

人工智能视域下的传统纹样精雕技术研究

李建春¹, 刘辛夷², 刘春朝¹

¹ 广东松山职业技术学院, 广东韶关, 中国

² 浙江工商职业技术学院, 浙江宁波, 中国

【摘要】传统纹样作为中华优秀传统文化的核心载体,其数字化保护与创新应用面临采集精度有限、建模效率低下、工艺参数依赖经验、艺术表现力失衡四大核心痛点。为解决上述问题,本研究以人工智能技术为赋能手段,构建“AI采集优化-AI参数建模-AI工艺优化-AI质量验证”全流程精雕技术体系:通过融合激光三维扫描与AI点云滤波算法,实现传统纹样采集精度从0.05mm提升至0.02mm以内;提出基于CNN(卷积神经网络)-GAN(生成对抗网络)的四维参数化建模方法,自动提取纹样轮廓、结构、纹理、艺术特征参数,建模效率较人工提升80%;采用强化学习(RL)优化数控雕刻参数,针对胡桃木、黄铜等典型材质,使切削效率提升35%、刀具损耗降低28%;开发AI视觉检测模块,实时监控加工精度,确保型面误差 $\leq 0.03\text{mm}$ 。选取明清木雕龙纹、苗绣蝴蝶纹、壮锦太阳纹等150组典型纹样进行实验验证,结果显示:AI驱动的精雕技术可使纹样再现周期从传统72h缩短至8h,艺术表现力专家评分达92分(满分100分),为传统工艺现代化传承与文创产业升级提供技术支撑。

【关键词】人工智能;精雕技术;传统纹样;参数化建模

【基金项目】2025年广东松山职业技术学院课程思政示范项目“基于数控雕刻技术的传统纹样数字化再现与文化自信培育路径研究”(项目编号:2025SZJG04);广东省普通高校园科平台“粤北乡村振兴研究院”(项目编号:2022WZJD015)

1.引言

1.1 研究背景与问题提出

传统纹样广泛分布于织绣、陶瓷、雕刻等领域,承载着民族审美与历史记忆。然而,其数字化进程受限于技术瓶颈,具体问题表现为三方面:

第一是采集精度不足:立体纹样(如苗绣浮雕、木雕卷草纹)传统三维扫描易出现细节丢失,点云噪声导致精度仅维持在0.05mm,平面纹样校正依赖人工;第二是建模效率低下:传统参数化建模需人工提取轮廓曲率、结构占比等参数,单组纹样建模耗时超4h,且艺术特征(如线条流畅度)难以量化;第三是工艺参数盲目性:数控雕刻刀具选型、切削转速(如黄铜加工主轴转速)、路径规划依赖经验试错,废品率高达12%,难以平衡精度与效率。

随着生成式AI、强化学习、机器视觉等技术的成熟,其在“数据优化-智能建模-动态决策”上的优势,为解决传统纹样精雕的痛点提供了新路径。本研究依托广东松山职业技术学院“传统工艺数字化实验室”,选取明清木雕、苗族刺绣、广西壮锦等150组纹样为研究对象,探索AI与精雕技术的深度

融合机制。

1.2 国内外研究现状

1.2.1 传统纹样数字化研究进展

现有研究聚焦于基础数字化存档,主要采用三维扫描技术实现木雕纹样0.05mm精度采集,但未解决立体纹样分区扫描的拼接误差,同时由于采用平面纹样矢量化方法,往往依赖人工校正偏差。研究多停留在“数据记录”层面,缺乏对精雕工艺的适配性设计。

1.2.2 AI赋能精雕技术的研究动态

AI技术在制造领域的应用已初见成效:郭涛等(2025)采用强化学习优化难加工材料切削参数,效率提升25%[1-3];王柏文(2025)将多轴联动与机器视觉结合,实现异形零件精度控制[4-6]。但在传统纹样领域,现有研究存在两大缺口:一是AI生成纹样缺乏文化语义约束(如苗绣蝴蝶纹的“吉祥如意”难以量化),二是AI与精雕工艺的“建模-加工-检测”闭环尚未形成。

1.3 研究目标

为解决传统纹样精雕数字化中采集精度不足、建模效率低、工艺参数盲目等痛点,研究聚焦AI与精雕技术融合:先构建AI驱

动的传统纹样高精度采集与数据优化体系，提升纹样细节捕捉与数据质量；再开发融合文化语义的 AI 参数化建模方法，实现纹样轮廓、结构等特征的精准提取与艺术属性量化；同时建立基于强化学习的数控雕刻工艺优化模型与标准化流程，优化刀具选型、切削参数及路径规划。最终通过典型案例验证技术有效性，形成可推广的传统纹样 AI 精雕应用范式，为传统工艺现代化传承与创新提供技术支撑。

2.AI 赋能的传统纹样数字化采集与数据优化

2.1 传统采集技术的局限性分析

传统纹样采集因载体形态差异（平面/立体、软质/硬质）存在技术断层：

立体纹样（如木雕龙纹）：传统分区扫描依赖人工拼接，配准误差 $\geq 0.03\text{mm}$ ，点云冗余数据占比超 40%；

平面纹样（如壮锦太阳纹）：高清摄影校正依赖人工校准，耗时超 2h/组；

残缺纹样（如破损苗绣）：数字绘制需人工补全细节，主观误差导致还原度不足 80%。

2.2AI 驱动的采集技术优化方案

针对上述问题，构建三类 AI 采集优化方法，技术参数与适用场景见表 1。

表 1.AI 赋能的传统纹样采集方法对比

采集类型	AI 核心技术	适用纹样类型	核心参数（传统 vs AI）
立体纹样扫描	激光扫描+AI 点云滤波（统计滤波+CNN 去噪）	木雕、石雕、苗绣立体纹样	精度：0.05mm vs 0.02mm；点云冗余：40% vs 15%
平面纹样摄影	高清摄影+AI 校正（Transformer 网络）	壮锦、织绣平面纹样	校正耗时：2h vs 15min
残缺纹样修复	数字绘制+AI 补全（Stable Diffusion 修复模型）	破损陶瓷纹、残缺苗绣	还原度：80% vs 95%；补全耗时：3h vs 30min

以苗绣“蝴蝶浮雕纹样”（尺寸 30cm×25cm）为例，采用“分区扫描-AI 配准-AI 去噪”流程：按 5cm×5cm 分区扫描，获取 24 组原始点云数据；基于 ICP（迭代最近点）算法结合 AI 特征匹配（提取蝴蝶翅脉特征点），配准误差从 0.03mm 降至 0.01mm；通过 CNN 去噪网络过滤扫描噪声（如绣线反光点），点云数据量减少 60%，同时保留翅脉

0.1mm 细微结构。

2.3AI 驱动的数据优化与存储

采集后的数据需经 AI 处理形成标准作品：首先，点云优化：采用 Quadric Error Metric 算法结合 AI 几何特征保留策略，在简化点云的同时，确保纹样结构（如木雕龙鳞）无失真；其次，图像增强：通过 AI 直方图均衡化提升平面纹样对比度，高斯模糊（半径 0.3mm）降低噪声，边缘检测（Canny 算法）强化纹样轮廓；最后，数据归档：建立 AI 元数据库，自动记录纹样名称、采集方法、AI 处理参数（如去噪阈值），支持 STL/OBJ/DXF 格式导出，适配后续精雕建模。

3.AI 驱动的传统纹样参数化建模

3.1 传统参数化建模的瓶颈

传统建模需人工提取“轮廓-结构-纹理-艺术特征”四维参数，存在三大局限：第一是轮廓参数提取方面：依赖贝塞尔曲线人工拟合，曲率误差 $\geq 0.05\text{mm}$ ；第二是结构参数分解方面：复杂纹样（如明清龙纹）需人工划分主体层（龙身）、次体层（龙鳞）、填充层（云纹），耗时超 3h；第三是艺术特征量化方面：线条流畅度、装饰密度等指标依赖主观判断，缺乏客观标准。

3.2AI 赋能的四维参数化建模方法

提出“AI 自动提取-AI 生成优化-AI 验证修正”建模框架，各维度参数提取方案如下：

3.2.1 轮廓特征 AI 提取

采用“边缘检测-CNN 特征学习-贝塞尔曲线自动拟合”流程：第一是输入纹样图像，通过 Canny 算法（阈值 120-180）提取初始轮廓；第二是训练 CNN 网络学习传统纹样轮廓规律（如植物纹样花瓣圆弧特征、几何纹样折线特征），自动修正轮廓断点；第三是基于 AI 拟合的贝塞尔曲线，提取控制点坐标（x, y, z）、曲率（k）、弧长（L），误差 $\leq 0.02\text{mm}$ 。

3.2.2 结构特征 AI 生成

基于 GAN 网络构建“结构生成-语义匹配”模型：构建 10000 组传统纹样结构数据集（含主体层占比、位置偏移、对称类型），训练 GAN 生成器；输入纹样文化语义标签（如“吉祥-龙纹-轴对称”），AI 自动生成结构参数（如主体层龙身占比 65%、次体层龙鳞占比 25%）；通过知识图谱验证结构语义一致性（如龙纹“头朝左-尾朝右”的传统规制），修正率 $\leq 5\%$ 。

3.2.3 纹理与艺术特征 AI 量化

纹理参数:采用 CNN 提取纹样表面质感参数(粗糙度 R_a 、反射率 ρ)，结合三维扫描高度图(分辨率 2048×2048)，AI 自动生成纹理高度矩阵， R_a 测量误差 $\leq 0.05 \mu m$ ；

艺术特征:通过 Transformer 网络学习传统纹样审美规律，量化线条粗细变化($\Delta d=0.1-0.3mm$)、装饰密度($\lambda=6$ 个/ cm^2)、比例关系($\gamma=花瓣:莲蓬=3:1$)，与专家评分的相关性系数达 0.92。

3.3AI 建模结果验证

选取 30 组典型纹样(含 10 组平面纹、20 组立体纹)进行建模验证，对比传统方法与 AI 方法的核心指标，结果见表 2。

表 2.传统建模与 AI 建模指标对比

指标	传统方法	AI 方法	提升幅度
单组纹样建模耗时	4.5h	0.8h	82.2%
轮廓参数误差	0.06mm	0.015mm	75.0%
结构语义吻合度	85%	94%	10.6%
艺术特征量化准确率	78%	92%	17.9%

4.AI 优化的传统纹样数控雕刻工艺与流程

4.1 传统数控雕刻的核心痛点

传统精雕工艺依赖操作人员经验，存在三大问题：一是刀具选型盲目：复杂纹样(如深浮雕)刀具直径与细节尺寸匹配度低，导致细节丢失率 $\geq 8\%$ ；二是切削参数试错成本高：不同材质(如胡桃木、黄铜)的主轴转速、进给速度需反复调试，试错耗时超 5h/材质；三是质量检测滞后：加工后需人工用三维扫描仪检测精度，发现误差时已造成材料浪费，废品率 $\geq 12\%$ 。

4.2 基于强化学习的工艺参数优化

以“加工精度-效率-刀具损耗”为多目标优化函数，构建强化学习(RL)模型，优化刀具、切削、路径三类核心参数[7-10]。

4.2.1 刀具参数 AI 优化

采用“纹样特征-刀具匹配”RL 策略：

输入纹样细节尺寸(如 $\leq 1mm$ 选 $\phi 0.5-1mm$ 刀具， $1-5mm$ 选 $\phi 1-3mm$ 刀具)、材质硬度(胡桃木 650N、黄铜 850N)，AI 自动输出刀具类型(球头刀/平头刀/V 型刀)、直径、材质；刀具匹配准确率从传统 75%提升至 96%，细节丢失率降至 2%。

4.2.2 切削参数 AI 优化

针对三类典型材质，通过 RL 模型迭代学习切削参数(主轴转速、进给速度、切削深度)[11,12]，优化结果见表 3。

表 3.不同材质 AI 切削参数优化结果

材质	刀具类型	主轴转速(传统 vs AI)	进给速度(传统 vs AI)	切削深度(传统 vs AI)
胡桃木(650N)	球头刀 $\phi 2mm$	15000rpm vs 16500rpm	1200mm/min vs 1350mm/min	0.3mm vs 0.35mm
亚克力(250N)	平头刀 $\phi 1mm$	20000rpm vs 22000rpm	800mm/min vs 950mm/min	0.2mm vs 0.22mm
黄铜(850N)	V 型刀 $\phi 3mm$ (30°)	10000rpm vs 9500rpm	500mm/min vs 580mm/min	0.5mm vs 0.45mm

4.2.3 加工路径 AI 规划

采用“分层 RL 路径”策略[13,14]：

首先，粗加工：AI 规划等高线路径，去除 70%-80%余量，路径间距 0.5mm，确保效率；其次，半精加工：AI 切换平行线路径，路径方向与纹样线条方向偏差 $\leq 5^\circ$ ，减少刀痕；最后，精加工：AI 生成精细化路径，间距 0.1mm，重点还原纹样细节(如苗绣针迹)。

验证效果：路径规划耗时从传统 2h 缩短至 15min，表面粗糙度 R_a 从 $1.2 \mu m$ 降至 $0.8 \mu m$ 。

4.3AI 赋能的标准化雕刻流程

构建“五阶段”AI 标准化流程，实现全链路质量可控，即：

第一阶段，AI 建模与数据准备：导入 AI 参数化模型，自动转换为 STL/DXF 格式，适配数控软件(Type3/Artcam)；

第二阶段，AI 工艺参数设定：输入材质、纹样类型，AI 自动调用优化后的刀具、切削、路径参数；

第三阶段，AI 设备调试：空运行时 AI 检测各轴定位精度(误差 $\leq 0.02mm$)，自动补偿刀具长度(误差 $\leq 0.01mm$)；

第四阶段，AI 分步加工：加工过程中，机器视觉实时检测(帧率 30fps)，发现误差(如型面偏差 0.04mm)时，AI 自动修正切削参数；

第五阶段，AI 后处理与评价：AI 生成表面处理方案(木材 400-800 目砂纸打磨、金属 1200 目拉丝)，通过三维扫描与分光光度计自动检测精度(误差 $\leq 0.03mm$)。

5.实验验证与案例应用

5.1 实验设计与平台

5.1.1 实验样本与设备

样本准备：150 组传统纹样(明清木雕

30 组、苗绣 50 组、壮锦 70 组)；
设备准备：五轴精雕机床（定位精度±0.01mm）、AI 视觉检测系统（4K 工业相机）、三维扫描仪（精度 0.005mm）。

5.1.2 核心评价指标

技术指标：采集精度、建模效率、加工精度、加工效率；

艺术指标：纹样还原度（专家评分）、艺术表现力（10 名非遗传承人评分，满分 100 分）；

经济指标：材料损耗率、废品率、单件生产成本。

5.2 实验结果与分析

150 组纹样实验结果显示，AI 驱动的精雕技术较传统方法实现全方位提升，核心指标对比见表 4。

表 4 传统精雕与 AI 精雕核心指标对比

指标	传统精雕	AI 精雕	提升幅度
单组纹样全流程耗时	72h	8h	88.9%
加工精度	0.08mm	0.03mm	62.5%
纹样还原度	82%	96%	17.1%
艺术表现力评分	78 分	92 分	17.9%
材料损耗率	10%	3%	70.0%
废品率	12%	2%	83.3%

5.3 典型案例应用

5.3.1 苗绣蝴蝶纹木雕应用

样本选取：苗绣“蝴蝶浮雕纹样”（尺寸 20cm×18cm），材质胡桃木；

AI 方案：AI 分区扫描（精度 0.02mm）→CNN 提取纹理参数→RL 优化刀具（球头刀 φ 1.5mm）、切削参数（转速 16500rpm，进给 1350mm/min）→AI 视觉实时检测；

实验效果：加工耗时从传统 6h 缩短至 1.2h，蝴蝶翅脉细节还原度 98%，专家艺术评分 94 分，材料损耗从 8%降至 2%。

5.3.2 壮锦太阳纹金属雕应用

样本选取：壮锦“黑底红蓝太阳纹”（尺寸 15cm×15cm），材质黄铜；

AI 方案：AI 校正→GAN 生成结构参数→RL 优化刀具（V 型刀 φ 3mm）、切削参数（转速 9500rpm，进给 580mm/min）→AI 后处理（1200 目拉丝）；

实验效果：加工精度 0.025mm，还原度达到 97%。

6.结语

6.1 研究成果总结

本研究通过 AI 技术与精雕技术的深度

融合，解决了传统纹样数字化的核心痛点：构建的 AI 采集体系将精度提升至 0.02mm，实现纹样细节与色彩的精准还原；提出的 AI 参数化建模方法使建模效率提升 82%，参数误差≤0.02mm，量化传统纹样的艺术特征；开发的 RL 工艺优化模型使加工效率提升 35%、废品率降至 2%，形成标准化 AI 精雕流程；150 组纹样实验与 2 类典型案例验证了技术的有效性，为传统工艺现代化提供可推广范式。

6.2 研究局限与未来方向

现有研究在小样本纹样 AI 适配（如稀有少数民族纹样）、多材质融合雕刻 AI 优化（如木-金属复合纹样）上仍有不足。未来将：引入联邦学习解决小样本数据稀缺问题，提升 AI 模型的泛化能力；探索数字孪生与 AI 的结合，实现多材质雕刻过程的虚拟预演与动态优化；拓展 AI 生成式创新，推动传统纹样与现代文创（如智能家居装饰、个性化首饰）的深度融合。

参考文献

[1]郭涛, 肖鹏.数字智能化背景下难加工材料零件精密加工与特种加工工艺优化研究[J].南方农机, 2025, 56 (10): 116-119.
[2]张朝俊, 钟佩璇, 邓文君.精密加工中有机单层脆化的切削性能研究[J].工具技术, 2025, 59 (03): 20-25.
[3]刘炜.精密加工中表面粗糙度对零件疲劳强度的影响分析[J].中国机械, 2025, (08): 58-61.
[4]王柏文.多轴联动技术在异形零件精密加工中的应用分析[J].中国战略新兴产业, 2025, (26): 91-93.
[5]刘凤磊.现代机械设计制造工艺与精密加工工艺技术分析[J].机电产品开发与创新, 2025, 38 (04): 186-188.
[6]李超.现代机械制造工艺及精密加工技术应用研究[J].中国高新科技, 2025, (14): 89-91.
[7]耿延泉, 高蕴礼, 李琛, 闫永达.数字孪生在精密和超精密制造领域的应用[J].哈尔滨理工大学学报, 2025, 30 (01): 1-11.
[8]张超群, 杨嘉.农机复杂件精密模型数控加工和成型技术分析[J].南方农机, 2025, 56 (01): 134-137.
[9]郑妮娜.探究现代机械设计制造工艺与精密加工技术[J].机械工业标准化与质量,

- 2024, (06): 24-27.
- [10]李佳苹. 精密加工技术在机械制造中的应用[J].集成电路应用, 2024, 41 (04): 222-223.
- [11]钱峻.现代化机械设计制造工艺及精密加工技术研究[J].机械工业标准化与质量, 2023, (08): 43-45.
- [12]阎文利, 张虎, 高建坤.现代机械制造工艺与精密加工技术探析[J].中国设备工程, 2023, (12): 94-96.
- [13]杨春雷, 牛少鹏, 尹兆刚, 陈颖, 周晨, 李晋军.高密度微槽结构精密加工技术[J].金属加工(冷加工), 2022, (11): 10-13.
- [14]韩昆朋.机械设计制造工艺及精密加工技术的应用研究[J].农业工程与装备, 2022, 49 (05): 30-32.