

DOI:10.13288/j.11-2166/r.2026.10.011

基于深度学习的桡骨远端骨折掌倾角与尺偏角自动测量模型构建及临床验证

戴国达¹, 王建伟¹✉, 吴毛¹, 康彬², 邵阳¹, 崔恒燕¹, 李绍烁¹,
朱庭辰¹, 华臻¹, 沈重明¹, 刘锦涛³, 周明⁴

1. 无锡市中医医院, 江苏省无锡市中南西路8号, 214071; 2. 南京邮电大学; 3. 苏州市中医医院; 4. 常州市中医院

[摘要] **目的** 构建适配中医临床场景的掌倾角与尺偏角自动测量模型, 并验证其在中医手法整复相关场景中的准确率与效率。**方法** 通过江苏省中医优势病种诊疗大数据平台收集2023年9月1日至2024年9月1日于江苏省18家中医院及中西医结合医院就诊的桡骨远端骨折患者的桡骨远端正、侧位X线片资料。采用基于多尺度特征融合及边缘感知的医学影像分割框架, 结合中医骨伤科解剖认知特点优化人工智能(AI)模型特征提取策略, 实现骨折区域自动分割与桡骨远端掌倾角、尺偏角测量, 并验证评价AI模型测量尺偏角、掌倾角的准确率, 比较AI模型与人工测量的使用时间及平均时间增益率。**结果** 共收集桡骨远端骨折患者正、侧位X线片15 444张, 经预处理后划分为训练集(11 144张, 包括正位5066张、侧位6078张)、验证集(3700张, 包括正位1840张、侧位1860张)、独立测试集(600张, 包括正位300张、侧位300张)。测试集300张正位X线片尺偏角测量中, AI测量与人工测量数据度数误差 $<3^{\circ}$ 、 $<5^{\circ}$ 时, AI测量准确率分别为83%、93%; 300张侧位X线片掌倾角测量中, AI测量与人工测量数据度数误差 $<3^{\circ}$ 、 $<5^{\circ}$, AI测量准确率分别达78%、90%。测量50张X线片, 对于尺偏角, AI测量使用时间为 (1.37 ± 0.05) min, 较人工测量使用时间 (22.57 ± 2.52) min 缩短($P<0.001$); 对于掌倾角, AI测量使用时间为 (1.33 ± 0.14) min, 较人工测量使用时间 (23.70 ± 2.80) min 缩短($P<0.001$)。人工测量和AI测量的平均时间增益率分别为93.93%、94.39%。**结论** 构建了适配临床场景的桡骨远端掌倾角与尺偏角的自动测量模型, 可较为高效、精准地测量桡骨远端骨折掌倾角与尺偏角, 为中医手法整复疗效量化评估及大样本临床科研提供工具支撑。

[关键词] 桡骨远端骨折; 手法整复; 掌倾角; 尺偏角; 深度学习; 人工智能

桡骨远端骨折是骨科临床常见病、多发病, 中医手法整复通过牵拉、旋转、按压等手法纠正骨折断端的移位、成角或旋转畸形, 恢复骨骼正常力线和对位, 其核心目标是减少创伤、避免手术风险, 同时为骨骼愈合创造良好条件^[1-2]。中医手法整复夹板外固定术是其经典治疗方案^[1]。桡骨远端掌倾角与尺偏角是评估中医手法整复夹板外固定治疗桡骨远端骨折疗效的关键影像学指标, 其测量结果的准确程度直接影响治疗方案的确立、手术策略的优

化及预后效果的评估, 是临床决策中不可或缺的关键依据^[3]。然而, 掌倾角与尺偏角的传统人工测量方式存在显著局限性: 一是测量结果主观性强, 受医师临床经验差异影响, 同一病例在不同医师评估中存在误差, 导致中医手法整复疗效缺乏统一、精准的量化标准; 二是大样本临床研究中, 海量影像数据的人工测量效率低, 测量数百或数千例患者的多项角度既繁琐又耗时^[4]。

人工智能(AI)技术从专用智能向通用智能跨越式发展, 为解决上述临床难点提供了方案。有研究将原本用于非医学图像的预训练深度卷积神经网络模型适配到轻量级X线图像数据集, 实现了自动骨折检测^[5]; 亦有研究将深度卷积神经网络应用于

基金项目: 江苏省中医药科技发展计划重点项目(ZD202229); 无锡市科技局指导性项目(SKJJZD22); 国家中医药管理局监测统计中心科研项目(2025JCTJC100)

✉ 通讯作者: wangjianwei_1963@163.com

桡骨远端骨折诊断^[6]，并能检测出人类观察者无法识别的隐匿性骨折^[7]。但目前相关研究主要聚焦于判断是否存在骨折，并未深入分析骨折严重程度。尽管卷积神经网络在骨折检测方面取得了进展，但要实现对骨折复杂性的更全面分析以及对骨折复位疗效的影像学评价，需要更多高质量数据和相关研究支持。

针对中医手法整复治疗桡骨远端骨折的疗效评估缺乏标准化量化工具、诊疗数据支撑不足等问题，本研究基于 AI 自动测量模型，通过深度学习算法对已标注的影像数据进行训练，构建掌倾角与尺偏角自动测量模型，优化临床常见场景的影像特征识别，从而实现影像学指标测量的标准化、高效化，为临床研究提供可靠的量化工具。本研究已通过无锡市中医医院伦理委员会审批（审批号：SZYYKJ2023030203）。

1 临床资料

1.1 病例来源

收集江苏省中医优势病种诊疗大数据平台中 18 家中医医院及中西医结合医院（包括无锡市中医医院、江苏省中医院、苏州市中医医院、常州市中医医院、扬州市中医院、江苏省中西医结合医院、南京市中医院、江苏省第二中医院、南京市中西医结合医院、泰州市中医院、宜兴市中医医院、张家港市中医医院、常熟市中医医院、泰州市姜堰中医院、南通市中医院、盐城市中医院、徐州市中医院、昆山市中医医院）2023 年 9 月 1 日至 2024 年 9 月 1 日就诊的桡骨远端骨折患者桡骨远端正、侧位 X 线片资料。

1.2 纳入标准

1) 影像学表现符合《中国成人桡骨远端骨折诊疗指南（2023）》^[8]和《中医病证诊断疗效标准》^[9]中桡骨远端骨折的诊断标准；2) 桡骨远端正、侧位 X 线影像质量清晰，无明显伪影、遮挡，可清晰识别桡骨远端关键解剖标志点；3) 患者骨折后治疗方式明确，可包括无夹板/钢板固定、夹板外固定、钢板内固定；4) 相关临床资料完整，性别、年龄、骨折分型等基线信息明确。

1.3 排除标准

1) 合并桡骨近端骨折、腕关节脱位、尺骨远端骨折或其他腕部骨骼损伤；2) 病理性骨折、陈旧性骨折（病程>3 周）。

2 研究方法

2.1 数据标注

由 18 家医院中具备 10 年以上中医骨伤科临床经验的医师分别对本院桡骨远端骨折患者 X 线片数据进行标注，标记出骨折区域的边界、掌倾角及尺偏角。再由来自不同医院的 3 位主任中医师组成评定小组，采用盲法独立对影像角度进行测量并记录结果；若两次测量结果存在误差，由团队共同复核影像、协商校准，达成一致意见后确定最终角度值，以此作为本研究的标准，为后续的模型训练提供真值数据。

2.2 数据预处理

数据标注完成后进行影像数据预处理，通过归一化、裁剪、缩放等处理实现数据格式与尺寸的统一，提高模型训练的效率水平，并对模型性能加以优化改进。

2.3 测量方案优化

为验证 AI 模型的自动测量性能，选取独立测试集的 600 张桡骨远端骨折患者 X 线片（包括正位 300 张、侧位 300 张，均为正常体位，未参与模型训练），采用 AI 模型测量与人工测量两种方式，分别采集影像角度数据。为确保基准数据准确可靠，首先由 3 名主任中医师进行质控，对骨伤科医师人工测量所得结果开展审核与校准工作，形成最终审核版角度值；再将 AI 模型的测量结果与该审核版数据进行量化对比，从而对 AI 模型的测量精度及数据一致性进行客观评价。

2.4 深度学习模型构建

2.4.1 网络架构 本研究结合多尺度特征融合与边缘感知构建医学影像分割框架，同时建立 U 型网络（U-Net）与变换编码器（Transformer）协同运作的混合编码体系，并通过自注意力机制实现边缘特征增强^[10-12]。该框架采用卷积神经网络的多层卷积层作为特征提取的基础模块，凭借卷积操作的局部感受野特性，高效捕捉手骨边缘、纹理等细微结构，获取高分辨率下的局部特征表征结果；同时，Transformer 模块通过序列化图像块处理与多头自注意力机制，在深层网络中对全局上下文进行编码^[13]，建立起跨区域的像素级长距离依赖关系，实现对复杂解剖结构的语义关联建模；除此之外，为克服上述采样过程引发的边缘信息丢失现象，设计边缘特征增强模块进行局部特征捕捉，迭代增强解剖边界信息^[14-16]。

2.4.2 图像特征提取模块 给定一幅图像 x , 其中 $x \in \mathbb{R}^{H \times W \times C}$, 空间分辨率为 $H \times W$ (长 $\times$ 宽), 通道数为 C , 用 $\mathbb{R}$ 空间表示。目标是预测大小为 $H \times W$ 的相应像素标签映射^[17]。首先把图像编码成高级特征表示形式, 随后再将其解码恢复至全空间分辨率状态。在图像序列化输入上, 通过将输入 x 整形为一系列平坦的 2D 图像块 $\{x_p^i \in \mathbb{R}^{P^2 \times C} | i = 1, \dots, N\}$ 来执行标记化, 其中每个补丁的大小为 $P \times P$, $N = \frac{HW}{P^2}$ 是图像补丁的数量 (即输入序列长度), P 为一个图像补丁的边长。在图像块特征嵌入上, 本研究采用可训练线性投影, 将矢量化补丁 x_p 映射至潜在的 D 维嵌入空间。为实现对补丁空间信息的编码, 我们通过学习获取特定位置嵌入, 并将其融入补丁嵌入中以保留位置信息, 公式如下:

$$z_0 = [x_p^1 E; x_p^2 E; \dots; x_p^N E] + E_{pos},$$

其中 $E \in \mathbb{R}^{(P^2 \times C) \times D}$ 是贴片嵌入投影, $E_{pos} \in \mathbb{R}^{N \times D}$ 表示位置嵌入, z_0 为位置嵌入编码。图像块 Transformer 编码器由 l 层多头自注意 (MSA) 模块与多层感知器 (MLP) 模块构成, 据此第 l 层的输出 z_l 公式如下:

$$z'_l = \text{MSA}(\text{LN}(z_{l-1})) + z_{l-1},$$

$$z_l = \text{MLP}(\text{LN}(z'_l)) + z'_l,$$

其中 $\text{LN}(\cdot)$ 表示层归一化算子, z_{l-1} 是第 $l-1$ 个编码层的输出, z'_l 是对 z_{l-1} 特征量化后的结果。

2.4.3 多尺度特征级联模块 将编码特征表示 $z_l \in \mathbb{R}^{\frac{HW}{P^2} \times D}$ 上采样到全分辨率, 以预测密集输出。为了恢复空间顺序^[18], 首先将编码特征的大小从 $\frac{HW}{P^2}$ 转换成 $\frac{H}{P} \times \frac{W}{P}$ 。本研究使用 1×1 卷积将重塑特征的通道大小减小到类的数量, 然后将特征图直接上采样到全分辨率 $H \times W$, 以预测最终的分割结果。但是因为 $\frac{H}{P} \times \frac{W}{P}$ 通常远小于原始图像分辨率 $H \times W$, 这一情况不可避免地会造成低级细节 (如器官的形态与边界) 的缺失。因此, 为补偿这种信息丢失, 本研究采用 U-Net 与 Transformer 的混合架构作为编码器, 并采用多尺度特征级联 (CUP) 上采样器来实现精确定位。CUP 上采样器由若干个上采样步骤组合形成, 用于解码隐藏特征, 以输出最终的分割掩模。在将隐藏特征 $z_l \in \mathbb{R}^{\frac{HW}{P^2} \times D}$ 的序列重塑为 $\frac{H}{P} \times \frac{W}{P} \times D$ 的形状后, 通过级联多个上

采样块来实例化 CUP, 以达到从 $\frac{H}{P} \times \frac{W}{P}$ 转换成 $H \times W$ 的全分辨率, 每个块均遵循 $2 \times$ 上采样算子、 3×3 卷积层与线性整流函数 (ReLU) 层的顺序组成。综上, CUP 与混合编码器一同构建成 U-Net, 利用跳过连接机制达成不同分辨率级别的特征聚合目标。

2.4.4 边缘特征增强模块 引入边缘特征增强模块^[19], 以捕捉粗略和精细分割预测之间的差异。之前的卷积层和特征级联分别提供了多尺度降采样特征第 i 层 (z_{D_i}) 和多尺度级联后特征第 i 层 (z_{CUP_i}), 与各尺度上依托全局分割实施的局部增强相对应, 伴随特征图的扩展过程, 局部细节的清晰度会不断提升。本研究提出的分割框架的边缘特征增强旨在识别粗糙预测和精细预测之间不确定性最高的区域, 重点关注前景和背景之间边界附近的区域, 针对具有显著特征差异的区域, 采用半隐式手段实现对象边界的建模。

对于 z_{CUP_i} 和 z_{D_i} , 本研究使用差异特征增强运算 $EDF(\cdot)$, 计算差异特征 $z_{E_i} \in \mathbb{R}^{H_i \times W_i \times C}$, 表示粗略预测和预测之间的模糊边缘:

$$z_{E_i} = EDF(z_{CUP_i}, z_{D_i}) \circ$$

获得边缘差异特征 z_{E_i} 后, 使用 z_{CUP_i} 的外点积注意力和 z_{D_i} 的内点积注意力来优化局部边界细节, 通过双侧边注意力运算 $DEA(\cdot)$ 获得 $z_{P_i} \in \mathbb{R}^{H_i \times W_i \times C}$:

$$z_{P_i} = DEA(z_{E_i}, z_{DUC_i}, z_{D_i}) \circ$$

处理两个边缘差异特征表示 z_{E_i} 和 z_{P_i} , 将增强的边缘表示 z_{P_i} 被馈送到池变换器中, 与原始边缘差异表示 z_{E_i} 对齐, 以自动调整边缘关注范围, 从而获得最终的边缘特征增强输出 z_{EFR_i} :

$$z_{EFR_i} = T_p(z_{E_i}, z_{P_i}) \circ$$

2.4.5 模型训练 在模型训练阶段, 首先将预处理后的 X 线影像数据集按照分层抽样原则划分为训练集 (占比 80%)、验证集 (占比 5%) 和测试集 (占比 15%), 通过分层抽样尽量保证各子集在性别、年龄、骨折类型及损伤程度上的分布均衡, 以减少数据偏倚对模型泛化能力的潜在影响。考虑到医学影像数据的类内差异 (如不同成像设备的分辨率、对比度差异) 与类间不平衡 (如复杂骨折病例的稀缺性), 在数据输入前实施多维度预处理策略: 针对混合架构的梯度传播特性, 采用分层初始化与渐进式训练^[20], 即先对 Transformer 编码器进行 20epoch 的预训练, 利用自监督学习任务 (如掩码

图像块重构) 捕获解剖结构的全局先验; 随后将 U-Net 卷积编码器与 Transformer 模块联合训练, 借助跨模态特征融合损失, 推动局部边缘特征与全局语义之间的交互。

2.4.6 模型优化 为解决医学影像数据样本量有限导致的过拟合问题, 在模型优化阶段, 通过多维度技术手段提升模型的泛化能力。数据增强层面, 对 X 光片实施几何变换 ($\pm 15^\circ$ 旋转、 $\pm 20\%$ 缩放、水平翻转)、灰度扰动及局部遮挡, 将有效训练样本量扩充至原始 5 倍, 以增强模型对临床复杂成像条件的适应能力。正则化策略上, 在残差收缩单元 (RSU) 模块中嵌入特征编码层 (失活率 0.2) 和批量归一化, 抑制神经元共适应现象, 同时对网络权重施 L2 正则化 (权重衰减系数 1×10^{-5}), 以避免参数冗余。损失函数设计突破传统单一分割目标, 构建端到端联合损失, 将分割任务与放射学测量任务深度耦合^[21]。主体分割损失 L_{seg} 采用的是 Dice 损失与交叉熵损失 CE 相结合的方式:

$$L_{\text{seg}} = (1 - \text{Dice}(\hat{y}, y)) + \text{CE}(\hat{y}, y),$$

$\hat{y}$ 为像素预测值, y 为像素真实值。针对掌倾角和尺偏角的测量需求, 引入测量损失 L_{meas} , 采用均方误差 (MSE) 度量预测角度与医生标注值的偏差, $\hat{\theta}$ 为掌倾角预测值, θ^* 为掌倾角真实值; $\hat{\phi}$ 为尺偏角预测值, ϕ^* 为尺偏角真实值:

$$L_{\text{meas}} = \frac{1}{2} (\text{MSE}(\hat{\theta}, \theta^*) + \text{MSE}(\hat{\phi}, \phi^*)).$$

最终联合损失 L_{total} 为:

$$L_{\text{total}} = L_{\text{seg}} + L_{\text{meas}}.$$

2.5 自动分割与放射学测量

2.5.1 自动分割 完成模型训练与优化后, 将训练好的深度学习模型应用于测试集影像数据, 首先对输入影像进行标记化处理, 将其划分为 $P \times P$ 个的图像块, 通过可训练线性投影与位置嵌入生成包含空间信息的初始特征序列; 继而由 U-Net 与 Transformer 组成的混合编码架构协同处理, Transformer 模块通过多头自注意力机制对图像块序列进行全局上下文编码, 建立跨区域的长距离依赖关系以捕捉复杂解剖结构的语义关联, U-Net 的多层卷积层同步提取手骨边缘、纹理等局部高分辨率特征; 随后通过 CUP 上采样器对 Transformer 输出的低维特征实施逐级上采样操作, 在此过程中借助跳过连接融合 U-Net 对应尺度的多尺度特征, 以补偿下采样环节丢失的边界细节; 同时, 边缘特征增强模块通过差异特征增强运算识别粗预测与精细特征间的边缘

差异, 利用双侧边注意力运算聚焦前景与背景边界区域, 结合池变换器自适应调整边缘关注范围, 强化骨折区域的解剖边界细节; 最终经 1×1 卷积降维通道至类别数并上采样至全分辨率, 生成像素级的骨折区域概率预测, 通过阈值化处理获取精确的骨折区域掩码图像, 实现对远端桡骨骨折区域的自动分割影像。

2.5.2 放射学测量 在实现桡骨远端区域的精确分割后, 进一步通过几何建模方法完成掌倾角与尺偏角的自动测量。这个过程以医学影像中桡骨的结构特征为基础, 结合轮廓分析、区域分割与几何向量计算, 可实现无需人工干预的定量角度估算。

为消除患者拍片姿态差异对测量结果的影响, 通过仿射变换将桡骨主轴旋转至与图像垂直方向近似对齐, 所有图像在统一参考系中进行测量, 从而提升结果的一致性与可比性。利用二值图像中骨骼轮廓的空间特征, 构建用于测量的桡骨长轴线与远端参考线。为提取桡骨长轴线, 系统对旋转后的图像进行轮廓分析, 定位桡骨区域底部的边缘点。通过搜索最下方轮廓处在左右两侧的极值点, 得到骨骼下缘的两个关键点, 这两个点在图像中分别位于骨干区域的左下和右下位置。系统将其连线, 作为桡骨整体结构方向的表示, 即桡骨长轴线, 此线用于描绘骨骼主轴的空间走向特征。在此基础上, 系统进一步从骨骼上部区域提取参考线, 以此来体现桡骨远端关节面的朝向特征。具体而言, 系统在桡骨竖直高度的上 $1/4$ 至 $1/3$ 范围内, 截取一条水平横断线, 并在该横断线上提取桡骨左侧与右侧的边缘点。这两个边缘点代表远端骨面在截面上的展开范围, 连线即构成远端参考线, 用于描绘骨折端或关节面的当前倾斜走向。上述两条直线分别体现了桡骨骨干的解剖轴线与远端面的实际朝向, 其构建完全依赖于图像中轮廓的空间特征, 无需人工标注或外部先验信息。通过这两条线段在二维图像中的夹角, 借助余弦定理或向量点积公式, 能够得出夹角的具体数值。

完成上述两条直线的构建后, 系统将线段骨轴线和线段远端关节面线转化为二维向量, 进而计算它们之间的夹角。通过余弦定理或向量点积公式可得到夹角数值。测得夹角若 $> 90^\circ$, 则自动取其补角, 并进一步计算其对垂直方向的偏离角, 即为掌倾角或尺偏角。

2.6 评价指标

1) 掌倾角和尺偏角度数测量准确性评估: 由具备 10 年以上中医骨伤科临床经验的医师手动测量桡骨远端骨折患者 X 线片的掌倾角和尺偏角, 再由 3 家不同医疗机构的 3 位主任中医师组成独立评定小组, 采用盲法对掌倾角和尺偏角进行独立测量; 当测量结果存在差异时, 先通过团队集体影像复核、共同研讨完成校准, 最终形成统一判定测量结果, 得出最终人工测量的掌倾角和尺偏角度数。将 AI 模型自动测量的掌倾角、尺偏角度数与人工测量数据进行对比分析, 量化两组数据的测量误差, 以此综合评价 AI 模型放射学参数的测量准确性^[22]。

2) 工作效率评价: 选取 50 张桡骨远端骨折患者 X 线片, 对比临床医师与 AI 模型测量正位尺偏角、侧位掌倾角的使用时间差异, 采用平均时间增益率量化工作效率差异, 以量化 AI 对临床工作效率的提升。平均时间增益率=两组时间均值的差值/两组时间均值中的高值×100%^[23]。

2.7 统计学方法

采用 SPSS27.0 软件进行统计分析。计量资料采用 Shapiro-Wilk 检验进行正态性检验, 符合正态分布者以均数±标准差 ($\bar{x}\pm s$) 表示, 组间比较采用配对样本 *t* 检验, 不符合正态分布者以中位数 (四分位数) [*M* (*P*₂₅, *P*₇₅)] 表示, 采用 Wilcoxon 符号秩检验。以 *P*<0.05 为差异具有统计学意义。

3 结果

3.1 腕关节影像数据集情况

本研究纳入桡骨远端骨折患者 X 线片 15 444 张, 所有图像均按照严格的随机分层抽样原则进行划分。在分配过程中, 首先根据影像类型 (无夹板/夹板/钢板) 与投照体位 (正/侧位) 进行分层, 以确保训练集、验证集与独立测试集在设备来源、影像条件、体位分布及固定方式上保持高度一致的分布特征; 随后采用计算机随机分配算法将全部图像按比例划分为训练集 (11 144 张, 包括正位 5066 张、侧位 6078 张)、验证集 (3700 张, 包括正位 1840 张、侧位 1860 张)、独立测试集 (600 张, 包括正位 300 张、侧位 300 张)。其中独立测试集为完全独立于训练与验证过程的外部测试数据, 且严格保证正、侧位图像各 300 张, 以实现对模型泛化能力的公正、客观评价。

3.2 尺偏角、掌倾角测量结果

3.2.1 AI 测量尺偏角、掌倾角准确率 测量正、侧位各 300 张测试集的腕关节 X 线片, 对 AI 模型的测量数据与人工测量数据实施量化对比, 进而客观评价 AI 模型的测量准确率。患者正位 X 线片尺偏角的 AI 测量与人工测量数据误差<3°、3.5°、4°、5°、5.5°时, AI 测量准确率分别为 83%、85%、87%、93%、94%。患者侧位 X 线片掌倾角的 AI 测量与人工测量数据误差<3°、3.5°、4°、5°、5.5°时, AI 测量准确率分别为 78%、82%、83%、90%、93%。尺偏角 AI 测量准确率整体略优于掌倾角, 在所有误差阈值下, 尺偏角的 AI 测量准确率均高于掌倾角。且随着数据允许误差阈值的放宽, AI 测量模型的准确率显著升高。

3.2.2 人工测量与 AI 测量使用时间比较 表 1 示, AI 测量正位 X 线片尺偏角、侧位 X 线片掌倾角的使用时间均较人工测量缩短 (*P*<0.001); 且人工测量和 AI 测量的平均时间增益率分别为 93.93%、94.39%。

表 1 人工测量与人工智能测量 50 张桡骨远端骨折患者 X 线片尺偏角、掌倾角使用时间比较

Table 1 Comparison of manual versus AI measurement time of radial inclination and palmar tilt on X-rays of 50 patients with distal radius fractures (min, $\bar{x}\pm s$)

测量角度	人工测量	人工智能测量	<i>P</i> 值
正位 X 线片尺偏角	22.57±2.52	1.37±0.05	<0.001
侧位 X 线片掌倾角	23.70±2.80	1.33±0.14	<0.001

4 讨论

掌倾角与尺偏角是评价桡骨远端骨折复位质量、判断腕关节功能预后的重要影像学指标, 其恢复程度与腕关节疼痛、活动功能及远期创伤性关节炎发生风险具有相关性^[24-26]。为实现对掌倾角与尺偏角的快速、客观、可重复评估, 本研究引入基于 AI 的自动化测量方法, 旨在克服传统人工测量中存在的主观性强、效率偏低等问题, 为桡骨远端骨折复位质量的量化评估提供一种高效、可靠的工具。

本研究结果显示, 在测量精度方面 AI 自动测量模型在独立测试集中表现较为出色。正位 X 线片尺偏角测量中, AI 测量与人工测量数据误差<3°、5°时, AI 测量准确率分别达 83%、93%; 侧位 X 线片掌倾角测量中, AI 测量与人工测量数据误差<3°、5°, AI 测量准确率分别达 78%、90%。同时针对正

位 X 线片尺偏角、侧位 X 线片掌倾角, AI 测量的使用时间显著短于人工测量, 且 AI 测量和人工测量的平均时间增益率分别为 94.39%、93.93%。大样本临床研究需处理海量随访影像, 传统人工测量效率低下, 制约研究进度。AI 模型测量效率较人工大幅提升且可自动批量处理数据并生成统计报表, 显著降低研究者的工作量, 使大样本、长期随访的骨折科研项目更易开展。本研究结果对中医骨伤科临床实践具有较强应用价值, 通过 AI 实现掌倾角、尺偏角的自动化精准测量, 可为手法整复夹板外固定的疗效评价提供客观数据支撑, 有利于科学评价中医手法复位的临床价值, 推动中医骨伤诊疗从经验判断向客观化、定量化方向发展。

本研究仍存在一定局限性: 一是数据集中以江苏省内的患者为主, 模型在不同地域中的适配性需进一步验证; 二是模型仅基于 X 线影像, 未融合 CT、MRI 等多模态数据; 三是目前模型测量尺偏角准确率较高, 但测量掌倾角准确率还有待进一步提高。后续研究将围绕以下三个方面展开: 一是扩充不同地区的病例数据, 提升模型的泛化能力; 二是融合 X 线、CT、MRI 多模态数据, 构建多维度影像学评估模型, 为复杂骨折的科研分析提供更全面的支撑; 三是进一步优化模型, 将掌倾角测量准确率进一步提升。在临床应用方面, 未来可进一步推动本 AI 自动测量模型与中医医疗机构现有信息化体系深度融合, 逐步实现从“辅助测量”向“全流程智能诊疗”的升级; 推动模型与中医医院影像系统、电子病历系统集成, 实现影像上传后自动测量及影像动态监测, 联动生成包含角度测量结果、治疗建议的结构化报告, 标准化测量数据助力年轻医师学习规范手法、基于角度动态变化调整夹板固定力度; 开展大规模前瞻性临床研究, 对比 AI 自动测量与传统人工测量对中医诊疗决策及预后的影响(如骨折愈合时长、腕关节功能评分、中药干预方案优化率等)。此外, 针对基层中医医疗机构研发轻量化版本, 通过云端部署与技术培训, 降低中医骨伤科诊疗的技术门槛, 推动桡骨远端骨折的标准化、精准化诊疗在基层落地, 助力区域中医医疗同质化发展。

致谢

感谢江苏省卫生健康委员会中医医政处、南京杏林数学科技有限公司、南京邮电大学的支持; 感谢江苏省 17 家协作单位(江苏省中医院、苏州市中医医院、常州市中医

医院、扬州市中医院、江苏省中西医结合医院、南京市中医院、江苏省第二中医院、南京市中西医结合医院、泰州市中医院、宜兴市中医医院、张家港市中医医院、常熟市中医院、泰州市姜堰中医院、南通市中医院、盐城市中医院、徐州市中医院、昆山市中医医院)为本研究提供的支持。

参考文献

- [1] 中华中医药学会. 桡骨远端骨折中西医结合诊疗指南(2024 年版)[J]. 中医正骨, 2025, 37(1): 1-8.
- [2] 国家骨科医学中心(北京积水潭医院), 中华医学会骨科学分会创新与转化学组, 中国康复医学会骨与关节康复专业委员会创伤学组, 等. 成人桡骨远端骨折诊断与治疗循证指南(2024)[J]. 骨科临床与研究杂志, 2024, 9(5): 257-274.
- [3] ZHANG N, FANG J. Clinical features and surgical strategies of distal radius posttraumatic deformity [J]. Emerg Med Int, 2022, 2022: 5268822. doi: 10.1155/2022/5268822.
- [4] LEE S J, KANG M, LEE J S, et al. Automatic assessment of radiological parameters of the distal radius using a hybrid approach combining deep learning and a computer-aided diagnostic algorithm[J]. Clin Orthop Surg, 2025, 17(6): 1035-1045.
- [5] KIM D H, MACKINNON T. Artificial intelligence in fracture detection: transfer learning from deep convolutional neural networks[J]. Clin Radiol, 2018, 73(5): 439-445.
- [6] SUZUKI T, MAKI S, YAMAZAKI T, et al. Detecting distal radial fractures from wrist radiographs using a deep convolutional neural network with an accuracy comparable to hand orthopedic surgeons[J]. J Digit Imaging, 2022, 35(1): 39-46.
- [7] YOON A P, LEE Y L, KANE R L, et al. Development and validation of a deep learning model using convolutional neural networks to identify scaphoid fractures in radiographs [J]. JAMA Netw Open, 2021, 4(5): e216096.
- [8] 中华医学会骨科学分会创伤骨科学组, 中华医学会骨科学分会外固定与肢体重建学组. 中国成人桡骨远端骨折诊疗指南(2023)[J]. 中华创伤骨科杂志, 2023, 25(1): 6-13.
- [9] 国家中医药管理局. 中医病证诊断疗效标准[M]. 南京: 南京大学出版社, 1994: 168.
- [10] CHEN J, MEI J, LI X, et al. TransUNet: rethinking the U-Net architecture design for medical image segmentation through the lens of transformers[J]. Med Image Anal, 2024, 97: 103280. doi: 10.1016/j.media.2024.103280.
- [11] LIN A, CHEN B, XU J, et al. DS-TRANSUNET: dual swin transformer u-net for medical image segmentation

- [J]. IEEE Trans Instrum Meas, 2022, 71: 1–15. doi:10.1109/TIM. 2022. 3178991.
- [12] LIU X, GAO P, YU T, et al. CSWin-UNet: transformer UNet with crossshaped windows for medical image segmentation[J]. Information Fusion, 2025, 113: 102634. doi: 10.1016/j.inffus. 2024. 102634.
- [13] SUN G, PAN Y, KONG W, et al. DA-TransUNet: integrating spatial and channel dual attention with transformer U-net for medical image segmentation [J]. Front Bioeng Biotechnol, 2024, 12: 1398237. doi: 10.3389/fbioe. 2024. 1398237.
- [14] LI J, YE J, ZHANG R, et al. CPFTTransformer: transformer fusion context pyramid medical image segmentation network [J]. Front Neurosci, 2023, 17: 1288366. doi: 10.3389/fnins. 2023. 1288366.
- [15] ZHANG L, YIN X, LIU X, et al. Medical image segmentation by combining feature enhancement Swin Transformer and UperNet[J]. Sci Rep, 2025, 15(1): 14565.
- [16] JI Y, SHI W, LEI J, et al. DBRSNet: a dual-branch remote sensing image segmentation model based on feature interaction and multi-scale feature fusion [J]. Sci Rep, 2025, 15(1): 27786.
- [17] LI H, LI Y, ZHANG G, et al. Global and local contrastive self-supervised learning for semantic segmentation of HR remote sensing images [J]. IEEE Trans Geosci Remote Sens, 2022, 60: 1–14. doi: 10.1109/TGRS. 2022. 3147513.
- [18] CHENG D, GAO X, MAO Y, et al. Brain tumor feature extraction and edge enhancement algorithm based on U-Net network[J]. Heliyon, 2023, 9(11): e22536.
- [19] LIN C, ZHANG Z, HU Y. Bio-inspired feature enhancement network for edge detection [J]. Appl Intell, 2022, 52(10): 11027–11042.
- [20] PAN Y, YUAN Y, YIN Y, et al. Preparing lessons for progressive training on language models [C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2024, 38 (17): 18860–18868. doi: 10.1609/aaai.v38i17.29851.
- [21] PLOMPEN A J M, CABELLOS O, DE SAINT JEAN C, et al. The joint evaluated fission and fusion nuclear data library, JEFF-3.3 [J]. Eur Phys J A Hadron Nucl, 2020, 56(7): 181.
- [22] LEE S, KIM K G, KIM Y J, et al. Automatic segmentation and radiologic measurement of distal radius fractures using deep learning [J]. Clin Orthop Surg, 2024, 16(1): 113–124.
- [23] 韦家旭, 所世腾, 李传争, 等. 人工智能技术辅助分析头颈部 CTA 的应用价值研究 [J]. 中国 CT 和 MRI 杂志, 2024, 22(8): 159–161.
- [24] 莫军杰, 裘晓冬, 周君鹏. 掌背侧联合入路内固定治疗桡骨远端 C3 型骨折疗效观察 [J]. 浙江创伤外科, 2024, 29(10): 1941–1943.
- [25] 蒿俊行, 张恒云, 杨子函, 等. 两种不同石膏外固定方式治疗桡骨远端骨折的对比研究 [J]. 中国骨与关节杂志, 2026, 15(3): 200–206.
- [26] 杨成, 张腾, 杜杰利. 桡骨远端骨折合并尺骨茎突骨折内固定术后掌倾角和尺偏角与腕关节功能的关系 [J]. 中国中医骨伤科杂志, 2026, 34(4): 71–78.

Construction and Clinical Validation of a Deep Learning-Based Automatic Measurement Model for Palmar Tilt and Radial Inclination in Distal Radius Fractures

DAI Guoda¹, WANG Jianwei¹, WU Mao¹, KANG Bin², SHAO Yang¹, CUI Hengyan¹, LI Shaoshuo¹, ZHU Tingchen¹, HUA Zhen¹, SHEN Zhongming¹, LIU Jintao³, ZHOU Ming⁴

1. Wuxi Hospital Affiliated to Nanjing University of Chinese Medicine, Wuxi, 214071; 2. Nanjing University of Posts and Telecommunications; 3. Suzhou Hospital of Traditional Chinese Medicine; 4. Changzhou Hospital of Traditional Chinese Medicine

ABSTRACT Objective To construct an automatic measurement model for palmar tilt and radial inclination suitable for traditional Chinese medicine (TCM) clinical scenarios, and to validate its accuracy and efficiency in TCM manipulative reduction settings. **Methods** Data on anteroposterior (AP) and lateral X-rays of distal radius fractures were collected from patients admitted to 18 TCM/ integrated TCM and western medicine hospitals in Jiangsu province between September 1st, 2023, and September 1st, 2024, via the Jiangsu Diagnosis and Treatment Big Data Platform for TCM Dominant Diseases. A medical image segmentation framework based on multi-scale feature fusion and edge-awareness was employed, combined with anatomical knowledge specific to TCM orthopedics, to optimize the feature extraction strategy of an artificial intelligence (AI) model. This framework enabled automatic segmentation of fracture regions and measurement of distal radius palmar tilt and radial inclination. The accuracy of the AI model in measuring radial inclination and volar tilt was validated, and the measurement time and average time gain rate of the AI model

were compared to those of manual measurement. **Results** A total of 15,444 AP and lateral X-ray images of distal radius fractures were collected, and were divided into a training set (11,144 images, 5066 AP and 6078 lateral), a validation set (3700 images, 1840 AP and 1860 lateral), and an independent test set (600 images, 300 AP and 300 lateral) after preprocessing. In the measurement of 300 AP X-rays in the independent test set for radial inclination, when the degree error between AI measurement and manual measurement was $<3^\circ$ and $<5^\circ$, AI measurement accuracy was 83% and 93%, respectively. In 300 lateral X-rays in the test set for palmar tilt, when AI measurements had an error of $<3^\circ$ and $<5^\circ$ compared to manual measurements, corresponding accuracy rate was 78% and 90%, respectively. For 50 X-ray images, AI measurement time was (1.37 ± 0.05) min for radial inclination while manual measurement time was (22.57 ± 2.52) min ($P < 0.001$); in terms of palmar tilt, the AI measurement time was (1.33 ± 0.14) min, shorter than (23.70 ± 2.80) min for manual measurement time ($P < 0.001$). Average time gain rates for manual and AI measurements were 93.93% and 94.39% respectively. **Conclusion** An automatic measurement model for palmar tilt and radial inclination in distal radius fractures has been established, enabling more accurate and efficient assessment as well as providing a tool to support the quantitative evaluation of the efficacy of TCM manipulative reduction and large-sample clinical research.

Keywords distal radius fracture; manipulative reduction; palmar tilt; radial inclination; deep learning; artificial intelligence

(收稿日期: 2025-11-27; 录用日期: 2026-04-08; 修回日期: 2026-04-29)

[编辑: 果 彤, 姜 冰]

珍贵文献 临床科研必备《中医杂志》光盘合订本

广告

《中医杂志》光盘检索系统收录了 1951—2013 年出版发行的《中医杂志》所有期刊(繁体字已转为简体字)。您可借助计算机阅读收录的任意一篇文章,而且可对光盘进行任意词或多组合条件检索,检索结果可以打印或下载保存。您可以在几秒钟内就能检索到某种疾病、某种疗法或某种药的相关文章,本光盘可按自然年、期排序,方便阅读与保存。1951—1986 年光盘还收录了扫描的原文版面图像。

邮购地址: 北京东直门内南小街 16 号中医杂志社, 邮政编码: 100700

电话: (010) 64035632 联系人: 杨秋雷(请在汇款单附言栏写明购买者的电话)

1951—1986 年光盘合订本每套(4 张光盘) 480 元

1987—1994 年光盘合订本每套(1 张光盘) 260 元

1995—2004 年光盘合订本每套(1 张光盘) 280 元

2005—2013 年光盘合订本每套(1 张光盘) 300 元



欢迎关注《中医杂志》公众号

科技精品光盘全文检索管理系统 3.5 - 《中医杂志》(1987-1994)

工系统工具 检索结果 检索设置 桌面设置 帮助

检索 二次检索 全选

期刊目录

- 中医杂志. 1987年06期
- 中医杂志. 1987年09期
- 中医杂志. 1987年10期
- 中医杂志. 1987年11期
- 中医杂志. 1987年12期
- 中医杂志. 1988年01期
- 中医杂志. 1988年02期
- 中医杂志. 1988年03期
- 中医杂志. 1988年04期
- 中医杂志. 1988年05期
- 中医杂志. 1988年06期
- 中医杂志. 1988年07期
- 中医杂志. 1988年08期
- 中医杂志. 1988年09期
- 中医杂志. 1988年10期
- 中医杂志. 1988年11期
- 中医杂志. 1988年12期
- 中医杂志. 1989年01期
- 中医杂志. 1989年02期
- 中医杂志. 1989年03期
- 中医杂志. 1989年04期
- 中医杂志. 1989年05期
- 中医杂志. 1989年06期
- 中医杂志. 1989年07期
- 中医杂志. 1989年08期
- 中医杂志. 1989年09期
- 中医杂志. 1989年10期
- 中医杂志. 1989年11期
- 中医杂志. 1989年12期

题名 检索 作者 中文刊名 年 期

1. 潜阳证治

2. 厥证与中风的联系

3. 脉法三论

4. 针灸保健益寿选粹

5. 清热解毒法治痰气中

6. 余无言医方治法选介

7. 中医治疗高热症21例

8. 丁仲山外科医案三则

9. 闭经溢乳综合征治法

10. 医话二则

11. 甘露消毒丹新用

12. 中药结合手术治疗皮肤切

13. 失眠从气论治2例

14. 男性不育症从肝肾论治

15. 承值升阳汤火法在针灸

16. 升亢的变通应用法则

17. 萎缩性胃炎436例中医

18. 中药重洗治疗清囊炎脚

19. 三种不同治法治疗急性

20. 桑椹对老年便秘及睡眠

21. 利胆合剂治疗小儿肝炎

22. 中药治疗小儿迁延性血

23. 慢性胃炎辨证论治和血

24. 八种论组中药疗效的对

1951 1952
1953 1954
1955 1956
1957 1958
1959 1960
1961 1962
1963 1964
1965 1966
1967 1968

选择年份

《中医杂志》
中国中医药学会
中国中医研究院
主办

1951-1986 年光盘合订本
1987-1994 年光盘合订本
1995-2004 年光盘合订本
2005-2013 年光盘合订本

《中医杂志》
中国中医药学会
中国中医研究院
主办