数字中医中药

DOI:10.13193/j.issn.1673-7717.2025.08.003

基于面部特征的中医体质辨识GCN模型研究

张琪[1],胡孔法[1,2,3],杨涛[1],王子琰[1],韩笑[1],徐安迎[1],管爱华[1]
[1.南京中医药大学人工智能与信息技术学院,江苏 南京 210023;2.江苏省智慧中医药健康服务工程研究中心,江苏 南京 210023;
3.江苏重大健康风险管理与中医药防控政策研究中心(南京中医药大学),江苏 南京 210023]

摘要:根据中医相关理论,不同体质的人,其气、血、津液等方面存在差异,这会影响其健康和疾病表现。近年来,尽管基于中医体质辨识的研究已有了突破性进展,但依然面临着很多挑战。提出一种基于面部特征的中医体质辨识模型,结合数据扩增和图卷积神经网络模型,解决数据集不足和机器学习模型辨识能力较差的问题。首先使用数据扩增技术对获取的图像数据进行数据集扩增,从而提高模型训练的泛化能力和稳定性,再将这些图像进行分割构造适用于图卷积神经网络模型的图结构,最后送到Softmax分类器中进行分类。实验结果显示,所提出的模型的体质辨识模型准确率、召回率、*F*1值分别达到77.97%、78.98%、77.87%,效果优于经典的机器学习体质辨识模型。

关键词:中医体质;深度学习;GCN;准确度;机器学习
中图分类号:R2-03 **文献标志码**:A **文章编号**:1673-7717(2025)08-0009-05

Research on GCN Model for Traditional Chinese Medicine Constitution Identification Based on Facial Feature Extraction

ZHANG Qi[1], HU Kongfa[1,2,3], YANG Tao[1], WANG Ziyan[1], HAN Xiao[1], XU Anying[1], GUAN Aihua[1]
(1. College of Artificial Intelligence and Information Technology, Nanjing University of Chinese Medicine, Nanjing 210023, Jiangsu, China;
2. Jiangsu Intelligent Traditional Chinese Medicine Health Service Engineering Research Center, Nanjing 210023, Jiangsu, China;
3. Jiangsu Major Health Risk Management and Traditional Chinese Medicine Prevention and Control Policy Research Center, Nanjing University of Chinese Medicine, Nanjing 210023, Jiangsu, China)

Abstract: According to the relevant theories of traditional Chinese medicine, there are differences in popularity, blood, body fluid and other aspects of different constitutions, which affect their health and disease manifestations. In recent years, although the research based on TCM constitution identification has made breakthrough progress, it still faces many challenges. Therefore, this paper proposed a graph convolutional network(GCN) model of TCM constitution identification based on facial feature extraction, which combined data augmentation and GCN model to solve the problems of insufficient dataset and poor recognition ability of machine learning models. Firstly, data augmentation techniques were employed to expand the acquired image dataset, thereby enhancing the generalization ability and stability of model training. Subsequently, these images were segmented to construct a graph structure suitable for the graph convolutional network model. Finally, the model was sent to a Softmax classifier for classification. Experimental results indicated that the proposed model achieved accuracy and recall, and F1 scores were 77.97%, 78.98% and 77.87% respectively in constitution identification, outperforming classical machine learning models for constitution identification.

Keywords: TCM constitution; deep learning; GCN; accuracy; machine learning

中医传统理论认为每个人都具有一种特定的体质,这种体质与个体的生理、心理、病理等方面有关,影响了一个人的健康、疾病易感性以及治疗方法的选择。中医体质还与气、血、津液等生理物质的分布、运行和代谢有关。不同体质的人的气、血、津液等方面存在差异,这会影响其健康和疾病表现。以中医理论为主导,研究不同个体体质的类型,分析个体的反应状态和性质,推测病态的发展趋势,指导疾病的预防和治疗,能够为中医体质提供辅助诊断[1]。过去,体质辨识通常采用比较有效"九分法"和"十二分法"为分类准则[2]。在2009年,中医专家们通过研究体质现象与特征之间的相关性,正式将体质分为9种类型,分别为阳虚质、阴虚质、气虚质、气郁质、平和质、痰湿质、湿热质、特禀质和血瘀质,并被中华中医药学会定为国家体质分类标准[3]。

中医体质辨识有助于将中医更好地融入现代医疗体系,提供更个性化、综合的医疗服务,帮助人们更好地维护和改善健康。近年来,人工智能与中医相结合的技术受到了很多医疗专家的欢迎,并在许多临床试验中取得了突破性进展[4]。为了诊断冠心病,李洪峥等[5]建立了基于改良Transformer算法的冠心病证候要素诊断处方模型并进行了分析。其中,通过分析患者的脉象[6]、舌象[7]、面部特征[8]和自我报告辨识中医体质

基金项目:国家重点研发计划重点专项(2022YFC3502302)
作者简介:张琪(1999-),女,河北保定人,硕士在读,研究方向:中医药人工智能与大数据分析。
通讯作者:胡孔法(1970-),男,安徽安庆人,教授,博士研究生导师,博士,研究方向:中医药人工智能与大数据分析。E-mail:kfhu@njucm.edu.cn。

类别是研究的一个热点和难点。在 2014 年,白丽娜通过构建 BP 神经网络模型用来辨识中医体质,有效缓解了中医资源有限这一难题[9]。在 2020 年,潘思行等在针对平和质、气虚质、阴虚质和气淤质四种体质辨识任务中,将神经网络和支持向量机分类器结合构建了中医体质辨识模型,获得了比神经网络更为有效的辨识效果[10]。严玲等将体检中心的体质数据作为数据样本,构建基于 ML - kNN 多标记学习的中医体质辨识模型,并以数据预处理、数据预训练和多标记学习评价指标评估,实现了中医体质辨识智能化[11]。

近年来,尽管基于中医体质辨识的研究已有了突破性进展,但依然面临着很多挑战,如构建基于特征学习的机器学习模型判别能力较差,机器学习模型在处理复杂、非线性结构关系时存在局限性[12],难以充分捕捉中医体质辨识中的深层次规律和特点等。但图神经网络可以有效捕捉数据中的复杂关系与结构信息,如赵宇丹等[13]围绕图神经网络对体质数据集进行建模与分类的问题展开研究,并提出了基于图神经网络的中医体质分类方法,中医体质分类和诊断通常涉及到复杂的多维数据,包括症状、脉象、舌象、生活方式等信息,这些信息可以被表示成一个图,其中节点表示不同的特征,边表示特征之间的关系,使用图神经网络可以有效处理体质与体质之间、特征与特征之间以及组合特征与体质之间复杂的相互关系。图神经网络是一种在图结构数据上进行深度学习的方法,尽管它是一个相对新兴的领域,但已经取得了显著的研究进展和广泛的应用。例如,周开元等[14]提出了基于图神经网络的中医处方对话推荐方法。柯鹏飞等[15]通过构建脑拓扑图,将多生理生化指标特征以及多模态磁共振图像脑区特征组合作为脑拓扑图的节点属性,图卷积神经网络的卷积特性可以聚合同类别的信息,以学习目标的多样化特征,实现对精神分裂症的分类识别。顾宇衡等[16]围绕阿尔茨海默病分类方法进行研究,并指出传统的机器学习存在许多不足,而基于图神经网络的计算机辅助诊断模型可以分析非欧几里得空间的神经影像模式,通过信息融合可以得到更好分类效果。因此,本文主要针对机器学习模型判别能力较差,处理复杂结构关系存在局限性的问题,构建了基于面部特征学习的中医体质辨识图卷积神经网络(Graph Convolutional Network,GCN)模型。

本文的主要贡献包括:(1)采用面部感兴趣区域实现定位和分割技术构建图结构数据,并将手工提取的特征作为节点属性,这种像素到像素群的转换为 GCN 的图特征提取提供了基础。(2)提出了一种基于面部特征提取的中医体质辨识 GCN 模型,并取得了令人满意的辨识准确度。(3)采用多分类的 Softmax 分类器,结合 GCN 模型提取的高级语义特征,实验证明了这种结合方法的有效性和准确度。

1 方法

针对目前中医体质辨识所面临的挑战和难点,如数据集的建立需要专业的知识和昂贵的成本、模型辨识能力较差,本文提出了一种基于面部特征提取的中医体质辨识 GCN 模型结构,其结构如插页Ⅱ图 1 所示。首先,图像经过(Region of Interest,ROI)分割[17]预处理。接着,将预处理分割的面部区域进行手工特征提取,为了能够适用图卷积模型,将特征作为节点属性,并对得到的图进行图结构的转换。然后,图结构结合手工提取特征作为图卷积的输入进行图特征提取。最后,将提取到的面部高级语义特征送到 Softmax 分类器中进行辨识分类。

1.1 人脸关键点分割

考虑到全部面部特征作为图卷积模型的输入数据,将会带来巨大参数量的同时,还可能会使得提取的特征存在大量冗余。并且,根据中医面色脏腑分属图,面部区域与人体五脏的健康状况相关,庭对应咽喉、阙对应肺、明堂对应脾、颏对应肾、颧(2 个)对应肝脏、颊(2 个)对应大肠、唇对应脾。林怡等[18]将人体面部分割为典型区域的皮肤块,提取面部 ROI。同样,本文也通过 ROI 进行人脸感兴趣区域分割。具体地说,首先图像经过 Dlib 工具箱[19]进行人脸识别和关键点检测,使用人脸识别模型和人脸关键点检测器,得到一幅包含 68 个关键点位置的标定图像。接着,根据人脸的几何位置关系,先将发际线与下巴中心点连线,并以目中和眼尾为起点作平行线,将双眉内侧连线,并以发际线与眉心之间 1/2 处为中心作其平行线,以鼻尖为中心做其平行线,以下唇与下巴之间 1/2 处为中心作其平行线,得到各线交点,再根据标点定位,可以确定 9 个 ROI 的位置,如根据 30、31、34 号点得到明堂部位 ROI。最后,如插页Ⅱ图 2 所示,通过分割可以得到 9 个感兴趣的面部特征区域,且每个区域数据形状为 $X_i \in R^{p_i \times b}$,p_i 为第 i 个分割区域的空间,b 为该节点对应的特征向量。

1.2 面部特征提取

将 RGB 特征和 GLCM 纹理特征作为面部特征,RGB 是红绿蓝 3 个颜色通道,在面部识别和分析中,可以捕捉到面部的基本色彩信息,如肤色、嘴唇颜色,比较常见的人体面色包括红润色泽、苍白色泽、黄色色泽、青色色泽和紫色色泽[20]。本研究基于 YCbCr 空间的椭圆肤色聚类模型[21]对肤色进行检测,使用该椭圆肤色模型,可以把肤色和眼睛、眉毛等背景分离开,经过判断后得到皮肤块的平均 RGB 值,计算得到 RGB 特征矩阵。

在面部识别和分析中,GLCM 纹理特征可以捕捉面部图像的纹理信息,如皮肤纹理、皱纹等特征。根据 GLCM[22]图像灰度空间分布模式的提取和分析的方法,一幅大小为 $m \times n$ 的图像 I,距离 d 的取值范围为 $d \in [1, m \times n]$,而角度取这 4 个值的任意 1 个(0°,45°,90°,135°),从不同的角度和距离对产生的 GLCM 得出不同的特征值。提取一定距离和角度下每个参考像素对和相邻像素对的相对频率,计算得到 GLCM 特征矩阵。

1.3 GCN 模块构建

GCN 可以学习不同特征之间的关系,并且融合这些信息[23],来更好地区分不同的中医体质。另外,GCN 是一种多层神经网络,它对任意非欧几里得结构的数据进行处理,可以处理图,通过在邻域逐步聚合特征来产生节点表示。在形式上,GCN 的卷积运算可以表示为:

$$X^{(l)} = \sigma(\tilde{D}^{-\frac{1}{2}}\tilde{A}\tilde{D}^{-\frac{1}{2}}X^{(l-1)}W^{(l)})$$

上式中,$H^{(l)}$表示第 l 层的特征,$\tilde{A} = A + I$,I 为单位矩阵;$W^{(l)}$表示第 l 的权重矩阵;$\tilde{D}_{ii} = \sum_j \tilde{A}_{ij}$为度矩阵。通常,采用的 GCN 层包含两层,其结构如插页Ⅱ图 3 所示。其表达式为:

$$X^{(l+1)} = \sigma(\tilde{D}^{-\frac{1}{2}}\tilde{A}\tilde{D}^{-\frac{1}{2}}\sigma(\tilde{D}^{-\frac{1}{2}}\tilde{A}\tilde{D}^{-\frac{1}{2}}X^{(l-1)}W_1^{(l)})W_2^{(l)})$$

为了能够适用于 GCN 模型,需要将得到的分割数据进行无向图结构的转化。一个人(一张图片)代表一个顶点,所有

顶点组成顶点集合;一个人的体质类型代表顶点的标签,所有顶点标签构成标签集合;每个人面部的 RGB 特征和 GLCM 纹理特征作为顶点特征,由于全部面部特征作为图卷积模型的输入数据,会带来巨大参数量的同时,还可能会使得提取的特征存在大量冗余,所以根据面部区域与人体五脏的对应关系进行人脸关键点检测,获得面部 9 个 ROI 的顶点特征,将 RGB 特征矩阵和 GLCM 特征矩阵展平为一维向量作为特征集合;根据 9 个 ROI 的特征相似度构建边,两个顶点之间相似度百分比大于 50% 时[24],在图数据集中认为两个顶点之间存在边,否则没有,所有边组成边集合。则得到的数据为 $Xs \in R^{n\times b}$,n 为节点的个数,b 为该节点对应的面部特征向量。接着,构建节点和边的关系,得到无向图 G = (V,E)。其中,V 和 E 分别为节点和边集。邻接矩阵 A 的大小为 M × M,反映了节点之间的相关性。

1.4 高级语义特征映射和分类

模型的最后部分,本文将 GCN 所提取的高级语义特征进行了底维映射操作,即将高级语义特征采用更低维度的特征表示。通常,该映射操作采用全连接层(Full Connection,FC)完成。同时,为了更好表示每个类别的贡献,采用 Softmax 分类器[25]将低维特征转化为一个概率分布。其中每个类别都有一个相关的概率分数。通常,最高概率对应的类别被视为模型的输出分类。这部分可以采用公式表示为:

$$Y = \mathrm{Softmax}(f(H)) \tag{1.3}$$

其中,Y 表示输出的标签集,H 表示 GCN 特征提取的语义特征,f(·)表示全连接映射函数。

2 结果与分析

2.1 数据集准备

收集中医体质辨识所需的人脸图像数据集,并为每个样本标注对应的中医体质类型。在原始体质标签数据采集的过程中,总计获得有效体质标签数据 123 张。但其中一些类别数据较少,考虑到数据分布的不均衡会对模型训练产生不良影响,所以选用平和质、阴虚质、阳虚质三类进行实验。

首先,我们将数据集划分为训练集和测试集。为了扩增数据集,本文采用随机旋转、随机水平翻转、随机垂直翻转和随机缩放方法进行训练集图像扩增处理[26]。具体地说,随机旋转是对每个图像样本,生成一个随机旋转角度,通常在 0 ~ 360 度随机选择;随机水平翻转是对每个图像样本,以 50% 的概率随机选择是否进行水平翻转;随机垂直翻转是对每个图像样本,以 50% 的概率随机选择是否进行垂直翻转;随机缩放是对每个图像样本,生成一个随机缩放因子,通常在 0.8 ~ 1.2 的随机范围内。将扩增后训练样本作为训练集,测试集保持原始数据不变,且每张图像的形状大小为 256 × 256 × 3。部分图像数据集如插页Ⅱ图 4 所示。部分测试数据集如插页Ⅱ图 5 所示。通过数据扩增,训练数据集从原来的 26 张扩大到预处理后的图像有 132 张。

另外,如表 1 所示,为扩增前测试样本数量和扩增后训练数具体的类别信息,数据集分为 3 种类别,分别为阳虚质、阴虚质、平和质。

2.2 实验设置

本文的实验是用 Python - 3.8.5 和 PyTorch - 1.7.1 来实现的,该环境由一个 32GB 的 i7 - 10700K CPU 和一个 6GB 的 NVIDIA GTX - 2060 GPU 组成。为了减轻随机因素的影响,所有的实验采用的批处理大小为 64,同时设置迭代轮次为 50。

表 1 扩增前和扩增后数据集的类别信息

类别	扩增前样本	测试样本	训练样本	扩增后训练样本
阳虚质	19	11	8	38
阴虚质	21	13	8	42
平和质	26	16	10	52
总数	66	40	26	132

2.3 实验结果

2.3.1 不同规模样本选择上的分类准确率 本文先将原始数据划分原始训练集和原始测试集,再对原始训练集进行扩增作为实验训练集,但划分原始训练和测试样本的比例不同,所得到的分类准确度不同。为了探究在不同规模样本选择上的辨识准确度,本文进行了一系列实验,实验结果折线如插页Ⅱ图 6 所示。从表中可以看,原始训练样本越少,分类准确度越低,这是由于 GCN 模型学习的图特征较为有限,不具有较强的辨识能力。然而,随着原始训练样本数量的增加,辨识准确度逐渐提升。在原始训练样本占比 40% 的时候,扩增前和扩增后的辨识准确度达到了 58.71% 和 77.97%。另外,值得注意的是,原始训练集和原始验证集的划分合理,图像数据在扩增后,由于数据集的增大,训练样本增多,GCN 模型所学习的具有代表性的特征更为丰富,这使得模型的准确度得到了大幅提升。特别是,在原始训练样本占比为 40% 的时候,扩增后的模型辨识准确度提升到了 77.97%。

2.3.2 不同分类器在不同特征上的分类效果 通常,传统的机器学习方法将面部特征划分为两类,分别为 RGB 特征和 GLCM 纹理特征,并将这些特征送到分类器中进行辨识。首先,从表 2 中的实验 1、3、5 和实验 2、4、6 可以看出,单独基于 RGB 特征的辨识方法普遍优于仅 GLCM 纹理特征的辨识方法。然而,仅仅依赖 RGB 特征或 GLCM 纹理特征进行辨识,其效果并不理想,因为单一特征所包含的信息有限,无法全面反映面部图像的复杂性和多样性。其次,将 RGB 特征和 GLCM 纹理特征结合起来使用时,无论是基于 KNN 还是 SVM 的分类器,其辨识效果均得到了显著提升,这表明不同特征之间存在一定的互补性,通过融合多种特征,可以更全面地捕捉面部图像的信息,从而提高分类的准确性。

对比实验 1、2 和实验 3、4 和实验 5、6 可以看到,当仅使用传统的机器学习分类器进行面部特征辨识时,不同的分类器之间存在一定的性能差异,其中使用 SVM 分类器的准确度要高于 KNN 分类器。然而,传统的机器学习进行辨识分类仍然存在局限性,这些分类器在处理复杂的面部特征时可能无法充分捕捉其内在的联系和模式,导致分类准确率较低。最后,将 RGB 特征和 GLCM 纹理特征结合,并引入 GCN 进行辨识,通过分别对比实验 5、6、7,结果表明,这种组合方式显著优于仅使用传统分类器的方法,其准确率最高,且根据综合性指标召回率和 $F1$ 值也可以看出该组合方式具有较高的鲁棒性,GCN 能够利用图结构来捕捉面部特征之间的复杂关系,并通过在节点间传递信息来提取更高级别的语义特征。因此,将 GCN 与特征融合相结合,可以进一步提高中医体质分类的准确性。

表 2 不同分类器在不同特征上的分类效果 单位:%

实验	面部特征	分类器	准确度	召回率	*F*1
1	RGB 特征	KNN	62.34	55.18	61.45
2	RGB 特征	SVM	67.53	67.11	67.21
3	GLCM 纹理特征	KNN	56.53	56.10	53.92
4	GLCM 纹理特征	SVM	59.12	55.98	55.67
5	RGB 特征 &GLCM 纹理特征	KNN	73.86	72.24	72.12
6	RGB 特征 &GLCM 纹理特征	SVM	74.55	75.40	74.54
7	RGB 特征 &GLCM 纹理特征	GCN + Softmax	77.97	78.98	77.87

3 结语

每个人都具有一种特定的体质,这种体质与个体的生理、心理、病理等方面有关。根据中医体质理论,人体的体质被分为 9 种,且根据这些体质进行诊断和治疗是研究的关键。然后,中医体质辨识依然面临着许多问题,包括数据集的构建需昂贵的成本和扎实的专业知识、模型辨识能力不足。因此,本文针对上述问题,提出了一种基于面部特征提取的中医体质辨识 GCN 模型。具体地说,首先,将所获取的数据集进行扩增,其次根据面部感兴趣区域实现定位和分割,获取了图像区域数据。接着,为了使用 GCN 模型的数据结构,将该区域数据构建为图结构数据,将其输入到 GCN 模型中进行图特征的提取,并将手工提取的特征作为图中节点的属性。最后,采用 Softmax 分类器进行分类。

传统的辨识方法当中,主要结合 RGB 特征、GLCM 纹理特征,采用 KNN 和 SVM 进行辨识,这种辨识方法低效且特征辨识能力不足。本研究的创新点在于:①采用面部感兴趣区域实现定位和分割技术构建图结构数据,并将手工提取的特征作为节点属性,这种像素到像素群的转换为 GCN 的图特征提取提供了基础。②提出了一种基于面部特征提取的中医体质辨识 GCN 模型,并取得了令人满意的辨识准确度。③采用多分类的 Softmax 分类器,结合 GCN 模型提取的高级语义特征。根据构建的基于面部特征提取的中医辨识 GCN 模型,为了验证模型的有效性和优越性,本文在实验结果与分析进行了一系列的实验,包括训练样本扩增前和扩增后的实验对比、不同分类器在不同特征上的分类效果以及不同辨识方法的对比,这些实验充分证明了本文方法的有效性和辨识准确度的先进性。

本研究提出的深度学习模型有助于中医体质诊断,且体质辨识模型准确率、召回率、*F*1 值分别达到 77.97%、78.98%、77.87%。这对中医临床诊断有一定的参考价值。尽管本研究验证了深度学习 GCN 模型的有效性,但由于数据有限,对分类准确度有所影响,并且本研究尚停留在对面色和纹理进行分类的阶段,后续实验将结合除此以外的特征进一步提升辨识性能,并结合相关方法分析在本文以外的体质类别中表现情况,以及考虑将模型融入现代医疗系统。

参考文献

[1] 王琦,朱燕波. 中国一般人群中医体质流行病学调查——基于全国 9 省市 21948 例流行病学调查数据[J]. 中华中医药杂志,2009,24(1):7 - 12.
[2] 洪乐. 基于舌象分析辨识体质与问卷调查辨识体质的对比研究[D]. 合肥:安徽中医药大学,2016.
[3] 王琦. 9 种基本中医体质类型的分类及其诊断表述依据[J]. 北京中医药大学学报,2005,28(4):1 - 8.
[4] 刘晓芸,谢盈彧. 人工智能与中医体质结合研究的现状与展望[J]. 时珍国医国药,2022,33(10):2467 - 2469.
[5] 李洪峥,王阶,郭雨晨,等. 基于改良 Transformer 算法的冠心病证候要素诊断处方模型分析[J]. 中国实验方剂学杂志,2023,29(1):148 - 154.
[6] 岳沛平,李训铭. 基于小波分析和 BP 神经网络识别的中医脉象信号辨识系统[J]. 计算机与现代化,2005(12):1 - 4,30.
[7] 刘婧玮. 基于卷积神经网络的中医舌象辨识人工智能方法学研究[D]. 北京:北京中医药大学,2021.
[8] 孟月,崔殿坤,刘立安,等. 从人脸生物特征进行中医体质辨识的思路和方法探讨[J]. 中华中医药杂志,2020,35(9):4514 - 4517.
[9] 白丽娜. 基于 BP 神经网络的中医体质辨识研究[D]. 天津:天津理工大学,2015.
[10] 潘思行,林育,周苏娟,等. 基于神经网络和支持向量机的中医体质辨识模型研究[J]. 世界科学技术 - 中医药现代化,2020,22(4):1341 - 1347.
[11] 严玲,周作建,宋懿花,等. 基于 ML - kNN 多标记学习的中医体质辨识模型研究[J]. 世界科学技术 - 中医药现代化,2020,22(10):3558 - 3562.
[12] 蒋玉英,陈心雨,李广明,等. 图神经网络及其在图像处理领域的研究进展[J]. 计算机工程与应用,2023,59(7):15 - 30.
[13] 赵宇丹. 基于图神经网络的中医体质分类方法研究[D]. 廊坊:北华航天工业学院,2023.
[14] 周开元. 基于图神经网络的中医处方对话推荐[D]. 广州:广州大学,2023.
[15] 柯鹏飞. 基于多生物学数据的精神分裂症分类研究[D]. 广州:华南理工大学,2022.
[16] 顾宇衡,潘嘉诚,钱江波,等. 阿尔茨海默症的图神经网络分类方法研究进展[J]. 计算机工程,2024,50(10):35 - 50.
[17] 席志红,许新利,刘利彬,等. 一种适于 ROI 区域的图像编码算法的研究[J]. 电子科技,2007(6):55 - 58.
[18] 林怡,王斌,许家佗,等. 基于面部图像特征融合的中医望诊面色分类研究[J]. 实用临床医药杂志,2020,24(14):1 - 5.
[19] N C SAHA, DE SUMAN. Development of Digital Library by Using GSDL in Library 2.0 Environment: A Practical Approach[J]. Library Herald,2015,53(3):245 - 267.
[20] 单远达. 生理特征反映健康水平[J]. 健康文摘,2012(6):46.
[21] 姜丽,许杰,田丽,等. 基于 YcbCr 空间的自适应肤色分割方法[J]. 科技传播,2010(14):2.
[22] HUA B O, FU - LONG M A, LI - CHENG J. Research on computation of GLCM of image texture[J]. Acta Electronica Sinica,2006,1(1):155 - 158.
[23] 李楠. CGN 中医证型的客观化研究[D]. 沈阳:辽宁中医药大学,2012.
[24] 郝晓军,冯蕴天,李廷鹏,等. 高维特征向量相似度计算方法研究[J]. 航天电子对抗,2023,39(6):30 - 34.
[25] 冉鹏,王灵,李昕,等. 改进 Softmax 分类器的深度卷积神经网络及其在人脸识别中的应用[J]. 上海大学学报(自然科学版),2018,24(3):352 - 366.
[26] GONG C, REN T, YE M, et al. MaxUp: Lightweight Adversarial Training with Data Augmentation Improves Neural Network Training[C]//Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE,2021.

基于面部特征的中医体质辨识 GCN 模型研究

（正文见 9－12 页）

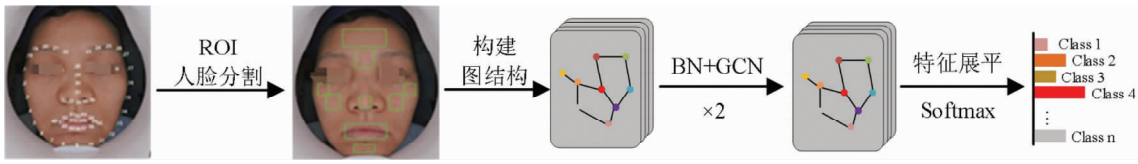


图 1　中医体质辨识 GCN 模型结构

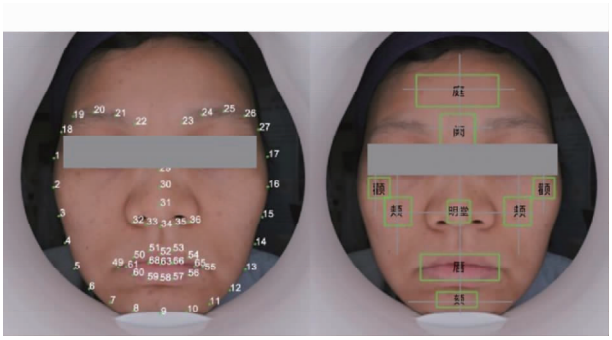


图 2　人脸关键点分割

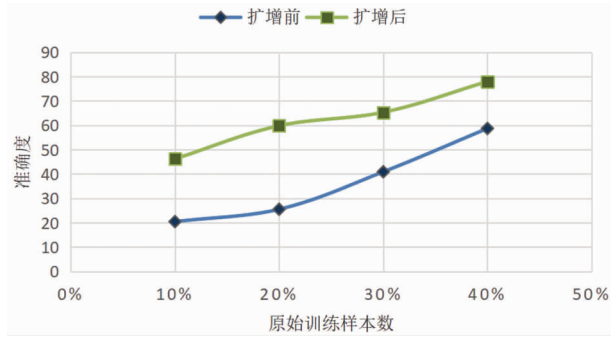


图 6　在不同规模样本选择上的分类准确率（%）

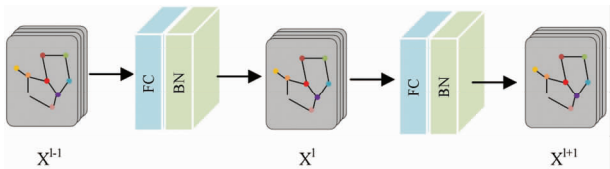


图 3　图卷积结构图

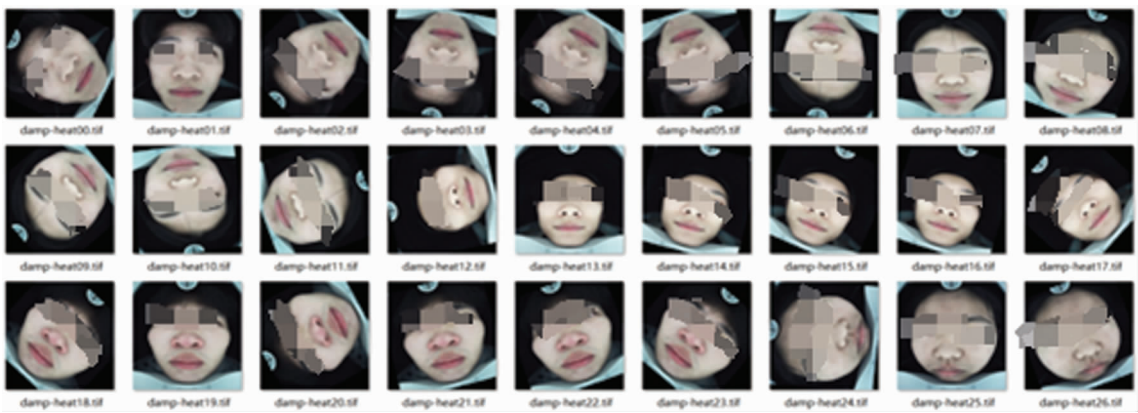


图 4　扩增后部分图像数据集

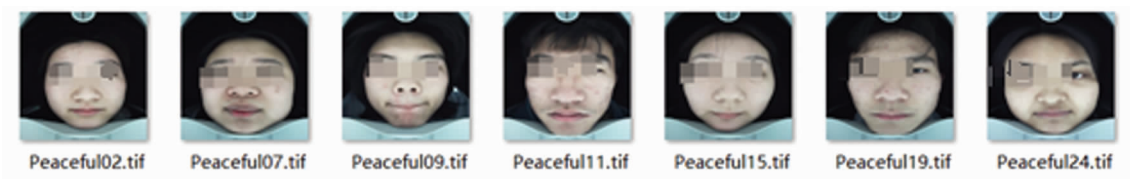


图 5　部分测试数据集