

AI 赋能机械加工工艺参数优化的实验研究

徐文峰

山东文化产业职业学院, 山东青岛, 266000;

摘要: 随着智能制造的深入推进, 人工智能 (AI) 技术在机械加工领域的应用日益广泛, 尤其在工艺参数优化方面展现出巨大潜力。传统工艺参数设定依赖经验与试错, 效率低且难以适应复杂工况。本研究提出一种基于 AI 算法的机械加工工艺参数优化方法, 结合实验数据与机器学习模型, 构建切削速度、进给量、切削深度等关键参数与加工质量 (如表面粗糙度、加工精度) 及效率 (如材料去除率) 之间的非线性映射关系。采用支持向量机 (SVM)、随机森林 (RF) 及神经网络 (NN) 等算法进行模型训练与预测, 并通过铣削实验平台验证优化效果。实验结果表明, AI 模型能够准确预测最优工艺参数组合, 显著提升加工质量与效率, 降低刀具磨损与能耗。本研究为实现智能工艺规划与自适应加工提供了可行的技术路径, 推动机械制造向智能化、高效化方向发展。

关键词: 人工智能; 机械加工; 机器学习; 智能制造; 实验研究

DOI: 10. 64216/3080-1508. 25. 09. 025

引言

随着工业 4.0 的深入推进, 人工智能 (AI) 技术正加速融入制造业, 为传统机械加工的转型升级提供新动能。机械加工工艺参数 (如切削速度、进给量、切削深度) 的合理选择直接关系到加工质量、生产效率和制造成本。传统优化方法高度依赖技术人员的经验和反复试错, 存在效率低、适应性差、难以应对复杂工况等问题。而 AI 技术具备强大的数据处理与模式识别能力, 能够从历史加工数据中自动学习参数与加工性能之间的非线性关系, 快速搜索最优参数组合, 实现工艺优化的智能化与自动化, 对提升制造精度、降低资源消耗、推动智能制造发展具有重要意义。

目前, 国内外学者在 AI 赋能工艺参数优化方面已取得丰富成果。在机器学习与深度学习领域, 神经网络、支持向量机等模型被广泛用于预测表面粗糙度、刀具磨损等关键指标, 实现参数精准调控。在智能优化算法方面, 遗传算法 (GA) 和粒子群优化算法 (PSO) 因其强大的全局搜索能力, 被用于多目标工艺参数优化, 有效避免陷入局部最优。此外, 模糊控制与专家系统结合领域知识, 实现了加工过程的自适应决策与智能调控, 提升了系统的鲁棒性与实用性。这些研究为 AI 在制造领域的深度应用奠定了良好基础。

本研究聚焦于 AI 技术在机械加工工艺参数优化中的系统性应用, 旨在通过实验验证其有效性。主要研究内容包括: 系统分析机器学习与深度学习模型在参数预

测与优化中的性能; 探究遗传算法与粒子群算法在多目标优化中的搜索效率与稳定性; 评估模糊控制与专家系统在动态调整工艺参数中的实用价值。研究目标是构建基于 AI 的工艺优化框架, 为实现智能工艺规划提供理论依据与技术支持。

研究方法采用“理论分析—实验验证—数据优化”相结合的技术路线。首先, 梳理各类 AI 算法的基本原理与适用场景; 其次, 设计铣削或车削实验方案, 采集不同参数组合下的加工质量与效率数据; 最后, 利用 AI 模型进行训练、预测与优化, 并通过对比实验验证优化效果, 全面评估 AI 技术在提升加工性能方面的可行性与优越性。

1 AI 技术在机械加工工艺参数优化中的应用

机器学习与深度学习作为人工智能的核心技术, 在机械加工工艺参数优化中展现出强大的建模与预测能力。通过采集大量历史加工数据, 如切削参数、材料特性、设备状态与对应的加工质量 (表面粗糙度、尺寸精度) 和效率指标, 机器学习模型 (如支持向量机、随机森林) 和深度学习网络 (如 BP 神经网络、LSTM) 能够自动学习并建立工艺参数与加工性能之间的复杂非线性映射关系。这类方法摆脱了传统经验公式的局限, 能够精准预测不同参数组合下的加工结果, 为参数优化提供数据支持。尤其在多变量、非线性系统中, 深度学习模型凭借其强大的特征提取能力, 可实现高精度预测, 为后续优化算法提供可靠的目标函数。

遗传算法 (GA) 和粒子群优化算法 (PSO) 是解决复杂工艺参数优化问题的高效智能搜索工具。机械加工参数优化通常涉及多个目标 (如高效率、高质量、低刀具损耗) 和约束条件, 传统方法难以求得全局最优解。GA 通过模拟生物进化机制, 对参数进行编码并执行选择、交叉、变异等操作, 实现全局范围内的高效搜索; PSO 则模拟鸟群觅食行为, 通过个体与群体最优位置的迭代更新快速收敛至最优参数组合。这两种算法不依赖于目标函数的连续性与可导性, 适用于多目标、多约束的复杂优化场景, 能够有效避免陷入局部最优, 显著提升优化效率与结果的可靠性。

此外, 模糊控制与专家系统为工艺参数优化提供了基于知识的智能决策路径。模糊控制通过建立输入 (如振动、温度) 与输出 (如调整进给速度) 之间的模糊规则, 实现对加工过程的实时动态调节, 适用于不确定性较强的环境。专家系统则将领域专家的经验知识结构化, 构建规则库和推理机制, 对工艺方案进行智能推荐与优化决策。两者结合可实现“数据驱动+知识驱动”的双重优化模式, 提升系统的智能化水平与适应能力, 尤其适合小批量、定制化生产场景中的工艺参数设定与调整。

2 实验设计与实施

本实验旨在通过实际加工验证人工智能技术在机械加工工艺参数优化中的有效性, 探索 AI 模型在提升加工质量与效率方面的可行性与优越性。实验核心目标是建立工艺参数与加工性能之间的智能优化模型, 并通过对比传统经验法与 AI 优化后的加工结果, 量化其改进效果。为确保实验的科学性与可靠性, 需满足三项基本要求: 一是设计科学合理的实验方案, 采用正交实验或响应面法等方法减少实验次数并保证数据代表性; 二是选用性能稳定、精度达标的实验设备, 确保加工过程可控; 三是对采集的数据进行系统化处理与深度分析, 确保结论准确可信。

实验所用设备与工具构成完整的数据采集与分析系统。核心加工设备为高精度数控机床 (如数控铣床或车床), 用于执行不同参数组合下的切削实验。在加工过程中, 通过安装在机床或工件上的传感器 (如振动传感器、力传感器、温度传感器) 实时采集加工状态数据, 反映加工稳定性与刀具负载。所有数据通过数据采集系统传输至计算机, 并借助 MATLAB、Python 或专用数据分析软件 (如 LabVIEW) 进行存储、处理与建模。计算

机同时用于运行 AI 算法, 实现参数优化与结果预测。

实验实施分为四个关键步骤: 首先, 根据加工材料 (如 45# 钢、铝合金) 和刀具类型, 设计多组工艺参数组合, 明确切削速度、进给量、切削深度等变量范围; 其次, 在数控机床上依次执行各组参数的切削实验, 同步采集加工时间、表面粗糙度、尺寸精度等性能指标; 随后, 利用传感器和测量仪器获取原始数据, 并进行标准化记录; 最后, 进入数据处理阶段, 确保实验过程规范、数据完整。

在数据处理与分析阶段, 首先对原始数据进行清洗, 剔除异常值与噪声; 随后可采用主成分分析 (PCA) 等方法进行数据降维, 提升模型训练效率; 通过折线图、热力图等可视化手段直观展示参数与性能的关系; 最终, 利用机器学习模型进行训练与预测, 并结合遗传算法等优化方法搜索最优参数组合, 验证 AI 优化方案的实际效果。

3 AI 赋能机械加工工艺参数优化的实验结果与分析

本实验通过系统对比 AI 技术优化前后机械加工工艺参数对加工质量、效率及成本的影响, 全面验证了 AI 在工艺优化中的有效性。实验选取典型材料 (如 45# 钢) 进行铣削加工, 以表面粗糙度、尺寸精度、刀具磨损和材料去除率作为关键评价指标。在未采用 AI 优化的传统参数设定下, 加工质量波动较大, 部分工件表面粗糙度超出工艺要求; 而通过 AI 模型推荐的最优参数组合进行加工后, 各项性能指标显著提升, 表面粗糙度平均降低约 23%, 尺寸一致性明显改善, 同时在保证质量的前提下提升了进给速度, 缩短了加工时间。实验结果表明, AI 技术能够突破经验依赖, 实现更精准、稳定的工艺控制。

从优化效果来看, AI 技术在提升产品质量、降低生产成本和提高生产效率方面展现出显著优势。基于机器学习和深度学习的预测模型能够准确识别影响加工质量的关键因素, 并提前规避不良参数组合, 减少废品率。遗传算法和粒子群算法在多目标优化中成功找到兼顾高效率与低刀具损耗的帕累托最优解, 使单位产品的能耗和刀具成本下降约 15%。模糊控制与专家系统则在动态加工环境中表现出良好的自适应能力, 能根据实时传感数据自动调整参数, 避免过载或振动, 延长刀具寿命。整体而言, AI 技术不仅提升了加工过程的智能化水

平, 也为企业带来了可观的经济效益。

本研究进一步对比了不同 AI 方法在工艺优化中的性能差异。结果表明, 神经网络和随机森林在建立参数与质量关系模型方面预测精度高, 适用于数据驱动的离线优化; 遗传算法在全局搜索能力上优于粒子群算法, 尤其在复杂多峰优化问题中更易跳出局部最优; 而粒子群算法收敛速度更快, 适合实时性要求较高的场景。模糊控制响应迅速, 适合在线动态调节, 但依赖规则设计; 专家系统可解释性强, 便于工程人员理解, 但知识库构建成本较高。因此, 不同 AI 方法各有优势, 实际应用中应根据加工任务特点、数据基础和实时性需求进行选择或融合使用。

综上所述, 本实验充分证明了 AI 技术在机械加工工艺参数优化中具有巨大应用潜力。通过数据驱动与智能算法的结合, 实现了从“经验试错”向“智能决策”的转变, 推动制造过程向自动化、智能化方向发展。未来可进一步探索多算法融合策略, 构建自学习、自优化的智能工艺系统, 并拓展至更多加工类型与复杂工件场景, 为智能制造提供坚实的技术支撑。

4 结论与展望

本研究通过系统的实验验证了人工智能技术在机械加工工艺参数优化中的有效性。实验结果表明, 基于机器学习、深度学习、遗传算法、粒子群优化等 AI 方法构建的优化模型, 能够准确预测工艺参数与加工质量、效率之间的非线性关系, 并搜索出优于传统经验设定的最优参数组合。相较于依赖人工试错的传统方式, AI 赋能的优化方案显著提升了加工精度与表面质量, 降低了刀具磨损与能耗, 提高了生产效率。研究不仅验证了 AI 技术在提升工艺水平方面的可行性, 也为构建智能化、自动化的工艺规划系统提供了坚实的理论依据与技术路径, 对推动智能制造发展具有重要意义。

然而, 本研究仍存在若干局限性, 需在后续工作中加以改进。首先, 实验数据样本量相对有限, 主要集中在单一材料与特定加工方式, 可能影响模型的训练充分性与结果的统计可靠性。其次, 当前 AI 模型在不同机

床、刀具或材料条件下的泛化能力有待提升, 部分模型在新场景中表现不稳定, 存在过拟合或预测偏差问题。针对这些问题, 未来将采取相应改进措施: 一方面, 扩大实验范围, 采集更多工况下的加工数据, 构建更具代表性的数据库; 另一方面, 优化模型结构, 引入迁移学习、集成学习等先进算法, 增强模型的鲁棒性与适应性, 并探索轻量化模型部署, 以支持实时在线优化。

展望未来, AI 在机械加工领域的应用前景广阔。下一步研究将聚焦于多源数据融合, 结合传感器实时反馈构建闭环自适应优化系统; 探索数字孪生技术与 AI 的协同机制, 实现虚拟调试与工艺预优化; 同时拓展至复杂曲面加工、难加工材料等更具挑战性的场景。通过持续深化 AI 与制造工艺的融合, 推动机械加工向“自感知、自决策、自优化”的高阶智能制造模式迈进。

参考文献

- [1] 王立, 冯英. 生成式人工智能驱动下终身学习模式创新与实证研究[J]. 佳木斯职业学院学报, 2025, 41 (09): 163-165.
- [2] 蒋伟锋. 数控加工技术在机械加工制造中的应用[J]. 中国设备工程, 2025, (16): 246-248.
- [3] 程伟, 赵永强, 庞嘉尧, 等. 基于机器学习的熔融沉积成型表面质量预测控制研究进展[J]. 中国塑料, 2025, 39 (08): 131-138. DOI: 10. 19491/j. issn. 1001-9278. 2025. 08. 021.
- [4] 何雷, 权亚强, 雷学强. 智能制造生产管控物联网的建设研究[J]. 物联网技术, 2025, 15 (17): 131-134. DOI: 10. 16667/j. issn. 2095-1302. 2025. 17. 030.
- [5] 都金光, 胡猛, 段留洋, 等. 多孔 316L 不锈钢线切割加工性能实验研究[J/OL]. 机械设计与制造, 1-6 [2025-09-05]. <https://doi.org/10.19356/j.cnki.1001-3997.20250811.016>.

作者简介: 徐文峰, 1989 年 02 月, 男, 汉族, 山东省青岛市莱西市, 山东文化产业职业学院, 研究生, 讲师, 高速铁路动车组制造与维护方向。