

·数字中医药·

本文引用: 王朝雨, 黄奎麟, 代国威, 强茗, 王倩. 基于卷积神经网络的脑卒中中医辨证分型舌象分类研究[J]. 湖南中医药大学学报, 2023, 43(8): 1460-1467.

基于卷积神经网络的脑卒中中医辨证分型舌象分类研究

王朝雨¹, 黄奎麟^{1*}, 代国威², 强茗³, 王倩⁴

1. 广汉市中医医院, 四川 广汉 618399; 2. 中国农业科学院农业信息研究所国家农业科学数据中心, 北京 100081;
3. 四川省中医药科学院中医研究所针灸康复科, 四川 成都 610031; 4. 清华大学第一附属医院神经内科, 北京 100016

[摘要] **目的** 通过卷积神经网络学习脑卒中中医辨证分型与中医舌象特征分类的关系, 为探索新的脑卒中临床标准化治疗方法提供诊断依据。**方法** 本研究选取 284 名脑卒中患者作为研究对象, 通过迁移学习微调改进 DenseNet201 用于特征向量的提取, 使用信息增益、卡方检验、对称不确定性与 ReliefF 滤波算法并组合去重以选择特征向量, 最后利用 Cubic SVM 形成交叉数据集在多种分类器上进行训练和测试, 比较模型的准确性。**结果** 试验结果表明, 组合的四类特征提取算法使得准确率高于基础结果的 3.26%, Cubic SVM 分类器相对于其他分类器以及未改进的 DenseNet201 取得了最优结果, 可以在脑卒中中医舌象辨证分型中提供至少为 95.74% 的准确率。**结论** 本研究提出的 TCM 舌象分类模型的方法结构是有效的, 可辅助临床中医师进行诊断治疗, 值得临床推广和进一步深入研究。

[关键词] 中医舌诊; 深度学习; 舌象分类; 支持向量机; 特征选择

[中图分类号]R288 **[文献标志码]**A **[文章编号]**doi:10.3969/j.issn.1674-070X.2023.08.019

Convolutional neural networks-based TCM pattern differentiation and classification of tongue manifestations in stroke patients

WANG Zhaoyu¹, HUANG Kuilin^{1*}, DAI Guowei², QIANG Ming³, WANG Qian⁴

1. Guanghan Hospital of Chinese Medicine, Guanghan, Sichuan 618399, China; 2. Agricultural Information Institute, Chinese Academy of Agricultural Sciences, National Agriculture Science Data Center, Beijing 100081, China; 3. Department of Acupuncture and Rehabilitation, Institute of Chinese Medicine, Sichuan Academy of Chinese Medicine, Chengdu, Sichuan 610031, China; 4. Department of Neurology, the First Hospital of Tsinghua University, Beijing 100016, China

[Abstract] **Objective** To learn the relationship between TCM pattern differentiation and feature classification of TCM tongue manifestations in stroke patients through convolutional neural networks (CNN), so as to provide a diagnostic basis for exploring new standardized clinical treatment methods for stroke. **Methods** A total of 284 stroke patients were selected as subjects, and DenseNet201 was fine-tuned by transfer learning for feature vector extraction. The feature vectors were selected using information gain, chi-square test, symmetric uncertainty, and ReliefF filtering algorithm, combined with deduplication. Finally, Cubic SVM was used to form a crossover dataset for training and testing on multiple classifiers to compare the accuracy of the models. **Results** The

[收稿日期]2023-03-10

[基金项目]国家重点研发计划项目(2021YFF0704200);四川省中医药管理局中医药科研专项课题面上项目(2023MS385);广汉市社会发展医疗卫生领域重点研发项目(GH2022SFY15)。

[第一作者]王朝雨,女,硕士研究生,中医师,研究方向:中医脑病、经典方剂的临床应用与医学人工智能。

[通信作者]*黄奎麟,男,硕士,副主任医师,E-mail:13635656@qq.com。

combined four-class feature extraction algorithm resulted in an accuracy rate higher than 3.26% of the basic result, and compared with other classifiers and the unimproved DenseNet201, the Cubic SVM classifier achieved optimal results, providing an accuracy rate of at least 95.74% in the pattern differentiation of TCM tongue manifestations in stroke patients. **Conclusion** The methodological structure for the classification model of TCM tongue manifestations proposed in this study is effective, and it can assist clinical TCM physicians in diagnosis and treatment, which is worthy of clinical promotion and further in-depth research.

[**Keywords**] TCM tongue diagnosis; deep learning; classification of tongue manifestations; support vector machine; feature selection

脑卒中是一组由器质性脑损伤导致的突然发病、迅速出现局限性或弥散性脑功能缺损为主要表现的脑血管疾病。随着医疗技术的发展,该病的发病率、致死率、致残率均有所下降,但仍是中国的前3位致死病因,且脑卒中发病率、患病率、复发率随着年龄增长不断提高,随着人口老龄化加剧,脑卒中对个人、家庭和社会造成的危害日趋严重,且本病致残率高,约有2/3的病人在卒中的针对性救治后仍遗留不同程度的功能障碍^[1]。因此,提高本病临床治疗有效率意义重大。

中医在脑卒中的诊疗中发挥了重要作用,传统中医主要依靠望、闻、问、切来获得临床资料和病人信息,以此为基础为病人制订个性化的诊疗方案。《黄帝内经·本神篇》曰:“视其外应,以知其内,则知所病矣。”朱丹溪《丹溪心法·能合色脉可以万全》云:“视其外应,以知其内者,当以观外乎诊于外者,斯以知其内,盖有诸内者,必形诸外。”望诊作为四诊之首,对疾病诊断的重要性不言而喻。舌诊和面诊都是望诊中的重要内容,但面诊受到外部环境影响更大,且其特征表现不如舌诊变化迅速灵敏,导致诊疗过程中收集的信息对疾病诊断的意义不及舌诊,故舌诊因其敏感度和准确性高、易于采集等优点广泛应用于临床疾病诊断。

现行中医中风病行业标准^[2]中将脑卒中分为两类、三期、8个证型:中风急性期-中经络(风痰阻络证、风火上扰证、痰热腑实证),中风急性期-中脏腑(痰热内闭证、痰蒙清窍证、元气败脱证),以及恢复期(气虚血瘀证、阴虚风动证)。脑卒中的所有证型都可以通过内外的映射关系表现于舌象,故准确对病人舌象进行分类有利于明确本病辨证分型并指导治疗方案,但由于不同中医医师的诊断标准、行医经验、临床思维方式均有一定差异,导致临床上对病人

的诊断缺乏客观化和标准化。为此,借助信息技术进行舌象客观量化研究,对辅助医师诊断和治疗脑卒中有重要意义。

机器学习及深度学习中医舌象特征提取识别已成为当前研究热点^[3-4],研究指出舌诊客观量化研究在疾病分型^[5]、治未病^[6]、辅助中医诊断^[7]和治疗^[8]标准化中有一定可行性。田琪等^[9]发现,高血压与舌象之间存在直接映射关系,舌象变化可辅助高血压诊疗;周袁申等^[10]发现,不同临床分型的新冠病毒感染患者间舌形及苔质分布有差异;荣文雅等^[11]发现,多维图像分析技术提取腺病毒感染患者的舌象特征与临床辨证具有较强的一致性,可为临床辨证提供客观依据;刘梦等^[12]在进行500例受试者基于Faster R-CNN算法的深度学习与迁移学习中,得出该技术可以较好地完成中医舌象局部特征辨识任务,具有较好的迁移能力。随着计算机技术的迅猛发展,舌象采集分析、舌象量化、现代仪器运用、机器学习与卷积神经网络定量分析等方面均取得长足发展^[13-19],深化特定疾病的舌象分析已具有一定理论及实践基础。因此,本研究旨在探讨通过人工智能学习脑卒中中医辨证分型与中医舌象特征分类的关系,以期为临床治疗提供诊断依据。

1 资料与方法

1.1 资料来源

本研究选取2021年7月至2023年2月在广汉市中医医院门诊及住院部治疗,并符合诊断及纳入标准的284例脑卒中患者为研究对象,其中脑梗死182例占64.08%,脑出血102例占35.92%。其中男性166例,女性118例;最小年龄33岁,最大年龄99岁,平均年龄64岁;最短病程3d,最长病程2年,平均病程56d。本研究经医院伦理委员会批准(批文编号为2023-01-009-K01),且研究对象均

签署知情同意书。

1.2 纳入及排除标准

纳入标准:(1)符合本研究相关中西医诊断纳入标准:符合本病临床表现,辅助检查明确提示脑出血/脑梗死,经鉴别排除其他类似疾病者。西医诊断标准为参照现行行业标准《脑梗死》^[20]、《脑出血》^[21]进行诊断;中医诊断标准为参照现行行业标准《中风病》^[9]进行诊断;(2)患者同意进行本研究且未加入其他临床研究。

排除标准:(1)因各种原因无法配合研究者进行研究数据采集者;(2)因颅内占位性病变等出现卒中样体征或症状者;(3)合并肿瘤、严重心肝肾功能障碍及其他危急重症者;(4)妊娠及哺乳期妇女。

1.3 一般情况

本研究邀请临床经验丰富的中医医师对入组患者舌象进行分类形成脑卒中中医舌象数据集,参考现行行业标准《中风病》将研究对象分为 8 个证型,将其证型名称及舌象表现分述如下。中风急性期-中经络:(1)风痰阻络证(舌质暗淡,舌苔薄白或白腻);(2)风火上扰证(舌质红绛,舌苔黄腻而干);(3)痰热腑实证(舌质红,舌苔黄腻)。中风急性期-中脏腑:(4)痰热内闭证(舌质红绛,舌苔黄褐干腻);(5)痰蒙清窍证(舌质紫暗,苔白腻);(6)元气败脱证(舌蜷缩,舌质紫暗,苔白腻)。中风恢复期:(7)气虚血瘀证(舌质暗淡,有齿痕,舌苔白腻);(8)阴虚风动证(舌质红而体瘦,少苔或无苔)。各证型舌象样本详见图 1。



图 1 构建的 8 类中医舌象数据集

1.4 基于卷积神经网络迁移学习

在机器学习领域,迁移学习是一种常见的研究技术。在深度学习中,迁移学习方法使用预训练模型获得的知识在新的数据集中训练一个新的深度卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)模型。深度 CNN 模型需要大量的初始训练数据,在数据不足的情况下训练深度 CNN 模型,会导致模型失去泛化的能力,变得与训练数据过于匹配。另一方面,迁移学习使得深度 CNN 模型的建立即使在没有大量的数据来训练深度 CNN 架构的情况下也能实现。迁移学习可以通过两种方式完成:通过特征提取法和微调法。

在通过特征提取方法进行迁移学习时,使用预训练的深度 CNN 模型作为特征提取器,将新数据集的图像批量传递给预训练模型,检索新数据集获得特征向量。通过微调法的迁移学习利用预训练模型作为在新数据集上的训练起点,对相同预训练模型进行重新训练,对预训练模型中的分类层所做的修改是根据新数据集中的类数建立新的分类层。

1.5 微调 DenseNet201 模型

在这项工作中,实现了通过卷积神经网络迁移学习微调改进的 DenseNet201 模型^[22]。迁移学习任务使用在 ImageNet 数据集中预训练的 DenseNet201 卷积神经网络模型,首先将预训练模型的全连接层移除,然后在无分类层的预训练模型基础上添加三个新的层进行微调。一般情况下,在预先训练去掉全连接层的 DenseNet201 模型之上,再连接一个全局平均池化(global average pooling, GAP)层,将多维特征转换为一维特征^[23]。在这种方法中,采用全局平均池化层替代全连接层,与全连接层相比,GAP 层对整个特征图内的所有像素求均值,不存在需要微调的参数,使得各个类别与特征图的联系更加直观,由于 GAP 操作没有参数参与训练,非卷积层部分参数数量大大减少,所以卷积神经网络卷积层的卷积核参数易于进行充分地微调更新,从而能够更加充分的提取分类目标信息。在 GAP 层之后,添加一个全连接层,包含 1 024 个神经元。此外,在全连接层上应用 Dropout 以防止过拟合,并设置随机丢弃概率值为 0.35。最后,添加带有 Softmax 激活函数的输出层对目标图像进行分类。所改进的 DenseNet201 模型

描述如图 2(a)所示,图 2(b)DenseBlock 层是组成 DenseNet 网络架构的主要模块,图 2(c)Transition 层主要用于连接两个相邻的 DenseBlock,起到压缩模型的作用,模型预训练权重选择 IMAGENET1K_V1,该网络的层数为 708,深度为 201,连接数为 805,参数量为 20.06 M,模型复杂度为 5.71 GMac。

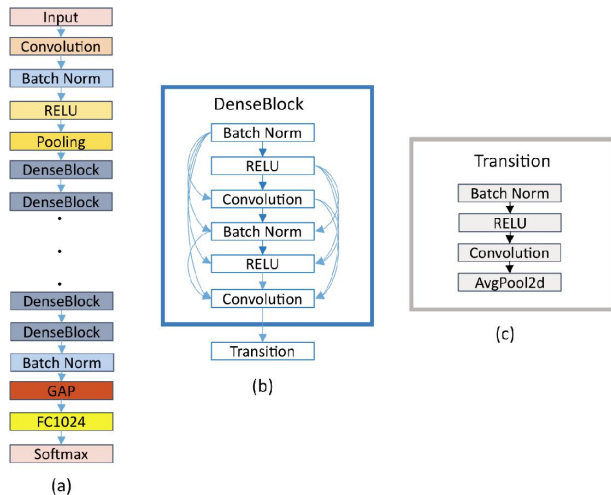


图 2 利用迁移学习改进的 DenseNet201 模型

1.6 特征选择

特征选择被定义为从包含数据集中所有特征的特征向量中选择具有最佳性能表示比例的子集。该方法移除冗余特征减少了向量大小和计算复杂性,并提高了模型的性能。在本研究中,基于信息增益、卡方检验、对称不确定性和 ReliefF 滤波算法被用于特征选择^[24-25]。

在信息增益(information gain, IG)方法中,采用熵进行计算,给出每个属性发生随机性、不确定性和意外情况的概率。IG 算法的公式表示属性 Y 的熵值随属性 X 的函数而减小,表达式如式(1)所示,其中 $H(Y)$ 为特征 Y 的熵, $H(Y|X)$ 为特征 X 相对于特征 Y 的条件熵。因此,一个特征的显著性水平是由单独考虑相应特征时,由该类熵的减小程度来决定。

$$IG=H(Y)-H(Y|X) \quad (1)$$

在对称不确定性方法(symmetric uncertainty, SU)中,计算是将信息增益除以 Y 和 X 的熵值之和, SU 系数由于存在相关因子,需要进行归一化处理,值为 1 表示特征信息是完全可预测的,值为 0 表示 Y 和 X 之间没有关系,具体的算法公式如式(2)所示。

$$CST^2=\frac{2 \times (IG)}{H(Y)+H(X)} \quad (2)$$

卡方检验(chi-square test, CST)方法是确定目标与数值变量之间的卡方度量,只有卡方值最大的变量才会被选择。算法公式如式(3), n 为数据集中的特征个数, o_i 为对应特征的观测频率值, e_i 为期望频率值。首先,计算这些值与真实类的卡方统计量 CST^2 ,当卡方值接近于零时,观测到的频率值和期望的频率值会更加相容,计算得卡方值与卡方分布中指定的阈值进行比较,经过比较决定变量是否适合选择。

$$CST^2=\sum_{i=1}^n \frac{(o_i-e_i)^2}{e_i} \quad (3)$$

在 ReliefF 滤波选择算法中,随机选择属于同一类和异类的最近邻。对于每一个相同的类,该算法计算一个相关性指数,并为它们分配一个正权重,而对于属于不同类别的要素被分配负权重。这些步骤适用于所有特征,并根据其权重进行排序。式(4)给出了算法权值的计算公式,式中指定的 W_i 表示相关属性的权重, $nearbyHit_i$ 表示属于同一类的最近样本中的特征值, $nearbyMiss_i$ 则表示属于不同类的最近样本中的特征值。

$$W_i=W_{i-1}-(x_i-nearbyHit_i)^2+(x_i-nearbyMiss_i)^2 \quad (4)$$

1.7 支持向量机(support vector machine, SVM)

在机器学习中,目标对象的分类是解决数据集中对应于两个或多个目标标签的归属性问题。SVM 是一种简单而强大的机器学习算法,它能在 N 维空间的特征中找到一个超平面,以在标签类别中进行分类。由于核函数将输入数据空间变成高维空间,SVM 也被称为核化 SVM,Linear 核、Polynomial核、径向基函数(radial basis function, RBF)和 Sigmoid 核是最常见的核函数,其中,多项式核函数普遍使用二次多项式与三次多项式核函数(Cubic SVM)。

1.8 中医舌象分类模型方法结构

本研究提出了一种用于中医舌象分类模型的方法结构。图 3 显示了方法的基本结构,该方法主要分为 3 个阶段,分别为特征向量的提取、选择特征向量与建立交叉数据集训练模型。在第一阶段,对数据集的图像进行裁剪并适应所使用的 DenseNet201 卷积神经网络的输入大小,在输入网络前,通过对这些图像应用表 1 所示的组合数据增强技术,可用图像的数量从 284 增加到 852,这样可以防止过拟

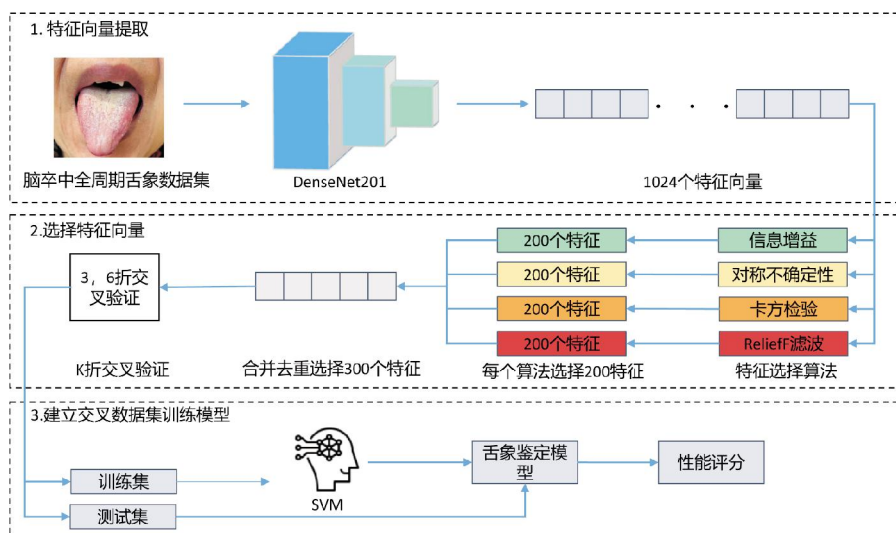


图3 中医舌象分类模型方法结构

合,提高模型的性能。利用迁移学习微调改进的 DenseNet201 模型,从网络的最后一个全连接层输出包含 1 024 个特征向量。在第二阶段,利用 4 类特征选择算法分别选择特征数据,选取的特征数据进行组合去重,得到由最佳 300 个特征组成的特征向量。为了保证模型结果的一致性,将具有合并特征的特征向量进行 5 倍和 10 倍交叉验证处理。第三阶段,利用 Cubic SVM 对交叉验证处理的数据集进行训练和测试,所形成的舌象鉴定模型被用于性能评分。

表 1 组合的 6 类数据增强方法

序号	增强方法	执行概率/%
1	随机旋转	40
2	水平翻转	20
3	随机裁剪	10
4	随机缩放	10
5	随机移位	10
6	高斯噪声	50

1.9 性能指标与试验参数

为了评估所提出的模型,将脑卒中中医辨证分型舌象数据集拆分为训练和测试数据集,并进行 3-折和 6-折交叉验证 (K-fold cross-validation, K-Fold CV)。对于性能评价,选用了 4 个常用的指标:准确率(accuracy)、精确率(precision)、灵敏度(sensitivity)与 F1 分数(F-score)。

本研究采用 Windows11 专业工作站版 64 位操作系统,Intel(R)Core(TM)i7-11800H 处理器,存储器

选择第四代 DDR4,32.00 GB 内存,NVIDIA GeForce RTX 3060 Laptop 6 GB 显卡。主要算法由微软 VS-Code 和 Python 3.9 执行,Scikit-learn 框架实现了 SVM 与特征提取机器学习算法,深度卷积神经网络模型采用 Pytorch 深度学习框架实现。

2 结果

2.1 舌象分类性能分析

基于脑卒中中医辨证分型舌象数据集,利用多阶段构建中医脑卒中舌象分类模型的方法对脑卒中的 8 类证型舌象进行分类,合并去重的 4 类特征选择算法所得到的特征向量数据被用于 3-折与 6-折交叉验证进行处理。试验结果(表 2)显示所有证型的舌象验证准确率、精确率、灵敏度及 F1 分数均达到 95%以上,其中风火上扰证舌象的准确率及 F1 分数最低,分别为 95.74%、96.49%,气虚血瘀证舌象准确率及 F1 分数最高,分别为 98.22%、98.31%,出现此结果可能是因为风火上扰证在临床中属于危急重症,该证型的发病率较其他证型低、患病后的死亡率较高,且本证型患者功能障碍较重,出现伸舌困难导致临床可采集样本量有限,加之本证型特点为舌质红绛、舌苔黄腻而干,可能因采集设备、采集环境、采集技术、图片分辨率或颜色校正等方面的原因导致识别的准确率下降;但气虚血瘀证为脑卒中恢复期,属于该证型的患者患病后绝大部分预后为致残,致死率较低,在经过急性期的治疗及后期的康复后患者肢体功能好转,采集舌象样本是配合度较高,故临

床可采集样本量充足,可进行充分的再学习。F1分数作为一个结合精确率及灵敏度的模型评估指标,在处理不平衡数据集的分类模型中更有优势,本研究中F1分数从高到低依次为:气虚血瘀证(98.31%)、痰热内闭证(98.09%)、阴虚风动证(97.9%)、元气败脱证(97.85%)、风痰阻络证(97.49%)、痰热腑实证(97.38%)、痰蒙清窍证(97.01%)、风火上扰证(96.49%),准确率的高低次序与F1分数相类似,即:除个别证型(痰热内闭证)外,脑卒中恢复期的证型对应的舌象分类的F1分数明显高于急性期对应的舌象分类,这样的结果也提示了样本量大小可能会对识别的精确率略有影响,但总体上此方法仍能提供至少96.49%的F1分数及95.74%的准确率。总体而言,微调改进的DenseNet201卷积神经网络模型进行舌象特征的识别具有较高的精确性,投入临床应用可靠性高。

表2 脑卒中中医辨证8类舌象的分类性能

证型	交叉验证	准确率/%	精确率/%	灵敏度/%	F1分数/%
风痰阻络证	3-折	96.21	97.62	98.24	97.92
	6-折	96.65	96.89	97.21	97.05
	平均	96.43	97.26	97.73	97.49
风火上扰证	3-折	95.42	95.44	96.54	95.98
	6-折	96.06	96.93	97.06	96.99
	平均	95.74	96.19	96.8	96.49
痰热腑实证	3-折	97.21	97.41	97.26	97.33
	6-折	97.36	97.39	97.46	97.42
	平均	97.29	97.40	97.36	97.38
痰热内闭证	3-折	97.84	98.12	97.91	98.01
	6-折	97.93	98.32	98.03	98.17
	平均	97.89	98.22	97.97	98.09
痰蒙清窍证	3-折	96.79	96.85	96.88	96.86
	6-折	96.86	97.42	96.92	97.16
	平均	96.83	97.14	96.90	97.01
元气败脱证	3-折	97.54	97.65	98.15	97.89
	6-折	97.68	97.77	97.84	97.80
	平均	97.61	97.71	98.00	97.85
气虚血瘀证	3-折	98.09	98.11	98.25	98.18
	6-折	98.34	98.36	98.51	98.43
	平均	98.22	98.24	98.38	98.31
阴虚风动证	3-折	97.62	97.66	97.68	97.67
	6-折	97.81	98.36	97.91	98.13
	平均	97.72	98.01	97.8	97.9

2.2 消融验证与多分类器对比

在本节,将对所提出的舌象分类模型方法进行2个实验研究,它们都是基于脑卒中中医辨证分型舌象数据集并采用6-折交叉验证处理。在第一个实验研究中,采用具有三次多项式核函数的SVM作为分类器,并对4类特征选择算法进行消融试验验证。为了体现深度卷积神经网络与融合SVM分类器卷积神经网络的性能差异,修改DenseNet201网络中Softmax层的前一个全连接层的输出参数为脑卒中中医辨证分型舌象数据集的分类数(表3中序号1),并以此作为基础性性能指标。消融验证的结果(表3)提示仅使用一类或几类组合的特征选择算法结果不能改善DenseNet201网络的基础准确率及F1分数,在单独使用对称不确定性特征选择算法时得出的结果较基础准确率及基础F1分数分别下降了14.26%和14.05%,单独使用ReliefF滤波特征选择算法时得出的结果较基础准确率及基础F1分数分别下降了4.36%和2.75%,提示本试验中对称不确定性特征选择算法性能最差,而ReliefF滤波特征选择算法性能最好。当四类特征算法功能进行组合后(表3序号8),其准确率及F1分数均大于97%,其准确率和F1分数分别高于基础结果3.26%和3.42%,提示四种特征选择算法选出的特征经合并去重后形成的数据集可靠度更高,选出的舌象特征更贴合临床实际,增加了临床应用及推广的可行性。在第二个实验研究中,验证了处理后的舌象数据在不同机器学习分类器的性能表现,具体为三次多项式核Cubic SVM、径向基函数RBF SVM、线性核Linear SVM、Sigmoid函数Sigmoid SVM、决策树(decision tree, DT)、高斯贝叶斯(Gaussian naive bayes, Gaussian NB)、K最近邻(K-nearest neighbor, KNN)和集成分类器中的随机森林(random forest, RF)与Adaboost以获得精度。结果如表4所示,使用不同的分类器的性能结果差异较大,RBF SVM、KNN、DT、RF及adaboost所得性能结果均大于93%;在支持向量机(SVM)相关的4个分类器中cubic SVM得出结果优于其他分类器,准确率、精确率、灵敏度、F1分数均大于97%;集成分类器中RF得到的四类性能指

标结果较 adaboost 仅略偏高,但相较于 Cubic SVM 则略偏低,提示集成分类器也可能适合进行相关研究,但 Cubic SVM 得到的性能结果可靠性更高,更适合临床应用。

表3 特征选择算法的消融验证

序号	特征选择算法				准确率/%	F1 分数/%
	信息增益	卡方检验	对称不确定性	ReliefF 滤波		
1					93.95	94.14
2	√				81.34	82.48
3		√			84.78	84.92
4			√		79.69	80.09
5				√	89.59	91.39
6	√	√			85.74	85.98
7	√	√	√		87.26	88.61
8	√	√	√	√	97.21	97.56

表4 使用不同分类器的性能结果

分类器	准确率/%	精确率/%	灵敏度/%	F1 分数/%
Linear SVM	89.65	93.56	92.73	93.14
RBF SVM	94.64	96.47	96.09	96.28
Cubic SVM	97.21	97.52	97.61	97.56
Sigmoid SVM	86.75	94.28	95.73	94.99
KNN	93.29	96.69	96.35	96.52
DT	95.78	95.99	94.38	95.17
RF	96.45	97.12	97.21	97.15
GaussianNB	84.79	92.67	91.87	92.26
Adaboost	96.43	97.09	96.93	97.01

3 讨论

随着现代社会发展,在生活作息不规律,缺乏运动、情绪紧张与工作生活压力增大因素的影响下脑卒中发病呈年轻化趋势,且随着老龄化社会发展,本病发病率逐年增加,虽然医疗技术的进步导致本病死亡率有一定降低,但本病复发率、致残率仍高,不仅影响个人的生活质量及生存期,还为社会家庭造成沉重负担。早期介入中医治疗能改善病人预后,提高病人生存时间,改善病人生活质量,降低病死率,提高疗效。中医作为一种“以人为本”的医学,重视整体观念,在辨证论治时需结合“望、闻、问、切”四诊所得临床资料进行综合判断,故传统的中医诊疗严重

依赖“人”,但由于不同中医医师的学识、临床经验、诊断标准与临床思维方式均有一定差异,导致诊疗缺乏客观化、标准化,出现医师经验传承难、病人治病就医难、医疗成果转化难等问题。

因此,本研究以中医专家分类的 284 名脑卒中病人的 8 种证型对应舌象为依据,通过迁移学习微调改进的 DenseNet201 模型进行特征向量的提取、再利用 4 类特征选择算法并组合去重以选择特征向量,最后利用 Cubic SVM 建立交叉数据集训练模型,经此三阶段的深度学习形成一种用于中医舌象分类模型的方法结构,达到利用机器学习辅助临床诊疗的目的。

本研究结果显示,该方法可以排除人工误差在完全基于舌体图像数据的情况下对脑卒中中医舌象进行辨证分型且准确性和灵敏性均达到 97% 以上,这促进了专科疾病中医诊断的标准化及客观化的发展,也有利于辅助中医医师进行诊断并为临床治疗提供一定建议,但由于本研究中急性期的各个证型获取的舌象图像数据样本量较少,需在未来的研究中扩大样本量进行更深入的研究。

参考文献

- [1] 2020 中国卫生健康统计年鉴[EB/OL].(2021-12-06)[2023-03-02]. <http://www.nhc.gov.cn/mohwsbwstjxxzx/tjtjnj/202112/dcd39654d66c4e6abf4d7b1389beed01.shtml>.
- [2] 中华中医药学会. ZYYXHT 22-2008, 中风病[S]. 北京: 中国中医药出版社, 2008: 56.
- [3] 王东军, 杨欢, 田之魁, 等. 中医舌象特征客观化研究领域科学知识图谱与可视化分析[J]. 世界科学技术: 中医药现代化, 2021, 23(9): 3032-3040.
- [4] 孙资金, 吉静, 马重阳, 等. 基于机器学习的中风中医辨证模型的构建与应用[J]. 湖南中医药大学学报, 2023, 43(4): 694-699.
- [5] 陈宗慧. 早期胃癌患者临床病理分型与中医舌象、证型的关系[J]. 中医临床研究, 2022, 14(16): 74-76.
- [6] XIE J C, JING C C, ZHANG Z Y, et al. Digital tongue image analyses for health assessment[J]. Medical Review, 2021, 1(2): 172-198.
- [7] LI J, HUANG J B, JIANG T, et al. A multi-step approach for tongue image classification in patients with diabetes[J]. Comput-

- ers in Biology and Medicine, 2022, 149: 105935.
- [8] WEN G H, WANG K W, LI H H, et al. Recommending prescription via tongue image to assist clinician [J]. Multimedia Tools and Applications, 2021, 80(9): 14283-14304.
- [9] 田琪, 吕琴, 任健, 等. 高血压病舌象特征及其客观化研究[J]. 中国中医基础医学杂志, 2023, 29(1): 160-163.
- [10] 周袁申, 林琳, 颜芳, 等. 133例新型冠状病毒德尔塔变异株感染患者舌象的临床分析与探讨[J]. 中华中医药杂志, 2022, 37(12): 7002-7006.
- [11] 荣文雅, 王仲霞, 何婷婷, 等. 基于多维图像分析技术的腺病毒感染中医舌象特征分析[J]. 世界科学技术-中医药现代化, 2022, 24(11): 4580-4588.
- [12] 刘梦, 王曦廷, 周璐, 等. 基于深度学习与迁移学习的中医舌象提取识别研究[J]. 中医杂志, 2019, 60(10): 835-840.
- [13] 黄淑琼, 张云龙, 周静, 等. 浅谈中医舌象客观化、量化、标准化研究[J]. 中华中医药杂志, 2017, 32(4): 1625-1627.
- [14] ZHUANG Q B, GAN S Z, ZHANG L Y. Human-computer interaction based health diagnostics using ResNet34 for tongue image classification[J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2022, 226: 107096.
- [15] WEI L I U, JINMING C H E N, BO L I U, et al. Tongue image segmentation and tongue color classification based on deep learning[J]. Digital Chinese Medicine, 2022, 5(3): 253 - 263.
- [16] 兰雨珊, 郑思, 李姣. 机器学习方法在因果推断中混杂因素控制的应用[J]. 医学信息学杂志, 2022, 43(11): 20-26, 33.
- [17] 吴欣, 徐红, 林卓胜, 等. 深度学习在舌象分类中的研究综述[J]. 计算机科学与探索, 2023, 17(2): 303-323.
- [18] 代国威, 樊景超, 胡林. 采用天气增强与八度卷积改进YOLOv5的番茄检测模型构建[J]. 山东农业科学, 2022, 54(11): 138-149.
- [19] 代国威, 晏静香. 基于Yolo的结直肠息肉CT影像分析算法研究[J]. 南通职业大学学报, 2021, 35(4): 82-87.
- [20] 中华中医药学会. 行业标准书号: ZYYXH/T 124-2008, 脑梗死[S]. 北京: 中国中医药出版社, 2008: 260.
- [21] 中华中医药学会. 行业标准书号: ZYYXH/T 123-2008, 脑出血[S]. 北京: 中国中医药出版社, 2008: 256.
- [22] HUANG G, LIU Z, VAN DER MAATEN L, et al. Densely connected convolutional networks[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Honolulu, HI, USA. IEEE, 2017: 2261-2269.
- [23] LI J J, HAN Y, ZHANG M, et al. Multi-scale residual network model combined with Global Average Pooling for action recognition[J]. Multimedia Tools and Applications, 2022, 81(1): 1375-1393.
- [24] HAMID T M T A, SALLEHUDDIN R, YUNOS Z M, et al. Ensemble filters with harmonize PSO-SVM algorithm for optimal hearing disorder prediction[J]. Neural Computing & Applications, 2023, 35(14): 10473-10496.
- [25] ATIK M E, DURAN Z D. Selection of relevant geometric features using filter-based algorithms for point cloud semantic segmentation[J]. Electronics, 2022, 11(20): 3310.

(本文编辑 苏维)