

智“预”瘢痕

——AI 康复技术在整形术后瘢痕问题中的应用与优化

田 焱 王 研 刘 瑾 (通讯作者) 谢镕骏 王孝锦

牡丹江医科大学 黑龙江 牡丹江 157011

【摘要】：随着医美行业规范化与大众化，眼部、鼻部、颌面、乳房整形及体表修复手术量持续增长，术后瘢痕异常增生、色素沉着、挛缩及瘙痒疼痛等问题成为影响美学效果与患者身心健康的临床难题。流行病学显示，普通人群术后病理性瘢痕发生率为18.6%~32.4%，高张力部位高达47.2%~58.9%，瘢痕体质者风险增加2.3~3.5倍。传统管理依赖主观评分，存在评估不一致、方案同质、预测模糊、随访断续等问题，有效率仅64%~65%，复发率达21%~23%。AI技术通过计算机视觉、深度学习等手段，构建覆盖术前预测、术中优化、术后评估与个性化干预的全周期智能管理体系。研究表明，AI模型预测准确率达92.6%，评估一致性达98.7%，康复有效率提升至88.7%，复发率降至7.8%，显著优于传统方法。

【关键词】：人工智能；AI 康复技术；整形术后瘢痕；瘢痕风险预测；量化评估；智能随访；精准康复

DOI:10.12417/2811-051X.26.09.060

引言

近五年我国医美市场年均增速超15%，2025年合规整形手术达1280万例，其中眼鼻整形、面部年轻化及瘢痕修复占75%以上。皮肤创伤愈合分三阶段，胶原失衡与成纤维细胞过度增殖易致病理性瘢痕。数据显示，12~35岁人群瘢痕增生率达38.7%，显著高于40岁以上人群；切口垂直Langer线或术后感染可大幅增加风险。传统管理存在主观评估误差大、康复方案缺乏个体化、随访失联率高、术前风险预测不足等问题。AI技术（如CNN、Swin Transformer、LSTM、3D扫描）可实现瘢痕毫米级量化、风险建模与智能干预，评估效率提升40倍，早期识别率达91.3%，显著优于人工。

1 整形术后瘢痕形成机制与临床管理难点

1.1 瘢痕形成病理生理机制

整形术后创面修复三阶段紧密衔接：炎症期术后1~3天，血小板、巨噬细胞释放TGF- β 、VEGF、PDGF等生长因子，启动修复；增殖期3天~2周，成纤维细胞大量活化，I/III型胶原异常沉积、新生微血管密集增生；重塑期2周~12个月，正常组织胶原有序重构，病理性瘢痕则纤维紊乱、持续增殖。增生性瘢痕局限于切口边界，6~12个月可自行软化；瘢痕疙瘩呈侵袭性生长，突破正常皮肤边界，临床复发率高达40%~65%，是整形术后最难管控并发症。

1.2 瘢痕增生影响因素及病例统计

本次纳入某医院2022—2024年2160例整形手术住院病例，统计瘢痕增生危险因素分布，见表1。

表1 2160例整形术后瘢痕增生危险因素分布统计表

影响因素	分组	病例数	瘢痕增生发生率/%	风险倍数
年龄	12~35岁	1245	38.7	2.10
	>40岁	915	16.2	1.00
手术部位	高张力区(胸/肩/关节)	782	58.9	2.80
	低张力区(面中部)	1378	22.3	1.00
瘢痕家族史	有	436	52.7	3.20
	无	1724	21.1	1.00
术后感染	有	298	53.9	2.45
	无	1862	20.8	1.00
皮肤类型	油性/敏感肌	856	36.4	1.80
	中性肤质	1304	19.6	1.00

由表1可见：年龄、手术张力部位、家族史、术后感染、肤质是瘢痕增生独立高危因素，高风险人群发生率为普通人群2~3倍，亟需术前精准筛查与提前干预。

1.3 传统与AI瘢痕管理模式对比

表2 传统瘢痕管理与AI智能康复管理指标对比表

评价维度	传统人工管理	AI智能康复管理	提升幅度	评价维度
评估依据	医师主观量表	3D视觉+超声多模态量化	客观化替代主观化	评估依据
评估一致性	61.3%	97.2%	提升35.9%	评估一致性

作者简介：田焱(2005-)，女，本科，研究方向：康复治疗学

项目基金：黑龙江大学生创新创业训练计划项目，S202510229052，省级一般项目，创新训练项目，智“预”瘢痕—AI康复技术在整形术后瘢痕问题中的应用与优化。

单例评估 耗时	25~ 30min	40~60s	效率提升 40 倍	单例评估 耗时
风险预测 准确率	<60%	92.6%	提升 32.6%	风险预测 准确率
康复总有 效率	64.3%	88.7%	提升 24.4%	康复总有 效率
瘢痕复发 率	21.5%	7.8%	下降 13.7%	瘢痕复发 率
患者随访 依从性	58.0%	89.5%	提升 31.5%	患者随访 依从性

由表 2 数据可知, AI 康复在评估一致性、诊疗效率、预测精度、疗效控制、复发管控、患者依从性各维度均显著优于传统模式。

2 AI 康复技术核心架构与支撑技术

2.1 核心支撑技术

1) 计算机视觉: U-Net 用于瘢痕病灶分割, Dice 系数 0.86~0.95; Swin Transformer 负责瘢痕分型识别, 准确率 98.7%; MobileNet 轻量化适配手机端, 满足居家检测需求。2) 机器学习预测模型: 随机森林、XGBoost 整合 38 项临床特征, 构建风险分级模型, AUC 可达 0.913。3) 多模态融合: 融合可见光、3D 结构光、超声弹性、激光多普勒数据, 测量精度达 0.01mm, 较单一图像评估准确率提升 10%~16%。4) 联邦学习+可解释 AI: 联邦学习打破数据孤岛, 模型泛化误差降低 12%~18%; XAI 热力图可视化决策依据, 医师接受度由 42.8% 提升至 85%以上。

2.2 AI 瘢痕康复系统技术架构

图 1 AI 整形术后瘢痕智能康复系统五层架构

数据采集层

数据预处理层

算法模型层

应用交互层

结果输出层

层级说明:

1. 数据采集层: 3D 扫描仪、手机高清摄像、超声弹性设备、可穿戴皮肤传感设备;

2. 数据预处理层: 图像去噪、光照归一、病灶配准、数据脱敏标准化标注;

3. 算法模型层: 风险预测、图像分割、量化评估、方案推荐、时序预后五大模型;

4. 应用交互层: 医生诊疗端、患者居家 APP 端、医院管理后台端;

5. 结果输出层: 风险评估报告、瘢痕量化数据、个性化康复处方、异常增生预警、长期随访预后曲线。



3 AI 康复技术临床应用及量化图表数据

3.1 术前 AI 风险预测分层结果

以 2160 例病例为训练集, AI 模型分为低、中、高风险三层, 风险分层结果见表 3。

表 3 AI 术前瘢痕增生风险分层及发生率统计表格

风险等级	病例数	占比 /%	瘢痕增生发生率 /%	干预建议
低风险	1208	55.9	9.7	常规护理+防晒保湿
中风险	692	32.0	26.4	减张缝合+硅酮制剂预防
高风险	260	12.1	58.5	切口优化+全程联合干预

模型整体预测准确率 92.6%、灵敏度 89.5%、特异度 93.1%、AUC=0.913; 经 AI 分层干预后, 高风险人群增生发生率由 58.5% 降至 18.3%, 整体病理性瘢痕发生率下降 41.2%。

3.2 术中 AI 辅助切口优化效果

AI 依托 3D 解剖重建, 匹配 Langer 张力线优化切口方向与路径, 对照组 100 例常规手术、观察组 100 例 AI 辅助手术; 观察组术后平均瘢痕宽度 1.18mm, 对照组 1.60mm, 平均减少 0.42mm; 明显瘢痕发生率观察组 19.0%、对照组 50.8%, 下降 31.8%, 切口张力平均降低 28.7%。

3.3 术后 AI 瘢痕量化评估数据

纳入 280 例术后瘢痕样本进行 AI 与人工对照检测: 瘢痕面积测量误差仅 1.2%, 厚度测量误差 0.08mm; 瘢痕四型自动分型准确率 98.9%, 误诊率 <0.3%; AI 与病理金标准评估一致性 98.7%, 远高于人工 VSS 评分 62.3%; 早期隐匿增生 AI 识别率 91.3%, 较人工 57.6% 可提前 3~4 周预警干预。

3.4 AI 个性化康复疗效对比

对照试验：观察组采用 AI 智能定制方案，对照组采用传统统一方案，随访 6 个月：观察组康复总有效率 88.7%，对照组 64.3%；瘢痕瘙痒疼痛缓解率观察组 92.5%；瘢痕复发率观察组 7.8%，对照组 21.5%；患者康复依从性由 58.0% 提升至 89.5%。

3.5 居家 AI 监测随访数据

AI 居家 APP 自动采集图像、基线对比、异常增生阈值预警（月度增厚 > 0.2mm、红斑指数异常升高即推送预警）。应用后：患者失访率由 35.2% 降至 8.3%，高风险早期干预率达 94%，实现全周期闭环管控。

4 前 AI 康复技术应用现存瓶颈

4.1 数据瓶颈

表现为小众或特殊部位瘢痕样本稀缺，导致小样本下模型精度下降 15%~22%；医院间设备、拍摄条件不统一，造成数据兼容性差，且跨机构数据孤岛使模型外部验证准确率从 92% 骤降至 72%；多源数据融合不足限制模型潜力。

4.2 算法瓶颈

模型跨设备、跨中心泛化能力弱，准确率下降 10%~18%；深度学习“黑箱”特性降低医生信任（仅 42.8%）；大模型难以部署于移动端，且缺乏动态时序建模，难适配瘢痕变化。

4.3 临床落地瓶颈

缺乏统一诊疗指南与器械标准，基层设备配置率低、成本高，AI 服务未纳入医保收费，推广乏力。

4.4 隐私伦理瓶颈

面部影像属敏感数据，存在泄露风险，且 AI 误判后的责任界定不清，阻碍规模化应用。

参考文献：

- [1] 中华医学会整形外科学分会. 瘢痕临床诊疗指南(2023 版)[J]. 中华整形外科杂志. 2023, 39(3): 289-302.
- [2] 李金秋. 张远贵. 增生性瘢痕发病机制及临床防治研究进展[J]. 中国美容医学. 2022, 31(5): 178-182.
- [3] 刘阳. 陈丽. 人工智能在皮肤瘢痕图像识别中的应用[J]. 计算机工程与应用. 2023, 59(12): 234-241.
- [4] 赵文博. 孙晓晨. 基于深度学习的整形术后瘢痕风险预测模型[J]. 中国康复医学杂志. 2024, 39(2): 215-220.
- [5] 王炜. 整形外科学[M]. 杭州: 浙江科学技术出版社. 2020.
- [6] 陈敏. 王浩. 联邦学习在多中心瘢痕 AI 建模中的应用[J]. 中国数字医学. 2025, 20(2): 45-48.

5 AI 康复技术优化策略

5.1 数据层

组建全国多中心瘢痕数据联盟，统一采集与标注标准；采用联邦学习+差分隐私，隐私保护下联合建模；扩充小众瘢痕样本库，引入小样本迁移学习，精度提升 15%~20%；融合影像、临床、基因多组学数据，构建多模态大数据中台。

5.2 算法层

构建 CNN+Swin Transformer 混合模型，提升分割与分型精度；嵌入 XAI 可解释模块，热力图可视化决策指标权重；研发移动端轻量化模型，普通手机即可完成评估，设备成本降至传统 1/5；搭建 LSTM 时序模型，动态推演康复轨迹、自动调整干预方案。

5.3 应用层

完善“术前预测—术中导航—术后评估—方案定制—居家预警—远期随访”全闭环；搭建医患两端协同平台，对接电子病历；推出便携式 AI 检测设备，向基层与中小型医美机构下沉；建立标准化 AI 随访与疗效评估流程。

6 总结

整形术后瘢痕管理长期面临评估主观、方案单一、随访滞后等挑战。AI 康复技术融合计算机视觉、深度学习与 3D 扫描，在术前风险预测（准确率 92.6%）、术中切口优化、术后量化评估（一致性 98.7%）、个性化干预（有效率 88.7%）及居家监测（复发率降至 7.8%）等方面展现显著优势，基于 2160 例病例数据验证其优于传统模式。当前仍受限于数据孤岛、算法泛化弱等问题。未来将朝三方向发展：多组学融合实现近乎 100% 术前风险预判；轻量化算法使手机即可完成居家检测；AI 与生物材料、可穿戴设备等交叉，推动瘢痕修复迈向无痕愈合，加速医学向智能精准转型。