

DOI: 10.20098/j.cnki.1001-5132.2024.0101

机器学习在缺血性卒中诊治中的应用与展望

徐瑾妍, 陆浩轩, 谢燕青, 计礼丽, 何文明*

(宁波大学附属第一医院, 浙江 宁波 315020)

摘要: 缺血性卒中有高死亡率、高致残率和高复发率的特点, 临床上常出现漏诊、误诊现象。而基于机器学习的计算机辅助技术能够通过对医学文本、影像等资料的特征挖掘, 辅助医生快速、准确地提高诊疗效率。本文通过梳理机器学习的不同方法, 及其在缺血性卒中预测、诊断、治疗和预后的应用, 对未来机器学习在该领域的预测、诊断、制定个性化治疗方案以及医疗资源合理性配置等方面进行展望。

关键词: 缺血性卒中; 人工智能; 机器学习; 影像诊断; 医疗决策

中图分类号: R743.3

文献标志码: A

文章编号: 1001-5132 (2024) 03-0104-09

卒中是一种急性脑血管疾病, 是全球人口第二大死因, 已造成全球巨大的经济负担(每年约340 亿美元)^[1-2]。据研究^[3-4], 我国卒中终生发病风险高居全球首位, 是我国成年人致死、致残的首要病因。根据病因, 卒中可分为缺血性卒中(Ischemic Stroke, IS)和出血性卒中, 前者占卒中患者的87%以上^[5], 且发病率呈逐年升高趋势^[6]。早期筛查IS, 并尽早干预, 可以有效预防IS的发生、发展, 改善患者的预后, 减轻患者因IS带来的经济负担。但早期识别和治疗IS仍较为困难。诱发IS因素众多, 主要分为不可干预因素(性别、年龄、种族等)、可干预因素(高血压、糖尿病等)和不良生活方式(久坐不动、营养不良、吸烟和饮酒等)^[7]。早期识别和干预IS的危险因素, 对预防IS、避免血管性痴呆发展作用重大^[8]。

现有临床诊断IS模式包括病史了解、神经系统查体和脑成像测试, 如计算机断层扫描(CT)和磁共振成像(MRI), 以此排除其他卒中疑似症(脑肿瘤、硬膜下血肿等), 确定卒中类型、位置和脑损伤程度^[9]。IS急性期治疗的时间窗一般为发病后6h内, 因此需要临床医生快速决策和干预^[2,5]。CT和MRI是目前急性卒中检测、表征以及预后的重要手

段^[10]。准确预测IS预后对治疗方案的选择、康复目标的设定等至关重要^[11]。IS治疗需要根据病因和病情定制涵盖外科手术、药物治疗、心血管风险管理以及康复训练多种方法^[12-13]。随着卒中患者生存率的提高, 未来跨学科治疗方案将有助于患者全面康复^[14-15]。但是目前IS预测、快速诊断、治疗决策面临巨大挑战。

随着人工智能(Artificial Intelligence, AI)的发展, 机器学习(Machine Learning, ML)技术在IS诊治领域展现了强大的应用潜力, 可以针对现有IS问题提供多种解决方案, 如早期诊断和快速筛查。ML可以分析患者的临床数据、影像学资料和生物标志物, 帮助医生快速识别IS症状, 缩短诊断时间。采用深度学习(Deep Learning, DL)算法分析CT和MRI图像, 可以自动检测脑梗死区域^[16-18]。构建预测模型可以预测IS风险^[19-22]、复发可能性以及患者的预后^[23-25], 帮助医生制定个性化的治疗和预防策略, 评估患者的适应证和禁忌证, 为IS患者选择最合适的治疗方案(溶栓治疗、血管内治疗、外科手术等^[26-27]); 同时可以实时监测患者的生命体征和临床状况, 预测并及时识别可能的并发症, 如肺炎、深静脉血栓等, 从而提前采取干预措施^[28]。

收稿日期: 2024-01-01。

宁波大学学报(理工版)网址: <http://journal.g.nbu.edu.cn/>

基金项目: 宁波市自然科学基金(2021J240, 202003N4231); 浙江省中医药科技计划项目(2024ZL892)。

第一作者: 徐瑾妍, 副主任医师, 主要研究方向: 脑血管。E-mail: xujinyant@163.com

*通信作者: 何文明, 博士/主任医师, 主要研究方向: 心血管。E-mail: fyhewenming@nbu.edu.cn

还可以辅助制定个性化的康复计划,通过智能设备和应用程序监测患者的康复进度,并提供实时反馈和调整建议^[29-32]。

本研究梳理并探讨了 ML 在 IS 领域的应用现状,阐述了 ML 在 IS 临床诊疗中的应用潜力,指出未来 ML 可以通过整合临床数据、影像学资料和生物标志物,提供更全面的疾病分析结果。DL 在处理复杂影像学图像方面具有明显的优势,这可能会带来 IS 诊断和治疗的突破。展望了结合神经科学、计算机科学和数据科学等知识,用以解决 IS 多维问题的远景。

1 机器学习算法

ML 是 AI 的计算方法,通过建立数学模型,利用反馈机制对模型进行优化,从而用于预测或分类新数据^[33]。根据反馈方式和训练样本的不同,ML 主要分为监督学习、无监督学习和深度学习 3 类。

1.1 监督学习算法(Supervised Algorithms)

在监督学习算法中训练集中的样本都有标签,使用这些有标签样本进行建模调整,从而使模型产生推断功能,正确映射出新的未知数据,获得新的知识或技能^[34]。监督学习是为了达到分类或回归的目的,即当输出是离散的,学习任务为分类任务;当输出是连续的,学习任务为回归任务。分类是利用预测因子对离散的目标变量进行归类^[35]。逻辑回归(Logistics Regression, LR)^[36]、朴素贝叶斯(Native Bayes, NB)分类器^[37]、支持向量机(Support Vector Machines, SVM)^[38]、决策树(Decision Tree, DT)等技术已广泛应用于 IS 预测模型的构建。

1.1.1 逻辑回归

LR 是一种用于预测分类目标变量的监督学习算法,其工作原理与线性回归相似,但具有二项分布响应变量,而线性回归的响应变量服从高斯分布,通常 LR 算法用于解决分类问题。LR 的解释变量可以是连续的,也可以是分类变量,LR 更容易同时处理 2 个以上的解释变量,可以通过分析所有变量的关联性来避免混淆效应,从而帮助做出具有二元结果的医疗决策。在 IS 研究中,LR 模型通常作为基础模型与其他 ML 算法进行比较或结合。

1.1.2 支持向量机

SVM 是使用支持决策的支持向量进行预测,

可以用于分类、回归和异常值检测,常用于二分类问题^[26]。SVM 的优势在于通过使用各种核函数扩大预测变量的维度,找到一个划分平面,还可以减少过拟合。SVM 建模方向是使预测误差、划分平面和支持向量之间的距离倒数之和最小。SVM 因其泛化能力强,在许多研究中表现出较高的预测准确率,尤其是处理具有清晰边界的数据集。在 IS 研究中,SVM 能够较好地区分 IS 患者的预后和类型。由于 IS 涉及相关生物标志物和临床特征指标较多,而 SVM 能够有效处理高维数据,因此其对研究 IS 中多变量分析尤为重要。

1.1.3 决策树

DT 是 ML 中表现较好的分类器之一,在分类和回归问题中都有应用。采用树状模型充当决策支持工具,可以直观显示决策及其潜在的结果、后果和成本。通过 DT 可以轻松地评估和比较“分支”,选择最佳的行动方案。DT 是一种预测建模,有助于将不同的决策或解决方案映射到给定的结果。但其也有局限性,如易过拟合、对数据中的小变化敏感(不稳定),以及可能陷入局部最优解。为克服局限性,采用集成学习方法,如随机森林(Random Forest, RF)或梯度提升树,通过结合多个 DT 来提高整体模型的性能和鲁棒性,并能使其自动进行特征选择,这有助于识别对 IS 预测结果影响最大的特征,减少特征的复杂性。与其他 ML 方法相比,RF 模型相对容易解释。通过查看每个特征的重要性分数,研究人员可以了解对预测结果有显著影响的因素。

1.1.4 朴素贝叶斯

贝叶斯理论是一种用事件发生的先验概率和已知信息概率推测后验概率的数理统计方法,被广泛应用于 ML 的自动分类中。NB 算法是在贝叶斯理论基础上进行简化,即假定样本的分类属性之间相互独立,这极大简化了贝叶斯算法的复杂性,而且实际应用效果较好。NB 算法先计算各个样本的先验概率,再利用贝叶斯公式计算各样本属于每类的后验概率,算法高效稳定,多应用于数据分类分析^[39]。在 IS 研究中,NB 不如 RF、SVM、DT 等常用,主要原因是医学数据通常结构复杂且非线性,而 NB 在处理这些复杂数据方面不如其他算法有效。此外,医学数据需要精确的预测,而

NB 的假设(特征之间相互独立)在实际应用中有可能不成立. 然而, NB 在某些特定的医学中仍然有用, 如在基于文本的临床记录分析, 其可用来从大量非结构化的文本数据中提取有用信息. 在这种情况下, NB 可以作为一种快速的初步筛选工具, 帮助识别可能与 IS 相关的关键词或模式.

1.2 无监督学习算法(Unsupervised Algorithms)

无监督学习训练集的样本完全没有标签, 目标是通过在无标记训练数据的学习, 揭示数据的内在性质及规律, 使类内差距最小化、类间差距最大化, 通常是为进一步数据分析提供基础. 无监督学习与人类的学习方式更为相似, 被誉为 AI 最有价值的地方^[40]. 无监督学习用于对观察结果进行分组, 并根据其相似性进行分析^[41], 其类型主要有关联分析、聚类^[42]和降维^[43].

1.2.1 关联分析

关联分析是指通过不同样本同时出现的概率, 发现样本之间的关系, 常用算法包括 Apriori 算法和 FP-Growth 算法^[44]. 关联分析在 IS 领域的应用不如其他 ML 方法广泛, 但在特定情况下仍有价值, 特别是在探索复杂数据集中的潜在关联时. 然而需要注意的是, 关联分析通常假设数据项之间是相互独立的, 这在实际医学数据中不一定成立. 因此, 在应用关联分析时, 需要结合其他统计方法, 确保其分析结果的准确性和可靠性.

1.2.2 聚类

聚类是将物理或抽象对象的集合分成由类似对象组成的多个类的过程. 这个过程基于某个特定标准, 如距离, 将一个数据集分割成不同的类或簇, 使同簇内的数据对象尽可能相似, 不同簇内的数据对象尽可能有差异. 聚类问题与分类问题的主要区别在于训练集样本没有标签, 预先不知类别. 常见的聚类算法有: K-means 聚类、层次聚类和基于密度的聚类等^[45]. 聚类算法可以根据 IS 患者的临床特征、生物标志物或影像学特征进行分组, 发现具有相似特征的患者亚群, 这有助于理解卒中的异质性, 可以为个性化治疗提供依据.

1.2.3 降维

降维指保证数据集不丢失有意义信息的同时减少数据的维度, 是一种将高维数据转化为低维数据的算法, 常见算法包括主成分分析、压缩感

知、线性判别分析、动态时间弯曲隐马尔科夫模型、 t -分布邻域嵌入、自动编码器等. 降维技术可以帮助研究人员理解 IS 数据的内在结构、简化模型的复杂性, 同时保留最重要的信息.

1.3 深度学习

DL 成为 AI 领域的一个新兴子集迅速壮大, 是一种模仿人类大脑对信息深入解析的方式, 即通过构建复杂且多级的神经元结构实现目标. 与传统 AI 技术相比, DL 无需依赖人工设定的属性或规则去识别模式、提取知识, 而是能够自动从初始数据样本出发, 以多个隐含级别的输出完成工作, 其准确率和运算效率大幅提高. DL 开发了一个具有多处理层的计算模型^[46], 可从原始输入逐步学习数据, 主要用于解决图像处理问题^[47]. DL 是一套利用多个处理层来发现高维数据中复杂结构的方法, 在计算机视觉、自然语言处理、知识图谱和医学图像分析等领域影响巨大. 目前, DL 架构包括堆叠式自动编码器、深度玻尔兹曼机、循环神经网络和卷积神经网络. DL 在 IS 研究中的应用主要集中在以下几方面: (1)影像学分析, 特别是卷积神经网络, 可从 MRI 和 CT 图像中自动检测和分类 IS. 如 Yang 等^[48]利用卷积神经网络构建 IS 诊断模型. (2)时间序列分析. 在研究 IS 发作的时间动态和 IS 后恢复过程中, DL 可用于分析时间序列数据, 如连续的血压、心率、影像等参数. Dhar^[49]开发了一种基于神经网络的图像分割算法, 可以在连续的 CT 扫描中自动测量 IS 患者的脑脊液体积, 从而观察患者脑水肿的变化. (3)动态预测模型. Hu 等^[50]利用 DL 模型动态预测 IS 患者机械血栓切除术后的预后. (4)多模态数据融合. 利用 DL 模型融合不同来源的数据(临床数据、影像学数据和生物标志物数据), 以提供更全面的预后分析, 帮助医生更准确地评估患者的恢复潜力, 制定个性化治疗方案. 然而, DL 模型通常需要大量的数据进行训练, 其解释性可能不如其他 ML 方法. 因此, 在实际应用中 DL 模型通常与其他 ML 模型结合使用, 以提高其整体的性能.

综上所述, ML 的主要优势在于无须人工干预即可学习和制定算法. 近年来, 随着数据处理能力的飞速发展、医工交叉逐步深入, AI 在医学领域广泛应用^[51], 在各类任务中 AI 表现与人类相当抑或

更好,尤其在图像识别和数据分析领域^[52]。

2 机器学习在缺血性卒中诊治中的应用

2.1 缺血性卒中的预测及危险因素识别

早期 IS 研究发现^[7], IS 危险因素和 IS 后并发症主要有:高胆固醇血症、动脉粥样硬化、体重指数异常和脑水肿等。家族性高胆固醇血症是一种遗传性疾病,会导致过早心脏病和 IS。但大多数家族性高胆固醇血症患者未能被确诊。基于此,Myers 等^[22]使用 RF 成功扫描了大型、多样化且分散的美国医疗保健数据库,以识别患有家族性高胆固醇血症的个体,通过 5 倍交叉验证进行 FIND RF 模型参数优化,结果精度为 0.85、查全率为 0.45。同样,颈动脉粥样硬化会增加 IS 的风险,Bento 等^[19]利用 SVM 从一组异构的脑 MRI 中自动识别了患有颈动脉粥样硬化的受试者,结果准确率为 97.5%、敏感度为 96.4%、特异度为 97.9%。Jung 等^[21]从公共数据库中提取了 754 949 例房颤患者的 65 个维度特征,包括人口统计学、健康检查和病史信息,采用 LR 确定 48 个特征与 IS 发生具有统计学显著性关联,使用基于注意力的深度神经网络构建了房颤患者脑 IS 预测模型,发现其曲线下面积(AUC)为 0.727 ± 0.003 ,高于 CHA₂DS₂-VASc 评分 AUC (0.651 ± 0.007)和其他 ML 方法。脑水肿是 IS 后主要并发症,死亡率高。Chen 等^[20]利用 RF 模型对计算机断层扫描图像进行分割,发现 RF 分割优于亨斯菲尔德单位阈值,RF 准确率为 97.5%。在 IS 预测中,颈动脉内膜-中膜厚度是关键性生物指标之一。Biswas 等^[53]提出了基于 2 级 DL 的 cIMT 测量系统,在第 1 级进行特征提取和图像分割,第 2 级由 ML 回归平滑原始内腔与外膜间边界用于 cIMT 测量。此外,学者 Menchón-Lara 等^[54]提出了一种全自动的策略,利用人工神经网络从超声颈总动脉图像中识别内膜-介质厚度边界,训练计算时间为 1.4 s。Kasabov 等^[55]提出了空间或神经谱时间数据的个性化建模,并用峰值神经网络对每个个体进行 IS 早期预测,准确率为 94%。Thornhill 等^[56]在 CT 血管造影中使用 LR,区分动脉粥样硬化斑块与浮动腔内血栓,确定了 5 个颈动脉浮动腔内血栓的定量形状描述符。

ML 可以帮助识别可能会在不久将来发生 IS

的患者,从而实现早期干预,降低卒中的发生率和严重程度,为医生提供数据驱动的决策支持,帮助医生在临床中做出更合理的治疗和预防决策。随着数据量的增加和算法的不断优化,ML 模型会不断提高预测卒中风险的准确性和可靠性。

2.2 缺血性卒中诊断

MRI 和 CT 是 IS 诊断的常用方法。生物成像是 IS 分类或病变提取的重要过程,可以识别大脑的损伤区域。为了提高精度,Peixoto 等^[57]提出了新颖策略对 IS 进行分级,特别关注出血性和缺血性的区分。他们利用 300 例受试者的 CT 图像样本(100 例正常样本、100 例出血型样本、100 例缺血型样本),分别使用 SVM、多层感知器、最小学习机、线性判别分析和结构共现矩阵构建诊断模型,其中结构共现矩阵是提取无参数 IS 超型结构信息的最佳方法,IS 分类准确率可达 98.0%。De Souza 等^[58]通过分析 CT 脑组织密度提取图像特征,并应用于 IS 分类。采用脑组织密度分析特征选择算法的最优路径森林分类器,结果准确率达 99.3%。Vargas 等^[59]致力于灌注成像,建立了识别 CT 灌注减少的神经网络模型,准确率为 85.8%。

ML 另一个重要应用是患者对溶栓术的选择。为预测溶栓结果,改善临床决策,Bacchi 等^[26]通过卷积神经网络和人工神经网络创建模型,预估患者在 24 h 内卒中量表(美国国立卫生研究院),预测的准确率为 71.0%。

人工对 IS 亚型分类不易,为了使 IS 分类自动化,Garg 等^[60]使用了 ML 技术和文本记录对 IS 亚型(TOAST)进行分类,并将结果与人工分类进行对比,发现性能最优的是用 LR 和 XGBoost 叠加方法,其次是 GPT(Generative Pre-trained Transformer)、RF、SVM,最后是 K 邻近算法。Qu 等^[61]基于眼底视网膜膜图像成功开发了快速、自动 ML 方法的 IS 亚型风险评估和分类模型,该模型敏感度和特异度分别为 91.0%和 94.8%,AUC 为 0.929(95% CI 0.900~0.958);对于出血性卒中风险评估的敏感度和特异度分别为 93.0%和 97.1%,AUC 为 0.951(95% CI 0.918~0.983)。

肺炎是 IS 并发症之一,会直接影响患者卒中后生活质量及预后,因此准确并及时预测 IS 在肺炎临床中至关重要。Ge 等^[28]将 LR、SVM 和 XGBoost

技术与基于图卷积神经网络-门控循环单元及注意力机制进行比较,结果最佳分类器为门控循环单元,IS后7d的AUC达0.928,14d内的AUC达0.905.可见,与经典ML技术相比,DL模型在IS预测中准确率更高.

Wang等^[62]研究表明,使用3D卷积神经网络从CT和CTA(CT血管造影术)特征中识别急性IS的准确率较高,可达94.0%.Lu等^[63]研究发现,用两级深度卷积神经网络的头颅CT特征来识别急性IS具有很高的诊断价值,AUC为0.830、灵敏度为69.0%、特异度为98.2%、准确度为89.9%.Stib等^[64]开发了一种深度卷积神经网络模型来检测多相CTA中的大血管闭塞,结果其AUC为0.890、灵敏度为100%.Yang等^[65]基于DL算法(AD-CNNnet)使用头颈CTA和CTP(CT灌注成像)结合影像诊断早期IS的敏感度为93.7%、特异度为96.2%,其结果显著高于传统方法.

2.3 缺血性卒中治疗

Badesa等^[29]采用几种分类技术修改虚拟现实系统的实时显示,根据患者的生理反应监测患者的特定状态,结果表明使用SVM最佳(准确率为91.4%).对IS患者,恢复其手的移动能力至关重要,因此有必要采用一种评估方式来检测IS患者的上肢活动情况.Bochniewicz等^[30]使用定位在患者手腕的传感器捕捉线性加速度和角速度,并将收集的信息归类.结果显示,实验组(接受治疗的IS患者)准确度为88.4%,对照组(接受治疗的非IS患者)为94.8%.

LI等^[31]侧重研究了维持和提高IS患者在康复实践时的参与度,通过神经元类比模型和NB算法,在包括肌肉活动、大脑信号、眼睛移动和面部表达等超过500个数据样本之间建立实时联系,实现其对实际操作过程中反应进行学习,使开发一种便携式设备系统用于偏瘫病人的康复及评测成为可能.Yu等^[32]提出了一种基于遥控测量方法的Fugl-Meyer评价体系,借助2种加速装置,配套使用7套柔软型检测仪器,实时监控患者的四肢动作,如肩膀/肘关节活动、手的灵活度等功能指标,建立了基于极限学习机的集成回归模型,将传感器数据映射到临床Fugl-Meyer评价体系,同时应用DL算法寻找最佳特征子集.临床和家庭环境实验结果

表明,Fugl-Meyer评价体系模型可以基于可穿戴传感器数据精确预测Fugl-Meyer评价分数,决定系数高达0.917,且所提出的框架可以为远程定量康复训练和评估提供依据.

利用ML分析远程监测设备(可穿戴设备)收集的数据,可以实时跟踪患者的康复状态,制定个性化康复计划,确保康复计划的连续性和有效性.未来在认知康复领域,ML还可以辅助开发智能工具,如虚拟现实(VR)和增强现实(AR)技术,以提高认知训练的效率和效果.

2.4 缺血性卒中预后

IS静脉溶栓术是一种在血管中溶解血凝块并恢复脑供血的治疗方法,但该方法可能会发生毁灭性的并发症(症状性脑出血).Wen等^[27]采用SVM对116例IS患者的CT图像进行症状性脑出血预测,结果AUC为0.744,且SVM性能优于预测工具(SEDAN和HAT)评分.表明ML模型可以通过学习CT图像更全面地评估患者的功能预后.

此外,Hope等^[23]利用患者的MRI图像提取病变信息,结合高斯过程模型回归,预测IS后的行为结果和语言恢复,研究采用LR、SVM和RF技术对313名患者的15项康复指标进行了评估,即将LR、SVM和RF用于Barthel指数状态和评分,预测IS后患者出院时状况.IS地形能够反映缺血严重程度的连续变量,手动分割病变的IS地形图已被广泛使用.Moulton等^[24]提出了基于SVM,利用297例IS患者的MRI提高了中位准确率(82.8%),并为预测预后的关键脑区提供了重要解释.同样,Sale等^[25]对55个个体的神经功能评分和临床数据采用线性SVM构建模型,研究了常见的炎症生物标志物在预测IS早期康复后的运动和认知改善中的具体作用,以提高临床疗效.

ML可以作为临床决策支持工具,为医生提供基于数据的预后信息,辅助医生做出更合理的治疗决策.同时,通过分析长期的随访数据,可以准确评估IS患者的生活质量、认知功能以及IS后并发症的发生情况.

3 结果与展望

ML方法已在各种数据集上用于解决各类IS问题,协助医生作出更优质的临床决策,且有可能

在某些医疗领域,如影像诊断等方面替代人工评估。随着医疗健康信息的持续增长及大数据分析技术的快速推进,AI在医疗卫生行业的有效运用已成为现实。针对特定的临床难题,AI能揭示大量数据背后的临床关联信息,进而支持临床决策。

在IS相关研究中,越来越多的研究融合了病历文本资料及图像处理构建的DL模型,预测准确率、敏感度、特异度等指标优于传统ML模型。但也存在一些局限性,如DL模型需要有相关疾病的实验室、影像和临床分析的大量数据,以更精准地诊断和预测。神经网络在建模过程前还需要一段训练期,以便对大型数据集进行计算,避免过度学习和学习不足^[66]。特别是,在IS诊断方面,获得医疗资源的差异会影响神经网络中使用的必要资源数量,如大脑成像,而这些资料通常不易获得。农村地区IS患者进行MRI、CTA、CTP检查的机会有限,而这些脑部影像是实现适当诊断神经网络的基本组合之一。虽然神经网络有助于IS的快速诊断,但医疗资源差异阻碍了神经网络模型结果的准确率。ML模型还远未完全融入临床,因为ML的发展及临床应用仍存在数据库样本不足、模型解释性差以及普适性和个体化差异等问题。

未来随着临床样本量的增加以及算法性能的提升,ML算法特别是DL,会在IS预测、识别和治疗决策方面发挥更大的作用。主要将体现在以下几方面:(1)实时监测与预警。开发集成穿戴设备,利用DL实时监测生理数据,如心率、血压、脑电图等,为IS患者提供实时的健康状态评估和预警,以便及时干预。(2)影像学诊断更精准。随着DL模型的不断优化,日后会开发出更精确的算法来分析MRI、CT和PET(正电子发射型计算机断层显像)等影像学数据,实现更早期、更准确的IS诊断。(3)多模态数据分析。DL在处理 and 整合不同数据源,如临床、影像学、基因组学、蛋白质组学等多模态数据方面潜力巨大,这将有助于更全面地理解IS的病理机制。(4)个性化治疗方案。DL可以帮助医生根据患者的具体情况,如影像学特征、基因表达、生物标志物等制定个性化的治疗方案,提高治疗效果。(5)药物的发现与开发。DL通过分析分子结构和生物活性数据等,助推发现新的卒中治疗药物。(6)自动化临床决策。DL可以集成到临床决策支持

系统中,提供基于大量数据的决策建议,帮助医生做出更科学的治疗决策。(7)远程医疗与智能健康监测。随着物联网和移动健康技术的发展,DL可以支持远程医疗和智能健康监测设备,为IS患者提供持续的健康管理。(8)康复与辅助技术。DL在康复机器人、虚拟现实和增强现实技术中的应用,可以为IS患者的康复训练提供个性化的辅助。(9)数据共享与开放平台。建立开放的数据共享平台,鼓励IS相关数据和研究成果共享,以促进DL模型的发展和优化。

参考文献:

- [1] SOUN J E, CHOW D S, NAGAMINE M, et al. Artificial intelligence and acute stroke imaging[J]. American Journal of Neuroradiology, 2021, 42(1):2-11.
- [2] BOEHME A K, ESENWA C, ELKIND M S V. Stroke risk factors, genetics, and prevention[J]. Circulation Research, 2017, 120(3):472-495.
- [3] YE Y, ZHU Y T, ZHANG J C, et al. Burden and attributable risk factors of ischemic stroke in China from 1990 to 2019: an analysis from the Global Burden of Disease Study 2019[J]. Frontiers in Neurology, 2023, 14: 1216777.
- [4] THAYABARANATHAN T, KIM J, CADILHAC D A, et al. Global stroke statistics 2022[J]. International Journal of Stroke, 2022, 17(9):946-956.
- [5] LEE E J, KIM Y H, KIM N, et al. Deep into the brain: artificial intelligence in stroke imaging[J]. Journal of Stroke, 2017, 19(3):277-285.
- [6] 王陇德, 彭斌, 张鸿祺, 等. 《中国脑卒中防治报告2020》概要[J]. 中国脑血管病杂志, 2022, 19(2):136-144.
- [7] CAMPBELL B C V, DE SILVA D A, MACLEOD M R, et al. Ischaemic stroke[J]. Nature Reviews Disease Primers, 2019, 5(1):70.
- [8] PENDLEBURY S T, ROTHWELL P M. Prevalence, incidence, and factors associated with pre-stroke and post-stroke dementia: a systematic review and meta-analysis[J]. The Lancet Neurology, 2009, 8(11):1006-1018.
- [9] SACCO R L, KASNER S E, BRODERICK J P, et al. An updated definition of stroke for the 21st century: a statement for healthcare professionals from the American Heart Association/American Stroke Association[J]. Stroke, 2013, 44(7):2064-2089.

- [10] VALLIANI A A A, RANTI D, OERMANN E K. Deep learning and neurology: a systematic review[J]. *Neurology and Therapy*, 2019, 8(2):351-365.
- [11] BELAGAJE S R. Stroke rehabilitation[J]. *Continuum (Minneapolis)*, 2017, 23:238-253.
- [12] BRENNER D A, ZWEIFLER R M, GOMEZ C R, et al. Awareness, treatment, and control of vascular risk factors among stroke survivors[J]. *Journal of Stroke and Cerebrovascular Diseases*, 2010, 19(4):311-320.
- [13] LANGHORNE P, BERNHARDT J, KWAKKEL G. Stroke rehabilitation[J]. *The Lancet*, 2011, 377(9778): 1693-1702.
- [14] GOOD D C, BETTERMANN K, REICHWEIN R K. Stroke rehabilitation[J]. *Continuum (Minneapolis)*, 2011, 17:545-567.
- [15] HEILMAN M K M, VALENSTEIN E. *Clinical neuropsychology*[M]. Oxford: Oxford University Press, 2010.
- [16] OSTMEIER S, AXELROD B, LIU Y K, et al. Random expert sampling for deep learning segmentation of acute ischemic stroke on non-contrast CT[EB/OL]. [2023-12-01]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2309.03930>.
- [17] FANG T, LIU N J, NIE S D, et al. A deep learning and radiomics based Alberta stroke program early CT score method on CTA to evaluate acute ischemic stroke[J]. *Journal of X-Ray Science and Technology*, 2024, 32(1): 17-30.
- [18] OSTMEIER S, AXELROD B, VERHAAREN B F J, et al. Non-inferiority of deep learning ischemic stroke segmentation on non-contrast CT within 16-hours compared to expert neuroradiologists[J]. *Scientific Reports*, 2023, 13(1):16153.
- [19] BENTO M, SOUZA R, SALLUZZI M, et al. Automatic identification of atherosclerosis subjects in a heterogeneous MR brain imaging data set[J]. *Magnetic Resonance Imaging*, 2019, 62:18-27.
- [20] CHEN Y S, DHAR R, HEITSCH L, et al. Automated quantification of cerebral edema following hemispheric infarction: application of a machine-learning algorithm to evaluate CSF shifts on serial head CTs[J]. *NeuroImage Clinical*, 2016, 12:673-680.
- [21] JUNG S, SONG M K, LEE E, et al. Predicting ischemic stroke in patients with atrial fibrillation using machine learning[J]. *Frontiers in Bioscience (Landmark Edition)*, 2022, 27(3):80.
- [22] MYERS K D, KNOWLES J W, STASZAK D, et al. Precision screening for familial hypercholesterolaemia: a machine learning study applied to electronic health encounter data[J]. *The Lancet Digital Health*, 2019, 1(8): e393-e402.
- [23] HOPE T M H, SEGHIER M L, LEFF A P, et al. Predicting outcome and recovery after stroke with lesions extracted from MRI images[J]. *NeuroImage Clinical*, 2013, 2:424-433.
- [24] MOULTON E, VALABREGUE R, LEHÉRICY S, et al. Multivariate prediction of functional outcome using lesion topography characterized by acute diffusion tensor imaging[J]. *NeuroImage Clinical*, 2019, 23:101821.
- [25] SALE P, FERRIERO G, CIABATTONI L, et al. Predicting motor and cognitive improvement through machine learning algorithm in human subject that underwent a rehabilitation treatment in the early stage of stroke[J]. *Journal of Stroke and Cerebrovascular Diseases*, 2018, 27(11):2962-2972.
- [26] BACCHI S, ZERNER T, OAKDEN-RAYNER L, et al. Deep learning in the prediction of ischaemic stroke thrombolysis functional outcomes: a pilot study[J]. *Academic Radiology*, 2020, 27(2):e19-e23.
- [27] WEN R, WANG M R, BIAN W, et al. Machine learning-based prediction of symptomatic intracerebral hemorrhage after intravenous thrombolysis for stroke: a large multicenter study[J]. *Frontiers in Neurology*, 2023, 14: 1247492.
- [28] GE Y Q, WANG Q H, WANG L, et al. Predicting post-stroke pneumonia using deep neural network approaches [J]. *International Journal of Medical Informatics*, 2019, 132: 103986.
- [29] BADESA F J, MORALES R, GARCIA-ARACIL N, et al. Auto-adaptive robot-aided therapy using machine learning techniques[J]. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2014, 116(2):123-130.
- [30] BOCHNIEWICZ E M, EMMER G, MCLEOD A, et al. Measuring functional arm movement after stroke using a single wrist-worn sensor and machine learning[J]. *Journal of Stroke and Cerebrovascular Diseases*, 2017, 26(12): 2880-2887.
- [31] LI C, RUSÁK Z, HORVÁTH I, et al. Development of engagement evaluation method and learning mechanism in an engagement enhancing rehabilitation system[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2016, 51:182-190.
- [32] YU L, XIONG D X, GUO L Q, et al. A remote quantitative Fugl-Meyer assessment framework for stroke patients based on wearable sensor networks[J]. *Computer*

- Methods and Programs in Biomedicine, 2016, 128:100-110.
- [33] JIANG F, JIANG Y, ZHI H, et al. Artificial intelligence in healthcare: past, present and future[J]. Stroke and Vascular Neurology, 2017, 2(4):230-243.
- [34] 徐洪学, 孙万有, 杜英魁, 等. 机器学习经典算法及其应用研究综述[J]. 电脑知识与技术, 2020, 16(33):17-19.
- [35] FERNÁNDEZ-DELGADO M, CERNADAS E, BARRO S, et al. Do we need hundreds of classifiers to solve real world classification problems?[J]. Journal of Machine Learning Research, 2014, 15:3133-3181.
- [36] LANDWEHR N, HALL M, FRANK E. Logistic model trees[J]. Machine Learning, 2005, 59(1):161-205.
- [37] JOHN G H, LANGLEY P. Estimating continuous distributions in Bayesian classifiers[EB/OL]. [2023-12-01]. <http://arxiv.org/abs/1302.4964>.
- [38] BENTLEY P, GANESALINGAM J, JONES A L C A L, et al. Prediction of stroke thrombolysis outcome using CT brain machine learning[J]. NeuroImage Clinical, 2014, 4: 635-640.
- [39] 严海兵, 周刚, 朱振刚, 等. 基于朴素贝叶斯的学术论文推荐算法研究[J]. 苏州科技大学学报(自然科学版), 2023, 40(4):69-75.
- [40] 焦李成, 杨淑媛, 刘芳, 等. 神经网络七十年: 回顾与展望[J]. 计算机学报, 2016, 39(8):1697-1716.
- [41] RICHARDS J A. Clustering and unsupervised classification [M]//Remote sensing digital image analysis. Cham: Springer, 2022:369-401.
- [42] SAXENA A, PRASAD M, GUPTA A, et al. A review of clustering techniques and developments[J]. Neurocomputing, 2017, 267:664-681.
- [43] ALAWADI S, FERNÁNDEZ-DELGADO M, MERA D, et al. Polynomial Kernel Discriminant Analysis for 2D visualization of classification problems[J]. Neural Computing and Applications, 2019, 31(8):3515-3531.
- [44] SAHLAB N, SONJI I, WEYRICH M. Graph-based association rule learning for context-based health monitoring to enable user-centered assistance[J]. Artificial Intelligence in Medicine, 2023, 135:102455.
- [45] CHOI R Y, COYNER A S, KALPATHY-CRAMER J, et al. Introduction to machine learning, neural networks, and deep learning[J]. Translational Vision Science & Technology, 2020, 9(2):14.
- [46] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521:436-444.
- [47] DUMKA A, ASHOK A, VERMA P, et al. Advanced digital image processing and its applications in big data[M]. Boca Raton: CRC Press, 2020.
- [48] YANG W X, WANG F F, PAN Y Y, et al. Comparison of ischemic stroke diagnosis models based on machine learning[J]. Frontiers in Neurology, 2022, 13:1014346.
- [49] DHAR R. Automated quantitative assessment of cerebral edema after ischemic stroke using CSF volumetrics[J]. Neuroscience Letters, 2020, 724:134879.
- [50] HU Y X, YANG T T, ZHANG J, et al. Dynamic prediction of mechanical thrombectomy outcome for acute ischemic stroke patients using machine learning[J]. Brain Sciences, 2022, 12(7):938.
- [51] 魏航, 陈沁群, 王正飞, 等. 医工结合背景下数据科学能力培养模式探索[J]. 电脑知识与技术, 2023, 19(8): 68-70.
- [52] CHAVVA I R, CRAWFORD A L, MAZUREK M H, et al. Deep learning applications for acute stroke management [J]. Annals of Neurology, 2022, 92(4):574-587.
- [53] BISWAS M, KUPPILI V, ARAKI T, et al. Deep learning strategy for accurate carotid intima-media thickness measurement: an ultrasound study on Japanese diabetic cohort[J]. Computers in Biology and Medicine, 2018, 98: 100-117.
- [54] MENCHÓN-LARA R M, SANCHE-GÓMEZ J L. Fully automatic segmentation of ultrasound common carotid artery images based on machine learning[J]. Neuro-computing, 2015, 151:161-167.
- [55] KASABOV N, FEIGIN V, HOU Z G, et al. Evolving spiking neural networks for personalised modelling, classification and prediction of spatio-temporal patterns with a case study on stroke[J]. Neurocomputing, 2014, 134:269-279.
- [56] THORNHILL R E, LUM C, JABERI A, et al. Can shape analysis differentiate free-floating internal carotid artery thrombus from atherosclerotic plaque in patients evaluated with CTA for stroke or transient ischemic attack?[J]. Academic Radiology, 2014, 21(3):345-354.
- [57] PEIXOTO S A, REBOUÇAS FILHO P P. Neurologist-level classification of stroke using a Structural Co-Occurrence Matrix based on the frequency domain[J]. Computers & Electrical Engineering, 2018, 71:398-407.
- [58] DE SOUZA J W M, ALMEIDA J S, HOLANDA G B, et al. New approach to detect and classify stroke in skull CT images via structural co-occurrence matrix and machine learning[C]//COSTA-FELIX R, MACHADO J, ALVARENGA A. XXVI Brazilian Congress on Biomedical Engineering. Singapore: Springer, 2019:341-348.

- [59] VARGAS J, SPIOTTA A, CHATTERJEE A R. Initial experiences with artificial neural networks in the detection of computed tomography perfusion deficits[J]. *World Neurosurgery*, 2019, 124:e10-e16.
- [60] GARG R, OH E, NAIDICH A, et al. Automating ischemic stroke subtype classification using machine learning and natural language processing[J]. *Journal of Stroke and Cerebrovascular Diseases*, 2019, 28(7):2045-2051.
- [61] QU Y M, ZHUO Y Y, LEE J, et al. Ischemic and haemorrhagic stroke risk estimation using a machine-learning-based retinal image analysis[J]. *Frontiers in Neurology*, 2022, 13:916966.
- [62] WANG C Y, SHI Z, YANG M, et al. Deep learning-based identification of acute ischemic core and deficit from non-contrast CT and CTA[J]. *Journal of Cerebral Blood Flow and Metabolism: Official Journal of the International Society of Cerebral Blood Flow and Metabolism*, 2021, 41(11):3028-3038.
- [63] LU J, ZHOU Y R, LV W Z, et al. Identification of early invisible acute ischemic stroke in non-contrast computed tomography using two-stage deep-learning model[J]. *Theranostics*, 2022, 12(12):5564-5573.
- [64] STIB M T, VASQUEZ J, DONG M P, et al. Detecting large vessel occlusion at multiphase CT angiography by using a deep convolutional neural network[J]. *Radiology*, 2020, 297(3):640-649.
- [65] YANG Y, YANG J J, FENG J, et al. Early diagnosis of acute ischemic stroke by brain computed tomography perfusion imaging combined with head and neck computed tomography angiography on deep learning algorithm[J]. *Contrast Media & Molecular Imaging*, 2022, 2022:5373585.
- [66] ABEDI V, GOYAL N, TSIVGOULIS G, et al. Novel screening tool for stroke using artificial neural network[J]. *Stroke*, 2017, 48(6):1678-1681.

Application and prospect of machine learning in the diagnosis and treatment of ischemic stroke

XU Jinyan, LU Haoxuan, XIE Yanqing, JI Lili, HE Wenming
(The First Affiliated Hospital of Ningbo University, Ningbo 315020, China)

Abstract: Ischemic stroke leads to high mortality, high disability rate, and high recurrence rate. Missed diagnoses and misdiagnoses are common. Computer-assisted technologies based on machine learning, by mining features from medical texts and images are suggested to help doctors improve diagnostic and treatment efficiency quickly and accurately. This review provides an overview of various machine learning methods and research progress in predicting, diagnosing, treating, and prognosis of ischemic stroke. The review is also summarized the future application of machine learning in the field of ischemic stroke for prediction, diagnosis, developing personalized treatment plans, and optimizing medical resource allocation.

Key words: ischemic stroke; artificial intelligence; machine learning; imaging diagnosis; medical decision

(责任编辑 史小丽)