

综述

CT瘤周影像组学在肿瘤诊疗中的研究进展*

吴佩琪^{1,2} 毛小明¹ 马捷³
刘于宝^{2,*}

- 1.南方科技大学盐田医院(深圳市盐田区人民医院)放射科(广东深圳518081)
- 2.南方医科大学深圳医院放射科(广东深圳510086)
- 3.深圳市人民医院(暨南大学第二临床医学院, 南方科技大学第一附属医院)放射科(广东深圳518020)

【摘要】影像学检查是实现肿瘤早期发现、早期诊断的重要手段,基于医学影像图像的影像组学技术不断发展,在肿瘤研究中得到了广泛应用。最初的影像组学研究主要提取的肿瘤原发灶的影像组学特征,随着肿瘤影像组学研究的不断深入,一些研究注意到瘤周影像组学特征的重要性,瘤周影像组学在肿瘤研究中的价值才得以被挖掘。本文对CT瘤周影像组学在肿瘤良恶性鉴别、肿瘤分类、生物学特性预测、肿瘤转移预测、疗效预测和预后预测等方面的研究进展进行综述。

【关键词】计算机断层扫描;影像组学;瘤周;肿瘤

【中图分类号】R737.9; R455

【文献标识码】A

【基金项目】国家高性能医疗器械创新中心开放基金面上项目(NMED2021MS-01-003);广东省医学科学技术研究基金项目(B2022071);深圳市科技计划项目(JCYJ20210324132809023; JCYJ2021032412540301);深圳市盐田区软科学研究及社会公益性项目(YTWS20200204)

DOI:10.3969/j.issn.1672-5131.2023.11.054

Research Progress of CT-based Peritumoral Radiomics in Tumor Diagnosis and Treatment*

WU Pei-qi^{1,2}, MAO Xiao-ming¹, MA Jie³, LIU Yu-bao^{2,*}.

- 1.Department of Radiology, Southern University of Science and Technology Yantian Hospital (Shenzhen Yantian District People's Hospital), Shenzhen 518081, Guangdong Province, China
- 2.Department of Radiology, Shenzhen Hospital of Southern Medical University, Shenzhen 510086, Guangdong Province, China
- 3.Department of Radiology, Shenzhen People's Hospital (The Second Clinical Medical College, Jinan University; The First Affiliated Hospital, Southern University of Science and Technology), Shenzhen 518020, Guangdong Province, China

ABSTRACT

Imaging examination is an important means to achieve early detection and early diagnosis of tumors. Radiomics technology based on medical imaging images has been continuously developed and has been widely used in tumor research. The original radiomics study mainly extracted the radiomics features of the primary tumor. With the deepening of tumor radiomics research, some studies have noticed the importance of peritumoral radiomics features, and the value of peritumoral radiomics in tumor research has been explored. This article reviews the research progress of CT-based peritumoral radiomics in the identification of benign and malignant tumors, tumor classification, biological characteristics prediction, tumor metastasis prediction, efficacy prediction and prognosis prediction.

Keywords: Computed Tomography; Radiomics; Peritumoral; Tumor

近年来恶性肿瘤在全球的发病率持续增长^[1],负担不断增加^[2]。近年来的研究证实,影像组学是肿瘤诊断和预后预测的有效工具^[3]。研究发现,影像组学作为一种可深入挖掘肿瘤定量影像生物标志物(biomarker)的手段^[4],已广泛应用于不同的肿瘤研究^[5],对肿瘤患者的危险分层^[6]和肿瘤患者的个性化诊疗^[7]具有良好的促进作用。研究发现,包含了肿瘤细胞及其周围免疫细胞的肿瘤微环境在肿瘤的进展中扮演着重要作用^[8],肿瘤微环境中的各种细胞通过相互作用和影响,促使肿瘤免疫逃逸,进而引起肿瘤进展、肿瘤转移^[9]。研究发现,虽然有的肿瘤患者具有相同的临床分期,但预后却大不相同,一方面可能是因为肿瘤内部异质性所致,另一方面的原因可能是不同患者的肿瘤周围所处的肿瘤微环境不同所致^[10]。超声、计算机断层扫描(computed tomography, CT)、核磁共振成像(magnetic resonance imaging, MRI)等医学图像含有完整的肿瘤及周围组织结构相关信息,在反映肿瘤免疫微环境信息方面可能具有很大的价值^[11]。有研究分析了肿瘤原发灶向外扩张3mm范围的瘤周影像纹理特征,发现其与瘤周浸润的淋巴细胞密度之间存在着显著相关的关系^[12],提示在基于原发灶的瘤内影像组学研究中进一步纳入瘤周影像组学特征,可能有助于补充肿瘤微环境信息。目前临床常用的医学影像检查技术均有其适用的相应肿瘤,如肺癌主要采用CT检查,而脑肿瘤则主要采用MRI检查。目前仅有极少数基于X线^[13]、超声^[14]或正电子发射型计算机断层显像(positron emission computed tomography, PET)^[15]的瘤周影像组学研究,绝大部分瘤周影像组学研究集中在CT和MRI影像上。CT是临床常用的影像学检查手段,目前基于CT影像的瘤周影像组学研究主要应用于肺癌、肝癌,少数应用于其他肿瘤,如胃癌、胃癌、直肠癌、乳腺癌等。本文就CT瘤周影像组学在肿瘤诊疗中的应用现状及展望进行综述。

1 肺癌

据美国癌症协会估计,肺癌将成为2022年美国癌症患者死亡的第一病因^[1],肺癌的早期诊断具有重要意义。在肺癌早期诊断方面,Wu等^[6]研究提取了206例肺结节患者的CT瘤内和瘤周(5、10和15mm)影像组学特征进行肺结节良恶性分类预测模型的构建,结果发现基于瘤内影像组学特征的模型对CT上小于2cm的实性肺结节的良恶性鉴别具有最佳的预测能力,随着瘤周范围的扩大,基于瘤周影像组学特征的模型其预测性能逐渐下降,提示肺结节瘤周影像组学特征并没有提高肺结节良恶性鉴别诊断模型的有效性,该研究的不足是未研究联合瘤内和瘤周影像组学在肺结节良恶性鉴别方面的价值。Wu等^[17]的另一项研究提取了121例CT影像上表现为磨玻璃结节的肺腺癌的瘤周2mm和5mm范围的影像组学特征,结果发现基于2mm和5mm瘤周影像组学模型在区分浸润性腺癌与原位腺癌/微浸润性腺癌显示出了良好的预测价值,验证集中AUC分别达0.888和0.804,但2个模型的AUC没有统计学差异,提示肺腺癌的瘤周实质可能包含有用的信息,但来自5mm的肿瘤瘤周影像组学没有为侵袭性预测提供额外的效率,该研究的不足是未比较基于瘤内影像组学和瘤周影像组学在肺腺癌侵袭性预测中的价值。

在肺癌淋巴结转移评估方面,Wang等^[18]的研究提取了366例临床I期肺腺癌患者的CT瘤内和瘤周(15mm)影像组学特征,结果显示瘤内和瘤周影像组学特征在预测淋巴结转移方面均具有良好的效能,两组间AUC无显著差异。进一步研究发现,联合瘤内和瘤周

【第一作者】吴佩琪,女,主治医师,主要研究方向:影像组学。E-mail: 810997887@qq.com

【通讯作者】刘于宝,男,主任医师,主要研究方向:影像组学。E-mail: ybliu28@163.com

影像组学特征建立的模型在预测肺腺癌淋巴结转移方面预测性能进一步提升。Das等^[19]的研究则进一步提取了163例临床I期肺腺癌的增强CT上肺腺癌的瘤内、瘤周(5mm)影像组学特征以及淋巴结影像组学特征,分别进行淋巴结转移预测建模,结果发现以上三种影像组学特征模型均显示出良好的淋巴结转移预测性能,将三者联合共同建模并结合临床参数信息,则可进一步提高鉴别能力,外部验证集中AUC达0.79,提示表明多个来源的信息整合在构建预测模型中的具有独特优势。

肺癌的肺泡间转移(spread through air spaces, STAS)是指在肺癌主病灶之外的周围肺泡腔内存在肿瘤细胞,属于肺癌除淋巴结转移、血液转移和局部直接转移之后的第4种转移方式,由于STAS可显著增加早期肺癌术后的复发率,因此备受关注^[20]。Liao等^[21]的研究发现,联合瘤内影像组学和瘤周(15mm)影像组学的联合模型在临床I期肺腺癌的STAS状态预测方面具有最佳的鉴别性能,验证集中AUC达0.870,提示肿瘤周围的特征与STAS状态密切相关。Zhou等^[22]研究则发现瘤内影像组学模型和瘤周(5、10和15mm)影像组学模型均可较好的预测STAS状态,但瘤周影像组学模型的拟合度较差,总体而言,瘤内影像组学模型对STAS的鉴别能力优于瘤周影像组学模型。以上研究表明,瘤周影像组学在预测STAS方面具有潜在价值,可为肺腺癌患者的手术方法提供指导,但仍需进一步研究。

在肺癌的远处转移预测方面, Dou等^[23]提取了200例局部晚期非小细胞肺癌(non-small cell lung cancer, NSCLC)患者的CT图像上的瘤周(距肿瘤边缘向外扩张3mm)影像组学特征,分析后发现瘤周影像组学特征中有6个特征是远处转移具有显著相关性的,提示瘤周影像组学特征可以提供额外的有价值的信息,用于患者的远处转移风险分层。

在肺癌治疗效果预测方面, Khorrami等^[24]提取了125例接受化疗的NSCLC患者的平扫CT上的瘤内和瘤周(肿瘤边缘向外扩张15mm)影像组学特征,结果显示,瘤内和瘤周影像组学联合特征模型对化疗反应预测具有较好的性能,验证集中AUC为0.77。Khorrami等^[25]的另一项研究纳入了90名在手术切除前接受了化疗的III期NSCLC患者,结果发现了13个稳定且具有预测主要病理反应的瘤内和瘤周影像组学特征。Jain等^[26]的研究纳入了153名接受过化疗的小细胞肺癌患者,从治疗前CT图像上提取了瘤内和瘤周影像组学特征,结果发现二者的联合模型既可以预测总生存期(overall survival, OS),也可以预测患者对化疗的反应。

在肺癌预后预测方面, Liu等^[27]的研究提取了334名临床I期肺腺癌患者的CT瘤内和瘤周(0~+3mm、-3~+3mm、0~+6mm)影像组学特征,结果发现,与其他模型相比,基于(0~+6mm)的瘤周影像组学模型在临床I期肺腺癌的预后预测方面具有最佳的准确性。Vaidya等^[28]的研究发现,他们建立的包含了3个瘤内、10个瘤周CT影像组学特征的影像组学风险评估模型与早期非小细胞肺癌(ES-NSCLC)患者的无病生存期(disease-free survival, DFS)显著相关,并可根据该模型进一步将患者分为三个风险组,其中高风险组患者接受手术后辅助化疗的无病生存期显著的高于仅接受单纯手术患者。Akinci等^[29]提取了124例接受手术治疗的IA-II期NSCLC患者的CT图像上的瘤内和瘤周(肿瘤边缘向外扩张20mm)影像组学特征,结果显示,瘤内瘤周联合影像组学预测模型对个体化复发风险预测具有较高的价值,优于单独的TNM分期系统。

2 肝细胞癌

在肝细胞癌(hepatocellular carcinoma, HCC)生物学特性预测方面,张婉丽等^[30]提取了111例肝细胞癌患者的不同期相的增强CT上瘤内和瘤周(肿瘤边缘向外扩张2、4、6、8、10、12和14mm范围)影像组学特征,并进行不同组合的微血管侵犯预测模型融合构建,结果显示,从门静脉期图像中提取的瘤内影像组学特征联合12mm的建立的预测模型明显优于其余VOI区域与其余三个DCE-CT期相特征建立的模型。提示结合瘤内和瘤周CT影像组学特征的融合模型是一种有望在术前无创性预测肝细胞癌微血管侵犯状态的有效、可靠工具。曾凤霞等^[31]对200例HCC术前CT图像进行了影

像组学研究,其中瘤周影像组学特征的瘤周范围根据肿瘤原发灶大小的倍数决定,结果发现,在预测HCC组织学分化方面,2D最优瘤周组学模型为瘤周1.2-1.3倍区域(宽度大约为0.7mm~18mm)提取的影像组学特征建立的模型(AUC达0.80)。作者还进一步进行Ki-67表达水平的预测建模,结果显示,纳入了瘤周组学特征的联合模型预测性能能进一步提高,较单独的瘤内组学模型或临床模型更优,提示瘤周影像组学特征可用于预测肝细胞癌Ki-67表达水平。该研究与其它研究的不同之处是,肿瘤周围的瘤周区域是随肿瘤原发灶的大小变化而变化的,并非某一固定值。

在肝细胞癌疗效评估方面, Yuan等^[32]的研究提取CT图像上瘤内和瘤周(10mm)区域的影像组学特征,并构建了影像组学列线图来预测PD-1抑制剂用于HCC患者的治疗效果,校准曲线和决策曲线分析证实该列线图具有良好的一致性和临床实用性。Liao等^[33]的研究则发现,动脉期CT增强图像上的瘤周(肿瘤边缘向外扩张10mm)影像组学特征建立的预测模型对预测HCC的PI3K信号通路的体细胞突变具有最好的预测效能,优于瘤内影像组学和其他范围(5mm、20mm)的瘤周影像组学模型,但联合瘤内影像组学特征或经验特征没有进一步改善模型的预测性能。提示基于CT的瘤周影像组学特征具有表征HCC中PI3K信号通路改变的潜在价值,并有助于确定索拉非尼治疗的潜在候选者。Meng等^[34]对162例接受经动脉化疗栓塞(transarterial chemoembolization, TACE)的HCC患者的CT增强图像进行了瘤内和瘤周(肿瘤边缘向外扩张10mm)影像组学特征提取,结果显示瘤内瘤周影像组学+临床联合模型对患者的疗效预测的表现最佳。然而, Chen等^[35]的研究提出了相反的结果,他们的回顾性研究纳入了595例中期HCC患者,采用CT瘤内和瘤周(肿瘤边缘向外扩张10mm)影像组学特征对患者的首次TACE治疗反应进行预测建模,结果发现最终建立的预测模型中未包含瘤周影像组学特征,仅包含了部分瘤内影像组学特征和其他几个临床病理预测因子。以上研究表明,瘤周影像组学在预测TACE的疗效方面的价值尚有待进一步研究。

在肝细胞癌预后预测方面, Shan等^[36]对156例原发性肝细胞癌(HCC)治疗前的CT图像中的瘤内和肿瘤边缘向外扩张20mm的瘤周影像组学特征进行分析,发现瘤周影像组学特征模型与瘤内影像组学特征模型和常规影像特征相比,在预测HCC治愈性治疗后早期复发时的预测精度是最高的。

3 肾癌

在肾肿瘤的良恶性病变鉴别方面, Ma等^[37]研究发现,基于CT增强图像上的瘤内和瘤周(肿瘤边缘向外扩张2mm)影像组学特征的联合模型在区分乏脂型血管平滑肌脂肪瘤(fp-AML)和透明细胞肾细胞癌(ccRCC)方面具有较高的预测性能,优于单独的瘤内或瘤周影像组学特征模型。

在肾癌生物学特性预测方面, Ma等^[38]对静脉期CT图像上瘤内和瘤周(肿瘤向外扩张2mm、5mm、10mm范围)影像组学特征进行分析,最终发现,瘤内+2mm瘤周影像组学联合模型在预测ccRCC分级方面具有最高的诊断性能。Luo等^[39]的研究则平扫期、皮质期、髓质期、分泌期等4种期相的CT影像上进行影像组学特征提取,分别提取了瘤内和肿瘤边缘向外扩张2mm、4mm、6mm范围的瘤周影像组学特征,分析结果显示,平扫期和分泌期CT图像上提取的瘤内+4mm瘤周影像组学特征在区分高级别和低级别ccRCC方面优于其他单相/组合相,并且与纹理特征相比,形状特征和一阶统计特征显示出了更为优越的判别能力。Zhou等^[40]提取了203例肾透明细胞癌(ccRCC)患者的瘤内和瘤周(-5mm~5mm)CT影像组学特征,结果显示,基于瘤周CT影像组学的模型在预测ccRCC恶性程度方面表现出最好的性能(验证集中AUC达0.848),优于瘤内影像组学特征预测模型,提示基于瘤周CT影像组学特征的预测模型可能作为术前预测ccRCC恶性程度的非侵入性工具。

4 胃癌

Wang等^[41]提取了539例胃癌患者静脉期CT图像上瘤内和瘤周(-2像素~+2像素)影像组学特征,结果发现,瘤内瘤周联合影像

组学特征预测模型在术前预测胃癌Lauren分型方面具有良好的效能(验证集中AUC为0.714),进一步联合临床特征建立影像组学列线图,可进一步提高预测的灵敏度,以更好的识别弥漫型胃癌患者,提示结合瘤内和瘤周影像组学特征、临床特征的影像组学列线图在区分Lauren弥漫型和肠型方面具有很大的潜力,可辅助制定合理的临床治疗策略。Li等^[42]对739例临床II/III期胃癌的术前门静脉期CT提取了肿瘤原发灶和瘤周区域(肿瘤边缘-1mm~2mm范围)的影像组学特征,结果发现,由26个瘤内和瘤周影像组学特征构成的影像组学特征集与DFS显著相关,并且,与TNM分期和单一的放射组学特征活临床病理因素相比,瘤内瘤周影像组学共同构成的特征集具有更高准确性,提示瘤内瘤周影像组学在术前无创预测可从化疗中受益的II期和III期胃癌患者方面具有一定价值。Jiang等^[43]对1778名胃癌患者的研究也得到了类似的结果,他们发现由13个特征组成的瘤内瘤周影像组学特征集,与DFS和总生存期具有显著相关性,是独立的预后预测因子;并且研究还显示,具有高瘤内瘤周影像组学特征评分的胃癌患者较评分低者更有可能从化疗中获益。以上研究提示,联合瘤内和瘤周CT影像组学的预测模型是评估胃癌免疫评分的可靠工具,在胃癌中具有预后意义,但仍需要更多的前瞻性研究以确认其预测治疗反应和选择将从化疗中受益的患者的潜力。

5 直肠癌

Ge等^[44]提取了169例直肠癌CT的肿瘤原发灶和瘤周区域的影像组学特征,结果发现,瘤周影像组学特征+病理特征联合模型在预测淋巴血管侵犯(lymph vascular invasion, LVI)方面明显优于其他单一或组合模型,验证集中AUC达0.90,但该研究中作者并未指明瘤周范围如何确定。Li等^[45]的研究也得到了类似的结果,他们也发现门静脉CT图像上提取的瘤内+瘤周影像组学特征模型在LVI预测方面预测性能较高,在内部和外部验证中均取得了稳健的结果(AUC分别为0.843和0.807)。Li等^[46]的另一项研究则发现,基于CT的瘤内+瘤周影像组学特征与临床特征融合模型在预测直肠癌神经周围浸润方面具有良好的预测效能,提示瘤周影像组学可为直肠癌PNI状态的术前无创、个体化评估提供辅助工具,帮助临床医生指导直肠癌患者的个体化治疗。

6 乳腺癌

Qi等^[47]的研究提取了324例乳腺癌患者CT瘤内和瘤周(1mm)影像组学特征,并进行新辅助化疗后pCR预测模型构建,结果发现,基于瘤周影像组学的预测模型的预测性能优于基于瘤内影像组学的预测模型。Huang等^[48]对215例乳腺癌患者的治疗前增强CT图像上的瘤内和瘤周区域(5mm)分别进行影像组学特征提取,结果发现,瘤内结合瘤周影像组学特征的列线图对乳腺癌新辅助化疗后是否达到pCR具有良好预测效能,明显优于临床病理模型,对不同分子分型的乳腺癌患者进行亚组分析后发现,亚组内基于瘤内和瘤周影像组学特征的列线图预测pCR的性能得到进一步提高,提示基于CT的瘤周影像组学特征对乳腺癌新辅助治疗中pCR的个性化预测具有一定价值,有助于临床决策并改善患者预后。

7 总结与展望

综合目前已有的研究来看,基于CT的瘤周影像组学在肿瘤良恶性鉴别^[17,37]、肿瘤分类^[41]、生物学特性预测^[30]、淋巴结转移预测^[18-19]、远处转移预测^[23]、疗效预测^[26,33]、预后预测^[27,36]等方面已经展现出其独特的价值^[49,50]。但不可否认的是,相关研究也存在一些不足,一些共性问题包括:一、不同研究机构的研究中使用的CT设备不同、采集参数也存在差异,可能影响特征的可重复性、稳定性;二、大多数瘤周影像组学研究属于回顾性、单中心研究,所采用的样本量大部分都偏小,需要进一步增加样本量、纳入多中心数据并设计前瞻性研究对结果进行验证以增加可信度。此外,以上CT瘤周影像组学研究对瘤周范围的取值不尽相同,有的以肿瘤边缘向外扩张固定的数值(如2mm、4mm等)确定瘤周范围,有的则是以肿瘤为基础向外扩大一定的倍数(如

1.2倍、1.4倍等)或像素(如2像素等)后减去瘤内范围来确定瘤周区域,选定的瘤周区域不同,则蕴含的肿瘤周围组织也不同,选取的范围过小,可能无法完全反映肿瘤微环境信息,选取的范围过大,可能纳入过多的正常乳腺组织,导致预测模型的效能降低,目前的研究尚不能解答在CT图像上肿瘤边缘外扩向外多大范围能较好的代表肿瘤周微环境信息并可借此建立更为准确的预测模型以辅助肿瘤患者的个体化诊疗。

总体而言,在基于原发灶提取的瘤内影像组学中加入瘤周影像组学特征,可补充提供肿瘤的瘤周微环境信息,可能进一步提高影像组学在肿瘤研究中的应用价值,有望为肿瘤个体化精准诊疗提供更好的辅助工具。瘤周影像组学是影像组学持续发展带来的趋势,也是一个重要的发展方向,基于CT的瘤周影像组学有望成为未来肿瘤研究的热点之一。

参考文献

- [1]SIEGEL R L,MILLER K D,FUCHS H E,et al.Cancer statistics,2022[J].CA Cancer J Clin,2022,72(1):7-33.
- [2]KOCARNIK J M,COMPTON K,DEAN F E,et al.Cancer incidence,mortality,years of life lost,years lived with disability,and disability-adjusted life years for 29 cancer groups from 2010 to 2019:a systematic analysis for the global burden of disease study 2019[J].JAMA Oncol,2022,8(3):420-444.
- [3]LAMBIN P,LEIJENAR R,DEIST T M,et al.Radiomics:the bridge between medical imaging and personalized medicine[J].Nat Rev Clin Oncol,2017,14(12):749-762.
- [4]BI W L,HOSNY A,SCHABATH M B,et al.Artificial intelligence in cancer imaging:clinical challenges and applications[J].CA Cancer J Clin,2019,69(2):127-157.
- [5]BERA K,BRAMAN N,GUPTA A,et al.Predicting cancer outcomes with radiomics and artificial intelligence in radiology[J].Nat Rev Clin Oncol,2022,19(2):132-146.
- [6]IBRAHIM A,PRIMAKOV S,BEUQUE M,et al.Radiomics for precision medicine:Current challenges,future prospects,and the proposal of a new framework[J].Methods,2021,188:20-29.
- [7]JHA A K,MITHUN S,PURANDARE N C,et al.Radiomics:a quantitative imaging biomarker in precision oncology[J].Nucl Med Commun,2022,43(5):483-493.
- [8]PAGET S.The distribution of secondary growths in cancer of the breast.1889[J].Cancer Metastasis Rev,1989,8(2):98-101.
- [9]GERLINGER M,ROWAN A J,HORSWELL S,et al.Intratumor heterogeneity and branched evolution revealed by multiregion sequencing[J].N Engl J Med,2012,366(10):883-892.
- [10]TEKPLI X,LIEN T,RØSSEVOLD A H,et al.An independent poor-prognosis subtype of breast cancer defined by a distinct tumor immune microenvironment[J].Nat Commun,2019,10(1):5499.
- [11]BENNANI-BAITI B,PINKER K,ZIMMERMANN M,et al.Non-invasive assessment of hypoxia and neovascularization with MRI for identification of aggressive breast cancer[J].Cancers,2020,12(8).
- [12]BRAMAN N,PRASANNA P,WHITNEY J,et al.Association of peritumoral radiomics with tumor biology and pathological response to preoperative targeted therapy for her2 (erbb2)-positive breast cancer[J].JAMA Network Open,2019,2(4):e192561.
- [13]NIU S,JIANG W,ZHAO N,et al.Intra- and peritumoral radiomics on assessment of breast cancer molecular subtypes based on mammography and MRI[J].Journal of Cancer Research And Clinical Oncology,2022,148(1):97-106.
- [14]YU F,HANG J,DENG J,et al.Radiomics features on ultrasound imaging for the prediction of disease-free survival in triple negative breast cancer:a multi-institutional study[J].The British Journal of Radiology,2021,94(1126):20210188.
- [15]LI X R,JIN J J,YU Y,et al.PET-CT radiomics by integrating primary tumor and peritumoral areas predicts E-cadherin expression and correlates with pelvic lymph node metastasis in early-stage cervical cancer[J].European Radiology,2021,31(8):5967-5979.
- [16]WU S,ZHANG N,WU Z,et al.Can peritumoral radiomics improve the prediction of malignancy of solid pulmonary nodule smaller than 2 cm[J].Academic Radiology,2022,29 Suppl 2:S47-S52.
- [17]WU L,GAO C,YE J,et al.The value of various peritumoral radiomic features in differentiating the invasiveness of adenocarcinoma manifesting as ground-glass nodules[J].European Radiology,2021,31(12):9030-9037.
- [18]WANG X,ZHAO X,LI Q,et al.Can peritumoral radiomics increase the efficiency of the prediction for lymph node metastasis in clinical stage T1 lung adenocarcinoma on CT[J].European radiology,2019,29(11):6049-6058.
- [19]DAS S K,FANG K W,XU L,et al.Integrative nomogram of intratumoral,peritumoral,and lymph node radiomic features for prediction of lymph node metastasis in cTNOMO lung adenocarcinomas[J].Scientific Reports,2021,11(1):10829.

- [20] JIA M, YU S, GAO H, et al. Spread through air spaces (STAS) in lung cancer: a multiple-perspective and update review[J]. *Cancer Management and Research*, 2020, 12: 2743-2752.
- [21] LIAO G, HUANG L, WU S, et al. Preoperative CT-based peritumoral and tumoral radiomic features prediction for tumor spread through air spaces in clinical stage I lung adenocarcinoma[J]. *Lung Cancer (Amsterdam, Netherlands)*, 2022, 163: 87-95.
- [22] ZHUO Y, FENG M, YANG S, et al. Radiomics nomograms of tumors and peritumoral regions for the preoperative prediction of spread through air spaces in lung adenocarcinoma[J]. *Translational Oncology*, 2020, 13(10): 100820.
- [23] DOU T H, COROLLER T P, VAN GRIETHUYSEN J J M, et al. Peritumoral radiomics features predict distant metastasis in locally advanced NSCLC[J]. *PLoS One*, 2018, 13(11): e0206108.
- [24] KHORRAMI M, KHUNGER M, ZAGOURAS A, et al. Combination of Peri- and intratumoral radiomic features on baseline CT scans predicts response to chemotherapy in lung adenocarcinoma[J]. *Radiology Artificial Intelligence*, 2019, 1(2): e180012.
- [25] KHORRAMI M, JAIN P, BERA K, et al. Predicting pathologic response to neoadjuvant chemoradiation in resectable stage III non-small cell lung cancer patients using computed tomography radiomic features[J]. *Lung Cancer (Amsterdam, Netherlands)*, 2019, 135: 1-9.
- [26] JAIN P, KHORRAMI M, GUPTA A, et al. Novel non-invasive radiomic signature on CT scans predicts response to platinum-based chemotherapy and is prognostic of overall survival in small cell lung cancer[J]. *Frontiers in Oncology*, 2021, 11: 744724.
- [27] LIU K, LI K, WU T, et al. Improving the accuracy of prognosis for clinical stage I solid lung adenocarcinoma by radiomics models covering tumor per se and peritumoral changes on CT[J]. *European Radiology*, 2022, 32(2): 1065-1077.
- [28] VAIDYA P, BERA K, GUPTA A, et al. CT derived radiomic score for predicting the added benefit of adjuvant chemotherapy following surgery in stage I, II resectable non-small cell lung cancer: a retrospective multi-cohort study for outcome prediction[J]. *The Lancet Digital Health*, 2020, 2(3): e116-e128.
- [29] AKINCI D, ANTONOLI T, FARCHIONE A, LENKOWICZ J, et al. CT radiomics signature of tumor and peritumoral lung parenchyma to predict non-small cell lung cancer postsurgical recurrence risk[J]. *Academic Radiology*, 2020, 27(4): 497-507.
- [30] 张婉丽. 基于动态增强CT影像组学类MDT融合模型预测肝癌微血管侵犯的价值[D]. 广州医科大学, 2021.
- [31] 曾凤霞. 基于瘤内及瘤周CT组学特征的肝细胞癌生物学特性预测模型构建及应用研究[D]. 南方医科大学, 2021.
- [32] YUAN G, SONG Y, LI Q, et al. Development and validation of a contrast-enhanced CT-Based radiomics nomogram for prediction of therapeutic efficacy of anti-PD-1 antibodies in advanced HCC patients[J]. *Frontiers in Immunology*, 2020, 11: 613946.
- [33] LIAO H, JIANG H, CHEN Y, et al. Predicting genomic alterations of phosphatidylinositol-3 kinase signaling in hepatocellular carcinoma: a radiogenomics study based on next-generation sequencing and contrast-enhanced CT[J]. *Annals of Surgical Oncology*, 2022.
- [34] MENG X P, WANG Y C, JU S, et al. Radiomics analysis on multiphase contrast-enhanced CT: a survival prediction tool in patients with hepatocellular carcinoma undergoing transarterial chemoembolization[J]. *Frontiers in Oncology*, 2020, 10: 1196.
- [35] CHEN M, CAO J, HU J, et al. Clinical-radiomic analysis for pretreatment prediction of objective response to first transarterial chemoembolization in hepatocellular carcinoma[J]. *Liver cancer*, 2021, 10(1): 38-51.
- [36] SHAN Q Y, HU H T, FENG S T, et al. CT-based peritumoral radiomics signatures to predict early recurrence in hepatocellular carcinoma after curative tumor resection or ablation[J]. *Cancer Imaging: the Official Publication of the International Cancer Imaging Society*, 2019, 19(1): 11.
- [37] MA Y, XU X, PANG P, et al. A CT-based tumoral and mini-peritumoral radiomics approach: differentiate fat-poor angiomyolipoma from clear cell renal cell carcinoma[J]. *Cancer Management and Research*, 2021, 13: 1417-1425.
- [38] MA Y, GUAN Z, LIANG H, et al. Predicting the WHO/ISUP grade of clear cell renal cell carcinoma through CT-Based tumoral and peritumoral radiomics[J]. *Frontiers in Oncology*, 2022, 12: 831112.
- [39] LUO S, WEI R, LU S, et al. Fuhrman nuclear grade prediction of clear cell renal cell carcinoma: influence of volume of interest delineation strategies on machine learning-based dynamic enhanced CT radiomics analysis[J]. *European Radiology*, 2022, 32(4): 2340-2350.
- [40] ZHOU Z, QIAN X, HU J, et al. CT-based peritumoral radiomics signatures for malignancy grading of clear cell renal cell carcinoma[J]. *Abdominal Radiology (New York)*, 2021, 46(6): 2690-2698.
- [41] WANG X X, DING Y, WANG S W, et al. Intratumoral and peritumoral radiomics analysis for preoperative Lauren classification in gastric cancer[J]. *Cancer Imaging: the Official Publication of the International Cancer Imaging Society*, 2020, 20(1): 83.
- [42] LI J, ZHANG C, WEI J, et al. Intratumoral and peritumoral radiomics of contrast-enhanced CT for prediction of disease-free survival and chemotherapy response in stage II/III gastric cancer[J]. *Frontiers in Oncology*, 2020, 10: 552270.
- [43] JIANG Y, WANG H, WU J, et al. Noninvasive imaging evaluation of tumor immune microenvironment to predict outcomes in gastric cancer[J]. *Annals of Oncology: Official Journal of the European Society for Medical Oncology*, 2020, 31(6): 760-768.
- [44] GE Y X, XU W B, WANG Z, et al. Prognostic value of CT radiomics in evaluating lymphovascular invasion in rectal cancer: Diagnostic performance based on different volumes of interest[J]. *Journal of X-ray Science and Technology*, 2021, 29(4): 663-774.
- [45] LI M, JIN Y, RUI J, et al. Computed tomography-based radiomics for predicting lymphovascular invasion in rectal cancer[J]. *European Journal of Radiology*, 2022, 146: 110065.
- [46] LI M, JIN Y M, ZHANG Y C, et al. Radiomics for predicting perineural invasion status in rectal cancer[J]. *World Journal of Gastroenterology*, 2021, 27(33): 5610-5621.
- [47] QI T H, HIAN O H, KUMARAN A M, et al. Multi-center evaluation of artificial intelligent imaging and clinical models for predicting neoadjuvant chemotherapy response in breast cancer[J]. *Breast cancer research and treatment*, 2022.
- [48] HUANG X, MAI J, HUANG Y, et al. Radiomic nomogram for pretreatment prediction of pathologic complete response to neoadjuvant therapy in breast cancer: predictive value of staging contrast-enhanced CT[J]. *Clinical Breast Cancer*, 2021, 21(4): e388-e401.
- [49] 犹露, 李邦国. 影像组学在肺结节诊断的研究进展[J]. *中国CT和MRI杂志*, 2022, 20(9): 182-184.
- [50] 黄金叶子, 黎英姿, 周雯. 影像组学在乳腺癌诊断及预后的应用进展[J]. *中国CT和MRI杂志*, 2023, 21(03): 174-177.

(收稿日期: 2022-04-25)
(校对编辑: 孙晓晴)