

## 皮肤肿瘤智能远程会诊系统研究

郎中亮<sup>1,2</sup>, 张帆<sup>3</sup>, 吴柄萱<sup>3</sup>, 邵鹏飞<sup>3</sup>, 申书伟<sup>4</sup>, 姚鹏<sup>5</sup>, 刘鹏<sup>4\*</sup>, 徐晓嵘<sup>1,3,4\*</sup><sup>1</sup>中国科学技术大学生物医学工程学院, 安徽 合肥 230026;<sup>2</sup>中国科学技术大学附属第一医院(安徽省立医院)整形外科, 安徽 合肥 230001;<sup>3</sup>中国科学技术大学精密机械与精密仪器系, 安徽 合肥 230027;<sup>4</sup>中国科学技术大学苏州高等研究院, 江苏 苏州 215123;<sup>5</sup>中国科学技术大学电子科学与技术系, 安徽 合肥 230026

**摘要** 远程皮肤病学是缓解偏远地区皮肤专科医生缺乏问题的有效手段,但目前的方法存在适用范围有限、严重依赖远程医学专家及显示不够直观等缺陷。为弥补当前研究不足,设计并搭建了一套皮肤肿瘤智能远程会诊系统,该系统兼具无网络环境下的皮肤肿瘤自动筛查和有网络环境下的远程会诊及术前规划功能。性能量化实验结果表明,系统可将虚拟的标注高精度原位投射到成像区域。实验对照结果显示,部署于该系统的深度学习模型在诊断能力上与皮肤科专家相当,并且能够辅助专家更迅速、更精确地做出医疗决策。临床试验进一步证实了该系统的实用性。该系统旨在为医疗资源有限的地区提供帮助,使得当地患者能够进行皮肤肿瘤等多种疾病的早期筛查及治疗。

**关键词** 医用光学; 生物技术; 远程皮肤病学; 人工智能; 增强现实; 原位投影成像

中图分类号 R318

文献标志码 A

DOI: 10.3788/CJL231326

## 1 引言

恶性皮肤肿瘤(皮肤癌)是世界上最常见的癌症之一。根据2019年全球疾病负担研究数据,非黑色素瘤皮肤癌年新增病例超过600万人<sup>[1]</sup>。黑色素瘤等皮肤癌随病情进展会不断侵袭身体其他部位,且发生转移<sup>[2-3]</sup>。研究表明,黑色素瘤患者的存活率在很大程度上取决于肿瘤分期,早期诊断及治疗有利于提高存活率<sup>[4]</sup>。皮肤肿瘤的筛查主要依靠医生的视觉检查,严重依赖于专科医生的经验和水平<sup>[5]</sup>,但地域发展的不平衡导致全球范围内的医疗资源分布非常不平衡。研究者在2018年统计了全球195个国家和地区的医疗保健可及性和质量(HAQ)指数,结果表明个人医疗保健可及性和质量出现了显著的国家间差异和国家内地区差异<sup>[6]</sup>。由于农村基层皮肤专科医生的缺乏,患者需要辗转到大医院就诊,不仅延误了治疗也增加了不便。

远程医疗被认为是缓解这一困境的有效方法之一<sup>[7]</sup>。远程皮肤病学是远程医疗的一个主要分支学科,皮肤科医生可以通过多种方式远程查看皮肤病人的临床图像以及病史,然后远程提供诊断和治疗建议<sup>[8]</sup>。三种类型的技术方法用于提供远程皮肤病学服务:同步、异步和混合。同步远程皮肤病学以实时视频会议技术为代表,皮肤科医生与患者或转诊医生之间

进行实时通信,为患者提供类似于面对面咨询的检查。异步远程皮肤病学以转发存储技术为代表,患者或转诊医生将患者皮肤部位的图像与相关临床病史一起存储并转发给皮肤科医生,随后医生查看并给出诊断结果。混合远程皮肤病学结合了同步和异步远程皮肤病学,患者或转诊医生将病史记录和静态图像发送给皮肤科医生,然后通过语音电话讨论图像和病史<sup>[9]</sup>。这三种方法都依赖于医学专家及网络条件。海量的筛查工作需要耗费专家大量的时间和精力,而且地处无网络偏远地区的病人无法享受到远程会诊带来的便利。

近年来人工智能(AI)的兴起给皮肤肿瘤的自动诊断技术带来了巨大的发展契机,研究者在自动诊断算法上取得了巨大进展<sup>[10-12]</sup>。如Esteva等<sup>[10]</sup>使用129450例患者的临床皮肤镜图像训练了卷积神经网络(CNN)模型,模型的平均分类准确率达到72.1%,并且对于每一类病变,诊断表现均优于皮肤科医生的平均水平。除算法研究外,也有研究者尝试开展便携式自动诊断设备的研究。如Jen Ngeh等<sup>[13]</sup>提出了一种低成本、易于使用且无需互联网的预筛查解决方案,用于医疗资源匮乏的农村地区的皮肤肿瘤的早期筛查。Chin等<sup>[14]</sup>开发了一个面向患者的应用程序MoleMe,用于自动评估皮肤色素病变。这些自动诊断设备在一定程度上弥补了传统的远程皮肤病学的不足,但是由于

收稿日期: 2023-10-26; 修回日期: 2023-11-13; 录用日期: 2023-11-24; 网络首发日期: 2023-12-12

基金项目: 江苏省自然科学基金面上项目(BK20231213)

通信作者: \*xux@ustc.edu.cn; \*lpeng01@ustc.edu.cn

只能判断疾病种类,无法通过人类医生给出最终诊断和治疗方案,这些设备的临床适用性有限。

为弥补当前研究不足,本团队以前期研究成果<sup>[15-17]</sup>为基础,设计并搭建了一套皮肤肿瘤智能远程会诊系统,兼具无网络环境下的疾病自动筛查和有网络环境下的远程会诊两个功能。性能量化实验结果表明,系统的投影精度优于 1.5 mm。对照实验结果表明,系统内部署的深度学习算法的诊断性能可以媲美皮肤专科医生,而且算法可以帮助专科医生做出更高效准确的决策。临床试验结果表明,该系统具有临床适用性。所设计的系统可帮助医疗资源匮乏地区的病人开展皮肤肿瘤等多种疾病的早期筛查。

## 2 系统设计

### 2.1 系统整体设计和方案

本团队搭建的皮肤肿瘤智能远程会诊系统具

有两个典型的应用场景:1) 无网络条件下的皮肤肿瘤自筛查。本地站点缺乏经验的医生或患者可使用系统内的皮肤镜获取皮肤病变部位的图像,然后使用系统内的深度学习算法生成自动诊断结果。2) 有网络条件下的皮肤肿瘤远程会诊。皮肤肿瘤的远程会诊涉及本地站点缺乏经验的医生与远程站点经验丰富的医学专家之间的实时交互。首先本地站点的医生使用系统内的皮肤镜或普通相机获取皮肤肿瘤患者的皮肤图像,然后系统内的深度学习算法根据图像生成自动诊断结果,最后远程专家根据网络传输的图像及算法的提示确认疾病诊断结果和推荐相应治疗方案。对于需要进行手术的病人,双方可使用系统进行术前规划讨论。远程医生在屏幕上画出的指导性的标注被网络传输到本地后可由系统原位投射到病人的体表,如图 1 所示。

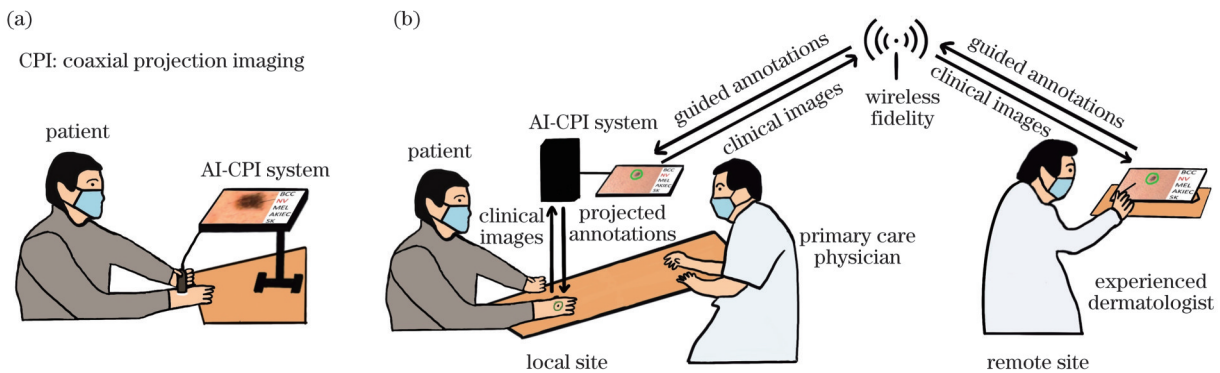


图 1 本团队搭建的皮肤肿瘤智能远程会诊系统的典型使用场景示意图。(a)皮肤肿瘤自我筛查;(b)远程会诊

Fig. 1 Schematics of typical application scenarios of intelligence teleconsultation system for skin tumors built by our team. (a) Skin tumor self-screening; (b) tele-consultation

### 2.2 系统硬件设计

图 2 展示了皮肤肿瘤智能远程会诊系统的实物图及核心模块的示意图,该系统由人工智能增强同轴投影成像(AI-CPI)模块和一个三维移动平台组成。三维移动平台既可以起到支撑 AI-CPI 模块的作用,又可以配合软件设计使得远程专家可以控制 AI-CPI 模块的移动以查看患者的不同身体部位的皮肤状况。AI-CPI 模块在硬件及软件设计上需要实现 AI 自动诊断、远程会诊、原位投影成像等功能,由以下几个部分组成:1) 树莓派小型单板计算机,负责程序运行及硬件控制。2) 显示屏,大小为 7 inch (1 inch=2.54 cm),分辨率为 1024 pixel×600 pixel,负责界面及图像显示。3) 神经网络计算加速器,负责神经网络运算的加速。4) 手持式数码皮肤镜,分辨率为 1280 pixel×1024 pixel,帧率最高可达 30 frame/s,配备了 8 颗发光二极管(LED)照明灯,负责获取病患图像,本文使用的深度学习模型是在 7-point 数据集上训练的,该数据集既有皮肤镜图像,也有普通相机图像,因此本文分别在这两类图像上训练了两个模型。在实际应用

时,主要使用皮肤镜获取患者病变部位的图像,但当病变部位较大或不便使用皮肤镜时,普通相机可以作为补充。5) 激光投影仪,分辨率为 1920 pixel×720 pixel,负责投影专家绘制的虚拟注释。6) 相机,分辨率为 1920 pixel×1080 pixel,负责获取病患图像,同时配备一个焦距为 16 mm 的镜头以实现约 20°的视场角。7) 调焦装置,由一个 42 步进电机和两个模数为 0.5、齿数为 120 的齿轮组成,配合软件可以调节相机的焦距。8) 分光片,透射和反射能量的比例为 8:2,这种比例满足投影和成像之间光学强度的平衡要求。

相机、激光投影仪及分光片共同组成了原位投影成像系统,可将远程专家做出的指导性注释以高精度原位投射到病人体表<sup>[17]</sup>。这种光学设计可在 500~700 mm 的工作距离范围内实现高精度投影且无需重新配准。

### 2.3 系统软件设计

皮肤肿瘤智能远程会诊系统的软件界面及硬件控制是通过 Python(3.8)语言、Pyqt5(5.13.0)应用框架和



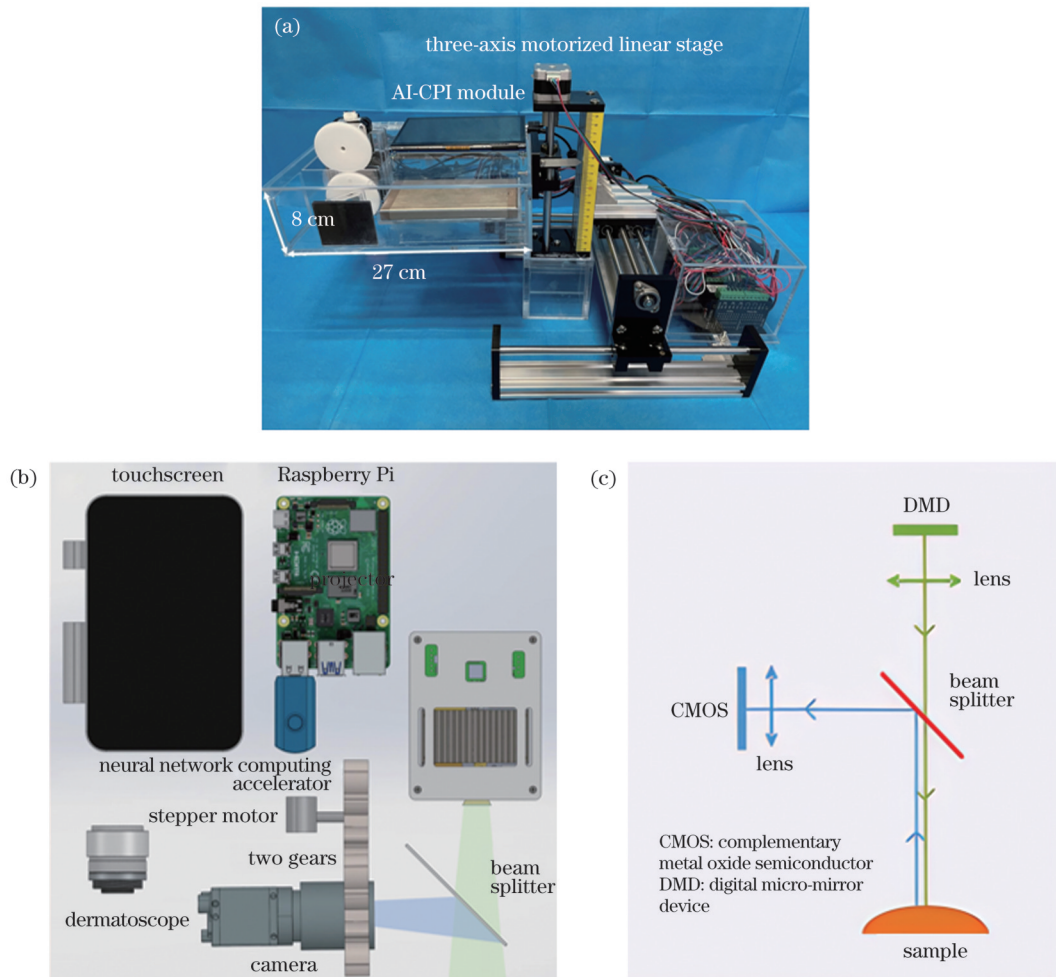


图 2 皮肤肿瘤智能远程会诊系统。(a)系统硬件组成;(b)AI-CPI模块示意图;(c)原理示意图  
Fig. 2 Intelligence teleconsultation system for skin tumors. (a) System hardware composition; (b) schematic of AI-CPI module; (c) schematic of principle

OpenCV(4.0.0)开源库开发的。图 3(a)展示了系统的用户界面,分辨率为  $1000 \text{ pixel} \times 550 \text{ pixel}$ ,运行在上述的树莓派小型单板计算机上,包括以下四个模块:1) 实时视频流显示模块。该模块用于显示系统拍摄到的普通相机图像或皮肤镜图像,显示时分辨率均从  $1280 \text{ pixel} \times 1024 \text{ pixel}$  缩小到  $640 \text{ pixel} \times 512 \text{ pixel}$ 。当远程专家按下鼠标或触控笔并在图像上移动时,会根据轨迹生成注释。2) AI 诊断模块。该模块根据图像生成 AI 诊断的结果。3) 控制及注释模块。该模块既允许远程专家对系统进行控制,也允许专家轻松地调整注释的宽度及删除注释。4) 同轴校准模块。该模块用于调整原位投影成像的参数设置。由于成本的限制,相机获取的图像仍存在一定的颜色误差,因此在 AI-CPI 模块中沿用了本团队之前提出的颜色校正算法<sup>[18]</sup>。

图 3(b)展示了在有网络的场景下系统的工作流程。首先通过远程连接软件(如 TeamViewer)连接本地端和远程端,远程专家可以看到本地端的屏幕画面并控制本地端的鼠标移动。然后本地医生使用皮肤镜或相机获取患者的皮肤图像,并通过系统内的 CNN 模

型生成 AI 诊断结果。当使用普通相机时,远程专家可微调视场范围。最终由远程专家确认诊断结果及治疗方案。当需要进行手术切除或药物治疗时,远程专家可在相机拍摄的图像上使用电容笔或鼠标划定需要切除或敷药的范围,并由系统直接投射到病人皮肤表面,远程专家以实时交互的方式与本地医生进行术前规划及治疗的讨论。

#### 2.4 深度学习自动诊断算法

如上所述,系统内部署了深度学习模型用于皮肤肿瘤的自动诊断。模型是 Radosavovic 等<sup>[19]</sup>提出的 RegNetY-800M,训练使用的数据集是公开可用的 7-point 数据集<sup>[20]</sup>。该数据集包含 1011 个病例,所有病例都属于以下 5 个类别之一:基底细胞癌(BCC)、黑色素细胞痣(NV)、恶性黑色素瘤(MEL)、杂项(MISC)和脂溢性角化病(SK)。

在训练阶段,输入图像首先会被送入本团队之前提出的名为 TRRA<sup>[16]</sup>的数据增强模型进行图像增强,然后会被随机裁剪成  $224 \text{ pixel} \times 224 \text{ pixel}$  的尺寸,最后会被送入 RegNetY-800M 模型,模型使用了 ImageNet<sup>[21]</sup>数据集的预训练权重,并将最后一个全

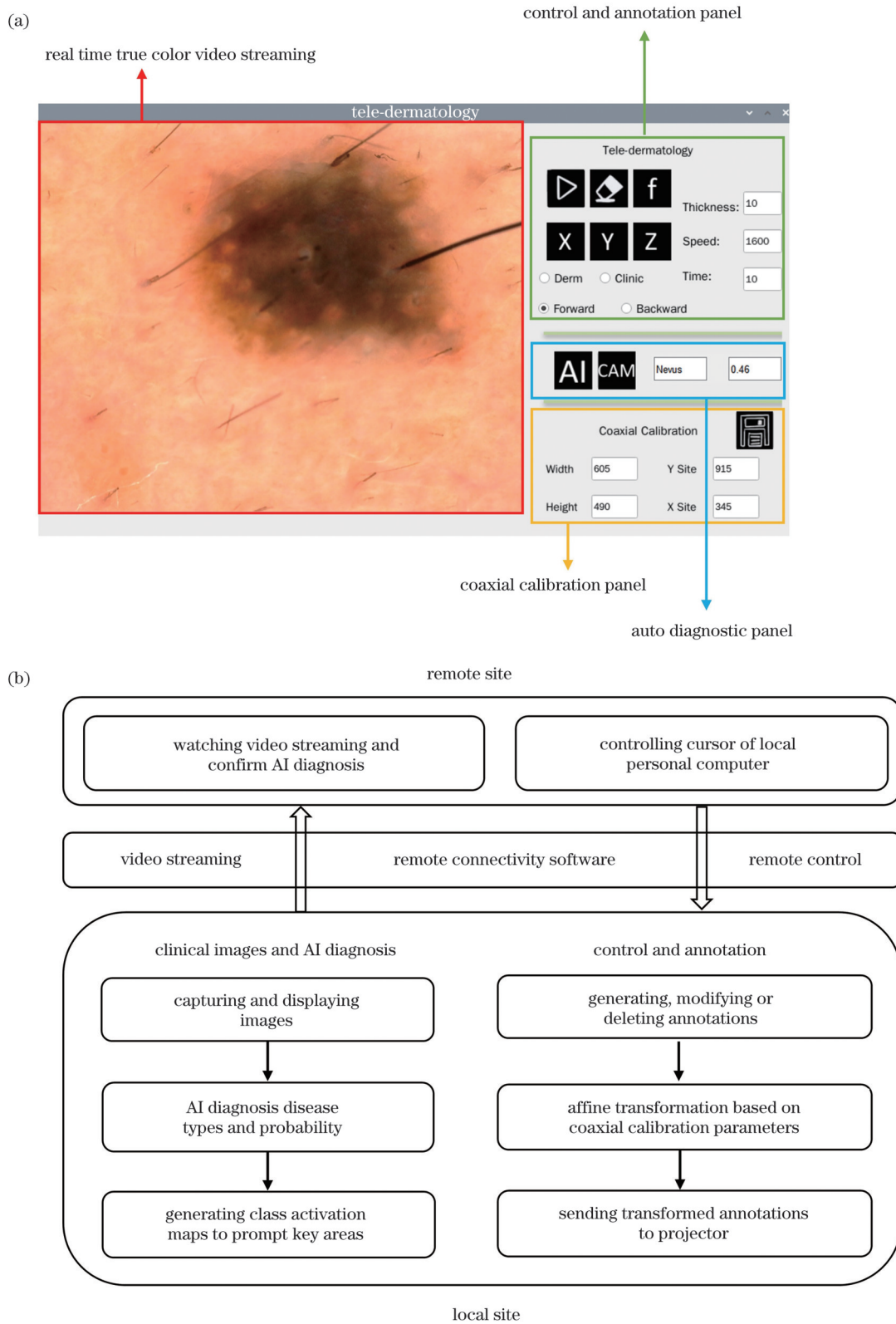


图 3 皮肤肿瘤智能远程会诊系统的软件设计。(a)用户界面;(b)有网络条件下的工作流程

Fig. 3 Software design of intelligence teleconsultation system for skin tumors. (a) User interface; (b) workflow under network condition

连接层替换成具有 5 个输出节点的新的全连接层。在获得输出向量后,会通过交叉熵计算损失并进行反向传播。由于类别不均衡问题,数据量大的类别会主导神经网络的训练过程,故每个类别造成的损失都会与该类别图像数量的倒数相乘以缓解此问题。在推理阶

段,图像短边首先按原始比例被缩放到 256 pixel,然后中心被裁剪成 224 pixel×224 pixel 的尺寸,最后被送入模型得到推理结果。

为加速 CNN 模型在树莓派上的推理,首先将训练好的 Pytorch 格式的模型转换成 ONNX 格式,然后将

ONNX 格式转为 OpenVINO 的 IR 格式,最后在 Intel NSC2 上使用 OpenVINO 的推理引擎调用 IR 格式的模型进行推理预测。

### 3 实验方法与结果

#### 3.1 性能量化实验

AI-CPI 模块的投影精度至关重要,因为它直接影响远程专家做出的指导性注释的精度。本节首先设计了一个性能量化实验量化 AI-CPI 模块可实现的精度,图 4(a)展示了此实验的示意图。首先使用 AI-CPI 模块的相机拍摄一张带有 20 个角点的目标板,然后将目

标板翻转,最后使用 AI-CPI 模块的投影仪对其重新投影并拍摄。AI-CPI 模块可实现的精度是通过计算成像的角点与投影的角点之间的欧氏距离的平均值来获得的。在不同的工作距离(500~700 mm)和工作角度( $0^\circ$ 、 $\pm 15^\circ$ 和 $\pm 30^\circ$ )下进行测试,以模拟真实场景中患者弯曲的体表。图 4(b)、(c)展示了 AI-CPI 模块的投影精度量化实验结果。在整个视场范围内,当工作距离为 500~700 mm 时,最大投影误差(即原始图像与投影图像之间的距离偏移)小于 1 mm。在整个视场范围内,当工作角度为 $-30^\circ \sim 30^\circ$ 时,最大投影误差小于 1.5 mm。

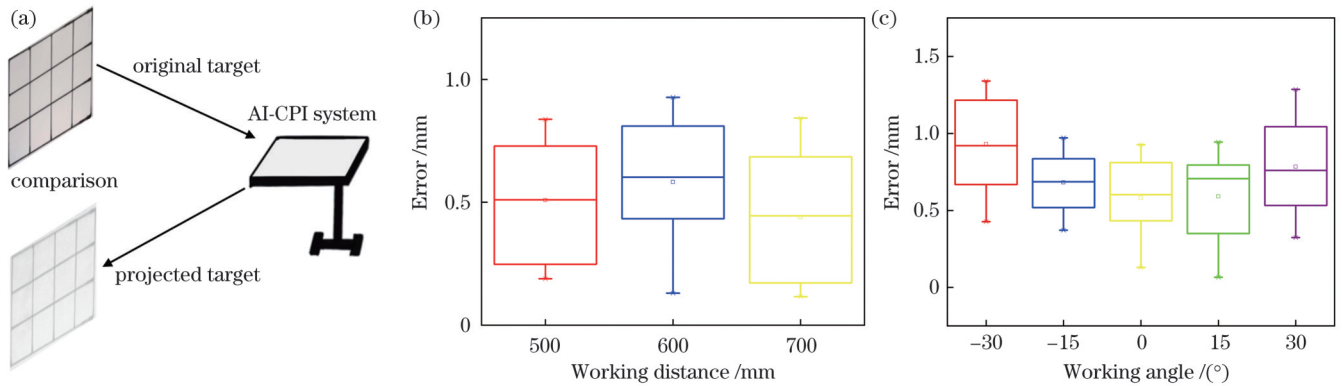


图 4 AI-CPI 模块的投影精度量化实验。(a) 实验示意图; (b) 不同工作距离下的投影误差; (c) 不同工作角度下的投影误差

Fig. 4 Quantification experiment of projection accuracy of AI-CPI module. (a) Schematic of experiment; (b) projection errors at different working distances; (c) projection errors at different working angles

本节还设计了一个性能量化实验以量化 AI-CPI 模块的分辨率和颜色精度。首先在工作距离为 600 mm 处使用 AI-CPI 模块拍摄和重投影 USAF 1951 分辨率测试板,然后拍摄 X-rite 24 色色卡,利用相机拍摄到的色卡的红绿蓝(RGB)值以及色卡提供的真值,根据国际照明委员会(CIE)建立的距离度量(最新的评价标准是 CIEDE2000<sup>[22]</sup>)来量化颜色差异。

图 5(a)、(b)分别展示了系统成像和重投影的 USAF 1951 分辨率板。分辨率的极限由间距模式不再清晰可见的元素对的最大的一组确定。从图 5(a)可以看出,最高一组清晰元素为第 1 组元素 2,对应线宽为 0.223 mm;从图 5(b)可以看出,最高一组清晰元素为第 1 组元素 6,对应线宽为 0.561 mm。将这两组元素分别放大放置在图 5(a)、(b)的右上角,两个放大区域沿虚线的强度分布如图 5(c)所示。系统相机拍摄的色卡图像如图 5(d)所示,经本团队之前提出的颜色校正算法校正后,图像如图 5(e)所示。图 5(d)和图 5(e)的颜色值与真值之间的 CIEDE2000 值( $\Delta E$ )的直方图如图 5(f)所示,颜色校正前后的 CIEDE2000 值的平均值分别为 7.16 和 1.68。颜色校正后的 CIEDE2000 值小于 2,说明只有有经验的观察者才能注意到色差,表明经本团队之前提出的颜色校正算法校正后,场景中的颜色被准

确地还原。

#### 3.2 对照实验

本节设计了一个对照实验以探究该系统能否提升传统远程会诊系统的适用范围和效率。为探究皮肤肿瘤智能远程会诊系统是否可以作为专科医生的补充,本节将系统内 AI 诊断算法的精度与专科医生进行对比。具体来说,首先从 7-point 数据集的测试集中随机抽取了 50 张皮肤镜图像;然后邀请三位皮肤专科医生根据图像作出诊断,并统计医生的诊断平衡准确率等指标;最后将医生的诊断结果与系统内部署的深度学习算法进行对比。为探究算法是否可以帮助专科医生做出更准确高效的决策,本节对比了专科医生在有和无 AI 算法提示下的诊断精度。具体来说,本节首先从 7-point 数据集的测试集中剔除了用于对比深度学习算法与专科医生诊断结果的 50 张皮肤镜图像,再从剩余的测试集中随机抽取 50 张皮肤镜图像;然后邀请了 6 名水平相当的皮肤科医生,并随机分为两组,三名医生仅通过皮肤镜图像做出决策,三名医生通过皮肤镜图像在 AI 算法的提示下做出决策;最后统计对比两组医生的诊断结果和作出诊断的时间。

表 1 展示了皮肤科医生和系统内算法在 7-point 数据集的测试集中随机抽取的 50 张皮肤镜图像上的诊断结果,其中  $p > 0.05$  表示诊断结果没有显著差异。



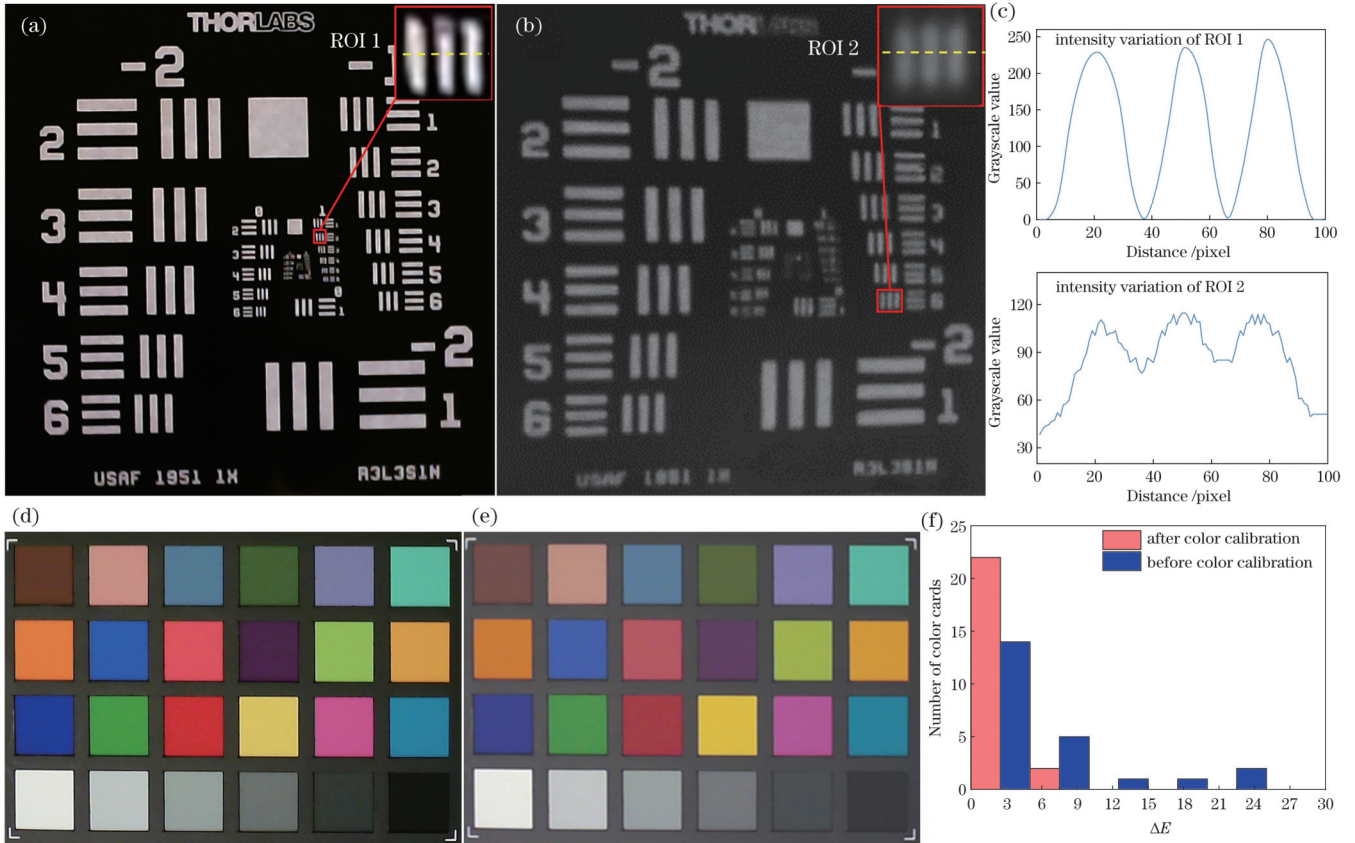


图 5 AI-CPI模块的分辨率和色彩准确度量化实验。(a)相机拍摄的USAF 1951分辨率目标板;(b)重投影目标板;(c)两个感兴趣区域(ROI)沿虚线的强度变化;(d)相机拍摄的X-rite色卡图像;(e)颜色校正后的色卡图像;(f)颜色校正前后的CIEDE2000直方图

Fig. 5 Quantification experiment of resolution and color accuracy of AI-CPI module. (a) USAF 1951 resolution target plate captured by camera; (b) re-projected target plate; (c) changes in intensity of two regions of interest (ROI) along dotted line; (d) X-rite color card images taken by camera; (e) color card images after color calibration; (f) CIEDE2000 histogram before and after color correction

表 1 系统内的算法与三名皮肤科医生的诊断结果的对比  
Table 1 Comparison of diagnosis results of algorithm in system with those of three dermatologists

Metric	RegNetY-800M	Dermatologist	<i>p</i> value
Balanced accuracy	0.742±0.032	0.749±0.016	<i>p</i> >0.05
AUC	0.899±0.016	0.926±0.001	<i>p</i> >0.05
Accuracy	0.727±0.038	0.740±0.001	<i>p</i> >0.05
Specificity	0.928±0.009	0.932±0.001	<i>p</i> >0.05
Precision	0.730±0.049	0.752±0.011	<i>p</i> >0.05

皮肤科医生和模型的平均平衡准确率分别为 0.749 和 0.742,平均曲线下面积(AUC)分别为 0.926 和 0.899,平均准确率分别为 0.740 和 0.727,平均特异性分别为 0.932 和 0.928,平均精度分别为 0.752 和 0.730。5 个评价指标的 *t* 检验的 *p* 值均大于 0.05,表明皮肤科医生和系统内部署的模型的诊断结果没有显著差异。表 2 展示了两组皮肤科医生在有和无 AI 提示下的诊断结果,两组医生的平均平衡准确率分别为 0.816 和 0.776,平均准确率分别为 0.780 和 0.740,平均 AUC 分别为

0.949 和 0.942,平均特异性分别为 0.940 和 0.931,平均精度分别为 0.807 和 0.751,平均诊断用时分别为 10.0 s 和 12.9 s。6 个评价指标中的平衡准确率、准确率、精度和诊断时间的 *t* 检验的 *p* 值均小于 0.05,表明两组皮肤科医生在这四个指标上有显著差异,在 AI 提示下皮肤科医生的表现更好。AUC 和特异性两个指标的 *t* 检验的 *p* 值均大于 0.05,表明两组皮肤科医生在这两个指标上没有显著差异。

表 2 两组皮肤科医生在有和无 AI 提示下的诊断结果的对比  
Table 2 Comparison of diagnostic results of dermatologists in two groups with or without AI prompts

Metric	Dermatologist without AI	Dermatologist with AI	<i>p</i> value
Balanced accuracy	0.776±0.011	0.816±0.016	<i>p</i> <0.05
Accuracy	0.740±0.001	0.780±0.016	<i>p</i> <0.05
AUC	0.942±0.003	0.949±0.004	<i>p</i> >0.05
Specificity	0.931±0.001	0.940±0.005	<i>p</i> >0.05
Precision	0.751±0.012	0.807±0.015	<i>p</i> <0.05
Diagnostic time	(12.9±0.4)s	(10.0±0.8)s	<i>p</i> <0.05

### 3.3 临床试验

为验证皮肤肿瘤智能远程会诊系统的临床可行性,进行了皮肤肿瘤的远程会诊实验。临床试验经中国科学技术大学第一附属医院伦理委员会批准,符合《赫尔辛基宣言》。试验前招募一名需要进行皮肤肿瘤筛查的受试者,并获得受试者及其家属的书面知情同意书。远程会诊实验在中国科学技术大学第一附属医院不同院区进行,一名医学专家通过本团队搭建的系统对受试者进行远程会诊,并与本地医生讨论治疗方案。图 6 展示了使用皮肤肿瘤智能远程会诊系统在中国科学技术大学第一附属医院不同院区进行的皮肤肿瘤远程会诊实验。本地医生首先通过该系

统获取受试者病变部位的图像,然后通过 TeamViewer 远程会议软件将图像与经验丰富的专家共享,如图 6(a)、(b)所示。系统通过皮肤镜获取图像后,内部的深度学习算法诊断受试者的病变部位为基底细胞癌,概率为 0.9,如图 6(c)所示。远程专家通过病变部位的图像确认算法诊断结果是正确的,同时绘制注释与本地医生讨论手术方案,如图 6(d)所示。图 6(e)、(f)展示了皮肤肿瘤智能远程会诊系统投影在受试者体表的标注,分别用于指示切除的组织范围和皮瓣重建的组织范围。受试者切除的病变组织在手术期间被送到病理科进行检查,病理结果证实是基底细胞癌。

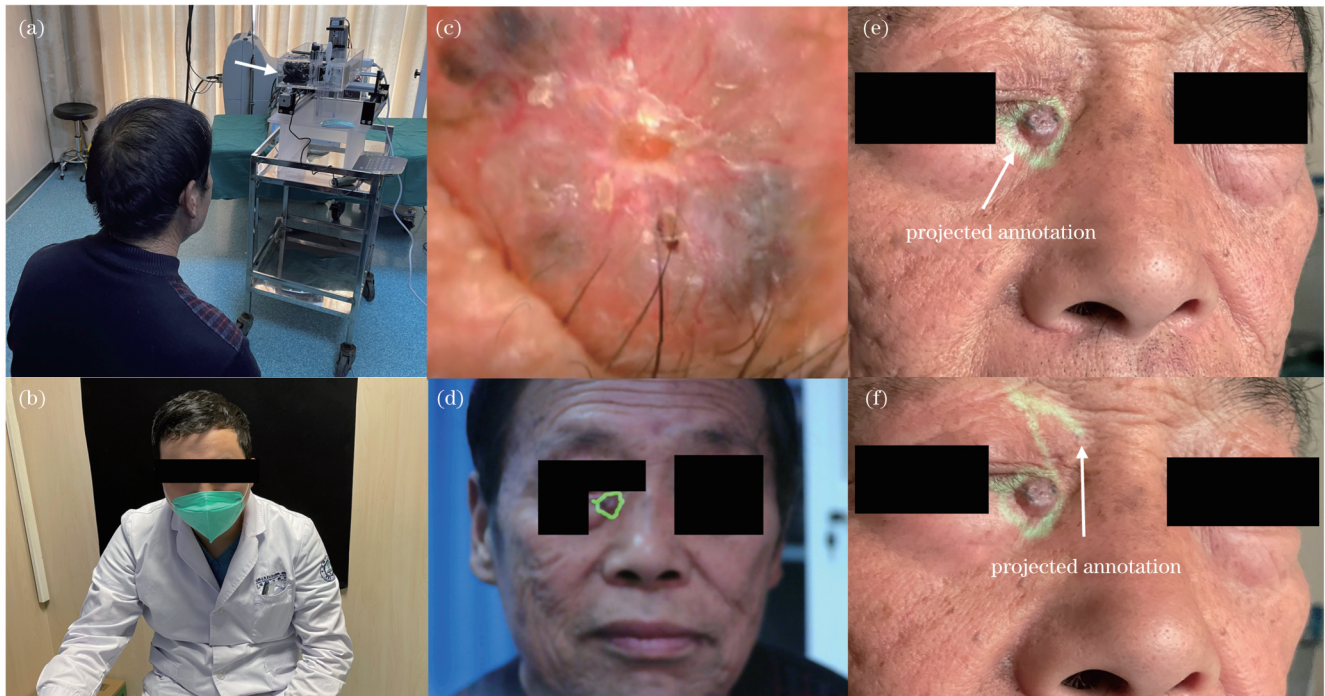


图 6 使用皮肤肿瘤智能远程会诊系统进行皮肤肿瘤远程会诊实验。(a)本地端的受试者与系统;(b)一名经验丰富的专家正在查看皮肤肿瘤的图像;(c)系统内的深度学习算法通过皮肤镜图像诊断病变部位为基底细胞癌;(d)专家确认算法诊断结果正确,同时绘制标注、讨论手术方案;皮肤肿瘤智能远程会诊系统投影在受试者体表的标注,分别用于指示(e)切除的组织范围和(f)皮瓣重建的组织范围

Fig. 6 Teleconsultation experiment of skin tumor using proposed system. (a) Subject and system at local site; (b) experienced expert is viewing images of skin tumor; (c) deep learning algorithm deployed in system diagnoses lesion as basal cell carcinoma through dermoscopic images; (d) expert confirms that diagnosis result of algorithm is correct, and draws annotations to discuss surgical plan; annotations projected on subject skin surface by proposed system are used to indicate (e) area of tissue removed and (f) area of skin flap reconstruction

## 4 讨论

相较于传统的远程会诊系统,本团队搭建的皮肤肿瘤智能远程会诊系统具有以下三点优势:1)适用范围更广。系统内部署的诊断算法可以媲美皮肤科专科医生,在无网络的偏远地区,该系统可以作为专科医生的补充,弥补传统远程会诊系统在无网络环境下无法使用的缺陷。2)性能更优。系统内自动诊断结果的提示可以辅助专科医生更加高效准确地进行皮肤肿瘤

筛查。3)显示更直观。系统可高精度地将远程专家做出的注释投射到病人的体表,使得在术前会诊及手术规划过程中远程指导更加直观和精准。相较于 Jen Ngeh 等<sup>[13]</sup>搭建的离线便携式自动诊断设备,本系统更适合临床使用,可以接入专家作出最终诊断并提供治疗建议。

本研究目前仍处于初步探索阶段,未来将从算法设计、系统优化和临床应用三个方面展开更为全面和深入的研究:1)算法设计方面。目前的算法仅使用患



者的临床图像作为输入数据,但在临床诊断过程中,还会考虑患者的年龄、遗传史等数据。在未来,本团队拟设计一种多模态神经网络,可以综合考虑临床图像及病史以作出最终诊断。2) 系统优化方面。目前使用的树莓派单板计算机性价比并不高。在未来,本团队将在成本更低的专用嵌入式计算板上进行设备迭代升级。3) 临床应用方面。在对照实验中,目前仅使用了公共数据集中的皮肤镜图像。在未来的工作中,本团队会使用该系统采集更多的受试者的临床图像及病史数据以进一步对比系统内部署的算法与专科医生的诊断结果。

## 5 结 论

搭建了兼具无网络环境下的疾病自动筛查和有网络环境下的远程会诊两个功能的皮肤肿瘤智能远程会诊系统。对照实验结果显示:系统内部署的深度学习算法和皮肤专科医生的诊断结果的平衡准确率分别为 0.742 和 0.749,表明系统内部署的算法的诊断性能可以媲美皮肤专科医生;皮肤专科医生在算法提示下的平均平衡准确率有所提升,诊断时间有所下降,表明算法可以帮助专科医生做出更高效准确的决策。临床试验结果表明,该系统具有临床适用性。

### 参 考 文 献

- [1] Kocarnik J M, Compton K, Dean F E, et al. Cancer incidence, mortality, years of life lost, years lived with disability, and disability-adjusted life-years for 29 cancer groups, from 2010 to 2019: a systematic analysis for the Global Burden of Disease study 2019[J]. *Journal of Clinical Oncology*, 2022, 8(3): 420-444.
- [2] Brunssen A, Waldmann A, Eisemann N, et al. Impact of skin cancer screening and secondary prevention campaigns on skin cancer incidence and mortality: a systematic review[J]. *Journal of the American Academy of Dermatology*, 2017, 76(1): 129-139.
- [3] MacKie R M, Bray C, Vestey J, et al. Melanoma incidence and mortality in Scotland 1979-2003[J]. *British Journal of Cancer*, 2007, 96(11): 1772-1777.
- [4] Rockberg J, Amelio J M, Taylor A, et al. Epidemiology of cutaneous melanoma in Sweden: stage-specific survival and rate of recurrence[J]. *International Journal of Cancer*, 2016, 139(12): 2722-2729.
- [5] Gerami P, Yao Z X, Polsky D, et al. Development and validation of a noninvasive 2-gene molecular assay for cutaneous melanoma [J]. *Journal of the American Academy of Dermatology*, 2017, 76(1): 114-120.
- [6] Fullman N, Yearwood J, Abay S M, et al. Measuring performance on the Healthcare Access and Quality Index for 195 countries and territories and selected subnational locations: a systematic analysis from the Global Burden of Disease Study 2016 [J]. *The Lancet*, 2018, 391(10136): 2236-2271.
- [7] Dinesen B, Nonnecke B, Lindeman D, et al. Personalized telehealth in the future: a global research agenda[J]. *Journal of Medical Internet Research*, 2016, 18(3): e53.
- [8] Lee J J, English J C. Teledermatology: a review and update[J]. *American Journal of Clinical Dermatology*, 2018, 19(2): 253-260.
- [9] Ibrahim A E, Magdy M, Khalaf E M, et al. Teledermatology in the time of COVID-19[J]. *International Journal of Clinical Practice*, 2021, 75(12): e15000.
- [10] Esteva A, Kuprel B, Novoa R A, et al. Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks[J]. *Nature*, 2017, 542(7639): 115-118.
- [11] Marchetti M A, Codella N C F, Dusza S W, et al. Results of the 2016 International Skin Imaging Collaboration International Symposium on Biomedical Imaging challenge: comparison of the accuracy of computer algorithms to dermatologists for the diagnosis of melanoma from dermoscopic images[J]. *Journal of the American Academy of Dermatology*, 2018, 78(2): 270-277.
- [12] Kawahara J, Hamameh G. Multi-resolution-tract CNN with hybrid pretrained and skin-lesion trained layers[M]//Wang L, Adeli E, Wang Q, et al. *Machine learning in medical imaging. Lecture notes in computer science*. Cham: Springer, 2016, 10019: 164-171.
- [13] Jen Ngeh C, Ma C, Ho T K W, et al. Deep learning on edge device for early prescreening of skin cancers in rural communities [C]//2020 IEEE Global Humanitarian Technology Conference (GHTC), October 29-November 1, 2020, Seattle, WA, USA. New York: IEEE Press, 2021.
- [14] Chin Y p, Huang I H, Ze Y H, et al. User satisfaction with a smartphone-compatible, artificial intelligence-based cutaneous pigmented lesion evaluator[J]. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2020, 195: 105649.
- [15] Zhang F, Zhu X, Gao J, et al. Coaxial projective imaging system for surgical navigation and telementoring[J]. *Journal of Biomedical Optics*, 2019, 24(10): 105002.
- [16] Zhang F, Pan B, Shao P F, et al. A single model deep learning approach for Alzheimer's disease diagnosis[J]. *Neuroscience*, 2022, 491: 200-214.
- [17] Zhang F, Contreras C M, Shao P F, et al. Co-axial projective imaging for augmented reality telementoring in skin cancer surgery [J]. *Annals of Biomedical Engineering*, 2022, 50(12): 1846-1856.
- [18] Wu B X, Liu P, Xiong C, et al. Stereotactic co-axial projection imaging for augmented reality neuronavigation: a proof-of-concept study[J]. *Quantitative Imaging in Medicine and Surgery*, 2022, 12(7): 3792-3802.
- [19] Radosavovic I, Kosaraju R P, Girshick R, et al. Designing network design spaces[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 13-19, 2020, Seattle, WA, USA. New York: IEEE Press, 2020: 10425-10433.
- [20] Kawahara J, Daneshvar S, Argenziano G, et al. Seven-point checklist and skin lesion classification using multitask multimodal neural nets[J]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2019, 23(2): 538-546.
- [21] Deng J, Dong W, Socher R, et al. ImageNet: a large-scale hierarchical image database[C]//2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 20-25, 2009, Miami, FL, USA. New York: IEEE Press, 2009: 248-255.
- [22] Luo M R, Cui G, Rigg B. The development of the CIE 2000 colour-difference formula: CIEDE2000[J]. *Color Research & Application*, 2001, 26(5): 340-350.



# Intelligent Teleconsultation System for Skin Tumor

Lang Zhongliang<sup>1,2</sup>, Zhang Fan<sup>3</sup>, Wu Bingxuan<sup>3</sup>, Shao Pengfei<sup>3</sup>, Shen Shuwei<sup>4</sup>, Yao Peng<sup>5</sup>,  
Liu Peng<sup>4\*\*</sup>, Xu Xiaorong<sup>1,3,4\*</sup>

<sup>1</sup>*School of Biomedical Engineering, University of Science and Technology of China, Hefei 230026, Anhui, China;*

<sup>2</sup>*Department of Plastic Surgery, The First Affiliated Hospital of USTC (Anhui Provincial Hospital), University of Science and Technology of China, Hefei 230001, Anhui, China;*

<sup>3</sup>*Department of Precision Machinery and Precision Instrumentation, University of Science and Technology of China, Hefei 230027, Anhui, China;*

<sup>4</sup>*Suzhou Institute for Advanced Research, University of Science and Technology of China, Suzhou 215123, Jiangsu, China;*

<sup>5</sup>*Department of Electronic Science and Technology, University of Science and Technology of China, Hefei 230026, Anhui, China*

## Abstract

**Objective** Skin cancer is among the most common cancers worldwide. Skin cancer screening relies primarily on visual inspection by dermatologists, and largely depends on their experience. However, imbalances in regional development have led to an uneven distribution of medical resources worldwide. Telemedicine is an effective approach to alleviate this dilemma, and a major branch of this field is teledermatology. Dermatologists can remotely view clinical images and medical histories of skin cancer patients in various ways and provide remote diagnosis and treatment suggestions. However, teledermatology relies on medical experts and network conditions, and patients who cannot access the Internet in remote areas cannot enjoy the convenience of remote consultation. Some portable devices based on automatic diagnostic algorithms have made up for some shortcomings of traditional teledermatology; however, because they can only judge the type of disease, these devices have limited clinical applicability. To compensate for the shortcomings of the current research, our team design and build a skin tumor artificial intelligence-enhanced teleconsultation system, which has both offline automatic skin tumor screening and online remote consultation and preoperative planning functions.

**Methods** In this study, we build a skin tumor intelligent teleconsultation system with two typical application scenarios: 1) skin tumor self-screening without network conditions. Patients or doctors who lack experience at the local site can use the dermatoscope in the system to obtain images of skin lesions and then use the deep learning algorithm in the system to generate automatic diagnosis results. 2) Remote skin tumor consultation under network conditions. Remote consultation for skin tumors involves real-time interactions among inexperienced doctors at a local site and experienced medical experts at a remote site. First, the doctor at the local site uses a dermatoscope or ordinary camera in the system to obtain skin images of patients with skin tumors. Then, the deep learning algorithm in the system generates automatic diagnosis results based on the images. Finally, the remote expert confirms the disease diagnosis result and recommends a corresponding treatment plan based on network-transmitted images and algorithmic cues. For patients requiring surgery, both parties can use the system for preoperative planning. Instructive annotations drawn by remote doctors on the screen are transmitted over the network to the local site and projected onto the body surface of the patient *in situ*. To achieve the above functions, we first train a RegNetY-800M model based on 7-point dataset and deploy it on Raspberry Pi, also using a neural network computing accelerator to accelerate neural network computation, then use camera, laser projector, and beam splitter to form a co-axial projective imaging design that can project instructive annotations made by remote experts with high accuracy onto patient's body surface, finally design a visual software interface for easy use by doctors. To characterize the system, we first design a benchtop experiment to quantify the achievable accuracy of the system, then design a control experiment to verify whether the system can improve the applicability and efficiency of the traditional teleconsultation system. Finally, a clinical experiment is designed to verify the clinical applicability of the system.

**Results and Discussions** The benchtop experimental results show that the maximum projection error of the system is less than 1.5 mm (Fig. 4), and the CIEDE2000 value after color correction is less than 2, which can accurately restore colors in the scene (Fig. 5). The control experimental results show that there is no significant difference between the algorithm in the system and dermatologists; dermatologists perform better with AI prompts. Clinical experimental results show that using this system for automatic diagnosis and remote consultation of skin tumors is feasible.

**Conclusions** The intelligent teleconsultation system for skin tumors designed and built by our team has both automatic disease screening without a network and remote consultation with the network. The control experimental results show that the diagnostic results of the algorithm deployed in the system are comparable to those of dermatologists and that the algorithm can help dermatologists make more efficient and accurate decisions. The experimental results show that the system has clinical applicability. Compared to traditional remote consultation systems, this system has the following three advantages. 1) It has a wider application

range. In remote areas without a network, the system can serve as a supplement to dermatologists, compensating for defects in which traditional teleconsultation systems cannot be used without a network. 2) Better performance. Automatic diagnosis results in the system can assist specialists in a more efficient and accurate screening of skin tumors. 3) Intuitive display. This system can project annotations made by remote experts onto body surfaces of patients with high precision, thereby making remote guidance in preoperative consultations and surgical planning processes more intuitive and precise. This system can help patients in areas with scarce medical resources perform early screening for various diseases, such as skin tumors.

**Key words** medical optics; biotechnology; teledermatology; artificial intelligence; augmented reality; co-axial projective imaging