

DOI:10.3969/j.issn.1005-202X.2026.04.019

医学人工智能

人工智能在肿瘤影像学诊断与分类上的应用

陈华元¹, 吴勋², 陈超敏², 冯丹茜³

1. 广州南方医疗设备综合检测有限责任公司, 广东 广州 510515; 2. 南方医科大学生物医学工程学院, 广东 广州 510515; 3. 广东省医疗器械质量监督检验所, 广东 广州 510663

【摘要】随着人工智能(AI)的发展,其在肿瘤诊断和分类方向所展现出的优势也越来越明显。本研究对AI在肿瘤影像学诊断与分类中的应用展开研究,重点探讨深度学习在骨肿瘤和脑肿瘤影像学诊断中的进展。首先,介绍AI和深度学习的基本概念及其在医学影像中的应用背景。详细阐述了AI在骨肿瘤影像学诊断中的应用,包括肿瘤检测、良恶性分类、转移性骨肿瘤诊断等方面,展示了深度学习模型在提高诊断准确性和效率方面的潜力。其次,讨论了AI在脑肿瘤分类中的应用,特别是卷积神经网络和深度残差网络在脑肿瘤MRI图像分类中的研究进展,表明AI在脑肿瘤分类中的表现与经验丰富的放射科医生相当,甚至更优。最后,总结AI在肿瘤影像学诊断中的优势与挑战,指出模型的可解释性、数据可获得性和泛化能力是未来研究的重要方向。虽然AI在肿瘤影像学诊断中展现出广阔的应用前景,但仍需进一步研究以克服现有挑战。

【关键词】人工智能;深度学习;骨肿瘤;脑肿瘤

【中图分类号】R318

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2026)04-0547-06

Applications of artificial intelligence in imaging diagnosis and classification of tumors

CHEN Huayuan¹, WU Xun², CHEN Chaomin², FENG Danqian³

1. Guangzhou Southern Medical Equipment Comprehensive Testing Co., Ltd., Guangzhou 510515, China; 2. School of Biomedical Engineering, Southern Medical University, Guangzhou 510515, China; 3. Guangdong Medical Devices Quality Surveillance and Test Institute, Guangzhou 510663, China

Abstract: With the development of artificial intelligence (AI), its advantages in tumor diagnosis and classification are becoming increasingly pronounced. This review summarizes the applications of AI in imaging diagnosis and classification of tumors, with an emphasis on the recent advances of deep learning in the imaging diagnosis of bone tumors and brain tumors. To begin with, an introduction to the basic concepts of AI and deep learning and their application background in medical imaging is provided. The applications of AI in imaging diagnosis of bone tumors, including tumor detection, benign and malignant classification, and diagnosis of metastatic bone tumors are elaborated in details, demonstrating the potential of deep learning models in improving the diagnostic accuracy and efficiency. Furthermore, the application of AI in brain tumor classification is discussed, highlighting the progress in convolutional neural network and depth residual network for brain tumor MRI image classification, and the results show that AI achieves performance comparable to or even superior to experienced radiologists in brain tumor classification. Ultimately, the advantages and challenges of AI in tumor imaging diagnosis are analyzed, and it is pointed out that model interpretability, data availability, and generalization ability represent important research directions for future research. Although AI exhibits broad application prospects in tumor imaging diagnosis, further research is still required to address the existing challenges.

Keywords: artificial intelligence; deep learning; bone tumor; brain tumor

【收稿日期】2025-11-13

【基金项目】国家重点研发计划(2023YFC2414502)

【作者简介】陈华元,工程师,研究方向:医疗仪器检测、医学图像处理,
E-mail: 415081161@qq.com

【通信作者】冯丹茜,高级工程师,研究方向:医疗仪器检测、医学人工智能,
E-mail: 571611621@qq.com

前言

人工智能(Artificial Intelligence, AI)的概念最早于1956年提出^[1],此后,研究者进一步探讨机器是否能模仿人类的思维与行为过程,并提出“图灵测试”作为区分机器智能与人类智能的一种方法。随着计算机软硬件和算法的提升,AI的应用逐渐融入各行各业^[2]。深度学

习作为AI领域热门的研究内容,由机器学习发展而来,它以多层人工神经网络操作为特征,与机器学习相比,深度学习在性能上有显著提高,在语音、自然语言、视觉等多个领域的工作效能具有明显优势^[3-4]。深度学习目前主要基于神经网络算法,其中卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)是基于图像的深度学习中最常用的多层人工神经网络结构,各种CNN架构如视觉几何组(Visual Geometry Group)、ResNet和DenseNet已广泛应用于基于图像的医学模型。近年来,许多基于医学影像或病理切片的深度学习应用已被证实其诊断准确性达到甚至超过经验丰富的临床医生水平^[5-6]。2020年11月13日,国家药品监督管理局批准首个基于深度学习的肺结节CT图像辅助检测软件。深度学习已渗透至临床医学的多个领域,贯穿疾病的诊断、治疗决策、预后评估等多个环节,甚至包括新药开发^[7]、基因组学等方面的研究^[8],因此具有广阔的应用前景。

随着成像技术的发展与进步,磁共振成像(Magnetic Resonance Imaging, MRI)和计算机断层扫描(Computed Tomography, CT)作为主流的肿瘤影像学检查方法,在临床诊断中越来越重要。本研究分别介绍AI在以上两种检测方法中的应用,并列举两类具体的肿瘤:骨肿瘤和脑肿瘤。骨肿瘤是指起源于骨骼或其附属组织(如骨髓、骨膜)的肿瘤,广义上包括骨肿瘤瘤样病变、骨良性肿瘤、骨恶性肿瘤,目前CT为其主要的检查手段^[9]。据报道原发性骨肿瘤的发病率低于0.1%,显著低于多数实质性器官肿瘤^[10-13]。骨肿瘤类型复杂,具有多种组织学亚型,根据其来源于不同的细胞或基质,可将其分为骨性、软骨性、纤维性、肌源性、脂肪源性、血管源性以及性质未明的类型。鉴于原发性骨肿瘤的罕见性及其诊疗涉及放疗、全身治疗(化疗、靶向治疗等)和外科手术等多学科协作的复杂性,其临床管理面临显著挑战^[14-15]。骨肿瘤的诊断是对患者进行疾病管理的第一步,病理检查作为诊断的金标准对制定治疗方案具有重要意义,而影像检查对制定治疗方案也起着重要的参考作用^[16]。脑肿瘤作为一种侵袭性肿瘤,目前已发现了约120种,且具有不同的形状和大小^[17-19]。MRI是一种常用于检测脑肿瘤位置、大小和形状的影像学技术,其中的MRI参数成像是一种利用对比度区分正常脑组织与肿瘤结构的最常用、最有效的技术^[20]。AI依托模型的自主学习能力,能自动且高效地从大量肿瘤影像中提取特征,从而实现对肿瘤的智能分类。在脑肿瘤MRI图像分析中,常采用的基础模型主要包括CNN和深度残差网络(Deep Residual Network, DRN)等,用以提升分类的准确性与效率。

1 AI在骨肿瘤影像学诊断中的应用

AI在骨肿瘤影像学诊断中的应用是目前研究的热点,其在肿瘤检出与定性诊断、病灶分割与体积测量、肿瘤分级、坏死率评估以及预后预测等方面均展现出应用潜力。Lodwick等^[21]最早进行计算机辅助诊断骨肿瘤的研究。Do等^[22]整合1664例骨肿瘤患者的18种可学习特征,包括临床信息、流行病学数据以及X线片影像学特征等,并基于贝叶斯算法构建用于初步判别29种骨肿瘤类型的机器学习模型,准确率为44%~62%。该研究首次基于大样本评价机器学习在骨肿瘤影像学诊断中的价值,然而,该研究的局限性在于机器学习模型中的所有特征都需要人工标记,可能会受到主观因素的影响,进而影响模型的训练结果。随着计算能力的提升,深度学习逐渐取代机器学习成为骨肿瘤影像智能诊断的主流方法,广泛应用于良恶性肿瘤的检测与鉴别、临床疗效预测以及转移性骨肿瘤的认识。

1.1 深度学习在肿瘤检测与良恶性分类上的应用

在骨肿瘤的临床诊断治疗中,精准的影像学评估是制定治疗方案的核心前提。骨肿瘤在影像上的表现复杂多样,良恶性病变在X线、CT以及MRI上可能存在重叠征象,使诊断极具挑战性。深度学习特别是以CNN为基础的模型通过端到端的方式学习影像数据中的特征,实现自动化提取并量化骨皮质破坏、骨膜反应、软组织肿块以及内部信号特征等高维信息,从而能对骨肿瘤进行精准定位以及检测,并在良恶性分类上提供重要的量化决策支持。这一技术的应用有望显著提升诊断的敏感性与特异性,辅助放射科医生应对这一临床难题。

Eweje等^[23]基于深度学习对常规MRI骨病变进行分类,并将分类的结果与临床医生的结果进行比较,发现二者的准确度分别为0.76与0.73,同时也拥有相似的敏感性和特异性,这表明深度学习可以用来区分良恶性骨病变。这些发现可能有助于开发计算机辅助诊断工具,以减少从社区诊所到专门中心的不必要转诊,并限制不必要的活检。

Wang等^[24]利用419位病人的超声图像对CNN模型进行训练,以区分肿瘤的良恶性。结果显示,在4次交叉验证中,平均验证AUC为0.856±0.110,验证准确率为78%。最好的模型在46个肿块(68张图像)的保留测试集上进行测试,获得79%(54/68)的准确率;对于恶性和良性肿块的分类,召回率和敏感度分别为90%(19/21)和74%(35/47);对于恶性和良性肿块的分类,阳性预测值分别为61%(19/31)和95%(35/37),进一步证实CNN模型在区分肿瘤良恶性上的诊断价值。

刘仁懿等^[25]利用643例骨肿瘤患者,共计982张经病理确诊的术前病灶X线影像,构建结合预训练Inception V3与XGBoost的多种预测模型,这些模型包括良性与非良性、恶性与非恶性、中间型与非中间型的二分类模型以及直接进行三分类的融合模型。结果表明,在针对骨肿瘤进行良性、恶性或中间型的分类任务中各深度学习模型均能较好地完成任务。

随着技术的进步以及算力的提升,越来越多的深度学习模型被应用到骨肿瘤的检测以及分类上。Salehi等^[26]对AI在检测原发性骨肿瘤中的诊断性能上做一次荟萃分析。分析显示,在内部验证中,AI算法的总敏感性为84%、特异性为86%,远高于临床医生的表现(敏感性76%、特异性64%);在外部验证中,AI算法以84%的总敏感性以及91%的总特异性,与临床医生的表现相当。

虽然在分析中AI的性能优于临床医生,但数据的局限性以及临床研究上的异质性问题也意味着,仍然需要谨慎对待AI在临床上的使用以及部署,这是一个需要长期深入研究来验证和推进的过程。

1.2 深度学习在转移性骨肿瘤诊断上的应用

转移性骨肿瘤是指原发恶性肿瘤细胞通过血行或淋巴道播散至骨骼并在局部形成的继发性恶性肿瘤^[27]。骨骼是恶性肿瘤最常见的转移部位之一,而一旦转移到骨骼,疾病通常难以治愈。临床上对转移性骨肿瘤的确诊通常需要多方面的信息综合判断,包括详细的病史采集、全面的体格检查、病灶活组织活检,以及CT和MRI等影像学检查。在骨转移的核素骨显像诊断中,骨扫描指数(Bone Scan Index, BSI)是一种定量测量骨转移灶负荷的方法,可对受累程度进行定量分析,但该过程需要医生手动或半自动地对异常图像进行分割后,才确定病变范围。基于人工智能的自动化图像分析方法已被应用于BSI的自动计算^[28]。Inaki等^[29]的研究表明自动化BSI对有内脏转移和无内脏转移的乳腺癌患者均是一个良好的预后指标。自2021年起,自动化BSI分析技术已开始应用于骨转移瘤的临床诊疗评估,多种深度学习模型已被用于训练和测试自动化BSI分析的性能。

2 AI在脑肿瘤分类上的应用

目前,脑肿瘤MRI图像的分类方式大致可分为两种:传统的人工判读和基于AI的自动化分析。前者主要依靠放射科医师的专业经验,通过肉眼观察图像中不同组织信号强度及对比度的差异来作出判断,该方法的准确性和精确度高度依赖医生的主观

经验,且效率较低。基于AI的分类方法则通过模型自动提取图像特征并批量处理分类任务,不仅降低主观依赖性,克服人工特征观察的局限性,还显著提升分类的准确性和效率。

2.1 二维(Two-Dimensional, 2D)方法

众多应用在脑肿瘤领域的2D方法中,CNN和DRN是当前脑肿瘤MRI图像分类研究中应用最广泛的深度学习模型。CNN主要由卷积层、池化层和全连接层组成。卷积层负责图像的特征提取;池化层通过下采样的方式对特征进行降维,同时最大程度保留特征的主要信息,以提高网络的泛化能力;全连接层通常位于网络的末端,负责整合并解释经由卷积层和池化层提取的全局特征信息,执行最终分类任务。

近年来,CNN在脑肿瘤MRI图像分类领域得到广泛应用,为医学图像诊断提供有力支持。Khan等^[30]率先采用VGG-16架构,在一个包含253张脑MRI图像的数据集上实现96%的肿瘤良恶性分类准确率,然而,该研究受限于单一来源的小样本数据集,可能影响模型的泛化能力。为应对小样本挑战,Anilkumar等^[31]深入探讨迁移学习的应用价值,提出一种基于预训练VGGNet的创新微调策略,该方法对VGGNet的6个功能模块进行逐块微调,在公开的BraTs数据集和内部CE-MRI数据集上分别取得97.28%和98.69%的分类准确率,展现出优异的性能和稳定性。这些研究成果为脑肿瘤MRI图像的精准分类提供重要参考,推动深度学习在医学影像诊断领域的应用发展。

DRN的核心模块为残差单元,其结构通常由卷积层(Convolution, Conv)、批量归一化层(Batch Normalization, BN)以及非线性激活层(Rectified Linear Unit, ReLU)顺序堆叠而成。在标准的DRN架构中,输入图像首先经过卷积层进行初步特征提取,随后通过BN层对特征分布进行标准化处理,并经由ReLU激活实现非线性映射。之后,数据依次通过多个残差单元以实现深层特征优化,将信息投射到更高维的表示空间。最终,模型通常借助全连接层或全局平均池化层与分类器相结合,将提取到的特征映射至输出空间,从而完成分类任务。

Kumar等^[32]将改进后的DRN模型应用于脑膜瘤、胶质瘤及垂体瘤MRI图像的三分类任务。该研究以ResNet-50为基础网络,在模型结构中设置1个最大池化层与49个卷积层,以应对训练过程中可能出现的梯度消失问题。为减轻模型过拟合现象,研究者在ResNet-50末端加入全局平均池化层与全连接层。模型基于306张DCE-MRI图像进行训练与验

证,结果显示其在准确率、特异度与敏感度上的平均表现分别达到97.08%,显著优于Kabir Anaraki等^[33]提出的CNN模型(准确率94.20%)以及Swati等^[34]提出的VGG-19模型(准确率94.82%)。

Shin等^[35]同样采用基于ResNet-50的深度学习框架(包含49个卷积层与1个全连接层),用于区分脑胶质瘤与孤立性脑转移瘤,并将模型预测结果与两名放射科医生的诊断表现进行对比。结果显示,模型在外部测试集上的准确率、特异度和敏感度分别达到85.9%、90.7%和88.9%。相比之下,具有13年经验的放射科医生A的诊断准确率、特异度和敏感度分别为86.6%、92.6%、88.0%,而经验仅4年的医生B的对应结果为75.3%、82.8%和82.0%。结果表明,该ResNet-50模型在分类性能上已接近资深放射科医生的水平,并显著优于经验较浅的医生,体现出其在脑肿瘤辅助诊断中的潜在临床价值与可靠性。

2.2 三维(Three-dimensional, 3D)方法

与基于2D图像的CNN以及DRN方法相比,3D深度学习模型能直接利用医学影像中的体数据,利用图像的上下文关系,在空间维度上建模肿瘤的结构信息,从而更全面地学习肿瘤的形态特征及其与周围组织的关系,尤其是在脑肿瘤MRI分析中,肿瘤组织通常呈现出复杂的三位空间分布,仅依赖单层切片信息容易导致特征表达不完全甚至产生误判。随着近年来基于3D深度学习模型的研究逐渐增多,其在脑肿瘤分类方面也有很大的进展。越来越多的研究也进一步证明这些模型在检测和分类方面的有效性^[36-40]。

在从2D方法到3D方法的转变过程中,Saranya等^[41]提出一种基于梯度下降的2D到3D融合模型,通过将2D MRI图像转换为伪3D表述,在保证图像空间特征完好的同时提高模型的计算效率。构建的3D表示被输入至改进的3D VGG16网络进行特征提取与分类,并通过迁移学习和数据增强策略缓解小样本条件下的过拟合问题。该方法在脑肿瘤二分类任务中取得88%的分类准确率,同时在精确率、召回率和F1-score等指标上均表现出较好的平衡性能,并显著优于传统机器学习方法。

多参数MRI与深度学习的结合在脑胶质瘤分割与表征任务中展现出显著潜力。针对传统方法在特征表达能力不足及多模态信息利用不充分等问题,最新研究提出一种基于放射组学增强的三维融合残差网络(ReFRM3D),通过多尺度特征融合与多模态数据集成,实现对脑肿瘤的精细分割与分类^[42]。该方法以3D U-Net为基础架构,引入扩展残差跳跃连接和混合上采样策略,以增强特征传播能力并减少

信息损失;同时,通过多尺度特征融合模块有效整合不同层级的空间与语义信息,从而提升对肿瘤边界及复杂结构的建模能力。实验结果表明,该模型在BraTS2019、BraTS2020及BraTS2021数据集上均取得了优异性能,其中整体肿瘤、增强肿瘤及肿瘤核心的Dice系数分别达到约94.04%、92.68%和93.64%,显著优于现有主流方法。

在3D深度学习模型不断发展的基础上,近年来研究者开始将Transformer引入3D医学影像分析,以进一步提升模型对全局信息的建模能力^[43-44]。相较于传统3D CNN主要依赖局部感受野进行特征提取,Transformer通过自注意力机制能够捕获长程依赖关系,从而在复杂结构建模中展现出更强的表达能力。相关研究提出一种融合3D CNN与Transformer结构的多模态脑肿瘤分类模型,该模型以多参数MRI数据(如T₁、T₁c、T₂及FLAIR)作为输入,通过3D CNN提取局部空间特征,同时利用Transformer模块对全局上下文信息进行建模,实现局部与全局特征的有效融合^[43]。实验结果表明,该类模型在脑肿瘤多分类任务中表现出优于单一3D CNN模型的性能,在准确率、敏感性及特异性等指标上均有显著提升。此外,多模态信息的引入进一步增强模型对肿瘤内部异质性及边界模糊区域的识别能力,体现出3D CNN与Transformer融合模型在脑肿瘤智能诊断中的良好应用前景。

综合来看,从2D方法向3D方法的演进显著提升了脑肿瘤影像分析的性能。3D深度学习模型通过对体数据的直接建模,有效弥补2D方法在空间信息利用方面的不足,在肿瘤分类与分割任务中均取得更优表现。同时,多模态MRI数据的融合进一步增强模型对肿瘤复杂结构及异质性的表征能力。随着Transformer的引入,3D模型在全局特征建模方面得到进一步提升,推动脑肿瘤分类方法由“局部特征驱动”向“全局-局部联合建模”方向发展。然而,尽管3D及其融合模型在性能上具有明显优势,其在计算资源消耗、数据需求规模以及模型泛化能力等方面仍面临挑战^[45-51]。未来研究可进一步探索轻量化模型设计、多中心数据融合及自监督学习策略,以促进该类方法在临床中的实际应用。

3 结论

随着AI技术的持续发展,深度学习展现出强大的应用前景,各类性能卓越的神经网络以及分类模型也不断被研发和推出。在骨肿瘤和脑肿瘤的影像学诊断中展现巨大的潜力,其不仅能提高诊断的准确性与效率,还能减少对医生主观经验的依赖,具有

广泛的临床应用前景。随着技术的进一步发展, AI有望在肿瘤诊断和治疗中发挥更大的作用。

目前AI的发展也面临着一些阻碍。首要挑战在于模型的可解释性问题。在临床实践中, 诊断决策的透明度与可解释性至关重要。然而, 当前深度学习相关的分类模型普遍存在“黑箱”特性, 这使得大部分模型的结果可解释性较低。尽管已有研究尝试通过模型可视化、特征可解释分析等方式来阐释模型输出, 但这些方法仍无法满足临床实践中的具体要求。因此, 构建可解释性高的深度学习模型, 仍是医学影像分类领域需要深入研究的方向。

其次, 数据可及性亦是制约深度学习模型临床应用的关键因素。如在脑肿瘤的分类中, 深度学习模型的训练集通常为带有大量带标注信息的脑肿瘤MRI图像, 而临床实践中, 获取高质量的标注数据面临挑战: 一方面, 对脑肿瘤MRI图像的精准标注高度依赖专业放射科医生, 且需要耗费大量的时间和精力; 另一方面, 某些特定亚型脑肿瘤的MRI样本相对稀缺。因此, 如何利用少量标注数据乃至无标注数据进行有效学习(如小样本学习、迁移学习、自监督学习)成为未来研究的重点方向。

最后, 如何提高模型的泛化能力也是目前深度学习面临的问题之一。现有模型在初始训练数据集上往往表现良好, 但在未经微调的情况下, 其在新数据集或不同来源数据上的性能常出现显著下降。由于不同医疗机构或设备采集的肿瘤影像参数(如扫描序列、分辨率、对比剂使用等)存在差异, 导致同种肿瘤的影像表现不尽相同, 因此, 提升模型的泛化能力, 使其能适应不同来源和参数的影像数据, 是未来研究的重要方向。

展望未来, 深度学习在肿瘤影像诊断中的发展方向应包括: (1) 构建高可解释性的AI模型, 通过结合临床信息与图像特征实现决策透明; (2) 探索高效的数据利用策略, 包括半监督、自监督、迁移学习及合成数据增强, 以缓解标注数据不足问题; (3) 提升模型跨域泛化能力, 通过域适应、多中心联合训练及模型自校准实现稳健诊断; (4) 推动AI与临床工作流的深度融合, 构建人机协作的辅助诊断系统, 实现从研究成果向临床常规应用的转化。随着这些方向的不断推进, 深度学习有望在肿瘤诊断、预后评估及个性化治疗决策中发挥更加核心的作用, 为临床实践带来实质性价值。

【参考文献】

[1] Lifschitz V. John McCarthy (1927-2011) [J]. *Nature*, 2011, 480(7375): 40.

- [2] Van Calster B, Wynants L. Machine learning in medicine [J]. *N Engl J Med*, 2019, 380(26): 2588.
- [3] Sultan AS, Elgharib MA, Tavares T, et al. The use of artificial intelligence, machine learning and deep learning in oncologic histopathology [J]. *J Oral Pathol Med*, 2020, 49(9): 849-856.
- [4] Ruffle JK, Farmer AD, Aziz Q. Artificial intelligence-assisted gastroenterology-promises and pitfalls [J]. *Am J Gastroenterol*, 2019, 114(3): 422-428.
- [5] Teare P, Fishman M, Benzaquen O, et al. Malignancy detection on mammography using dual deep convolutional neural networks and genetically discovered false color input enhancement [J]. *J Digit Imaging*, 2017, 30(4): 499-505.
- [6] Ehteshami Bejnordi B, Veta M, Johannes van Diest P, et al. Diagnostic assessment of deep learning algorithms for detection of lymph node metastases in women with breast cancer [J]. *JAMA*, 2017, 318(22): 2199-2210.
- [7] Chen HM, Engkvist O, Wang YH, et al. The rise of deep learning in drug discovery [J]. *Drug Discov Today*, 2018, 23(6): 1241-1250.
- [8] Stephens ZD, Lee SY, Faghri F, et al. Big data: astronomical or genomics? [J]. *PLoS Biol*, 2015, 13(7): e1002195.
- [9] Choi JH, Ro JY. The 2020 WHO classification of tumors of bone: an updated review [J]. *Adv Anat Pathol*, 2021, 28(3): 119-138.
- [10] Casali PG, Bielack S, Abecassis N, et al. Bone sarcomas: ESMO-PaedCan-EURACAN Clinical Practice Guidelines for diagnosis, treatment and follow-up [J]. *Ann Oncol*, 2018, 29(S4): iv79-iv95.
- [11] Anderson WJ, Doyle LA. Updates from the 2020 World Health Organization classification of soft tissue and bone tumours [J]. *Histopathology*, 2021, 78(5): 644-657.
- [12] Casali PG, Abecassis N, Aro HT, et al. Soft tissue and visceral sarcomas: ESMO-EURACAN Clinical Practice Guidelines for diagnosis, treatment and follow-up [J]. *Ann Oncol*, 2018, 29(S4): iv51-iv67.
- [13] Kijowski R, Liu F, Caliva F, et al. Deep learning for lesion detection, progression, and prediction of musculoskeletal disease [J]. *J Magn Reson Imaging*, 2020, 52(6): 1607-1619.
- [14] Vogrin M, Trojner T, Kelc R. Artificial intelligence in musculoskeletal oncological radiology [J]. *Radiol Oncol*, 2020, 55(1): 1-6.
- [15] Bera K, Schalper KA, Rimm DL, et al. Artificial intelligence in digital pathology-new tools for diagnosis and precision oncology [J]. *Nat Rev Clin Oncol*, 2019, 16(11): 703-715.
- [16] Huynh E, Hosny A, Guthrie C, et al. Artificial intelligence in radiation oncology [J]. *Nat Rev Cancer*, 2018, 18(8): 500-510.
- [17] Siegel RL, Miller KD, Jemal A. Cancer statistics, 2016 [J]. *CA Cancer J Clin*, 2016, 66(1): 7-30.
- [18] Biratu ES, Schwenker F, Ayano YM, et al. A survey of brain tumor segmentation and classification algorithms [J]. *J Imaging*, 2021, 7(9): 179.
- [19] Nazir M, Shakil S, Khurshid K. Role of deep learning in brain tumor detection and classification (2015 to 2020): a review [J]. *Comput Med Imaging Graph*, 2021, 91: 101940.
- [20] Sajid S, Hussain S, Sarwar A. Brain tumor detection and segmentation in MR images using deep learning [J]. *Arab J Sci Eng*, 2019, 44(11): 9249-9261.
- [21] Lodwick GS, Turner AH, Lusted LB, et al. Computer-aided analysis of radiographic images [J]. *J Chronic Dis*, 1966, 19(4): 485-496.
- [22] Do BH, Langlotz C, Beaulieu CF. Bone tumor diagnosis using a naïve Bayesian model of demographic and radiographic features [J]. *J Digit Imaging*, 2017, 30(5): 640-647.
- [23] Eweje FR, Bao BT, Wu J, et al. Deep learning for classification of bone lesions on routine MRI [J]. *EBioMedicine*, 2021, 68: 103402.
- [24] Wang B, Perronne L, Burke C, et al. Artificial intelligence for classification of soft-tissue masses at US [J]. *Radiol Artif Intell*, 2021, 3(1): e200125.
- [25] 刘仁懿. 基于深度学习-机器学习融合的骨肿瘤分类模型构建与应用研究 [D]. 广州: 南方医科大学, 2022.
- [25] Liu RY. A deep learning-machine learning fusion approach for the classification of benign, malignant, and intermediate bone tumors [D]. Guangzhou: Southern Medical University, 2022.
- [26] Salehi MA, Mohammadi S, Harandi H, et al. Diagnostic performance of artificial intelligence in detection of primary malignant bone tumors: a meta-analysis [J]. *J Imaging Inform Med*, 2024, 37(2): 766-777.

- [27] Kreps LM, Addison CL. Targeting intercellular communication in the bone microenvironment to prevent disseminated tumor cell escape from dormancy and bone metastatic tumor growth[J]. *Int J Mol Sci*, 2021, 22(6): 2911.
- [28] Armstrong AJ, Anand A, Edenbrandt L, et al. Phase 3 assessment of the automated bone scan index as a prognostic imaging biomarker of overall survival in men with metastatic castration-resistant prostate cancer: a secondary analysis of a randomized clinical trial[J]. *JAMA Oncol*, 2018, 4(7): 944-951.
- [29] Inaki A, Nakajima K, Wakabayashi H, et al. Fully automated analysis for bone scintigraphy with artificial neural network: usefulness of bone scan index (BSI) in breast cancer[J]. *Ann Nucl Med*, 2019, 33(10): 755-765.
- [30] Khan HA, Jue W, Mushtaq M, et al. Brain tumor classification in MRI image using convolutional neural network[J]. *Math Biosci Eng*, 2020, 17(5): 6203-6216.
- [31] Anilkumar B, Rajesh Kumar P. Tumor classification using block wise fine tuning and transfer learning of deep neural network and KNN classifier on MR brain images[J]. *Int J Emerg Trends Eng Res*, 2020, 8(2): 574-583.
- [32] Kumar RL, Kakarla J, Isunuri BV, et al. Multi-class brain tumor classification using residual network and global average pooling[J]. *Multimed Tools Appl*, 2021, 80(9): 13429-13438.
- [33] Kabir Anaraki A, Ayati M, Kazemi F. Magnetic resonance imaging-based brain tumor grades classification and grading *via* convolutional neural networks and genetic algorithms[J]. *Biocybern Biomed Eng*, 2019, 39(1): 63-74.
- [34] Swati ZN, Zhao QH, Kabir M, et al. Brain tumor classification for MR images using transfer learning and fine-tuning [J]. *Comput Med Imaging Graph*, 2019, 75: 34-46.
- [35] Shin I, Kim H, Ahn SS, et al. Development and validation of a deep learning-based model to distinguish glioblastoma from solitary brain metastasis using conventional MR images [J]. *AJNR Am J Neuroradiol*, 2021, 42(5): 838-844.
- [36] Das S, Goswami RS. Advancements in brain tumor analysis: a comprehensive review of machine learning, hybrid deep learning, and transfer learning approaches for MRI-based classification and segmentation[J]. *Multimed Tools Appl*, 2025, 84(23): 26645-26682.
- [37] Sajjanar R, Dixit UD, Vagga VK. Advancements in hybrid approaches for brain tumor segmentation in MRI: a comprehensive review of machine learning and deep learning techniques[J]. *Multimed Tools Appl*, 2024, 83(10): 30505-30539.
- [38] Rasool N, Bhat JI. Brain tumour detection using machine and deep learning: a systematic review[J]. *Multimed Tools Appl*, 2025, 84(13): 11551-11604.
- [39] Ghadimi DJ, Vahdani AM, Karimi H, et al. Deep learning-based techniques in glioma brain tumor segmentation using multi-parametric MRI: a review on clinical applications and future outlooks[J]. *J Magn Reson Imaging*, 2025, 61(3): 1094-1109.
- [40] Golkarieh A, Rezvani Boroujeni S, Kiashemshaki K, et al. Breakthroughs in brain tumor detection: leveraging deep learning and transfer learning for MRI-based classification[J]. *Comput Decis Mak*, 2025, 2: 708-722.
- [41] Saranya SM, Komarasamy D, Dharshini R, et al. Enhancing brain tumor classification with optimized convolutional neural networks [C]//2023 14th International Conference on Computing Communication and Networking Technologies (ICCCNT). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2023: 1-6.
- [42] Rahman MA, Raiaan MA, Abian AI, et al. ReFRM3D: a radiomics-enhanced fused residual multiparametric 3D network with multi-scale feature fusion for glioma characterization [EB/OL]. (2025-12-27) [2025-12-29]. <https://arxiv.org/abs/2512.22570>.
- [43] Zahoor MM, Khan SH. CE-RS-SBCIT a novel channel enhanced hybrid CNN transformer with residual, spatial, and boundary-aware learning for brain tumor MRI analysis [EB/OL]. (2025-08-29) [2025-12-11]. <https://arxiv.org/abs/2508.17128>.
- [44] Shah MA, Alam MM, Khan SH. A tumor aware DenseNet swin hybrid learning with boosted and hierarchical feature spaces for large-scale brain MRI classification [EB/OL]. (2026-01-26) [2026-02-03]. <https://arxiv.org/abs/2601.18330>.
- [45] Lilhore UK, Sunder R, Simaiya S, et al. AG-MS3D-CNN multiscale attention guided 3D convolutional neural network for robust brain tumor segmentation across MRI protocols[J]. *Sci Rep*, 2025, 15(1): 24306.
- [46] Naeem AB, Osman O, Alsubai S, et al. Lightweight CNN for accurate brain tumor detection from MRI with limited training data[J]. *Front Med (Lausanne)*, 2025, 12: 1636059.
- [47] Hamza A, Damaševičius R. Deep learning for brain tumor segmentation and classification: a systematic review of methods and trends[J]. *Comput Mater Con*, 2025, 86(1): 1-41.
- [48] Srinivasan S, Francis D, Mathivanan SK, et al. A hybrid deep CNN model for brain tumor image multi-classification [J]. *BMC Med Imaging*, 2024, 24(1): 21.
- [49] Khaliki MZ, Başarslan MS. Brain tumor detection from images and comparison with transfer learning methods and 3-layer CNN[J]. *Sci Rep*, 2024, 14(1): 2664.
- [50] Heythem B, Djerioui M, Beghriche T, et al. Customized CNN for multi-class classification of brain tumor based on MRI images[J]. *Arab J Sci Eng*, 2024, 49(12): 16903-16918.
- [51] Wang TT, Wu T, Yang DF, et al. 3D-MRI brain glioma intelligent segmentation based on improved 3D U-net network[J]. *PLoS One*, 2025, 20(6): e0325534.

(编辑:谭斯允)