

# 影像组学生境分析在多部位病变诊疗中的应用、算法困境和展望

任雪 布买热木·尔肯 古丽扎尔·阿不力米提 位文慧<sup>(通讯作者)</sup>

新疆和田学院医学技术学院 新疆 和田 848099

**【摘要】**：肿瘤及中枢神经系统性病变内部存在显著的空间异质性，传统影像学定性评估方式难以实现病灶微观特征的精准量化。影像组学与生境分析技术能够基于像素、体素水平挖掘病灶微观空间分布差异，无创表征组织微环境特征，现已成为影像学精准研究的新兴方向。本文综述了该技术在多种疾病诊疗中的应用价值，并探讨当前生境分析存在的技术瓶颈与临床转化难题，展望影像组学生境分析未来的优化方向与临床应用前景，以期为该技术的进一步完善和临床普及应用提供理论依据与研究参考。

**【关键词】**：影像组学；生境分析；空间异质性；肿瘤；中枢神经系统病变

DOI:10.12417/2705-098X.26.13.048

## 1 生境分析

影像组学生境分析 (Habitat Radiomics) 是一项基于生物学环境的创新性影像组学技术，近年来在肿瘤研究领域逐渐崭露头角。其核心在于利用定量影像学标志物，对肿瘤细胞群进行细致的聚类分析，进而实现对肿瘤内部异质性的可视化和量化。生境分析通过整合组织病理学、血流动力学及分子生物学等多维度的差异信息，运用机器学习算法，将多参数影像（如CT、MRI或PET/CT）中具有相似生物学特征的肿瘤细胞群聚成体素簇，构建出包含多个功能异质子区域的生境亚区图谱。这种技术能够有效显示肿瘤内部的空间分布情况，反映肿瘤细胞在微环境作用下随时间的演变过程，为深入探究肿瘤的生长机制、疗效评估以及验证影像异质性背后的生物学发现提供了关键依据。影像组学作为一种高维医学影像数据定量分析方法，主要研究微观、基因和分子生物学特征与宏观影像特征之间的关系，旨在从整体上对肿瘤影像进行分析和评估<sup>[1]</sup>。然而，它通常将肿瘤视为内部相对均匀分布的均质整体，在提取特征时忽略了肿瘤内部异质性，无法全面、准确地反映肿瘤细胞在分子生物学或组织病理学方面的差异，以及这些差异所导致的肿瘤在生长速度、侵袭能力、药物敏感性和预后等方面的不同。而生境分析则弥补了这一关键缺陷，它聚焦于肿瘤内部的细微差异，将肿瘤划分为多个具有相似生理功能、代谢特征及生物学行为的细胞群体，即肿瘤生境<sup>[2]</sup>。通过对这些生境的深入分析，能够可视化不同生境的三维空间分布，并提供每种生境在整个肿瘤中的定量占比，从而实现了对肿瘤空间异质性的精准评估<sup>[3]</sup>。此外，还能动态监测肿瘤细胞在微环境影响下的变化情况，评估时间异质性，为肿瘤的精准诊疗提供更丰富、更准确的信息<sup>[4]</sup>。目前，生境分析的研究热点主要集中在多个关键领域。在技术层面，如何进一步优化定量影像学标志物的选择以及聚类算法的应用，成为提升生境分析精度和可靠性的关键。研究者们不断探索从MRI、PET/CT等成像技术中获取更

可靠、可获取、可量化的影像学标志物，以更准确地反映肿瘤的生物学状态<sup>[5]</sup>。同时，对大津阈值法、高斯混合模型、分级聚类和K-means等聚类算法的改进和创新应用，也在不断推动生境分析技术的发展<sup>[6]</sup>。在临床应用方面，生境分析在多种肿瘤的诊断、治疗和预后评估中的应用研究成为热点。例如，通过生境分析来无创精准定位病灶、预测肿瘤分型及预后、表征肿瘤病理和分子特征<sup>[7]</sup>、鉴别肿瘤进展与治疗反应等<sup>[8]</sup>，为临床医生制定个性化的治疗方案提供重要的影像学依据<sup>[9]</sup>。此外，生境分析与其他新兴技术（如人工智能、基因测序等）的融合应用研究也逐渐兴起，尤其是多模态融合与人工智能深度融合成为重要趋势，这些融合应用有望为肿瘤的综合诊疗带来新的突破<sup>[10]</sup>。本文系统综述了影像生境成像技术在肿瘤性病变（涵盖常见实体瘤及部分少见亚型）与部分血管性病变中的研究现状，重点梳理了基于超声、CT、MRI等影像手段的实践应用及主流算法。文章旨在客观呈现该技术的发展态势与应用价值，并结合现有研究局限，为其后续优化方向与未来发展提供参考建议。

## 2 生境分析在临床诊疗中的应用

(1) 中枢神经系统肿瘤生境分析在胶质母细胞瘤的预后评估中展现出价值。一项纳入203例患者的研究依据常规MRI将肿瘤划分为坏死核心、强化肿瘤及瘤周水肿三个亚区，并构建了影像组学风险评分。放射基因组学分析显示，该评分与细胞分化、细胞黏附和血管生成等信号通路密切相关<sup>[11]</sup>，而这些通路恰好参与了胶质母细胞瘤的化疗耐药过程。另一项研究同样证实，基于肿瘤亚区的风险评分系统与肿瘤侵袭性相关的组织病理学特征显著相关，尤其体现在肿瘤浸润和增生血管方面。在脑血管病变领域，针对症状性颅内动脉粥样硬化狭窄患者，一项多中心研究创新性地整合了基于高分辨率血管壁成像的生境影像组学与视觉转换器技术。该模型通过K-means聚类将斑块划分为三个具有不同微环境特征的亚区，随后利用视觉

作者简介：任雪，女（1998-），汉族，新疆和田人，硕士研究生，助教，研究方向：影乳腺癌影像诊断。

转换器的自注意力机制分析亚区间的长程依赖关系,在识别易损斑块和预测卒中复发风险方面表现优异<sup>[12]</sup>。

(2) 头颈部及胸部肿瘤:鼻咽癌治疗反应预测方面,研究者通过整合多序列 MRI 的亚区域影像组学特征与临床因素构建了组合模型。结果显示,纳入肿瘤内异质性评分的模型在预测同步放化疗早期反应时效能最高<sup>[13]</sup>。另一项研究将局部晚期鼻咽癌肿瘤分割为五个生境亚区,发现特定亚区的体积特征与诱导化疗疗效显著相关<sup>[14]</sup>,为早期识别化疗低反应患者提供了无创手段。肺癌领域的生境分析也取得进展。基于 CT 的生境成像技术将磨玻璃结节型肺腺癌分割为三个亚区,通过提取亚区特征构建的模型可有效区分浸润前病变与浸润性腺癌,为手术方式选择提供了参考依据<sup>[15]</sup>。

(3) 乳腺癌及其他恶性肿瘤:乳腺癌分子亚型鉴别方面,多中心研究通过聚类划分肿瘤生境亚区,从扩散加权成像和增强 T1 加权成像中提取生境影像组学特征,构建的肿瘤内异质性标签能够有效区分 HER2 阳性、低表达及零表达乳腺癌,且在区分低表达与零表达亚型时表现更优<sup>[16]</sup>。盆腔肿瘤领域,针对高级别浆液性卵巢癌铂耐药预测的研究整合了 MRI 生境影像组学、病理全切片图像和临床数据,构建的多模态模型为个体化治疗提供了参考依据。另一项研究基于 PET/CT 开展生境影像组学分析,通过 Otsu 法划分肿瘤代谢亚区构建模型预测 Ki-67 表达及无进展生存期,其效能显著优于传统全肿瘤影像组学方法<sup>[17]</sup>。骨肿瘤方面,软组织肉瘤术前分级的多中心研究通过 K-means 聚类将瘤内体素分为三种生境,结合瘤周影像组学特征构建的联合模型预测效能最优,其中贡献最大的特征提取自低强化实性亚区,可量化常规 MRI 无法识别的细微信号强度变化。

### 3 生境分析算法探讨

在生境分析的研究中,定量影像学标志物的选择以及聚类算法的应用是至关重要的环节,但目前这两方面均面临着一些显著的困境。在定量影像学标志物选择方面,虽然 MRI、PET/CT 等成像技术能够提供多种参数用于量化肿瘤的生物状态,但如何从众多参数中筛选出真正可靠、可获取且可量化的影像学标志物,仍然是一个尚未完全解决的难题。例如,非定量结构 MRI 虽然能够显示解剖形态,但其信号强度受磁场强度、扫描设备及影像采集参数等多种因素的影响,信号强度误差较难通过归一化步骤完全消除或校正,这就可能导致基于这些信号强度提取的标志物存在不稳定性,进而影响生境分析的准确性

<sup>[18]</sup>。功能 MRI 和 PET/CT 所测量的如表观扩散系数 (ADC)、脑血容量 (CBV)、容积转移常数 (K<sub>trans</sub>)、标准化摄取值 (SUV) 等定量参数,虽然在理论上能够反映肿瘤的扩散、灌注、缺氧、酸化等生物学状态,但在实际应用中,这些参数的测量也受到多种因素的干扰,如患者的生理状态、扫描时的呼吸运动等,导致不同研究中这些标志物的可靠性和重复性存在差异。此外,目前对于如何将这此定量参数间的差值/相对值作为潜在的定量影像学标志物进行聚类,还缺乏统一的标准和方法,不同研究中的选择和应用差异较大,这也给生境分析技术的推广和标准化带来了困难<sup>[19]</sup>。在聚类算法应用方面,现有的聚类算法虽然种类繁多,但每种算法都有其自身的局限性,难以完全满足生境分析的复杂需求。以常用的 K-means 算法为例,它需要预先指定聚类的数量 K,而 K 值的确定往往缺乏客观依据,通常依赖于研究者的经验或通过一些试探性的方法来选择,这就导致聚类结果可能会受到 K 值选择的影响,不同的 K 值可能会得到不同的聚类结果,缺乏稳定性和可重复性<sup>[20]</sup>。此外, K-means 算法对初始聚类中心的选择较为敏感,不同的初始聚类中心可能会使算法收敛到不同的局部最优解,从而影响聚类的准确性<sup>[21]</sup>。高斯混合模型虽然能够通过识别数据分布中的高斯分布进行聚类,但它对数据的分布假设较为严格,当实际数据不符合高斯分布时,聚类效果会受到较大影响<sup>[22]</sup>。分级聚类基于局部邻近性将数据点分组在一起,仅适用于个体水平数据,对于大规模数据集的处理能力有限,且计算复杂度较高<sup>[23]</sup>。

### 4 挑战与展望

挑战方面,生境分析的临床转化仍面临三大问题。首先,数据质量参差:不同机构设备、参数及患者状态差异导致图像分辨率、噪声及定量参数(如 SUV 值)不一致,影响结果可靠性。其次,技术标准化缺失:聚类算法选择与生境亚区划分缺乏统一规范,研究结果难以横向比较验证。最后,临床验证不足:现有研究多为基础性小样本设计,虽在肺癌、卵巢癌等领域已出现多中心研究,但设备差异问题仍未根本解决。展望方面,未来应重点推进以下方向:一是发展多模态融合成像,整合 MRI、CT、PET/CT 等多维信息,构建全面肿瘤生境图谱。二是结合人工智能与机器学习,利用 CNN 自动提取高维特征,并借助 SHAP 等工具提升模型可解释性。三是加强多中心数据共享,建立标准化平台扩大样本量,同时推动生境分析与放射基因组学结合,挖掘影像特征与基因表达的关联,为临床转化提供循证依据。

### 参考文献:

- [1] 戴婧洳,马琳莹,陈峰,等.生境成像在消化系统肿瘤中的研究进展[J].国际医学放射学杂志,2025,48(03):337-342.
- [2] Wu J,Xia Y,Wang X,et al.Radiomics++:Review of Habitat Imaging Analysis for Decoding Tumor Heterogeneity[J].Annual Review of Biomedical Engineering,2026:10-1146.

- [3] Li J,Qiu Z,Zhang C,et al.IThscore:comprehensive quantification of intra-tumor heterogeneity in NSCLC by multi-scale radiomic features[J].European Radiology,2023,33(2):893-903.
- [4] Kazerouni A S,Hormuth D A N,Davis T,et al.Quantifying Tumor Heterogeneity via MRI Habitats to Characterize Microenvironmental Alterations in HER2+Breast Cancer[J].Cancers,2022,14(7):1837.
- [5] Wu L X,Ding N, Ji Y D,et al.Habitat Analysis in Tumor Imaging:Avancing Precision Medicine Through Radiomic Subregion Segmentation[J].Cancer Management and Research,2025,17:731-741.
- [6] Zhao H,Su Y,Wang Y,et al.Using tumor habitat-derived radiomic analysis during pretreatment(18)F-FDG PET for predicting KRAS/NRAS/BRAF mutations in colorectal cancer[J].Cancer Imaging,2024,24(1):26.
- [7] Wang S,Liu X,Wu Y,et al.Habitat-based radiomics enhances the ability to predict lymphovascular space invasion in cervical cancer:a multi-center study[J].Frontiers in Oncology,2023,13:1252074.
- [8] Prior O,Macarro C,Navarro V,et al.Identification of Precise 3D CT Radiomics for Habitat Computation by Machine Learning in Cancer[J].Radiology:Artificial Intelligence,2024,6(2):e230118.
- [9] Fang M,Kan Y,Dong D,et al.Multi-Habitat Based Radiomics for the Prediction of Treatment Response to Concurrent Chemotherapy and Radiation Therapy in Locally Advanced Cervical Cancer[J].Frontiers in Oncology,2020,10:563.
- [10] Sachpekidis C,Enqvist O,Ulén J,et al.Artificial intelligence-based,volumetric assessment of the bone marrow metabolic activity in[(18)F]FDG PET/CT predicts survival in multiple myeloma[J].European Journal of Nuclear Medicine and Molecular Imaging,2024, 51(8):2293-2307.
- [11] Beig N,Bera K,Prasanna P,et al.Radiogenomic-Based Survival Risk Stratification of Tumor Habitat on Gd-T1w MRI Is Associated with Biological Processes in Glioblastoma[J].Clinical Cancer Research,2020,26(8):1866-1876.
- [12] Verma R,Correa R,Hill V B,et al.Tumor Habitat-derived Radiomic Features at Pretreatment MRI That Are Prognostic for Progression-free Survival in Glioblastoma Are Associated with Key Morphologic Attributes at Histopathologic Examination:A Feasibility Study[J].Radiology:Artificial Intelligence,2020,2(6):e190168.
- [13] Komori T.The 2021 WHO Classification of Tumors,5th edition,Central Nervous System Tumors:A Short Review[J].Brain and Nerve, 2022,74(6):803-809.
- [14] NiemeläS,Oksi J,Jero J,et al.Glioma grade and post-neurosurgical meningitis risk[J].Acta Neurochirurgica,2024,166(1):300.
- [15] Zhu Y,Wang J,Xue C,et al.Deep Learning and Habitat Radiomics for the Prediction of Glioma Pathology Using Multiparametric MRI:A Multicenter Study[J].Academic Radiology,2025,32(2):963-975.
- [16] Wang Y,Lin L,Hu Z,et al.Global Habitat Analysis with Multi-graph Fusion Framework of Postoperative MRI for Predicting Radiotherapy Treatment Response in Glioma Patients[J].IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics,2025,PP:10-1109.
- [17] Zhu F,Chen W,Chen H,et al.A novel multimodal framework combining habitat radiomics,deep learning,and conventional radiomics for predicting MGMT gene promoter methylation in Glioma:Superior performance of integrated models[J].European Journal of Radiology,2025,192:112406.
- [18] Rizzo S,Botta F,Raimondi S,et al.Radiomics:the facts and the challenges of image analysis[J].European Radiology Experimental, 2018,2(1):36.
- [19] Tabassum M,Suman A A,Suero Molina E,et al.Radiomics and Machine Learning in Brain Tumors and Their Habitat:A Systematic Review[J].Cancers,2023,15(15):3845.
- [20] Ikotun A M,Ezugwu A E.Boosting k-means clustering with symbiotic organisms search for automatic clustering problems[J].PLoS One,2022,17(8):e272861.
- [21] Xie P,Huang Q,Zheng L,et al.Sub-region based histogram analysis of amide proton transfer-weighted MRI for predicting tumor budding grade in rectal adenocarcinoma:a prospective study[J].European Radiology,2025,35(3):1382-1393.
- [22] Huang H,Chen H,Zheng D,et al.Habitat-based radiomics analysis for evaluating immediate response in colorectal cancer lung metastases treated by radiofrequency ablation[J].Cancer Imaging,2024,24(1):44.
- [23] 陈斌,谢文波,付勋,等.基于改进局部密度的可扩展层次聚类算法[J].南京大学学报(自然科学),2024,60(03):370-382.