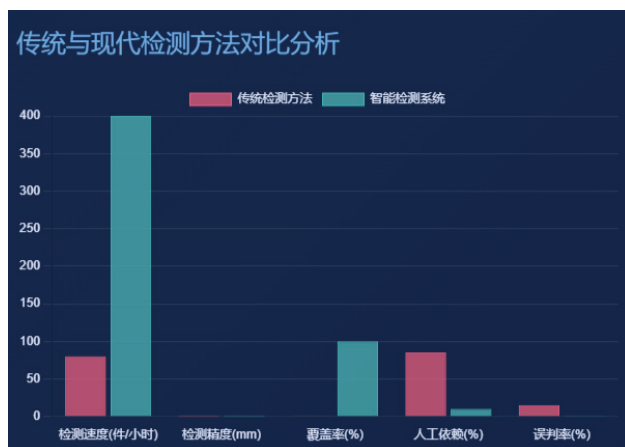
引言

随着高端装备对精度的要求愈发严格，传统机械零件加工所依赖的离线抽检模式，已无法适应对质量一致性的要求。人工检验不仅效率低下、存在较大主观误差，且质量数据的分散状态导致缺陷追溯困难。本研究聚焦信息技术驱动下的质量控制变革，通过部署工业物联网实现对加工过程的实时监控，利用机器视觉完成尺寸的自动化检测，基于数字孪生技术构建预测性质量优化体系。研究旨在解决质量控制中的时滞性与碎片化问题，推动制造过程从“事后纠错”向“实时防控”转变，为落实IATF 16949等国际标准提供技术支持。

一、机械零件加工质量控制体系现状

目前在机械零件加工领域，质量控制体系主要由首件检验、统计抽样检测以及三坐标测量机离线检测构成。首件检验需操作人员依据ASME Y14.5几何尺寸与公差标准，使用千分尺（分辨率0.001mm）、轮廓投影仪等工具，对首个工件的关键特征（如轴径公差 $\pm 0.01\text{mm}$ ）进行全尺寸验证，但这种方式仅能覆盖初始的工艺状态。在批量生产阶段，则采用GB/T 2828.1抽样标准，例如在AQL 1.0抽样方案中，每500件产品抽取8件，通过三坐标测量机（CMM）执行符合ISO 10360-2精度认证的检测流程。该设备的空间测量精度可达 $(2.5+L/250)\mu\text{m}$ （L为测量长度，单位mm），能够完成孔径位置度0.005mm级别的精密测量。然而，这种方法的检测周期长达2-4小时/批次，且仅能获取约0.5%的样本数据，

对于高速加工中心（主轴转速12,000rpm）产生的瞬时热变形失效模式，存在明显的监测盲区^[1]。



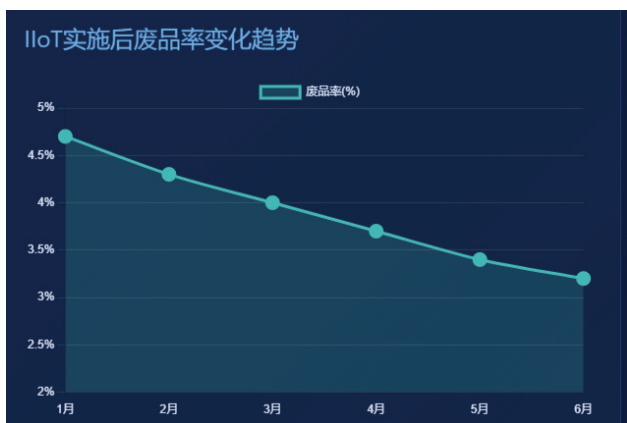
二、机械零件加工过程中的质量控制与检验技术优化路径

（一）基于工业物联网（IIoT）的实时过程监控

工业物联网借助多源传感网络，能够实现对加工过程全要素的感知，其技术核心在于物理系统与信息空间之间的动态闭环交互。在机械加工场景中，压电式振动传感器（频响范围0.5-10kHz）用于监测主轴径向跳动，热电偶（精度 $\pm 0.5^\circ\text{C}$ ）用于捕捉机床热变形，电流传感器（分辨率0.1A）用于分析电机负载波动，同时结合符合ISO 15693标准的RFID电子标签，实现对工件全生命周期的追踪。

某航空发动机叶片厂在五轴加工中心（DMG MORI DMU 200）部署了IIoT系统，在主轴处安装了Kistler

9257B三向测力仪（量程 $\pm 5\text{kN}$ ，精度 $0.1\%\text{FS}$ ），并在叶片夹具中嵌入RFID标签以存储工艺ID。边缘节点采用Modbus TCP协议，以 500Hz 的频率采集切削参数（进给速度 $1200\text{mm}/\text{min}$ ，切深 0.3mm ），动态生成 \bar{X} -R控制图，对叶根榫槽宽度（公差 $\pm 0.015\text{mm}$ ）进行监控。当 C_{pk} 值连续5批次低于 1.33 的阈值时，系统会自动调用刀具磨损补偿模型：基于切削力-磨损量映射关系（实验标定方程 $\delta = 0.02 \times F_z^{1.7}$ ，其中 δ 为磨损量 μm ， F_z 为轴向力 N ），实时修正刀具偏置量。该系统实施6个月后，因变形超差导致的钛合金叶片报废率从 4.7% 降至 3.2% ，按照单件价值 1.2 万元计算，每年可节约成本超 800 万元。更重要的是，SPC异常响应时间从原来离线检测的 4 小时缩短至 8 秒，实现了对质量失控的瞬时阻断^[2]。



（二）机器视觉与AI驱动的智能检验

机器视觉系统通过光学成像与深度学习，重塑了质量检验的模式。该系统采用同轴光源（波长 625nm ）与 500 万像素CMOS相机（像元尺寸 $2.2\mu\text{m}$ ）搭建成像平台，利用 $3D$ 线激光扫描仪（ Z 轴重复精度 $0.8\mu\text{m}$ ）获取工件点云数据。缺陷检测基于YOLOv5架构，其骨干网络（CSPDarknet53）通过空间金字塔池化（SPP）提取多尺度特征，输出层采用GIoU损失函数优化边界框回归，可识别小至 50×50 像素的划痕（实际尺寸约 0.1mm ）。

某汽车发动机缸体生产线引入了智能视觉检测站，配置了LMI Gocator 2350线扫传感器（扫描速率 2kHz ， Z 方向精度 $2\mu\text{m}$ ）与NVIDIA RTX A6000 GPU运算平台。针对缸孔珩磨工序，该系统采集每个缸孔内壁的 360° 点云（单孔扫描时间 1.5 秒），通过RANSAC算法拟合圆柱面，计算直径偏差（标准值 $\Phi 88.000 \pm 0.015\text{mm}$ ）与圆度误差（阈值 $6\mu\text{m}$ ）。表面缺陷检测采用经迁移学习优化的YOLOv5模型：在 10 万张标注样本（含划

痕、气孔、砂眼等）上进行训练，测试集的 $mAP@0.5$ 达到 98.7% 。在实际产线应用中，对第 4 缸体顶面（面积 $480 \times 200\text{mm}$ ）的检测耗时从人工目检的 45 秒减少至 9 秒，误报率控制在 0.3% 以下。通过聚类分析发现， 65% 的划痕集中在缸体左后象限，追溯其原因是输送线定位销磨损导致的刮擦，对该部位进行改造后，此类缺陷的发生率下降 82% ^[3]。

（三）数字孪生支撑的质量预测优化

数字孪生通过多学科模型融合，构建了加工过程的虚拟映射。在物理层，依托OPC UA协议集成机床PLC（如Siemens S7-1500）、刀具监测系统（如Marposs TMS）及在线测量设备，每秒同步 $500+$ 数据点。虚拟层采用有限元分析（ABAQUS显式动力学模块）模拟切削过程，结合材料本构模型（Johnson-Cook方程）预测残余应力分布。质量预测的核心是长短期记忆网络（LSTM），输入层包含 36 维工艺参数（如主轴功率、冷却液压力等），输出层回归关键尺寸偏差（如 $\pm 3\sigma$ 范围）。强化学习代理（PPO算法）通过奖励函数（ $R = \alpha \times \text{质量得分} + \beta \times \text{效率得分}$ ）自主优化进给量、转速等参数。

高铁齿轮箱制造商构建了齿轮渗碳淬火-精加工数字孪生平台。在物理端，部署了Kistler 5070A旋转扭矩传感器（量程 $\pm 2000\text{Nm}$ ）监测滚齿机功率，使用Keyence LJ-V7300激光位移计（采样率 64kHz ）测量齿面拓扑。虚拟端基于ANSYS Twin Builder建立齿轮热-力耦合模型，输入层包含 22 项参数（如渗碳温度 $930^\circ\text{C} \pm 10^\circ\text{C}$ ，淬火油流速 $120\text{L}/\text{min}$ ）。LSTM预测模块的训练数据涵盖 5000 个齿轮的实测齿形误差（JIS B 1702标准），预测值与三坐标测量机（Zeiss CONTURA）结果的相关性 $R^2=0.91$ 。当预测齿距累积误差（ F_p ）超过 $12\mu\text{m}$ 时，强化学习代理会在 0.5 秒内生成参数优化方案：将滚削进给量从 $0.15\text{mm}/\text{rev}$ 降至 $0.12\text{mm}/\text{rev}$ ，主轴转速从 800rpm 提升至 850rpm 。实施该方案后，齿轮箱一次装配合格率从 94.1% 提升至 98.7% ，单件返工成本降低 1200 元。Pearson分析显示，淬火油温波动（ $\delta T > 5^\circ\text{C}$ ）对齿向鼓形度的贡献率达 47% ^[4]。

三、技术实施与标准融合

（一）规范的资料界面的设计

为了实现多源终端之间的信息融合，需要建立一个统一的通讯体系结构，其中心是基于移动互联的多源终端之间的互联互通。本项目提出一种以XMLSchema为基础的机床数据模式（例如：Axes轴线定位精度为 ± 0.001

mm, PathFeedrate进给速度为m/min), 采用适配器将PathFeed FCAS、西门子840 DSL等传统数控设备的原始通信(FOCAS API/OPC DA)转化成HTTP/HTTPS流式数据, 且传送时延小于200 ms。以Q-DASqs-STAT软件为基础, 采用与ISO 25010标准一致的ODBC界面, 对CMM输出DMIS(BS 7172)和可视探测点云(ASTMDE2919点距0.02 mm)进行标准化。主要内容有: 确定缸孔圆度指标(FTQ005), 利用SQL Server时间序列库(1 min/批)进行工艺性能指标Cpk(1 min/批)的统计, 利用Pearson相关性研究工具(500-2000 Hz)和加工工艺参数($|r|>0.85$)之间的对应($|r|>0.85$)^[5]。

(二) 符合国际标准的关键实践

国际标准体系是技术落地过程中的质量基础。ISO 9001: 2015风险管理要求通过APQP(先期产品质量策划)阶段输出PFMEA(过程失效模式分析), 对关键工序的RPN值(风险优先数)进行量化评估。例如, 某连杆加工线针对精磨工序建立FMEA表, 识别出砂轮钝化导致圆度超差0.008mm(超出IT6级公差50%)的失效模式, 经计算RPN值为 $S=9$ (严重度) $\times O=3$ (频度) $\times D=2$ (探测度)=54, 超过阈值50后触发预防措施——部署在线圆度仪(分辨率 $0.1\mu\text{m}$)进行实时监控。ASME Y14.5数字化公差链分析依托Siemens NX PMI模块, 将GD&T语义(如位置度 $\varnothing 0.03\text{mm}$ MMC补偿)转换为数学约束模型, 在虚拟装配中执行蒙特卡洛仿真(样本量10,

000次), 预测累计公差带波动范围 $\pm 0.15\text{mm}$, 为工艺补偿量设定提供指导^[6]。

结束语

信息技术的深度应用, 重塑了机械零件加工的质量控制体系: 工业物联网实现了对工艺参数的毫秒级监控与预警, 机器视觉系统以亚微米级精度完成全检工作, 替代了抽样检测, 数字孪生模型则通过多源数据融合预测质量风险。这三大路径协同作用, 形成“感知-分析-决策”的闭环, 显著提升了质量稳定性与生产效率。

参考文献

- [1] 李青, 唐培伟, 宋政璞. 基于PLC的机械零件加工质量检验系统研究[J]. 中国机械, 2025, (3): 72-75.
- [2] 程海洋. 机械加工工艺对零件加工精度影响及质量控制措施[J]. 模具制造, 2025, 25(1): 33-35.
- [3] 郭金玲. 机械零件加工质量检验技术探讨[J]. 中国设备工程, 2024, (23): 165-167.
- [4] 张振华. 薄壁零件机械加工精度的影响因素及解决方法[J]. 机械工业标准化与质量, 2024, (11): 43-46.
- [5] 李云峰. 机械加工工艺参数对铝合金零件表面质量的影响研究[J]. 南方农机, 2024, 55(15): 168-171.
- [6] 刘宇鲲. 基于加工精度要求的机械零件加工质量检验技术分析[J]. 办公自动化, 2024, 29(11): 29-32.