

中医舌诊设备设计与开发研究概述*

张亚坤¹, 崔子龙¹, 赵 硕¹, 封雅颂¹, 王 硕¹, 王 丹²,
方朝义^{1,3}, 王少贤^{1,3**}

(1. 河北中医药大学 石家庄 050200; 2. 森思泰克河北科技有限公司 石家庄 050200;
3. 河北省数智中医诊法重点研究室 石家庄 050091)

摘 要:传统中医舌诊优势明显,但其主观性强,易受环境影响,缺乏统一标准的问题,极大影响着诊断结果的客观性和准确性,且难以融进现代科学体系。因此,研发舌诊设备,客观、规范地提取舌象信息,并模拟人脑思维构建中医舌象-病证客观诊断模型,推进中医舌诊的定量化、数智化研究,成为未来发展的趋势。本文通过梳理中医舌诊设备的研究现状与应用前景,以为该领域的研究与应用提供方法参考和研究思路。

关键词:舌诊 诊断设备 客观化 智能化

DOI: 10.11842/wst.20240726001 CSTR: 32150.14.wst.20240726001 中图分类号: R241.25 文献标识码: A

舌诊是中医望诊的重要内容,具有便捷、无创以及动态观察等优势,临床中医生通过观察患者的舌象,对评价其身体的气血津液、五脏六腑病变、邪正盛衰、病位深浅、病势进退,以及预后转归等皆具有重要意义^[1]。舌诊设备是在中医舌诊理论指导下,通过高清晰度成像和数字图像处理、分析等技术,对患者的舌像进行客观化分析,并得出相应结论,从而辅助医生进行诊断和治疗^[2]。20世纪90年代以来,伴随着计算机技术发展和医工学科的交叉研究,计算机视觉、图像处理、深度学习等技术逐渐引入中医舌诊设备的研发,研究人员围绕舌像的采集、处理、分析以及模型构建展开了系列研究^[3]。

1 舌图像的采集

舌诊设备的基石在于舌图像的采集,高精度、特征信息丰富的舌像获取需要依靠合适的图像采集设备和采集环境来实现。以获取高质量舌像为出发

点,30余年的舌诊现代化技术研究,采集设备不断向高分辨率、动态观察、多维度迭代,采集环境逐渐趋于标准化^[2]。

1.1 采集设备

常用的采集设备主要有数码相机、单反数码相机、摄像头等高清摄像设备^[4]以及高光谱技术和三维重建技术,其由计算机进行控制拍摄,这种自动化的采集方式有助于避免人为因素产生的误差,并且可以实时捕捉到舌的各种特征信息。

1.1.1 高清摄像设备

数码相机与普通相机在胶卷上靠溴化银的化学变化来记录图像的原理不同,数码相机的传感器是一种光感应式的电荷耦合器件(CCD)或互补金属氧化物半导体(CMOS),其可以将光学影像转换成电子数据,再传输到计算机进行处理分析^[5]。数码相机可捕捉瞬间的静态图像,对舌色、舌形等有较高的成像质量^[6-7],但其难以满足对颤抖舌等舌态的观察。高清摄像头则针对动态视频的拍摄进行了优化,通过连续的视频

收稿日期:2024-07-26

修回日期:2024-11-26

* 河北省科技厅中医药量化研究创新专项(246W7702D):中医AI辅助诊断设备关键技术与应用研究,负责人:方朝义;石家庄市科学技术局中医药量化设备装备研发专项(243790333A):中医AI辅助诊断设备关键技术与应用研究,负责人:方朝义;河北省中医药管理局河北省中医药重点研究室“数智中医诊法重点研究室”,负责人:王少贤。

** 通讯作者:王少贤(ORCID:0000-0002-5994-911X),教授,博士生导师,主要研究方向:中医病证基础与数智中医诊法研究。

帧来捕捉和记录动作,但其静态图像质量通常不如数码相机,因此目前多采用高性能的数码相机以静态多帧的方式来满足对动态舌的观察^[2]。当前数码成像方式是由红光(R,700 nm)、绿光(G,546.1 nm)、蓝光(B,435.8 nm),3个单色光(RGB)通道叠加而成,而其他范围的光谱信息则无法采集,不可避免地失去许多舌色客观化的特征信息^[8]。因此,高光谱技术被引入舌图像的采集当中。

1.1.2 高光谱技术

高光谱技术融合了成像技术和光谱技术,可同时获取生物组织的二维几何空间信息和一维光谱信息的连续窄波段图像数据,兼具高分辨率成像能力和光谱分析能力^[9]。与传统成像技术相比,高光谱技术具有采集更丰富的舌象波段信息的优势,可以最大程度地模拟医生观察患者舌体时的真实光谱反射场景^[10]。但高光谱相机数据冗余度高、信噪比低和非线性问题增强等技术问题,以及成本昂贵、体积大、扫描时间长、成像速度慢等现实问题成为制约其广泛应用的主要原因。

当前舌像的客观化研究,多基于二维图像进行分析,对舌苔厚度、点刺高度、齿痕深浅等立体信息则难以描述。三维成像技术的引入有望解决这一问题。

1.1.3 三维立体成像技术

目前常见的3D成像技术有双目立体视觉法、光度立体法、飞行时间法以及结构光法等。双目立体视觉法的核心是模拟人类的双目视觉系统,即通过两个或多个镜头从不同的视角拍摄同一场景,通过对拍摄到的图像进行匹配和计算,最终得到每个点的深度信息。郭丹等^[11]基于此方法进行三维舌表面重建,其成像结果可分辨出点刺、齿痕等细微结构。蔡轶珩等^[12]基于光度立体法设计了对舌体的三维动态信息采集系统,该方法主要基于朗伯反射模型,利用多个光源照射舌体,并从不同方向捕捉其表面反射的光强信息,从而推算出舌体表面的法向量、纹理反射率和高度信息。飞行时间法^[13]主要通过发射光脉冲到被测物体上,然后接收从物体反射回来的光脉冲,通过计算光脉冲的飞行时间来确定被测物体离相机的距离,从而推算出舌面的高度信息。结构光法^[14]基于光学三角测量原理,利用投影设备将特定结构光投射到被测物体上,形成相应的光条或图案,再通过摄像机捕捉这些经物体表面调制后的光条或图案,从而计算出物体

的三维轮廓信息。

综合来看,双目立体视觉法可提供高分辨率的三维图像,并且利用物体本身的特征变化进行深度计算,无须主动光源投射,但对算法要求较高,需要大量CPU/ASIC演算。光度立体法同样具有较高分辨率,且无须主动投射,但为了获得足够的光照变化,光度立体法需要从不同的角度和光照条件下拍摄多张照片,增加了操作的复杂性和时间成本。飞行时间法的优势是可以实时快速地计算深度信息,且设备小巧,与立体相机相比,飞行时间法不需要复杂的相关性算法,处理速度较快,但与其他高精度成像设备相比其分辨率相对较低。结构光法则在具备结构小巧、功耗低等优点的同时可以实现毫米级的高分辨率成像,但其投射的编码图案易受物体表面特性影响,如舌表面津液等反光物体可能会影响测量结果。

1.2 采集环境

良好的采集环境是保证舌像质量的基础,稳定、均匀且模拟自然光线的照明条件,对后期颜色校正和舌像分析具有重要作用。目前舌诊仪的采集环境多为箱体式、积分球式^[15]的相对封闭空间,内置稳定光源。常用的人工光源有荧光光源、卤钨灯、发光二极管等^[4]。为了实现在不同设备、材料和媒介之间颜色的准确交流、匹配和复制,国际照明委员会(International Commission on Illumination)规定了系列用于颜色测量和视觉评估标准光源。其中CIE标准光源D系列是其推荐的基于自然光的光源,包括CIE D50(代表北方天空的光,相关色温为5003K)、CIE D55(代表平均日光,相关色温为5503K)、CIE D65(代表平均北方天空光,相关色温为6504K)、CIE D75(代表北方天空的偏冷光,相关色温为7500K)。目前CIE标准光源(D65光源),因其色温更符合医生临床观察的真实环境,常作为舌诊仪内置光源^[16]。

尽管D65等光源作为标准的自然光源,但其与真实的自然照明条件还有明显不同,此外,光源的布置方式、距离等条件也是采集环境设计应考虑的重要因素^[17]。

2 舌图像的预处理

舌图像的预处理是舌诊客观化的关键步骤,指通过图像降噪、颜色校正、舌体分割等一系列图像处理技术来提高图像质量的过程,为后续的舌诊分析准备

可靠的标准化数据。

2.1 舌图去噪

在舌图像的获取和信号传输的过程中,受传感器材料属性、传输介质以及存储设备等多种因素影响,不可避免地会对舌图像产生干扰信号,这种干扰信号被称为噪声。舌图降噪是利用计算机视觉和图像处理技术去除舌图像中的噪声,同时保留重要的诊断特征,以提高后续舌像分析的准确性和效率。常用的图像去噪方法有传统基于特征滤波的方法如均值滤波、中值滤波、高斯滤波等。马璐等^[18]对均值滤波、中值滤波、高斯滤波、NLM滤波进行实验比较,发现NLM滤波在处理类似高斯噪声方面的效果最好,在面对类似椒盐噪声这类的噪声时,表现最好的是中值滤波。随着深度神经网络的不断发展与改进,基于深度学习的图像去噪算法逐渐成为当前研究和应用的主流方法,其在性能上已经远优于传统方法^[19]。刘为相等^[20]提出一种基于深度字典学习算法(DKSVD)的舌像去噪方法,该方法在去除高斯噪声和椒盐噪声方面皆表现良好。采用深度学习的图像去噪效果优异,但目前多应用于低剂量CT^[21]、高光谱图像^[22]、遥感图像^[23]等领域,在舌像去噪方面则应用尚浅,未来有望加强此方面的研究。

2.2 颜色校正

由于采集设备、成像条件、光照和显示等多种因素的影响,采集到的舌图像颜色与真实颜色之间存在失真情况,因此需要调整图像数据以准确匹配原始场景,确保在不同设备和媒介上呈现的颜色与实际场景保持一致。目前常见的校正方法有标准色卡、灰度世界、完美反射、神经网络等。

标准色卡法指通过设计标准色卡并将舌象与色卡同时拍摄,通过多项式回归^[24]和支持向量机^[25]等算法,建立颜色标准数据与实际采集数据之间的映射模型,进行颜色校正。这种方法适用于对实时性要求较高的场景,如开放环境下的在线颜色校正。康志梅等^[26]在舌像采集中,引入标准色标卡并采用多项式回归算法对舌图像进行颜色校正,发现该方法相比于完美反射算法、灰度世界算法、偏色检测及颜色校正算法的校正结果更准确。神经网络法^[27]是利用其强大的非线性拟合能力,来建立输入颜色空间到输出颜色空间的映射关系,赵晓梅等^[28]利用基于此设计了一种基于CS(布谷鸟搜索)-BP的舌像颜色校正算法,该方法

比多项式回归及传统BP神经网络的校正效果得到明显提高。

此外,不同的光源和设备对颜色产生的影响不同,因此在颜色校正时还应考虑光源的类型、颜色温度 and 不同设备对颜色的响应差异,并进行相应的校正处理。

2.3 舌体分割

舌体分割是将舌体从背景图像中剥离出来的过程。舌体分割可以有效地减少背景干扰,使计算机更清晰地识别舌体颜色、形态、纹理等特征,是后续舌像分析的基础。当前常用的舌体分割方法有基于图像特征、动态轮廓模型等传统图像处理方法以及基于深度学习的各类网络模型等。

2.3.1 基于图像特征的舌体分割方法

基于图像特征的舌体分割方法主要有阈值法、边缘检测等。阈值分割^[29]是根据图像灰度特征,利用舌体与背景二者像素值的差异,设定合适阈值来区分舌体和背景的方法。然而,由于舌体与周围皮肤或嘴唇的色彩相近,使用简单的阈值方法往往难以达到理想的分割效果。边缘检测是通过检测图像边缘的突变来定位舌体轮廓。钱耀宇^[30]用全局门限法和Sobel算法检测到舌像的水平和垂直边缘并用腐蚀算法进行优化,在其实验中可对87.5%的舌体图像进行边缘识别。

基于图像颜色特征的划分方法,实现相对简单,不需要复杂的预处理步骤,在早期的舌图分割中较为常见。但在实际应用中,由于脸部、嘴唇和舌头的颜色较为接近,该类方法的不稳定性较大,分割准确性有待提升。

2.3.2 基于动态轮廓模型的分割方法

20世纪80年代后期,Kass等^[31]提出了二维可变模型的概念,又称为Snake或动态轮廓模型。该方法通过动态优化能量函数,结合内部能量和外部能量的控制,实现了对目标物体边缘的稳定逼近,在用于图像分割时,其稳定性、精确度等方面较基于图像特征分割的方法有所提高。但由于嘴唇和舌体部分的纹理和颜色比较接近等问题,直接采用Snake模型提取舌体轮廓同样很难达到理想分割结果,高清河等^[32]则先采用中值滤波和二值化处理的方式得到舌体的初始化轮廓线,然后采用其改进的GVF Snake模型对初始化轮廓线进行边缘修正,得到了较好的效果。

利用图像像素值特性和一些特定算法的方法在早期舌像分割中较为常见,但其稳定性和性能在实际应用中多难以达到临床需求,且需要人为辅助^[29]。因此,利用新的图像处理技术提升分割方法的精准度和自动化程度具有重要研究意义。

2.3.3 基于深度学习的网络模型

近年来,随着大数据技术的成熟、计算机算力等的提高,深度学习开始被广泛提及。鉴于其在图像处理方面的强大能力,研究者们将其作为一种新的方法,引入舌体分割领域,并逐渐成为该领域的研究热点。目前用于舌体分割的深度学习方法有卷积神经网络(Convolutional neural network, CNN)、全卷积网络(Fully convolutional network, FCN)、卷积模型与图形模型、基于编解码器的模型、基于区域卷积网络模型、扩张卷积模型结构以及迁移学习等。

对比分析,卷积神经网络如VGG-Net^[33]、ResNet^[34]等,是深度学习中应用最广泛的架构之一,通过卷积层、池化层和全连接层的组合,实现对图像的特征提取和分类。但在实际应用中对于像素级的精确分割任务,传统CNN可能不够精细。而全卷积网络^[35]通过将CNN中的全连接层替换为卷积层,使得网络可以接受任意大小的输入图像,并输出同样大小的分割图。保留图像的空间信息,实现端到端的像素级预测。FCN以其全新的思路开辟了新的图像分割方向,成为图像分割领域的里程碑式进展^[36],但也存在一定局限性,加上采样结果较为模糊和平滑,对图像中的细节不敏感,对各个像素进行分类时,没有充分考虑像素与像素之间的关系,忽略了在通常基于像素分类分割中使用的空间规整步骤,缺乏空间一致性等。全卷积网络忽略了潜在有用的上下文语义信息,而一些图形模型如马尔可夫随机场(MRF)的引入^[37],有望解决这一问题。卷积模型侧重提取图像的局部特征,图像模型侧重图像中像素之间的空间关系建模,通过二者结合起来提升分割的准确性和鲁棒性。基于编解码器的模型如U-Net^[38]、SegNet^[39]等,这类模型通常包含编码器和解码器两部分。编码器用于提取图像特征,解码器则将这些特征映射回原始图像空间,生成分割结果。其在医学图像分割中表现优异,能够处理图像的多尺度特征,提高分割精度。基于区域卷积网络模型^[40](R-CNN)及其变体(如Fast R-CNN、Faster R-CNN)通过候选区域生成和卷积神经网络的结合,实

现目标检测和分割,常用于通用目标检测任务,在特定场景下也可应用于舌体分割,但其计算复杂度较高,实时性较差。由于在深度卷积层中经过反复卷积和池化,网络特征图会逐渐缩小,一些舌体边界信息丢失,不利于获得平滑的舌边,扩张卷积模型^[41]结构则通过在卷积核中引入空洞的策略来扩大感受野,在保持分辨率的同时捕获更多上下文信息。深度学习模型的训练通常需要大量的数据,而在实际应用中数量丰富的舌象数据集却较难获得,迁移学习则利用预训练模型的知识,通过微调来适应新的任务或数据集,可以在数据有限的情况下发挥重要作用。

综合来看,基于深度学习的舌体分割技术在整体性能上优于基于图像特征和动态轮廓模型的舌体分割技术,能够更好地处理复杂的图像特征,提高分割精度和自动化程度。然而,也需要注意到深度学习技术对数据和计算资源的依赖性较高。在实际应用中,可以根据具体需求和条件选择合适的技术方案。

3 舌图像特征提取与分析

舌象的色泽、纹理、形态等特征对反映人体气血盛衰、津液盈亏、病邪性质及深浅等具有重要意义,因此运用图像分析技术对其进行客观、定量分析是舌诊设备的研发的重要步骤。

3.1 颜色特征

目前常用的颜色特征模型有RGB、HSV、Lab、HIS、YCrCb等^[42-43]。RGB(红绿蓝)模型为最常用的颜色空间,无须格式转换,即可直接对数码摄像机采集的舌象数据进行分析。但在舌诊的实际应用中,由于受光照等影响,直接使用RGB空间特征可能不是最佳选择。HSV(色相、饱和度、明度)颜色空间比RGB空间大,且更符合人类视觉系统对颜色的认知,其中色相反映了颜色的种类,饱和度反映了颜色的纯度,明度则反映了颜色的亮度。Lab(亮度、红色-绿色轴、黄色-蓝色轴)是一种不受设备干涉的颜色空间,其能够提供更为均匀的颜色分布。HIS(色调、亮度、饱和度)模型将可以将颜色信息从强度中分离出来,适合进行彩色特性检测与分析。YCrCb(明亮度、红色信号与亮度值之间的差异、蓝色信号与亮度值之间的差异)模型能够将亮度和色度信息分离,使得在仅有亮度信号的情况下,图像能以黑白显示。

3.2 纹理特征

舌象的纹理特征对反映舌苔的薄厚、腐腻,以及舌质的老嫩、裂纹等具有重要意义。在早期的舌图像纹理特征分析中,许家佗等^[44]提出了基于差分统计方法的舌象纹理特征的分析与识别方法,通过灰度差分统计方法从对比度、角度方向二阶矩、熵、平均值4个参数进行舌象纹理的量化和定义分类,为舌诊纹理分析提供了初步的探索。刘春雨^[45]对Gabor小波和小波变换提取纹理特征效果进行比较,发现使用Gabor小波方法能较好地分类舌面红刺。由于灰度共生矩阵的信息熵等纹理属性不具有视觉意义,而Tamura纹理中的所有属性皆可在视觉上呈现,因此李欢欢等^[46]采用Tamura纹理特征中粗糙度和对比度来对失眠患者的舌像进行描述。随着图像处理技术的发展,利用深度学习模型,如卷积神经网络(CNN),在不同层和不同尺度上自动学习纹理特征,可以一次性检测出舌面图像中点刺、齿痕和裂纹等多种不同尺度的纹理特征。李渊彤等^[47]对舌像纹理特征进行提取识别时根据舌像纹理特征的“无序”特性,提出了融合深度纹理编码网络和VGG16模型的纹理特征分类模型,其平均准确率可达到82%。孙常浩^[48]面向病证结合提出了一种基于Inception-V4+FRN结构的裂纹舌病症分类方法。

3.3 几何特征

舌象的几何特征对胖瘦、肿胀、老嫩等舌形辨别具有重要意义。早期的舌象几何特征提取,由于技术限制,特征提取多依赖于灰度值计算^[49]、边缘检测^[50]和区域分割^[51]等基础方法。这些方法对图像质量要求较高,且易受环境光照、舌头姿态等因素的影响。随着计算机视觉和图像处理技术的进步,研究人员开始应用活动轮廓模型^[52-53]等技术来定位舌头轮廓。近年来,深度学习技术的兴起以及三维重建技术^[54]的应用为舌象几何特征提取带来了新的突破。利用预训练的深度网络模型^[55-56](如VGG-Net、U-Net、ResNet等)进行特征提取,可以实现端到端的学习和特征映射,不仅提高了特征提取的效率,也改善了特征的可区分性和泛化能力。

4 基于舌诊的病证诊断模型构建研究

面向中医临床的实践需要,围绕中医诊断量化、数智化发展,借助人工智能等技术开展基于舌诊信息的疾病预测^[57]、体质辨识^[58]及证候分类^[59]模型构建

研究,成为未来智能舌诊发展的趋势。舌诊的模型构建通常包括数据集制备、模型的选择、训练与优化等步骤。

4.1 数据集制备

数据是研究的基础,同时也是模型训练和优化的重要资源,其质量直接影响后续模型的工作性能。如何构建高质量、大规模、多样性的舌像数据集对于提高舌诊模型的精度、泛化能力、鲁棒性、可解释性、缩短训练时长等皆具有重要意义。

目前,舌诊数据集的制备、储存尚未形成统一规范标准。在制备数据集时,应充分考虑到患者隐私保护的问题,需采取必要的措施保证被采集者的个人信息安全,数据来源应该尽可能广泛和多样化,包括不同年龄、性别、疾病类型、病情严重程度等人群的舌象数据,以保证系统的普适性和准确性。同时,还应考虑到数据采集的时间、地点、环境等因素对数据质量的影响。为增强数据的质量和可靠性,数据集需要适当地进行如去噪、增强、标准化等预处理操作。舌象的标注工作,应由多位专业的中医师完成,并确保标注的准确性和一致性。通过专业、标准的舌象标注,结合现代化图像分析等技术,可将舌红、苔黄等这些中医药领域的专属概念转化为数值形式,并对其进行定量的科学描述。

4.2 模型选择

选择合适的模型算法是确保舌诊模型性能和准确性的关键。在建立模型时,常用的模型建立方法主要有传统机器学习和深度学习等技术,需根据问题类型(如回归问题^[60]、分类问题^[61])、数据特性、数据量大小以及性能要求等方面选择合适的算法进行模型构建。

传统的机器学习算法,致力于追求利用机器模仿人类的思考逻辑,所以在低数据量和低维度的情况下占据了优势。常用的方法有决策树^[62]、支持向量机^[63]、随机森林等^[64],各自适用于不同的场景和问题。机器学习的优点在于可以在没有先验知识的情况下,从数据中自行发现规律和模式。然而,其也存在着一定的局限性,如对于复杂模式的处理能力和实时性方面还有待提高。神经网络是模拟人脑神经元连接方式的计算模型,通过训练来学习和识别模式,单纯的神经网络可以使用计算资源较少的较小数据集进行训练,但它们处理复杂数据的能力有限,深度学习则是其延

伸,通过构建多层神经网络来提高学习能力和精度,基于神经网络来模拟人类智能、解释数据、分类数据、发现潜在规律是深度学习的核心也是其脱胎于机器学习的核心。相比传统机器学习,深度学习可以在没有人类干预的情况下学习到事物背后的抽象规律,从而可以处理更形而上的问题。目前常用于图像识别、分类领域的深度学习架构有 VGG-Net^[65]、ResNet^[66]等,需根据具体数据量和需求选择合适的架构和层数。

4.3 训练与优化

在深度学习中,基于选定的算法构建框架后,则需要通过大量的舌像样本数据来训练神经网络,并随着迭代次数的增加,以改善各个节点权重和阈值,最终帮助网络提高其对现实数据模拟的准确性。与深度学习不同的是,传统机器学习在数据量受限时仍能表现出较好的性能,并且由于模型相对简单,其训练速度也相对较快。然而,这些算法通常需要较强的前提假设和较多的领域知识,特征工程对于最终模型的性能有着重要的影响。传统机器学习通过人为选择和构造特征来提高模型性能,是一项劳动密集型工作,但其建模后的释义,对于帮助舌诊算法改进,并指导中医临床具有重要意义。在具体训练中,二者大同小异,如皆需根据具体任务需求设计合适的损失函数;在优化算法选择方面,传统机器学习通常使用随机梯度下降(SGD)等较为简单的优化技术,而对于深度学习,优化问题变得更为复杂,常用的优化算法包括 Adam、RMSprop 和 SGD with momentum;最后,二者皆需在测试集上评估模型的准确率、精度、召回率等指标,了解模型的泛化能力和效果,同时发现其存在

的问题和不足,再经过反复训练和验证,调整模型参数,最终得到合适的诊断模型。

5 结语

中医诊断的整体观念、个性化、动态观察等理论超前,但实施这些理论的诊察手段则相对落后,成为制约其内部潜力无法全部发挥的主要原因^[67]。随着科技的不断进步和人们对健康需求的日益增长,中医舌诊设备的未来展望呈现出多元化、智能化、国际化的趋势。在技术融合与创新方面,中医舌诊设备正逐渐融入更多先进技术,如人工智能、物联网、云计算等。这些技术的融合将提升舌诊设备的智能化水平,实现远程诊断、个性化健康管理等功能。图像识别算法的进步也将进一步提高舌象分析的准确性和客观性,减少人为误差。随着中医舌诊设备的普及和应用,其标准化和规范化建设将更加重要。通过制定统一的技术标准和应用规范,可以确保舌诊设备在不同地区、不同医疗机构之间的一致性和可比性。这将有助于推动中医舌诊设备的广泛应用和国际化进程,提升中医在国际医学领域的地位和影响力。在应用领域方面,中医舌诊设备可不仅应用于传统中医诊所和医院,还将逐步扩展到家庭、社区等基层医疗机构。通过智能家居系统或移动应用,患者可以在家进行舌象采集并获取专业解读。同时,随着老龄化社会的到来和慢性病患者数量的增加,中医舌诊设备应重点发挥在疾病预防、早期诊断和健康管理等方面的优势。此外,中医舌诊设备还可以与其他医疗设备相结合,形成综合诊断系统,为临床提供更全面的信息支持。

参考文献

- 赵军,谢静华,师建平,等.中医舌诊探析.内蒙古中医药,2020,39(6):146-148.
- 王忆勤.中医诊断技术发展及四诊信息融合研究.上海中医药大学学报,2019,33(1):1-7.
- 江涛,屠立平,许家伦.中医舌象智能诊断技术研究述评及展望.中国中医药信息杂志,2024,31(7):182-187.
- 朱穆朗玛,燕海霞,钱鹏,等.基于图像信息采集的中医舌诊仪器硬件设计研究进展.世界科学技术-中医药现代化,2014,16(2):433-437.
- 王永刚,卫保国.基于数码相机的图像采集系统.测控技术,2000,19(5):17-19.
- 杨琚涵,咸楠星,张世祺,等.增龄相关的冠心病·痰瘀互结证患者舌象特征客观化研究.中华中医药学刊,2025,43(3):56-62.
- 夏雨墨,王庆盛,冯晓,等.分析冠状动脉介入术对冠心病气阴两虚证患者舌象特征的影响.世界科学技术-中医药现代化,2023,25(4):1462-1467.
- 张冬,张俊华,孟昭鹏,等.基于高光谱图像技术的中医舌诊客观化研究展望.中国中医基础医学杂志,2019,25(9):1324-1326.
- Wang Q, Zhang Y, Yang B. Development status of novel spectral imaging techniques and application to traditional Chinese medicine. *J Pharm Anal*, 2023, 13(11):1269-1280.
- 赵静,马贝,刘明,等.舌体高光谱的高血压患者中合并冠心病的筛查方法.光谱学与光谱分析,2022,42(2):512.
- 郭丹,王学民,王瑞云,等.基于双目立体视觉的舌重建.传感技术

- 学报, 2016, 29(9):1317-1322.
- 12 蔡铁珩, 张琳琳, 盛楠, 等. 基于光度立体法的中医舌体三维表面重建. 电子与信息学报, 2015, 37(11):2564-2570.
 - 13 魏加立, 曲慧东, 王永宪, 等. 基于飞行时间法的3D相机研究综述. 红外技术, 2021, 43(1):60.
 - 14 Bodin X, Thibert E, Sanchez O, *et al.* Multi-annual kinematics of an active rock glacier quantified from very high-resolution DEMs: an application-case in the French Alps. *Remote Sens*, 2018, 10(4):547.
 - 15 姜永超, 樊春玲, 明星, 等. 一体式中医舌象采集分析系统设计. 计算机测量与控制, 2018, 26(1):222-225.
 - 16 张婷, 王琳. 中医舌诊客观化研究进展. 实用中医内科杂志, 2024, 38(6):82-85.
 - 17 袁善敏, 钱鹏, 李福凤. 中医舌、面诊颜色校正方法研究进展. 中华中医药杂志, 2019, 34(9):4183-4185.
 - 18 马璐, 杨文飞. 关于数字图像处理中多种去噪方法的比较. 吉林工程技术师范学院学报, 2019, 35(9):92-94.
 - 19 赵紫娟, 强彦, 赵涓涓, 等. 图像智能处理方法在中医中的应用与挑战. 太原理工大学学报, 2022, 53(3):405-419.
 - 20 刘为相, 李灿, 张霞, 等. 基于字典学习的舌诊图像去噪研究. 中医药信息, 2024, 41(1):1-5.
 - 21 Choi K. Self-supervised learning for CT image denoising and reconstruction: a review. *Biomed Eng Lett*, 2024, 14(6):1207-1220.
 - 22 张俊, 谭耀鑫, 卢静静, 等. 基于深度学习的高光谱图像去噪综述. 南昌工程学院学报, 2024, 43(3):88-96.
 - 23 王浩宇, 杨海涛, 王晋宇, 等. 遥感图像去噪方法研究综述. 计算机工程与应用, 2024, 60(15):55-65.
 - 24 胡志阳, 谭佳源, 刘国华. 一种基于白平衡和多项式回归结合的中医望诊图像校正算法. 南开大学学报(自然科学版), 2022, 55(4):25-28, 37.
 - 25 黄勃, 袁肇凯. 基于色卡定制的舌象颜色校正研究. 中国中西医结合学会诊断专业委员会. 中国中西医结合学会诊断专业委员会第十次全国学术会议论文集. 湖南中医药大学中医诊断研究所, 2016:6.
 - 26 康志梅, 于芳, 林刚, 等. 舌像颜色校正算法对比研究. 电脑与电信, 2020(11):9-11.
 - 27 Lu Y, Li X, Gong Z, *et al.* TDCCN: a two-phase deep color correction network for traditional Chinese medicine tongue images. *Appl Sci*, 2020, 10(5):1784.
 - 28 赵晓梅, 张正平, 余颖聪, 等. 基于CS-BP神经网络的舌诊图像颜色校正算法. 贵州大学学报(自然科学版), 2019, 36(5):82-87.
 - 29 卢运西, 李晓光, 张辉, 等. 中医舌象分割技术研究进展: 方法、性能与展望. 自动化学报, 2021, 47(5):1005-1016.
 - 30 钱耀宇. 舌体边缘简易自动识别算法. 软件, 2022, 43(3):81-83, 114.
 - 31 Kass M, Witkin A, TERZOPOULOS D. Snakes: active contour models. *Int J Comput Vis*, 1988, 1(4):321-331.
 - 32 高清河, 刚晶, 王和禹, 等. 基于GVF Snake模型的舌像分割研究. 科技视界, 2018(6):131-132.
 - 33 Simonyan K, Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. *Proceedings of the 3rd International Conference on Learning Representations*, 2015:1-12.
 - 34 Lin B, Xie J, Li C, *et al.* Deeptongue: tongue segmentation via resnet. 2018 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). IEEE, 2018:1035-1039.
 - 35 Wang L, He X, Tang Y, *et al.* Tongue semantic segmentation based on fully convolutional neural network. 2019 International Conference on Intelligent Computing, Automation and Systems (ICICAS). IEEE, 2019: 298-301.
 - 36 刘慧琳, 冯跃, 徐红, 等. 深度学习的舌体分割研究综述. 计算机科学与探索, 2021, 15(12):2276-2291.
 - 37 Chen L C, Papandreou G, Kokkinos I, *et al.* DeepLab: semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous convolution, and fully connected CRFs. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 2018, 40(4):834-848.
 - 38 Kusakunniran W, Imaromkul T, Mongkolluksamee S, *et al.* Deep Upscale U-Net for automatic tongue segmentation. *Med Biol Eng Comput*, 2024, 62(6):1751-1762.
 - 39 Feng L, Huang Z H, Zhong Y M, *et al.* Research and application of tongue and face diagnosis based on deep learning. *Digit Health*, 2022, 8:20552076221124436.
 - 40 吴星瑾, 缪传鹏, 李鹏, 等. 基于Mask R-CNN的舌体分割方法. 中国卫生信息管理杂志, 2021, 18(6):843-848.
 - 41 Xu H, Chen X, Qian P, *et al.* A two-stage segmentation of sublingual veins based on compact fully convolutional networks for Traditional Chinese Medicine images. *Health Inf Sci Syst*, 2023, 11(1):19.
 - 42 罗赞, 刘旺华, 李花, 等. 2型糖尿病合并高脂血症气阴两虚证及肝肾阴虚证舌象客观化研究. 中华中医药杂志, 2023, 38(11):5510-5513.
 - 43 郭志玲, 梁梦晨, 郭晓静, 等. 281例月经不调患者舌象特征研究. 中医杂志, 2022, 63(4):356-361.
 - 44 许家伦, 孙扬, 张志枫, 等. 基于差分统计方法的舌象纹理特征的分析与识别. 上海中医药大学学报, 2003, 17(3):55-58.
 - 45 刘春雨. 基于纹理特征的舌象分类研究及应用. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学硕士学位论文, 2006.
 - 46 李欢欢, 张新峰, 胡广芹, 等. 失眠舌象特征的量化研究. 北京生物医学工程, 2013, 32(3):267-271.
 - 47 李渊彤, 罗裕升, 朱珍民. 基于深度学习的舌象特征分析. 计算机科学, 2020, 47(11):148-158.
 - 48 孙常浩. 基于深度学习的舌面裂纹提取技术研究. 北京: 北方工业大学硕士学位论文, 2022.
 - 49 夏雨. 基于机器视觉的望诊分析系统研究. 上海: 华东理工大学硕士学位论文, 2014.
 - 50 沈兰荪, 王爱民, 卫保国, 等. 图像分析技术在舌诊客观化中的应用. 电子学报, 2001, 29(S1):1762-1765.
 - 51 蔡铁珩, 沈兰荪, 张新峰. 舌脉计算机自动分割方法. 北京工业大学学报, 2008, 34(4):361-364.
 - 52 孙晓琳, 庞春颖. 一种改进snake模型的中医舌体分割方法. 长春理工大学学报(自然科学版), 2013, 36(5):154-156.
 - 53 王明英, 张新峰, 卓力. 一种基于Snakes模型的中医舌象分割改进

- 算法. 测控技术, 2011, 30(5):32-35.
- 54 陈前, 王敏, 任健, 等. 三维重建技术在舌诊中的应用与挑战. 山东中医药大学学报, 2024, 48(3):375-380.
- 55 李阳辉. 基于深度学习的舌象多特征识别研究. 兰州: 兰州理工大学硕士学位论文, 2023.
- 56 Yi Z, Lai X, Sun A, *et al.* Tongue feature recognition to monitor rehabilitation: deep neural network with visual attention mechanism. *Front Bioeng Biotechnol*, 2024, 12:1392513.
- 57 Deng J, Dai S, Liu S, *et al.* Application of tongue image characteristics and oral-gut microbiota in predicting pre-diabetes and type 2 diabetes with machine learning. *Front Cell Infect Microbiol*, 2024, 14:1477638.
- 58 Zhao M, Zhou H, Wang J, *et al.* A new method for identification of traditional Chinese medicine constitution based on tongue features with machine learning. *Technol Health Care*, 2024, 32(5):3393-3408.
- 59 赵智慧, 周毅, 李炜弘, 等. 基于深度学习多模态融合的2型糖尿病中医证素辨证模型的构建. 世界科学技术-中医药现代化, 2024, 26(4):908-918.
- 60 石玉琳, 春意, 刘嘉懿, 等. 基于舌象特征逻辑回归的肺癌风险预警模型研究. 中国中医药信息杂志, 2024, 31(10):149-156.
- 61 董易杭, 王建勋, 王晶, 等. 基于深度学习的阳虚质与阴虚质舌象分类研究. 中华中医药学刊, 2024, 42(7):27-30.
- 62 石玉琳, 刘嘉懿, 胡晓娟, 等. 基于舌脉象数据的决策树算法的非小细胞肺癌证候分类方法. 世界科学技术-中医药现代化, 2022, 24(7):2766-2775.
- 63 胡康达, 符红光, 孔祥振. 分级聚类支持向量机在中医舌像分类中的应用. 计算机应用, 2010, 30(S2):272-273, 276.
- 64 李军, 胡晓娟, 周昌乐, 等. 基于随机森林算法的糖尿病舌象特征分析和诊断模型研究. 中华中医药杂志, 2022, 37(3):1639-1643.
- 65 Duan M, Mao B, Li Z, *et al.* Feasibility of tongue image detection for coronary artery disease: based on deep learning. *Front Cardiovasc Med*, 2024, 11:1384977.
- 66 朱泉龙. 基于中医舌象的胃癌深度学习预测方法研究. 太原: 中北大学硕士学位论文, 2023.
- 67 罗朝淑. 大数据:为中医药发展带来“大价值”. 科技日报, 2013-09-12(9).

Overview of the Design and Development of Traditional Chinese Medicine Tongue Diagnosis Equipment

ZHANG Yakun¹, CUI Zilong¹, ZHAO Shuo¹, FENG Yasong¹, WANG Shuo¹, WANG Dan²,
FANG Chaoyi^{1,3}, WANG Shaoxian^{1,3}

(1. Hebei University of Traditional Chinese Medicine, Shijiazhuang 050200, China; 2. Sensitech Hebei Technology Co., Ltd, Shijiazhuang, 050200, China; 3. Hebei Key Laboratory of Integrated Traditional Chinese and Western Medicine Pulmonary Disease Research, Shijiazhuang 050091, China)

Abstract: Traditional Chinese medicine (TCM) tongue diagnosis has obvious advantages, but its strong subjectivity, susceptibility to environmental influences, and lack of a unified standard greatly affect the objectivity and accuracy of diagnostic results, and it is difficult to integrate into the modern scientific system. Therefore, developing tongue diagnosis equipment to objectively and normatively extract tongue image information, and simulating human brain thinking to construct an objective diagnostic model of TCM tongue image-disease syndrome, and promoting the quantitative and intelligent research of TCM tongue diagnosis have become the trend of future development. This article reviews the research status and application prospects of TCM tongue diagnosis equipment, in order to provide methodological references and research ideas for the research and application of this field.

Keywords: Tongue diagnosis, Diagnostic equipment, Objectification, Intelligence

(责任编辑: 刘玥辰)