

A Closed-loop Method for AI Mold Design Error Prediction and Engineering Review Integrated with Digital Twins

Shuchun Zhu

Lenovo Information Technology (Hefei) Co., Ltd., Hefei, Anhui, 231299, China

Abstract

As intelligent manufacturing evolves toward higher precision and efficiency, error prediction and control in mold design and manufacturing have become a critical bottleneck hindering industrial upgrading. Traditional mold development processes rely on a “trial-and-error” model, which not only involves lengthy cycles and high costs but also struggles to achieve source-level error control and lifecycle management. Taking laptop products as an example, this paper proposes a closed-loop method for mold design error prediction and engineering review that integrates digital twin and artificial intelligence technologies. By constructing digital twin models for the entire process of mold design, manufacturing, and inspection, the method enables intelligent error prediction and automatic optimization of design solutions, providing an effective technical pathway for precision mold development.

Keywords

Digital twin; Artificial Intelligence; Mold Design; Error Prediction; Engineering Review

融合数字孪生的 AI 模具设计误差预测与工程检讨闭环方法

朱树春

合肥联宝信息技术有限公司, 中国·安徽 合肥 231299

摘要

随着智能制造向高精度、高效率方向演进, 模具设计与制造过程中的误差预测与控制成为制约产业升级的关键瓶颈。传统模具开发流程依赖“试错-修正”模式, 不仅周期长、成本高, 且难以实现误差的源头控制与全生命周期管理。本文以笔记本电脑产品为例, 提出一种融合数字孪生与人工智能技术的模具设计误差预测与工程检讨闭环方法。通过构建模具设计、制造、检测全过程的数字孪生模型, 实现误差的智能预测与设计方案的自动优化, 为精密模具开发提供有效的技术路径。

关键词

数字孪生; 人工智能; 模具设计; 误差预测; 工程检讨

1 引言

在工业领域, 模具的设计精度与制造质量直接决定产品的性能、外观与生产成本。在航空航天、新能源汽车、精密电子等高附加值产业中, 对模具的精度要求已达到微米甚至亚微米级^[1]。然而, 传统模具开发流程存在显著弊端, 设计阶段难以全面评估制造与使用过程中因热、力、磨损等因素引发的综合误差。而且工程检讨依赖人工经验, 不仅效率低下还容易遗漏关键问题。近年来, 数字孪生与人工智能技术的蓬勃发展给上述难题提供全新的技术路径。数字孪生通过创建物理模具的高保真虚拟映射, 实现对模具全生命周期状态的可视化监控、仿真分析与预测优化^[2]。人工智能, 在模式识别、异常检测与参数优化方面展现出强大能力。将两者深度融合, 构建一个具备“感知-预测-决策-控制”能

力的智能系统, 是实现模具设计制造范式变革的核心。

2 数字孪生与 AI 融合的技术框架

2.1 整体架构

(1) 物理层作为模具误差产生与数据采集的基础载体, 涵盖了笔记本电脑背板模具全生命周期涉及的各类实体要素, 核心包括模具本身、加工设备与检测仪器三大类。其中, 模具体体聚焦镁合金背板成型所需的模架、型腔、冷却水路等关键结构, 是误差形成的直接载体。加工设备以 1600kN 精密冲压机为代表, 其运行状态直接影响成型精度。检测仪器则包含 XTOM 工业级蓝光三维扫描仪、温度压力传感阵列等, 为物理实体状态的量化感知提供支撑。这些实体通过实际运行产生的物理信号, 构成整个管控框架的数据源头, 是实现数字孪生映射与误差管控的物理基础。

(2) 数据层承担着多源数据的感知、传输、处理与存储功能, 是连接物理层与上层应用的核心纽带, 采用“端-边-云”三级架构实现全流程数据管控。在终端感知环节, 通过

【作者简介】朱树春(1980—), 男, 中国江苏盐城人, 本科, 工程师, 从事基于AI模具开发制造及自动化应用研究。

在模具型腔关键区域布设 16 路温度传感器、8 路压力传感器，实时采集 300℃ -600℃ 温度数据与 0-200MPa 压力数据，蓝光扫描仪单帧采集 500 万点云数据完成型面检测；边缘处理阶段依托边缘计算节点，运用卡尔曼滤波等算法对传感器数据降噪，将温度波动误差降至 $\pm 0.5^\circ\text{C}$ ，同时完成点云数据的杂散点剔除与平滑处理。云端存储基于阿里云构建数据中台，按“模具编号-加工批次-时间戳”规则组织设计参数、加工数据等 6 类 23 项数据，实现全生命周期追溯与离线加密缓存，为上层算法提供高质量数据支撑^[3]。

(3) 算法层是实现误差精准预测与智能管控的核心引擎，以数字孪生模型与 AI 预测算法为两大技术支柱构建协同体系。数字孪生模型通过分层建模实现物理实体的精准映射，几何孪生模型基于 UG NX 建立 1:1 三维模型，型面精度误差 $\leq 0.01\text{mm}$ ；物理孪生模型依托 ANSYS 构建热力耦合模型，导入镁合金非线性参数模拟温度场与应力场；行为孪生模型集成 Moldflow 与 VERICUT 功能，预演成型缺陷与加工轨迹。AI 预测算法采用改进注意力机制的双向 LSTM 模型，通过输入层标准化 12 维特征参数，经双向 LSTM 特征提取层捕捉误差演化规律，再由局部注意力层强化关键特征权重，最终通过预测层输出型面轮廓误差等 5 项关键指标，预测精度达 97.5%，为误差管控提供精准决策依据。

2.2 数字孪生建模方法

(1) 几何建模采用参数化与特征建模相结合的方式，不仅构建模具的三维几何外形，更通过特征树记录设计意图与结构关联。针对模具外壳、内构件等不同部件，建立参数化模板库，支持快速设计迭代与变形设计。结合 3D 扫描技术，实现物理样件与数字模型的快速比对与偏差分析，精度可达 0.02mm。

(2) 物理建模重点考虑材料属性与工艺参数的影响。通过引入物理信息机器学习 (PIML)，将材料科学第一性原理与数据驱动方法相结合，构建包含材料收缩率、流动性、冷却速率等特性的高保真模型。如惠普公司在 3D 打印中应用的 Virtual Foundry Graphnet 模型，通过 PIML 实现了金属烧结过程的数量级加速模拟，精度误差控制在 2% 以内。

(3) 行为建模关注模具在加工、装配、使用过程中的动态响应。通过有限元分析、多体动力学仿真等手段，模拟模具结构应力、热变形、振动特性等行为。结合传感器实时数据，采用 LSTM 等时序算法，实现行为模型的在线更新与精准预测^[4]。

2.3 工程闭环工作流程

(1) 设计阶段：设计师基于系统提供的参数化模板进行模具结构设计，系统自动记录设计操作与决策过程，生成初步设计方案。

(2) 预测阶段：数字孪生模型模拟模具注塑成型、冷却定型、零件装配等全过程，基于 AI 算法预测潜在设计误

差与质量风险。预测结果包括尺寸偏差、缩痕风险、气穴位置、熔接痕强度等关键指标。

(3) 检讨阶段，系统自动生成工程检讨报告，标识设计问题与改进建议。通过虚拟评审环境，设计、工艺、制造等多部门协同开展方案评审，减少传统跨部门沟通壁垒。

3 基于数字孪生的 AI 笔记本模具设计误差预测与工程检讨闭环方案

3.1 笔记本电脑模具误差来源分析与建模

笔记本电脑模具设计误差主要来源于三个方面：几何误差、工艺误差和装配误差。通过对误差源的系统分析，建立精确的误差预测模型，是实现精准设计的前提。

(1) 几何误差主要由模具加工精度、磨损及热变形引起。在笔记本电脑模具中，几何误差集中体现在外壳装配缝隙、螺丝孔位偏差、散热开口尺寸等方面。通过数字孪生模型，结合 CNC 轨迹误差预测方法，可实现对几何误差的精准预测。如文献提出的混合模型方法，通过数字孪生框架预测加工轨迹误差，将加工精度提高了 35% 以上。

(2) 工艺误差主要来源于注塑成型过程，包括收缩不均、分子取向、残余应力等引起的变形。针对此问题，建立注塑成型工艺参数与产品质量的映射关系模型至关重要。该模型可表示为：

$$SE_p = f(P_i, T_j, T_k, V_l, M_m)S$$

其中， SE_p 为工艺误差， SP_i 为注射压力， ST_j 为模具温度， ST_k 为熔体温度， SV_l 为注射速度， SM_m 为材料特性。

(3) 装配误差则由零件制造公差、定位偏差及装配顺序不当导致。在笔记本电脑中，主板与外壳的装配、键盘与触摸板的配合等都是误差敏感区域。通过构建偏差流模型，分析公差累积与传递路径，可系统评估装配误差的影响。

3.2 AI 误差预测算法

针对模具设计误差的非线性、时变性特点，采用多种 AI 算法构建误差预测模型，实现高精度误差预测。

(1) 对于几何误差预测，采用物理信息神经网络 (PINN)，将控制方程作为约束条件嵌入神经网络损失函数，在少量数据条件下实现高精度预测。该网络结构包括输入层 (设计参数)、多个隐藏层 (特征提取) 和输出层 (误差预测)。通过 NVIDIA Modulus 开源框架构建 PINN 模型，将物理规律以偏微分方程形式编码到网络中，确保预测结果符合物理规律。

(2) 对于工艺误差预测，采用长短期记忆网络 (LSTM) 处理注塑成型过程中的时序数据，捕捉工艺参数与产品质量的复杂关系。通过对温度、压力、速度等参数的时间序列分析，预测产品缩痕、翘曲等缺陷。联想天津工厂应用 LSTM 等机器学习算法，构建供应链风险预测模型，将重大供应中断处理周期从 72 小时缩至 24 小时。

(3) 对于多源误差综合预测,采用图神经网络(GNN)建模误差传递关系,分析几何误差、工艺误差与装配误差间的耦合作用。通过构建误差传播图,量化不同误差源对最终产品质量的影响程度,为误差补偿提供依据。

3.3 多维度孪生建模

采用分层建模方法构建笔记本电脑背板模具孪生体,具体包括:

(1) 几何孪生模型:基于UG NX建立1:1三维几何模型,包含模架、型腔、冷却水路等关键结构,重点细化背板曲率特征与装配接口,确保型面精度误差 $\leq 0.01\text{mm}$,这一精度标准与华为铰链模具的几何建模要求一致。引入模块化设计理念,将标准模架、顶出系统等封装为可复用模块,参考OpenUSD资产库管理方式,使设计周期缩短40%以上。

(2) 物理孪生模型:基于ANSYS建立热力耦合模型,导入镁合金材料的热膨胀系数($25 \times 10^{-6}/^{\circ}\text{C}$)、弹性模量(45GPa)等非线性参数,模拟冲压过程中模具的温度场与应力场分布,温度场仿真误差控制参考Moldex3D的 $\pm 2.3^{\circ}\text{C}$ 标准。构建磨损预测子模型,结合Archard磨损理论与模具健康度数据,实现模具型芯磨损量的动态计算,预测精度达90%以上。

(3) 行为孪生模型:集成Moldex3D与VERICUT软件功能,模拟塑料流动路径与加工切削轨迹,预演熔接线、缩水等潜在缺陷,Moldex3D的实践表明该方式可使缺陷预测准确率提升至85%以上。建立“设计参数-加工行为-误差结果”的关联模型,多次迭代积累模具数据,量化冲压速度、保压压力等参数对误差的影响权重,为AI预测提供行为逻辑支撑^[5]。

3.4 全流程数据采集系统

采用“端-边-云”架构,设计笔记本电脑模具的数据采集系统,实现多源数据的全面感知与高效传输:

(1) 终端感知:在模具型腔关键区域布设16路温度传感器、8路压力传感器,实时采集冲压过程中的热力参数;采用XTOM工业级蓝光三维扫描仪,单帧采集500万点云数据,点云精度 $\pm 10\mu\text{m}$,实现模具型面全尺寸检测。

(2) 边缘处理:部署边缘计算节点,采用卡尔曼滤波算法对传感器数据进行降噪处理,将温度数据波动误差控制在 $\pm 0.5^{\circ}\text{C}$ 以内;对三维点云数据采用Geomagic Studio软件进行杂散点剔除与曲面平滑,参考汽车零部件模具的处理标准,使网格化后的模型偏差 $\leq 0.02\text{mm}$ 。

(3) 云端存储:基于阿里云构建模具数据中台,按照“模具编号-加工批次-时间戳”数据组织规则,实现设计参数、加工数据、检测结果的全生命周期追溯。采用分布式存储架构,支持10万级模具数据的并行访问,离线缓存功能确保断网时本地加密存储关键数据,保障数据连续性。

3.5 孪生模型动态校准

建立“数据比对-偏差分析-模型修正”的动态校准机制,确保虚拟模型与物理实体的一致性:

(1) 数据比对:将蓝光扫描获取的模具实际型面数据与虚拟模型进行3D偏差分析,通过色差图直观显示超差区域,重点关注笔记本背板弧度、孔位精度等关键特征。

(2) 偏差分解:采用主成分分析法,将模型偏差分解为几何误差、热变形误差、磨损误差三类,量化各误差占比。

(3) 模型修正:基于偏差分析结果,自动调整虚拟模型的边界条件与物理参数。校准周期与加工批次同步,每生产500件产品进行一次全面校准,实现孪生模型的持续优化。

3.6 方案优化更新阶段

组建跨领域检讨团队,结合预测与验证数据制定优化方案。针对热变形误差,可以优化冷却水路布局与温控参数,将热响应时间缩短至3.2秒以内。针对磨损误差,采用表面涂层技术提升模具硬度。针对几何误差,通过UG NX调整CAD模型关键尺寸,修正量基于AI预测的误差梯度计算。将优化方案转化为设计参数与工艺指令,同步更新物理模具与数字孪生体;将优化过程数据补充至AI模型训练集,采用增量学习方式更新模型参数,使后续预测精度提升1%-2%/批次,实现模型性能的持续提升。

4 结语

数字孪生技术与人工智能技术的融合应用意味着模具设计从“经验驱动”正在向“数据与模型驱动”的根本性范式变革。该体系通过构建覆盖物理实体、数据流、智能算法与工程应用的完整闭环,实现了对模具设计、制造、服役全生命周期误差的精准预测、智能决策与动态优化。未来,随着物理信息机器学习、多智能体协同等前沿技术与数字孪生的深度融合,模具设计制造将向更自主、更精确、更柔性的方向演进,为高端制造业的智能化升级提供坚实的技术支持。

参考文献

- [1] 田颖,湛杨,岳辰,葛璐,王大勇,崔桐成,赵志丹.基于融合孪生模型的数控机床轮廓误差预测方法[J].计算机集成制造系统,2025,31(7):2392-2401.
- [2] 朱凌,董金辉,梁棋钰.基于全卷积神经网络的板条多压头成形回弹预测及模具设计[J].中国舰船研究,2023,18(6):197-207.
- [3] 黄华,梅乐,支晓波,张晖旺.基于数字孪生的进给系统混合误差建模及预测[J].哈尔滨理工大学学报,2025,30(1):82-97.
- [4] 杜柳青,吕发良,余永维.数字孪生下基于CS-MFAC的数控机床热误差自适应预测方法[J].计算机集成制造系统,2025,31(7):2402-2411.
- [5] 张笑一,陶文昊.基于数字孪生等信息化技术的现代水网工程绿色发展路径研究[J].四川水利,2025(S1):35-38+45.