

皮肤疾病智能识别技术研究综述：从传统CAD到多模态大模型的演进、挑战与展望

唐颖, 王嘉怡, 蔡忠昊, 陈嘉欣, 丁欣, 蒯文琪, 徐晓燕*

皖南医科大学医学影像学院, 安徽 芜湖

收稿日期: 2026年5月27日; 录用日期: 2026年6月21日; 发布日期: 2026年6月30日

摘要

皮肤疾病是全球非致命性疾病负担的主要来源之一, 但皮肤科医疗资源分布不均, 尤其是在发展中国家及偏远地区, 智能识别技术与生物医学工程的交叉融合为解决这一困境提供了创新路径。本文系统综述了智能识别技术在皮肤健康管理领域的研究进展、技术方法与应用现状。首先, 梳理了从20世纪90年代传统计算机辅助诊断、2012年后深度学习突破、2017~2019年多模态融合探索, 到2020年以来多模态大模型驱动的智能化管理的完整技术演进历程。其次, 深入分析了多模态智能识别、跨模态图像生成(如RGB至UV图像转换)及智能诊断系统的核心原理与典型应用场景, 阐述了其在皮肤疾病诊断、肤质分析及美容护肤中的重要作用。在此基础上, 对比了国内外研究现状, 指出我国在跨模态生成、辅助诊断及消费级AI测肤方面取得显著突破, 但仍面临数据质量与标准化不足、算法可解释性差、泛化能力弱、跨种族适用性与公平性等挑战。最后, 展望了多模态大模型、边缘计算与便携式设备、联邦学习及动态病程监测等未来发展方向。本综述旨在为生物医学工程领域的研究人员提供系统性的技术参考, 推动智能识别技术在皮肤健康管理中的深入应用与发展。

关键词

智能识别技术, 生物医学工程, 皮肤疾病, 多模态融合, 深度学习

A Review of Intelligent Recognition Technologies for Skin Disorders: Evolution, Challenges, and Prospects from Traditional CAD to Multimodal Foundation Models

Ying Tang, Jiayi Wang, Zhonghao Cai, Jiaxin Chen, Xin Ding, Wenqi Kuai, Xiaoyan Xu*

School of Medical Imaging, Wannan Medical University, Wuhu Anhui

*通讯作者。

文章引用: 唐颖, 王嘉怡, 蔡忠昊, 陈嘉欣, 丁欣, 蒯文琪, 徐晓燕. 皮肤疾病智能识别技术研究综述: 从传统 CAD 到多模态大模型的演进、挑战与展望[J]. 临床医学进展, 2026, 16(6): 2441-2450. DOI: 10.12677/acm.2026.1662467

Abstract

Skin disorders represent one of the major sources of non-fatal disease burden globally. However, the distribution of dermatological healthcare resources is uneven, particularly in developing countries and remote areas. The interdisciplinary integration of intelligent recognition technologies with biomedical engineering offers an innovative pathway to address this challenge. This paper provides a systematic review of the research progress, technical methods, and application status of intelligent recognition technologies in the field of skin health management. First, it outlines the complete technological evolution from traditional computer-aided diagnosis in the 1990s, the breakthrough of deep learning after 2012, the exploration of multimodal fusion during 2017~2019, to the multimodal foundation model-driven intelligent health management since 2020. Second, it analyzes in depth the core principles and typical application scenarios of multimodal intelligent recognition, cross-modal image generation (e.g., RGB-to-UV conversion), and intelligent diagnosis systems, and elaborates on their important roles in skin disease diagnosis, skin quality analysis, and cosmetic skincare. On this basis, it compares the current research status at home and abroad, noting that China has made significant breakthroughs in cross-modal generation, assisted diagnosis systems, and consumer-grade AI skin analysis, yet still faces challenges such as insufficient data quality and standardization, poor algorithmic interpretability, weak generalization ability, and cross-ethnic applicability and fairness. Finally, it discusses future directions including multimodal foundation models, edge computing and portable devices, federated learning, and dynamic disease progression monitoring. This review aims to provide researchers in biomedical engineering with systematic technical references and to promote the further development and application of intelligent recognition technologies in skin health management.

Keywords

Smart Identification Technology, Biomedical Engineering, Skin Diseases, Multimodal Fusion, Deep Learning

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

1.1. 研究背景与意义

在全球范畴内,健康受影响的约 19 亿人,正遭受着发病率位居前列的皮肤病症这一疾患类别的作用[1],依据世界卫生组织的统计信息,皮肤及皮下病症是全球非致命疾病负担位列第四的因素。鉴于皮肤科医生处于严重短缺的情形[2],该问题愈发凸显,对于发展中国家与偏远地带,皮肤科医师匮乏的状况尤为显著,患者往往需等上数月之久,方可获得专业的诊治服务,这既造成病情耽搁,也使医疗体系背负了沉重压力。

借助人工智能的智能辨别技术,可高效、精准且客观地实现病症诊断[3],该技术会对皮肤影像的细微特征进行分析,属于皮肤癌早期筛查范畴,AI 技术成果斐然[4],现有证据表明,借助 AI 技术, I 期黑色素瘤的诊断占比从 55%提升至 72%,患者的 5 年存活几率也随之由 60%增至 98%。

于生物医学工程范畴,智能识别技术的运用已从单一的病症判定,拓展至肌肤剖析、健康管控、美容护理等众多领域[5],伴随深度学习[6]、计算机视觉[7]、多模态融合等技术持续发展,该领域正显著地从“精准医疗”到“辅助诊断”进行转变,通过融合病理切片、皮肤镜检查、UV 成像、可见光成像等多样数据源,给皮肤健康管理提供了更全面、精确的技术支持。

1.2. 研究范围与目标

此综述重点聚焦于生物医学工程范畴,特别是跟皮肤有关的领域,对智能识别技术的应用展开深入探究,聚焦于多模态整合、跨模态影像生成[8]、智能诊断[9]体系等前沿科技领域,其研究范围涵盖了从传统计算机辅助诊断直至现代深度学习技术的整个演进历程。

本综述的研究目标包括:(1)系统地皮肤相关应用中智能识别技术的技术发展与演进历程进行梳理;(2)对该领域在国内外的技术水平以及研究现状开展全面深入的分析;(3)对主要技术手段的原理、优势以及存在的局限开展深度的钻研;(4)对当前研究中存在的突出课题与技术难点予以识别;(5)对未来的发展趋向以及研究方向开展展望。

本综述借助对现存研究成果展开全面的剖析与归纳,着重为生物医学工程领域相关研究者提供广泛的技术参考,进而促进智能识别技术在该领域的深入拓展和应用。

2. 技术演进与发展历程

2.1. 初始时期(20 世纪 90 年代~2005 年):这一阶段传统的计算机辅助诊断手段开始崭露头角

可追溯至 20 世纪 90 年代,智能识别技术便开始在皮肤疾病诊断领域得到应用,1999 年,Bono 等人推出了知名的 ABCD 体系(不对称性、边界、颜色和维度),此体系借助分光光度剖析技术,后续自动化诊断的基础,由对皮肤病变的尺寸、颜色、边界以及不对称性开展的量化评估所奠定[10]。

研究人员在技术演进的初始时期,将主要注意力投向特征抽取与模式辨别算法的研发,2007 年,Fikrle 与 Pizinger 研制出基于数字图像处理的皮肤镜图像解析体系[11]。此体系借助算出病变的面积与周长之比,来辨别良性痣和恶性黑色素瘤,这一方法在 260 份皮肤病变样本上初步获得了成效,Haniffa 等人研制出了分光光度皮肤内分析装置,此装置能够于黑色素瘤筛查门诊进行即时诊断工作,为临床运用给予了核心参考[12]。

在这个阶段,计算机辅助诊断(CAD)体系主要借助传统的图像加工与机器学习算法,辅助诊断工作是通过皮肤病变的形态学特性进行剖析来实施的[13],早期的系统大量运用了像线性判别分析、支持向量机(SVM)这类传统的机器学习手段。

2.2. 2012 年~2016 年:深度学习技术的突破与兴起

2012 年,深度学习技术取得重大突破,这为生物医学工程领域应用智能识别技术带来了具有革新性的变化,借助卷积神经网络(CNN)的有效应用,计算机可自主进行学习并提炼图像中的复杂特征,从而让皮肤病变识别的精确性大幅提升[14]。

2016 年,国际皮肤影像合作组织(ISIC, International Skin Imaging Collaboration)首度举办竞赛活动,给此领域构建了至关重要的技术评测平台[15]。在这届挑战赛中,和 8 位资深皮肤科医生相比,25 个参赛团队所采用的自动化算法,在黑色素瘤诊断方面,较人类医生显著更有优势,这一具有标志性意义的里程碑事件,正式标志着学术界对深度学习与皮肤疾病诊断范畴予以广泛的认可[16]。

深度学习模型在数据集搭建领域的训练,得到了大规模标注数据集出现所提供的极为关键的支持,多种用于标注训练和测试的皮肤病变类图像开始在 ISIC 数据集中积累,因其具有公开可获取的特性,该

领域技术的进步和方法间的比较得到了极大推动。

2.3. 2017 年到 2019 年期间：处于多模态融合探究以及深度学习临床证实的阶段

2017 年, Esteva 等人那具有标志性意义的研究成果被《Nature》杂志刊载出来, 他们依托 GoogleNet-Inception-v3 架构开展训练, 获得了一个涵盖 129,450 张临床影像的 CNN 模型, 深度学习在皮肤癌诊断里展现出的巨大潜力, 通过一个涵盖 2032 种各异病症的模型得到证明, 此模型在和 21 位皮肤科大夫的对照测试中, 呈现出相近的表现[17]。

在 2019 年, “问鼎皮肤 SkinReader”这一智慧诊断系统由鼎视智慧研发而成, 它构建起了具备高水准的黄种人皮肤镜影像资料库, 该系统在 ISIC 全球皮肤肿瘤 AI 诊断赛事里表现出色, 荣膺世界第二名、中国组第一名的优异成绩, 皮肤影像诊断运用 AI, 其准确率逾 90% [18]。

2.4. 2020 年~2023 年：多模态智能识别技术的成熟期

踏入 2020 年这一时代, 在生物医学工程范畴, 特别是皮肤健康管控领域, 多模态智能辨别技术被发掘出拥有极大的应用潜能, 常规的单模态手段有信息获取受限、诊断精准度不够等状况, 多模态整合技术把来自不同数据源的信息进行融合, 可得到更全面、准确的诊断结论。

大约在 2020 年, 多模态技术达成了从较为简易的双模态向更为繁杂的多模态整合的转变, 由北京大学第三医院研制的深度多模态融合网络(DMFN)把高频超声影像和临床近景影像加以整合, 在二元分类里, AUC 值达到了 0.876; 在多类分类时, AUC 值实现了 0.707 [19]。

在 2021 到 2022 这一时间段, 跨模态图像生成技术达成了核心性的进展, 程安雄等学者提出了一种基于生成对抗网络(GAN)的面部皮肤图像转化方法, 该方法可在不借助 UV 成像设备的状况下生成 UV 图像[20]。通过条件生成对抗网络, Kojima 等人研发的 UV-photoNet 系统能够从彩色照片影像生成合成 UV 影像, 合成 UV 影像与真实 UV 影像里色素斑的面积展现出极高相关性(皮尔逊相关系数 0.92) [21]。

2022 年期间, 皮肤健康管理领域里多模态技术的应用得到了更为深度的拓展。移动端能够借助旷视科技的 FaceStyle AI 测肤系统, 开展科学且精确的肤质剖析, 该系统具备肌肤干油性剖析、敏感度剖析、色素沉着剖析、衰老剖析、痤疮检测等功能, 至多可针对 30 个维度的 4 大类肤质项目开展数值化的评估 [22] [23]。

2023 年里, AI 技术在美容护肤领域达成了创新性应用, 上海家化推出一款依托海量中国人肤质数据的 AI 测肤程序, 该程序运用人脸关键点识别技术对肌肤各项指标展开分析, 还和佰草集、双妹等品牌的产品库进行了整合。

2.5. 2024 年至今：多模态大模型与智能化新阶段

自 2024 年开始, 智能识别技术在生物医学工程范畴的核心演进方向由多模态大模型技术所代表, 如同 PanDerm 这般多模态基础模型所取得的成果, 为该领域开创了全新的技术路径。利用自监督式学习, 对 PanDerm 展开预训练, 所采用的是源自 11 家临床单位、包含四种成像模式的超 200 万张现实世界皮肤病影像, 在 28 项不同的基准测验中, PanDerm 均实现了最前沿的性能表现[24]。

在 2024 年到 2025 年期间, Tang 和 Lasser 提出了一种具备参数高效性的多模态架构, 此架构采用共享编码器参数的形式来开展多模态特征的学习工作, 并且保留特定模态的分类器, 使得模型的参数能够显著降低。

2025 年, 由 Xu 等人开发的 RemixFormer++体系呈现出了此领域的前沿技术水平, 此系统运用了富有创意的三分式架构, 在四个单模态的数据组里展现出超凡表现。在一个规模庞大的内部数据集中, 该

数据集涵盖 12 种极为常见的皮肤肿瘤和 10,351 位患者，系统实现了 92.6% 的整体分类准确度[25]。

截至 2026 年，全球首台高光谱 AI 测肤仪由全球顶尖的皮肤学术研究机构和椰尔科技实验室共同推出，它凭借 VSKIN4.0 算法，以 42 亿组智能配方和 1024 种肌因图谱作为核心要素，可实时生成肌肤的全景诊断图。

3. 核心技术方法与应用场景

3.1. 多模态智能识别技术

3.1.1. 技术架构与原理

多功能智能诊断系统的突出优势是综合利用多模态的不同来源的皮肤健康信息，弥补单一检查方法的缺陷，从而提高对皮肤的识别能力、检测能力以及诊断的准确率和可靠性。在皮肤健康管理及疾病诊断上，它融合的信息主要有以下几种类型。一是基础常规信息，包含病人的年龄、性别、病史等元数据以及可见光的临床照片、皮肤镜图片、高频超声图像、病理切片等传统的影像资料。二是专项的基础补充信息，即各种靶向的成像与检测手段所获得的特殊数据，这些手段能够检测到普通的检测手段所不能发现的皮肤信息，在不同的检测环境下具有不同的用途，是多功能诊断系统实现落地使用的前提条件。主要有双向成像的技术、多光谱成像的技术、高清超声成像的技术、生物电阻抗测量的技术等。各个专项的检测所获取的特殊数据与传统的影像资料、病人的基本资料相互配合形成互补，从纹理上、形态上、化学上、生理上多方面对皮肤的健康进行信息输出，在有效率的集成多个来源的数据基础上，使得信息叠加强化，相互作用从而建立起完整的皮肤检测系统。

各专项技术作为多模态系统的重要补充信息源，其工作原理、输出内容以及对系统的支持作用如下：双相成像技术是皮肤纹理检测的主要技术手段，库拉等人设计的双相成像设备可以精确地采集到成像条件与皮肤外观之间的关系[26]，建立涵盖正常皮肤、各种病损皮肤的双相检测资料库，就可以得到标准化、高度匹配的皮肤纹理特征数据。对于多模态系统的皮肤纹理鉴别模块是专属数据来源，有效地解决了传统成像方法纹理提取不完整、不精确的问题。多光谱成像技术是以光谱的方法进行皮肤的检测，研究者们利用这种原理发明了一些专用的皮肤检测装置，打破了传统 RGB 成像技术只能获取到皮肤表面的视觉信息的局限，可以获取到皮肤中的色素含量、生化成分、血管分布等深层次信息[27]，在多模态系统中加入了可见光无法体现的皮肤生化方面的信息，丰富了多模态系统的深度层面。Chirikhina 等人将接触电容成像及高分辨率超声成像相结合，结合机器学习算法对皮肤特性进行深层次的分析，能够达到 83.8% 的皮肤疾病诊断准确率。对于多模态系统而言能够获得精确的皮肤厚度、病灶深度、皮肤分层等信息，在皮肤深层组织探测以及病情程度分级上具有不可替代的作用。生物阻抗检测技术主要是用于皮肤的生理状况的检测，在精确测量皮肤电阻抗参数的基础上能够科学地反映皮肤屏障功能及含水量等基本生理状况。利用机器学习的方法对检测数据进行智能解析，可以对不同类型的皮肤进行准确的分类。对于多模态系统来说可以获取到新的皮肤生理方面的数据，完善了系统对于皮肤的综合判断能力。

在技术架构设计以及数据融合方面，为了能够充分发挥多种来源、不同格式的数据的价值，学者们提出了各种创造性的融合方法，极大地提高了多模态特征学习以及模型融合的整体效果。其中最著名的是 Tang 和 Lasser 提出的基于参数化的多模态框架，Wang 等人提出的 AM-FAM 融合方法[28]。目前已经很完善的方法可以把从双摄成像、多光谱成像、高精度超声成像、生物阻抗检测得到的纹理、生化、结构、生理方面的特定信息与常规的影像学信息以及患者的基本情况结合起来。通过机器学习的方式嵌入到多模态的融合架构之中来实现多源异构数据的统一特征提取、学习以及融合的过程，大大地加强了多模态的智能检测技术的准确性、有效性和稳定性，为以后的皮肤病智能化诊断奠定了良好的基础。

3.1.2. 在皮肤疾病诊断中的应用

在皮肤病症的诊断工作中,多模态的智能辨别技术展现出显著长处,于多模态的皮肤肿瘤分类领域,Xu 等人所研发的 RemixFormer++ 系统凭借三分支架构,实现了性能的增进,整体的分类精准度达到 92.6%。

各类专项成像及检测技术获取到的多种类型信息的结合也进一步完善了多模态智能识别方法的应用基础,在皮肤科疾病诊断应用方面有了很大提升。高分辨率超声成像与接触电容成像相结合后可以得到高分辨率的图像信息,加入到多模态系统中可以很好地提高系统在皮肤厚度测量、皮肤病灶深度评估、病灶层次定位等方面的准确率。另外,多光谱成像提取到的皮肤生化维度数据,双探头成像获取的高质量细节数据,生物电阻抗分析获取到的皮肤生理状态信息,加上常规的临床影像学检查结果以及患者基本信息进行综合分析之后就可以形成一个包含了皮肤表层纹理、中层结构、深层生化及整体生理状况在内的综合判断体系。克服了单一模态检测诊断的片面性和局限性,大大提升了皮肤科疾病的诊治全面性、精确性、可靠性。也是 Xu 等人设计的 RemixFormer++ 多模态皮肤癌分类器所采用的重要数据来源之一。

3.2. 跨模态图像生成技术

技术原理与方法

通过学习不同模态之间的映射关联来开展的跨模态图像生成技艺,是利用深度学习里的生成对抗网络(GAN)架构达成图像转变的,于皮肤健康管理范畴,该技术聚焦达成 UV 图像跟 RGB 图像彼此间的转换,同时还可进行临床图像与皮肤镜图像的风格转换操作。

在 RGB 转 UV 图像这个范畴,程安雄、Kojima、Jiang 等专家开展的相关学术探讨达成了高效且极富真实感的图像创造,给低成本的肌肤状态检测工作提供了技术助力。

3.3. 智能诊断系统

3.3.1. 系统架构与功能

在生物医学工程范畴里,智能诊断系统是智能识别技术的一项核心应用形式,此系统凭借对患者皮肤影像以及相关临床资讯的分析,实现疾病的自动诊断并提出医治建议[29],在当代智能诊断体系里,分层式架构规划经常被采用,其涵盖了数据收集层、特性提取层、决策推导层以及成果输出层。

在数据收集层,系统能够接纳多种成像装置接入,诸如专业皮肤观测镜、高频超声仪器以及智能手机摄像头等。

深度学习算法被系统在特征提取层运用,自动抓取皮肤病变的核心特性,北京大学国际医院研发了专门针对痤疮病变检测与分级的 AcneDGNet 系统,该系统整体准确率达到 89.5% [30]。

凭借机器学习算法以及临床知识图谱,诊断结果在决策推理层被系统生成,深度诊断体系(DLS)可高效辨别 26 种极为常见的皮肤疾患,在验证集合里,它达成了 0.93 的前三准确率和 0.71 的第一准确率。

3.3.2. 临床应用案例

在实际的临床运用中,智能诊断体系的成效与意义极为突出,北京协和医院团队研制出全球首个依托多模态人工智能的早期蕈样肉芽肿辅助诊断体系,该体系的独立诊断精准率达 82.20%,显著高于皮肤科医师的平均水准[31]。

由中日友好医院开展研发工作的优智 AI 系统[32],能够为基层医生提供强有力的支撑,在人机对比的过程中,它有着出色的表现,平均符合率达到了 90%,"问鼎皮肤 SkinReader"系统是由鼎视智慧打

造的，目前已和多家顶尖医院开展了合作，准确率始终稳固地保持在 90%以上[33]。

4. 国内外研究现状

4.1. 国外研究现状与技术水平

在生物医学工程范畴，有关智能识别技术应用的学术探讨，国外开展得较早，其整体技术水准处于领跑状态，2017 年斯坦福大学在《Nature》发布的皮肤癌 AI 诊断体系[34]、韩国在多模态和自监督学习领域开展的学术探究，还有欧洲巴斯克大学的 SegDT 分割体系，一同塑造了国际前沿的局面[24]。

国外研究呈现三大特点：可阐释 AI 的进步相当快速，多形式融合得到了广泛应用，大规模预训练模型亦顺利实施。

4.2. 国内研究现状与技术突破

中国 AI 皮肤病辅助诊断市场呈现出急剧的增长趋势，达成了飞速发展，本土化数据集和产学研协作的优势也得以构建，程安雄团队在跨模态图像生成领域、北京协和医院在蕈样肉芽肿辅助诊断方面、上海家化在消费级 AI 测肤方向都取得了进展。

5. 技术局限性与挑战

5.1. 数据质量与标准化问题

智能识别技术落地之际，面临的关键阻碍为数据质量与标准化，主要有四大难题存在，首先是数据偏差状况，训练数据大多来自欧美区域，并且以浅色肤质样本居多，目前的数据集大多是由菲茨帕特里克皮肤分型中 I~III 型浅色皮肤人组成的数据集，严重缺少 IV~VI 型深色皮肤的样本，然而深色肤质样本的短缺会明显提高误诊概率[35]。其二为标准化欠缺，于光照、角度与分辨率方面，不同机构、设备及操作人员所采集的图像存在显著差异，此极大地制约了模型的泛化效能，标注质量存在问题是第三点，因皮肤病诊断带有较强主观色彩，医生标注时差异显著，进而致使数据可靠性降低[36]。第四为数据环境单一，现有的数据大多是标准环境下的清晰皮肤病变图像，缺乏污渍遮盖、结痂、多发皮肤病变合并出现等各种情况的临床实例图片，导致数据整体质量偏低，降低了模型的适用性。

5.2. 算法可解释性与泛化能力

临床应用落地的核心障碍在于，算法的可阐释性欠佳且泛化效能不足，当下现存的可阐释方法难以满足临床决断的要求，深度神经网络模型中存在“暗箱”难题，目前主流 XAI (可解释人工智能)方法已经被应用到皮肤镜图像分析当中，但是在实际应用中存在较大缺陷，大部分算法给出的特征热力图、重要区域解读都不能很好地对应上皮肤科医生所重视的色素网、血管形态、病变范围、鳞屑的状况等主要的临床诊断标准，算法的决策基础和临床诊断思维相背离，无法做出准确的临床诊断。模型的泛化效能不佳，在跨越设备、场景和人群时，适配程度较低。在非训练的环境里，它的性能会大幅下降，尽管在标准数据集里展现出优异表现，然而当病变类型与成像条件发生改变之后，稳定性并不理想，参数量极大的模型让训练费用显著增加，还特别容易引发过度拟合的情况，即便运用正则化这类方法，在样本量较少的情况下，这个难题依旧难以得到彻底解决[37]。

5.3. 跨种族适用性与公平性挑战

技术在全球领域的普遍推行，受到了跨种族适用性和公平性相关议题的约束，训练数据集中肤色分布存在失衡情况，浅色皮肤样本的占比过大，此种情形造成了对深色皮肤患者诊断的精确程度偏低。多

数传统算法的优化主要围绕浅色皮肤进行, 基于菲茨帕特里克皮肤分型特点, 深色皮肤整体图像偏暗、黑色素浓度高, 病变部位与正常组织之间灰度值差极小, 影像细节不清, 鉴于深色皮肤病变的对比度不高。算法对于较暗肤色的图片容易造成皮损核心特征提取失败、皮损边缘分割不准确、小病变遗漏等具体问题, 无法及时准确地发现色素紊乱、血管异常等主要病变信息。AISIA 所推出的适配四种肤色的专门模型, 凭借定制化的光谱以及算法实现了对不同人种的精确匹配, 给出了可行的解决办法。

6. 未来发展方向与展望

综上所述, 目前皮肤智能诊断技术面临着数据质量及规范化缺失、算法缺乏可解释性、泛化性能较差、跨种族兼容性较低以及医疗公平性较低的诸多缺点与问题。而当前生物医学工程领域的智能诊断技术正向着这些难点不断更新改进, 从模型设计、硬件支撑、数据安全性、诊断方式等各个角度攻克技术难题, 使皮肤智能诊断技术从实验室研究发展到普及化、全面化、准确化的临床应用。多模态大模型成为了生物医学工程领域里智能识别技术的核心演进趋向。

把边缘计算和便携式装置整合起来, 这才是技术推广的关键所在, 像便携式高光谱皮肤检测仪这类硬件达成迅速迭代, 轻量级算法让繁杂的人工智能模型可于移动终端高效运转[38], “端-边-云”一体化架构成了主流趋势, 推动皮肤检测朝着居家化、即时化方向演进, 降低了医疗服务的准入门槛, 提高了远程医疗和基层场景服务的可获得性。

在联邦学习的支持下, 多机构协同开展的建模工作在不共享原始数据的状况下得以实现, 这一成果既兼顾了数据的价值, 又符合隐私合规要求, 为保障数据隐私和安全提供了解决办法, 对推动多中心临床研究以及精准医疗的落地发挥了支撑作用。

处在从“一次性诊断”往“动态化监测”转变过程里的范畴, 病灶变化预警系统与纵向影像数据集可显著提升早期筛查的精准程度, 该系统能够精准发现细微的病变情况, 在黑色素瘤的早期诊断方面效果突出, 突破像图像配准、变化检测这类难题, 达成皮肤健康在全生命周期的管控, 使健康模式从被动诊断变为主动预防。

7. 结论

系统梳理了智能识别技术在生物医学工程范畴, 尤其是和皮肤相关应用领域的研究现况、技术手段以及演进趋向, 本综述如是进行, 经对海内外相关学术探讨的详尽剖析能够察觉, 该领域的技术自早期常规的计算机辅助诊断, 渐次转变为由多模态大模型驱动的智能健康管控系统, 呈现出清晰的技术脉络和显著的迭代特征。以深度学习为关键的技术革新, 使得皮肤病症诊断的精准度达成并超越了人类专业医生的水准, 多模态融合如今已然成为该领域的关键发展趋向, 将多源影像与临床数据整合之后, 诊断的可靠程度显著提升。诸如 PanDerm 这类模型便证实了这一路径具备极大的潜力, 边缘计算、联邦学习、大模型、动态监测等技术会深度交融, 进而给皮肤健康的普惠医疗与精准管理提供更稳固的支撑。

基金项目

2025 年安徽省大学生创新创业训练计划项目(S202510368120); 2024 年安徽省大学生创新创业训练计划项目(S202410368150S); 2024 皖南医学院校级质量工程项目(WK2024DJ08)。

参考文献

- [1] 李茜瑶, 周莹, 黄辉, 等. 疾病负担研究进展[J]. 中国公共卫生, 2018, 34(5): 777-780.
- [2] 张政. 人工智能在皮肤病诊断中的应用[J]. 中国新通信, 2020, 22(24): 118-119.

- [3] 毛子骏, 刘子灵, 周光勇. 国际比较视野下机器人在医疗卫生领域的应用政策研究[J]. 科技管理研究, 2021, 41(10): 49-59.
- [4] 宛慧琴, 向蔓, 潘喆敏, 等. 多阅片者多病例设计在人工智能辅助阅片影像诊断试验评价中的应用[J]. 海军军医大学学报, 2025, 46(4): 504-510.
- [5] 张飘飘, 朱锦涛, 程恩慧, 等. 图像智能识别技术的研究现状与发展趋势[J]. 工业控制计算机, 2023, 36(5): 106-108.
- [6] 周飞燕, 金林鹏, 董军. 卷积神经网络研究综述[J]. 计算机学报, 2017, 40(6): 1229-1251.
- [7] 卢宏涛, 张秦川. 深度卷积神经网络在计算机视觉中的应用研究综述[J]. 数据采集与处理, 2016, 31(1): 1-17.
- [8] 李浩鹏, 周琬婷, 陈玉, 等. 基于域无关循环生成对抗网络的跨模态医学影像生成[J]. 数据与计算发展前沿(中英文), 2024, 6(2): 80-88.
- [9] 郑远攀, 李广阳, 李晔. 深度学习在图像识别中的应用研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(12): 20-36.
- [10] Bono, A., Tomatis, S., Bartoli, C., Tragni, G., Radaelli, G., Maurichi, A., *et al.* (1999) The ABCD System of Melanoma Detection: A Spectrophotometric Analysis of the Asymmetry, Border, Color, and Dimension. *Cancer*, **85**, 72-77. [https://doi.org/10.1002/\(sici\)1097-0142\(19990101\)85:1<72::aid-cnrcr10>3.0.co;2-q](https://doi.org/10.1002/(sici)1097-0142(19990101)85:1<72::aid-cnrcr10>3.0.co;2-q)
- [11] Fikrle, T. and Pizinger, K. (2007) Digital Computer Analysis of Dermatoscopic Images of 260 Melanocytic Skin Lesions; Perimeter/Area Ratio for the Differentiation between Malignant Melanomas and Melanocytic Nevi. *Journal of the European Academy of Dermatology and Venereology*, **21**, 48-55. <https://doi.org/10.1111/j.1468-3083.2006.01864.x>
- [12] Haniffa, M.A., Lloyd, J.J. and Lawrence, C.M. (2007) The Use of a Spectrophotometric Intracutaneous Analysis Device in the Real-Time Diagnosis of Melanoma in the Setting of a Melanoma Screening Clinic. *British Journal of Dermatology*, **156**, 1350-1352. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2133.2007.07932.x>
- [13] 梅厦锦, 巫笠平, 张文新, 等. 基于超轻量实时分割网络的皮肤病变图像分割方法[J]. 传感技术学报, 2025, 38(10): 1784-1792.
- [14] 赵宇豪. 基于深度学习的皮肤病图像分割与辅助诊断技术研究[D]: [硕士学位论文]. 大连: 大连交通大学, 2025.
- [15] Gutman, D., Codella, F.C.N., Celebi, E.M., *et al.* (2016) Skin Lesion Analysis toward Melanoma Detection: A Challenge at the International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI) 2016, Hosted by the International Skin Imaging Collaboration (ISIC).
- [16] Marchetti, M.A., Codella, N.C.F., Dusza, S.W., Gutman, D.A., Helba, B., Kalloo, A., *et al.* (2018) 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. *Journal of the American Academy of Dermatology*, **78**, 270-277.e1. <https://doi.org/10.1016/j.jaad.2017.08.016>
- [17] Esteva, A., Kuprel, B., Novoa, R.A., Ko, J., Swetter, S.M., Blau, H.M., *et al.* (2017) Corrigendum: Dermatologist-Level Classification of Skin Cancer with Deep Neural Networks. *Nature*, **546**, Article No. 686. <https://doi.org/10.1038/nature22985>
- [18] Combalia, M., Codella, N., Rotemberg, V., Carrera, C., Dusza, S., Gutman, D., *et al.* (2022) Validation of Artificial Intelligence Prediction Models for Skin Cancer Diagnosis Using Dermoscopy Images: The 2019 International Skin Imaging Collaboration Grand Challenge. *The Lancet Digital Health*, **4**, e330-e339. [https://doi.org/10.1016/s2589-7500\(22\)00021-8](https://doi.org/10.1016/s2589-7500(22)00021-8)
- [19] Zhu, Q.A., Wang, Q., Shi, L.Y., *et al.* (2024) A Deep Learning Fusion Network Trained with Clinical and High-Frequency Ultrasound Images in the Multi-Classification of Skin Diseases in Comparison with Dermatologists: A Prospective and Multicenter Study. *eClinicalMedicine*, **67**, Article 102391. <https://doi.org/10.1016/j.eclinm.2023.102391>
- [20] 程安雄. RGB-UV 皮肤图像转换及其肤质评估方法研究与实现[D]: [硕士学位论文]. 武汉: 武汉理工大学, 2023.
- [21] Kojima, K., Shido, K., Tamiya, G., Yamasaki, K., Kinoshita, K. and Aiba, S. (2021) Facial UV Photo Imaging for Skin Pigmentation Assessment Using Conditional Generative Adversarial Networks. *Scientific Reports*, **11**, Article No. 1213. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-79995-4>
- [22] Ou, C., Zhou, S., Yang, R., Jiang, W., He, H., Gan, W., *et al.* (2022) A Deep Learning Based Multimodal Fusion Model for Skin Lesion Diagnosis Using Smartphone Collected Clinical Images and Metadata. *Frontiers in Surgery*, **9**, Article 1029991. <https://doi.org/10.3389/fsurg.2022.1029991>
- [23] Cai, G., Zhu, Y., Wu, Y., Jiang, X., Ye, J. and Yang, D. (2022) A Multimodal Transformer to Fuse Images and Metadata for Skin Disease Classification. *The Visual Computer*, **39**, 2781-2793. <https://doi.org/10.1007/s00371-022-02492-4>
- [24] Yan, S., Yu, Z., Primiero, C., Vico-Alonso, C., Wang, Z., Yang, L., *et al.* (2025) A Multimodal Vision Foundation Model for Clinical Dermatology. *Nature Medicine*, **31**, 2691-2702. <https://doi.org/10.1038/s41591-025-03747-y>

- [25] Xu, J., Huang, K., Zhong, L., Gao, Y., Sun, K., Liu, W., *et al.* (2024) Remixformer++: A Multi-Modal Transformer Model for Precision Skin Tumor Differential Diagnosis with Memory-Efficient Attention. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, **44**, 320-337. <https://doi.org/10.1109/tmi.2024.3441012>
- [26] Cula, O.G., Dana, K.J., Murphy, F.P. and Rao, B.K. (2004) Bidirectional Imaging and Modeling of Skin Texture. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, **51**, 2148-2159. <https://doi.org/10.1109/tbme.2004.836520>
- [27] Ilişanu, M.A., Moldoveanu, F. and Moldoveanu, A. (2023) Multispectral Imaging for Skin Diseases Assessment—State of the Art and Perspectives. *Sensors*, **23**, Article 3888. <https://doi.org/10.3390/s23083888>
- [28] Wang, Y., Feng, Y.Q., Zhang, L., Zhou, J.T., Liu, Y., Goh, R.S.M., *et al.* (2022) Adversarial Multimodal Fusion with Attention Mechanism for Skin Lesion Classification Using Clinical and Dermoscopic Images. *Medical Image Analysis*, **81**, Article 102535. <https://doi.org/10.1016/j.media.2022.102535>
- [29] 韩俊萍, 吕波, 苏存锦, 等. 基于 AHM-TOPSIS 法的奥赛利定临床合理用药评价标准的建立与应用[J]. 中国现代应用药学, 2026, 43(6): 957-963.
- [30] Gao, N., Wang, J., Zhao, Z., Chu, X., Lv, B., Han, G., *et al.* (2025) Evaluation of an Acne Lesion Detection and Severity Grading Model for Chinese Population in Online and Offline Healthcare Scenarios. *Scientific Reports*, **15**, Article No. 1119. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-84670-z>
- [31] Liu, Z., Zhang, Y., Wang, K., Xie, F. and Liu, J. (2025) Early Diagnosis Model of Mycosis Fungoides and Five Inflammatory Skin Diseases Based on a Multimodal Data-Based Convolutional Neural Network. *British Journal of Dermatology*, **193**, 968-977. <https://doi.org/10.1093/bjd/ljaf212>
- [32] 沈长兵, 李承旭, 沈雪, 等. 基于皮肤影像大数据的皮肤病人工智能系列产品研发与应用[J]. 中国数字医学, 2019, 14(3): 22-25.
- [33] Ba, W., Wu, H., Chen, W.W., Wang, S.H., Zhang, Z.Y., Wei, X.J., *et al.* (2022) Convolutional Neural Network Assistance Significantly Improves Dermatologists' Diagnosis of Cutaneous Tumours Using Clinical Images. *European Journal of Cancer*, **169**, 156-165. <https://doi.org/10.1016/j.ejca.2022.04.015>
- [34] Esteva, A., Kuprel, B., Novoa, R.A., Ko, J., Swetter, S.M., Blau, H.M., *et al.* (2017) Dermatologist-Level Classification of Skin Cancer with Deep Neural Networks. *Nature*, **542**, 115-118. <https://doi.org/10.1038/nature21056>
- [35] Daneshjou, R., Vodrahalli, K., Novoa, R.A., Jenkins, M., Liang, W., Rotemberg, V., *et al.* (2022) Disparities in Dermatology AI Performance on a Diverse, Curated Clinical Image Set. *Science Advances*, **8**, eabq6147. <https://doi.org/10.1126/sciadv.abq6147>
- [36] Mehta, D., Primiero, C., Betz-Stablein, B., Nguyen, T.D., Gal, Y., Bowling, A., *et al.* (2025) Multi-Task AI Models in Dermatology: Overcoming Critical Clinical Translation Challenges for Enhanced Skin Lesion Diagnosis. *Journal of the European Academy of Dermatology and Venereology*, **39**, 2121-2133. <https://doi.org/10.1111/jdv.20551>
- [37] 杨荟禾, 俞顺. 磁共振成像在中轴型脊柱关节炎骶髂关节结构性病变评估中的研究进展[J]. 磁共振成像, 2025, 16(7): 202-208.
- [38] 张祺悦. 数字信任视角下轻量化工具重构农产品直播供应链机制研究[J]. 中国商论, 2026, 35(8): 82-86.