

综 述

人工智能在骨肿瘤治疗中的应用

景建梅¹ 白 飞¹ 罗中华^{2,*}

1.中国人民解放军空军军医大学第一附属医院放射科 (陕西 西安 710038)
2.中国人民解放军空军军医大学第二附属医院介入中心 (陕西 西安 710038)

【摘要】总结人工智能(AI)在骨肿瘤诊断、治疗及预后评估中的研究进展,探讨其在临床应用中的优势与挑战。通过系统性文献综述,梳理AI技术在骨肿瘤影像辅助诊断、精准放射治疗、疗效评估及预后预测等方面的研究现状与应用实例。AI能够通过机器学习、深度学习等方法深度挖掘医学影像数据,提升骨肿瘤的诊断敏感性与特异性,优化放疗靶区勾画与剂量分布设计,辅助个体化治疗决策,并在疗效评估及预后预测中表现出良好性能。AI在骨肿瘤管理中具有广阔的应用前景,能够显著促进诊断的准确性和治疗的精确性,但目前仍面临如数据质量、标注标准、算法泛化性和临床转化等方面的挑战,未来有望通过多中心研究与临床验证进一步推广应用。

【关键词】骨肿瘤;人工智能;
医学影像;机器学习;预后预测
【中图分类号】R681
【文献标识码】A
DOI:10.3969/j.issn.1672-5131.2025.07.057

Application of Artificial Intelligence in the Treatment of Bone Tumors

JING Jian-mei¹, BAI Fei¹, LUO Zhong-hua^{2,*}.
1.Department of Radiology, the First Affiliated Hospital of Air Force Medical University, Xi 'an 710038, Shaanxi Province, China
2.Interventional Center, the Second Affiliated Hospital of Air Force Medical University, Xi 'an 710038, Shaanxi Province, China

ABSTRACT
To summarize the recent progress in the application of artificial intelligence (AI) technology in the treatment and evaluation of bone tumors. A literature review was conducted to present advances in AI-assisted diagnosis, precision radiotherapy, treatment efficacy assessment, and prognosis prediction. AI techniques, including machine learning and deep learning, improve diagnostic accuracy, optimize radiotherapy target delineation, support treatment decisions, and enable accurate prediction of outcomes and prognosis for bone tumors. AI holds great potential in the field of bone tumor management, enhancing diagnostic and therapeutic precision and intelligence; however, challenges such as data standardization, model generalization, and clinical translation remain to be addressed.
Keywords: Bone Tumor; Artificial Intelligence; Medical Imaging; Machine Learning; Prognosis Prediction

骨肿瘤是一种生长在骨头或其附属组织(血管、神经、骨髓等)的肿瘤。临床上,恶性骨肿瘤进展迅速、预后效果差,缺乏有效的治疗手段^[1]。医学影像在骨肿瘤和类肿瘤病变的诊断、治疗及评价中占有重要地位。然而,骨肿瘤类型较多,大多数临床症状都不是很典型,仅依靠影像表现很可能会导致误诊和漏诊^[2]。随着关键技术和基础理论的不 断突破,基于人工智能技术实现的算法已经被应用到了许多临床工作中,包含疾病的初期的检测诊断、治疗策略的确定、治疗效果的评价和预后的预测等方面。因此,人工智能结合医学影像,将会是解决骨肿瘤临床问题的选项。本文就人工智能在骨肿瘤治疗及评价中的应用进行综述。

1 人工智能与医学影像

人工智能的概念最早是在1956年的达特茅斯会议上提出的^[3]。人工智能是一种以计算机为基础,通过对人的认知能力进行仿真的理论和应用系统来拓展其智能的一种信息科学。随着医学图像技术与计算机技术的不断发展,人工智能已被应用于多种医疗影像任务,如检测、诊断,治疗及其在预后方面的应用,并且潜力正在快速增长。AI医学影像充分利用其在感觉认知和深度学习的技术优势来达到“看片”、“读片”的目的。人工智能中的数据挖掘用于对海量靶点数据分析,以及肿瘤基因数据分析等;计算机视觉用于肿瘤医学影像/病理图像中病灶的识别、分割、分析,放疗中的图像处理等。人工智能相关的算法应用介绍如下:

机器学习通过模拟人类的学习思维方式进行计算机算法的优化和更新,例如支撑向量机、决策树等。在实际任务中,通过手动或自动方式从数据中挖掘具有表征性的特征,针对任务要求和特征属性构建分类或回归算法。机器学习的主要任务是构建高效准确的自动化模型并评估模型的性能,这类机器学习可看作浅层学习,需要人工提取特征^[4]。机器学习通过对患者治疗前后获取的影像数据或生化检查数据学习,建立风险预测模型,常用于术前预测疾病的预后疗效。普遍的机器学习算法有K近邻、决策树算法、集成树模型、朴素贝叶斯、logistic回归、支持向量机、人工神经网络等。

深度学习的概念来源于人工神经网络的研究,它表明了传统式神经网络在应用深层次构造时的性能,已成为最有前景的技术之一。深度神经网络技术不用事先手动界定,通过主动学习方式从数据中挖掘任务相关性较强的特征,

从而帮助临床做出决策。深度学习算法适用于处理复杂数据,广泛应用于医学影像分析领域,包括器官和病灶分割、病灶异常检测、病灶分类等。典型的算法有全卷积神经网络FCN、检测网络Faster Rcn和堆栈自编码网络模型SAN等。

当下, AI医疗影像应用(包括影像组学与计算机辅助诊断等方面)需要对图像进行处理,提取大量影像信息,分析与深层次挖掘数据。人工智能通过对数据与图像的处理提取病灶的影像学特征(如大小、形状、纹理及变换特征等)、建立多种模型,包括预测、分类和风险等方面,对数据进行训练与分析,最终实现对肿瘤的辅助诊断,精确治疗。人工智能技术可以自动挖掘出病灶相关的代表特征,并基于挖掘的特征构建分类算法应用于诊断和治疗方案的制定。此外,对器官和病变组织进行快速和准确的分割是临床必不可少的任务之一^[5]。例如,为实现精准放疗,需要对图像模拟定位实现风险器官分割与肿瘤靶区的勾画。另外,根据肿瘤治疗前后的影像学特点,对治疗效果和疗效进行评估,并对临床治疗进行指导。

【第一作者】景建梅,女,主管技师,主要研究方向:CT影像技术专业。E-mail: 12967128@qq.com
【通讯作者】罗中华,男,副主任医师,主要研究方向:介入放射相关。E-mail: llhuaxian@163.com

对骨肿瘤进行鉴别诊断,需多种影像学检查数据并结合患者症状,综合判断才能得出结论。骨肿瘤的影像检查方法多样,如X线平片、CT、MRI、超声、PET-CT等^[6]。不同类型的肿瘤及病变部位有不同的影像学特征,影像检查方法对疾病的诊断及评价效能也有所差异。综合分析影像学特征,选择正确的影像学检查方法,有助提高诊断与治疗水平。刘景哲等^[7]人回顾性分析15例DFB患者的影像资料,对其影像表现进行分析,总结出DFB影像具有患者间异质性,例如膨胀性、溶骨性骨质破坏,病变骨皮质厚薄不均匀等,MRI呈等低T₁WI、长T₂WI信号,增强扫描病变呈分隔样强化。王筱璇等^[8]人对分别采用MRI、MSCT及两者联合应用三种检查方法对病灶显示的敏感度、特异度、准确度统计分析,得出MRI与MSCT两者联合应用可提高诊断单椎体骨肿瘤的准确性。刘新新等^[9]人结合文献分析影像学表现,并比较应用CT或MRI检查及2种影像学方法联合应用的诊断效能,CT、MRI在诊断骨肿瘤中各有优势。CT可显示肿瘤破坏的类型、骨膜反应、钙化、瘤骨等,而MRI在显示病灶内的成分(如坏死、囊变、出血等)、病灶的边界及与邻近结构的关系等方面较有优势,最终发现CT、MRI综合诊断的符合率显著高于单一CT或MRI诊断,因此在临床骨肿瘤的诊断中应将CT与MRI结合起来分析。

2 AI在骨肿瘤的应用

2.1 骨肿瘤的辅助诊断 恶性与良性骨肿瘤的外科处理原则完全不同,因而骨肿瘤术前良恶性鉴别诊断具有重要的临床价值^[9]。陈海松^[10]等人进行MRI征象与病理学对照和统计学分析,找出骨肿瘤的恶性MR征象,找出放射状骨膜反应与骨膜三角是恶性骨肿瘤不同于良性肿瘤的鉴别点,肿瘤骨仅见于恶性骨肿瘤,但MR显示较困难。良恶性骨肿瘤均常见骨内及周围软组织内水肿信号和清楚的边界,高DWI信号对鉴别良恶性无显著性意义,此发现有助于对良恶性骨肿瘤的鉴别。骨肿瘤的分型、分期和分级都是辅助诊断的一部分,辅助诊断是前期工作的重点。精确的诊断是挽救生命,做出临床决策,实现精准放疗的关键。Chianca等^[11]人分析因椎体病变接受MRI检查的146名患者,对病变进行分型分析,选择出最优特征选择方法-ml算法组合证实了MRI组学结合ML可用于脊柱病变评估。Gitto等^[12]人对纳入的58例组织学证实为低级别/非典型的阑尾骨髓腔骨肿瘤或更高级别的软骨肉瘤的患者进行模型调优和测试,采用随机森林包装器进行特征选择,得到的数据集用于训练局部加权集成分类器(adaboost M1),通过10倍交叉验证训练数据对其诊断性能进行评估。最终机器学习分类器正确分类了85.7%和75%的病变,其对低至高级别软骨肉瘤的分类具有良好的诊断性能。Gitto^[13]的另一项研究从两个三级骨肿瘤中心158例经手术治疗并经组织学证实的软骨肿瘤患者中提取放射特征,经过调整机器学习分类器(extra trees classifier)测试队列,得出其对ACT和CS2的正确分类准确率分别为98%和80%,具有较高的准确率。Lang^[14]等人在对热点分析时采用了传统卷积神经网络与卷积长短时记忆网络。得出最终诊断率使用CNN分类的平均准确率为0.71±0.043,而使用CLSTM分类的平均准确率为0.81±0.034。DCE-MRI机器学习分析方法具有预测脊柱肺癌转移的潜力。

2.2 骨肿瘤的治疗 放射治疗是骨肿瘤治疗方式之一,精准的放疗是治疗的重点,整个的放疗过程需要精准严谨。放射治疗包括放射决策的制定、靶区勾画,放疗决策需要确定剂量分布。采用AI技术进行精准放疗,规定精确精准定位靶区,精确勾画恶性肿瘤使诊治效率提高,合理降低对关键部位的损害。Kawata等^[15]人探讨基于像素的机器学习(ML)技术,即模糊c均值聚类方法、人工神经网络和支持向量机,对立体定向放射治疗肺癌肿瘤体积(GTV)区域自动划定的影响;提出了一个使用基于像素的ML的自动化框架,即FCM、ANN、SVM,以及一个使用规划CT和FDG-PET/CT图像的数据集提取肺癌GTV区域的组合框架。最后得出基于fcm框架的DSC及其SD均值最高,为0.79±0.06,证实基于fcm的框架可以帮助放射肿瘤学家在放疗计划中勾画肿瘤区域。这也说明人工智能算法有助于放射治疗中肿瘤的勾画,对放射治疗有指导意义。尽管人工智能在肿瘤的放射治疗被普遍应用,然

而各项研究文献表明,目前人工智能及其算法在骨肿瘤放射治疗的相关应用较少,但人工智能对肿瘤的放射治疗的作用不可忽视,此领域仍然需要深入研究,去填补此处的空白。

介入技术在恶性骨肿瘤的应用有广阔前景。它不仅用于诊断,也有治疗价值。赵效^[16]等人对介入治疗技术在恶性骨肿瘤中的应用进行研究,得出如下结论:PVP在稳定椎体结构、缓解疼痛和降低病理性骨折发生率方面展现出巨大的价值;MWA、RFA、HIFU等消融技术可以治疗不宜行外科手术的晚期恶性骨肿瘤;经动脉灌注化疗和栓塞术可以降低手术难度和出血风险,也可以有效缓解临床症状、降低肿瘤转移几率、提高抗肿瘤效果。由此可见介入治疗的广泛应用。未来针对不同疗法之间的对比研究、单一治疗与联合治疗的对比研究,应进行大样本、多中心、前瞻性随机对照研究,以克服目前大多数研究的局限。

2.3 骨肿瘤的疗效评估与预后预测 人工智能在治疗效果的评价方面是调整治疗决策的关键,预后的有效预测对于治疗方案的优化也具有重要意义。Voegeli等^[17]人使用迁移学习技术筛选了范德比尔特大学医学中心9267名患有多发性骨髓瘤相关疾病的患者的去识别纵向数据,使用无进展生存期(PFS)来量化治疗结果。使用Cox回归和随机生存森林(随机生存森林提供了最佳的数据拟合),证实了存在高风险的1和7三体、单体13、缺失12p和易位t(11;14)(q13;q32),还建立了一个模型发现了新的额外不利因素del6q、2+、21-、16-,该模型在统计学上达到了0.72±0.07的显著一致性,为重新检查临床发现和发现新的生物标志物的预后/治疗反应的预测打开了强有力的途径。林跃玮等^[18]人通过Logistics回归分析得出淋巴转移或未知、更大的肿瘤体积、更低的分化等级为软骨肉瘤患者出现肺转移的独立危险因素。建立预测软骨肉瘤肺转移风险的Nomogram的平均AUC为0.83,支持向量机的平均AUC为0.81决策树的平均AUC为0.73,神经网络的平均AUC为0.76,发现建立的Nomogram、支持向量、决策树和神经网络4个模型均有较好的预测风险能力。另外,Wang等^[19]人从62例脊髓GCTB患者提取107个放射组特征,在对特征进行序列选择时利用了支持SVM,利用高斯核构造分类模型,采用10倍交叉验证法对复发组和非复发组进行ROC分析。得出复发率为27.4%,准确率为89%,AUC为0.78的结果,证实了基于术前CT建立的放射组学模型对脊柱GCTB的复发具有较高的预测精度。Kubasch等^[20]人采用Boruta算法确保仅使用相关患者特征进行ER预测,使用标称特征的斯皮尔曼相关系数和点二列相关系数来比较标称特征和二分特征评估特征独立性。采用特征选择算法确定了四个与预测新诊断MM患者ER相关的特征通常指导一线治疗决策的因素对ER的风险没有显著影响,确定了预测ER的最佳性能模型是梯度助推分类(gradient boosting classification),其模型的准确性为73%。

3 小结与展望

综上所述,人工智能在骨肿瘤鉴别诊断、放射治疗、预后预测方面都有较大的应用潜力,尽管机器学习等技术在这些方面取得了重大进展,但相关研究成果还未大规模转化为临床应用,仍存在诸多问题尚未得到解决^[21]:海量影像数据还需要深入的解读,深度学习技术在骨肿瘤诊疗各个环节的应用还需要探索;恶性骨肿瘤发病因素复杂,难以简单输入海量数据实现人工智能分析;肿瘤影像数据标注标准不统一、标注数据较少且标注难度大。但是随着相关临床经验与数据的积累,算法的改善与提高以及科研人员的不懈努力,运用深度学习解读医学影像将会显示出超越人类的优越性,人工智能的应用将为肿瘤成像技术的发展带来新的生机;同时,对骨肿瘤的诊断和治疗也将更加智能化和精确化。

参考文献

- [1]《骨科疾病诊断流程与治疗策略》已出版[J].中国中西医结合外科杂志,2009,(1):92.
- [2]王潇德.骨肿瘤影像学及病理学的相关性研究[J].辽宁医学杂志,2021,35(4):36-39.
- [3]潘红霞.智媒时代智能信息推荐算法的缺陷及正向重构[J].未来传播,2020,27(5):36-41.

[4]陈永晔,张恩龙,张家慧,等.基于影像学的多种人工智能算法在肿瘤研究中的应用进展[J].磁共振成像,2018,9(10):796-800.

[5]朱文珍,胡琼洁.人工智能与医学影像融合发展:机遇与挑战[J].放射学实践,2019,34(9):938-941.

[6]黄夏玲,黄仲奎.骨盆骨肿瘤影像技术研究进展[J].实用放射学杂志,2016,32(4):635-63.

[7]刘景哲,王英颖,火忠,等.骨促结缔组织增生性纤维瘤的影像表现[J].实用放射学杂志,2020,36(10):1639-1642.

[8]王筱璇,马晓文,张玉婷,等.MRI、MSCT及两者联合应用对单椎体骨肿瘤的诊断效能比较研究[J].实用放射学杂志,2018,34(7):1073-1076.

[9]刘新新,马晓文,辛欣.足跗骨良性及中间性骨肿瘤的影像学表现[J].实用放射学杂志,2019,35(12):1986-1988,2021.

[10]陈海松,韩燕,耿青,等.骨肿瘤的MR恶性征象与病理学对照分析——良恶性鉴别诊断[J].实用放射学杂志,2013,29(012):2001-2004.

[11]Chianca V,Cuocolo R,Gitto S,et al.Radiomic machine learning classifiers in spine bone tumors:a multi-software,multi-scanner study[J].European Journal of Radiology,2021,137:109586.

[12]Gitto S,Cuocolo R,Albano D,et al.MRI radiomics-based machine-learning classification of bone chondrosarcoma[J].European Journal of Radiology,2020,128:109043.

[13]Gitto S,Cuocolo R,van Langevelde K,et al.MRI radiomics-based machine learning classification of atypical cartilaginous tumour and grade II chondrosarcoma of long bones[J].EBioMedicine,2022,75.

[14]Lang N,Zhang Y,Zhang E,et al.Differentiation of spinal metastases originated from lung and other cancers using radiomics and deep learning based on DCE-MRI[J].Magnetic Resonance Imaging,2019,64:4.

[15]Kawata Y,Arimura H,Ikushima K,et al.Impact of pixel-based machine-learning techniques on automated frameworks for delineation of gross tumor volume regions for stereotactic body radiation therapy[J].Physica Medica,2017,42:141-149.

[16]赵效,张冰海,郭雁,等.介入治疗技术在恶性骨肿瘤中的应用进展[J].实用放射学杂志,2020,36(11):1877-1879.

[17]Voegeli J,Moreno D,Kryukov M,et al.Prognosis and therapeutic response transfer learning model for multiple myeloma[J].Blood,2021,138:1883.

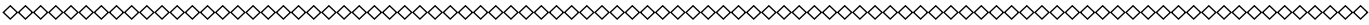
[18]林跃伟,黄永明,李文乐,等.机器学习和传统列线图预测软骨肉瘤肺转移风险的预测模型的建立与评估[J].中国骨与关节杂志,2022,1(11):19-26.

[19]Wang Q,Zhang Y,Zhang E,et al.Prediction of the early recurrence in spinal giant cell tumor of bone using radiomics of preoperative CT:Long-term outcome of 62 consecutive patients[J].Journal of Bone Oncology,2021,27:100354.

[20]Kubasch A S,Grieb N,Oeser A,et al.Predicting early relapse for patients with multiple myeloma through machine learning[J].Blood,2021,138:2953.

[21]侯震,李双双,闫婧.影像组学与深度学习在肿瘤放疗中的研究进展[J].国际放射医学学校医学杂志,2020,44(12):744-749.

(收稿日期: 2024-05-22) (校对编辑: 姚丽娜、翁佳鸿)



(上接第144页)

[6]陈智成,朱可心,赵金莉,等.CT影像组学预测合并腹膜转移晚期胃癌新辅助化疗初期疗效的研究[J].实用放射学杂志,2022,38(3):420-423,436.

[7]何蒙,李佳铮,刘一婷,等.弥漫浸润型胃癌原发灶CT征象评价隐匿性腹膜转移的效能[J].中华放射学杂志,2022,56(12):1318-1325.

[8]江华,刘发生,冯晓曦,等.对比增强超声造影联合多层螺旋CT评估老年胃癌患者术前TNM分期[J].现代消化及介入诊疗,2021,26(5):632-636.

[9]孙志伟,贾军,杜丰,等.不可手术切除的局部进展期或转移性胃癌患者一线化疗前血液肿瘤标志物在预后评估中的价值[J].中国普通外科杂志,2020,28(8):1023-1030.

[10]周兴舰,邹滢涓,朱融慧,等.B超联合肿瘤标志物对胃肠癌腹膜转移的诊断价值研究[J].癌症进展,2022,20(17):1753-1755.

[11]刘超,李雷,麦威.青年结直肠癌患者伴同时性腹膜转移的预测指标分析[J].重庆医学,2023,52(18):2801-2804.

[12]胃癌规范化诊疗指南(试行)[J].中国医学前沿杂志(电子版),2013,5(8):29-36.

[13]彭忠,郑成军,江培,等.血清肿瘤标志物癌胚抗原和糖类抗原在胃癌腹膜转移中的诊断价值[J].西部医学,2019,31(5):782-785.

[14]施若云,王珺岚,张真真.LETM2基因在胃癌中的表达及其对胃癌腹膜转移预测和预后的意义[J].福建医科大学学报,2022,56(3):213-219.

[15]郭麦军,高鹏,关国定.MSCT增强扫描在胃癌术前T、N分期诊断中的价值[J].中国现代普通外科进展,2020,23(9):727-729.

[16]赵德雷,赵灿灿,李淑华,等.基于增强CT影像组学列线图预测进展期胃癌隐匿性腹膜转移[J].国际医学放射学杂志,2023,46(6):652-658.

[17]杨海婷,刘宏,刘显旺,等.多期增强CT定量参数预测胃腺癌术后发生肝转移时间[J].中国医学影像学杂志,2021,29(11):1141-1148.

[18]陈淑香,陈晓芳,杜瑞宾.CE-MDCT征象、临床特征对胃癌腹膜转移的预测价值[J].临床放射学杂志,2021,40(9):1755-1760.

[19]马培能,敬文斌.增强CT联合血清CA-724、CA-199用于进展期胃癌分期诊断价值探讨[J].中国CT和MRI杂志,2021,19(11):164-166.

[20]李彪,孔德灿,潘希敏,等.增强CT在结直肠癌腹膜种植转移评估中的临床应用[J].影像研究与医学应用,2021,5(18):144-145.

[21]肖毅频,熊璐琪,钟晓华,等.血清CEA、CA72-4及CA125联合诊断胃癌术后腹膜转移[J].现代肿瘤医学,2019,27(12):2137-2139.

[22]刘光世,李涛,李鹏,等.腹腔热灌注化疗联合全身系统化疗对晚期胃癌腹膜转移患者细胞免疫功能、肿瘤标志物和肿瘤侵袭转移相关指标的影响[J].现代生物医学进展,2023,23(8):1482-1486.

[23]韩茜茜,卜岛.CT检查联合血清肿瘤标志物对宫颈癌患者腹膜后淋巴结转移的诊断价值[J].影像科学与光化学,2020,38(6):982-987.

[24]苗云峰,刘兆东,蔡慧.术前血清肿瘤标志物糖类抗原125对胃癌腹膜转移诊断价值临床研究[J].临床军医杂志,2018,46(7):794-795,797.

[25]魏芳,郑国启,宋慧,等.新TNM分期及血清CA125对恶性腹膜间皮瘤的预后价值[J].中华劳动卫生职业病杂志,2020,38(5):321-326.

[26]陶芸,王晓旭.血清CA125、CEA、CA19-9联合检测对结直肠癌筛查的价值[J].贵州医药,2024,48(6):958-961.

[27]李剑峰,丁才智,周化敏.血清CEA、CYFRA21-1、CTC及PNI在胃癌腹膜转移患者中的诊断价值[J].检验医学与临床,2020,17(24):3611-3614.

[28]李兰,任娟,魏白银,等.血清CEA和糖类抗原水平对胃癌腹膜转移的预测价值[J].热带医学杂志,2022,22(11):1557-1560,1579.

[29]付文琴,齐华光,吴照松.CEA、AFP和PG I在胃癌术后血清中的表达及其预测术后复发的价值[J].浙江创伤外科,2024,29(6):1074-1077.

[30]李灿.血清CEA、CA199、PG I、PG II在Hp阳性早期胃癌诊断中应用价值[J].罕少疾病杂志,2024,31(6):81-83.

[31]王娜,周明,范杰斐.血清CEA、CA242、CA199、PGR联合检验在早期胃癌辅助诊断中的临床价值[J].临床医学工程,2024,31(5):557-558.

[32]赵姝娟,张光华,周晓光,等.上皮性卵巢癌患者CT、MRI影像学特征及与血清标志物CEA、CA199、CA125水平的相关性研究[J].现代生物医学进展,2022,22(4):775-780,785.

(收稿日期: 2024-10-17) (校对编辑: 韩敏求、姚丽娜)