

多参数磁共振成像影像组学在预测子宫内膜癌淋巴脉管间隙浸润中的研究进展

齐万琛¹, 王 锐^{2*}

¹承德医学院临床学院, 河北 承德

²承德医学院附属医院放射科, 河北 承德

收稿日期: 2026年8月2日; 录用日期: 2026年8月26日; 发布日期: 2026年9月4日

摘 要

淋巴脉管间隙浸润(Lymphovascular Space Invasion, LVSI)被定义为肿瘤直接侵袭边界外的内皮细胞空间中存在肿瘤细胞, 是子宫内膜癌(Endometrial Cancer, EC)重要的独立预后因素, 2023年国际妇产科联盟(FIGO)新版分期系统已将LVSI纳入分层标准。然而, LVSI状态依赖术后病理诊断, 术前无创评估一直是临床难题。近年来, 基于多参数磁共振成像(mpMRI)的影像组学和深度学习技术, 通过从医学图像中高通量提取定量特征, 为术前预测LVSI开辟了新路径。本文系统梳理了该领域的研究进展: 从影像组学的技术流程出发, 综述了基于单一影像组学特征、临床-影像组学联合模型、深度学习模型、多区域特征融合以及生境分析等多种建模策略的研究现状与诊断性能, 分析了现有研究在样本量、方法学标准化、模型泛化性及临床转化等方面的挑战, 并对多模态融合与多中心前瞻性验证的未来方向进行了展望。影像组学正逐步成为EC术前精准风险分层的有力工具。

关键词

子宫内膜癌, 淋巴脉管间隙浸润, 多参数磁共振成像, 影像组学, 深度学习, 术前预测

Research Progress of Multiparametric MRI Radiomics in Predicting Lymphovascular Space Invasion in Endometrial Cancer

Wanchen Qi¹, Rui Wang^{2*}

¹Clinical College, Chengde Medical University, Chengde Hebei

²Department of Radiology, Affiliated Hospital of Chengde Medical University, Chengde Hebei

Received: August 2, 2026; accepted: August 26, 2026; published: September 4, 2026

*通讯作者。

文章引用: 齐万琛, 王锐. 多参数磁共振成像影像组学在预测子宫内膜癌淋巴脉管间隙浸润中的研究进展[J]. 临床医学进展, 2026, 16(9): 464-472. DOI: 10.12677/acm.2026.1693069

Abstract

Lymphovascular space invasion (LVSI) is defined as the presence of tumor cells within endothelial-lined spaces beyond the invasive front of the tumor, and is an important independent prognostic factor in endometrial cancer (EC). The 2023 updated FIGO staging system has incorporated LVSI into its risk stratification criteria. However, LVSI status relies on postoperative pathological diagnosis, and preoperative non-invasive assessment remains a clinical challenge. In recent years, radiomics and deep learning techniques based on multiparametric magnetic resonance imaging (mpMRI) have opened new avenues for preoperative LVSI prediction by enabling high-throughput extraction of quantitative features from medical images. This review systematically summarizes the research progress in this field: starting from the technical workflow of radiomics, it reviews the current status and diagnostic performance of various modeling strategies—including single radiomic features, clinical-radiomic combined models, deep learning models, multi-region feature fusion, and habitat analysis—and analyzes the challenges related to sample size, methodological standardization, model generalizability, and clinical translation. Finally, it offers perspectives on future directions such as multimodal fusion and multicenter prospective validation. Radiomics is gradually emerging as a powerful tool for precise preoperative risk stratification in EC.

Keywords

Endometrial Cancer, Lymphovascular Space Invasion, Multiparametric Magnetic Resonance Imaging, Radiomics, Deep Learning, Preoperative Prediction

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

子宫内膜癌是全球最常见的妇科恶性肿瘤之一，也是中国第二大常见妇科癌症，其发病率和死亡率在发达国家和发展中国家均呈逐年上升趋势[1]-[3]。手术切除是早期 EC 的主要治疗手段，但术后辅助治疗方案的选择高度依赖于精确的风险分层。在众多影响 EC 预后的病理因素中，淋巴脉管间隙浸润(LVSI)的地位日益凸显——它不仅是盆腔淋巴结转移和远处复发的独立危险因素，还与淋巴结清扫范围及辅助治疗方案选择相关，更与患者的无进展生存期和总生存期密切相关[4]。淋巴血管间隙侵犯已被多项大型随机对照试验证实为子宫内膜癌复发与远处转移的最强独立危险因素之一。PORTEC-1 与 PORTEC-2 试验的汇总分析(n = 926)表明，广泛性 LVSI 显著增加盆腔区域复发(HR 6.2)及远处转移(HR 3.6)的风险，且是指导术后辅助放疗决策的关键病理指标[5]。因此，术前通过多参数磁共振成像精准预测 LVSI 状态，对于早期识别高危患者、优化 PORTEC 分层模型下的治疗策略具有重要临床价值。

正是基于上述证据，2023 年 FIGO 新版 EC 分期系统进行了重大更新：在早期疾病中，无 LVSI 或仅有局灶 LVSI 者被归为 IA/IB 期，而伴有广泛性 LVSI 者则直接将分期上调至 IIB 期[6]。这一修订使 LVSI 的评估从“参考指标”跃升为“分期决定因素”，其术前精准判断的临床价值由此大幅提升。

然而，临床实践中面临的困境在于：LVSI 作为病理组织学发现，当前仅能通过术后子宫切除标本获得确诊，术前活检因取材局限性和肿瘤异质性而难以准确反映 LVSI 状态[7]。常规 MRI 虽凭借优异的软组织分辨率在 EC 术前评估中发挥核心作用，但 LVSI 通常无法经主观形态学判读直接识别，常规影像对

其直接诊断效能有限[8]。影像组学的兴起为解决这一难题提供了新思路。通过从医学图像中高容量提取定量特征, 影像组学可将视觉信息转化为可挖掘的高维数据, 从而揭示肿瘤内部异质性和微观生物学特征。近年来多项研究提示, 基于 mpMRI 的影像组学已在肿瘤分级、深肌层浸润、淋巴结转移和 LVSI 预测等多个方面展现一定潜力。本文旨在系统综述基于 mpMRI 的影像组学在术前预测 EC 患者 LVSI 中的研究进展, 梳理现有模型构建策略与诊断效能, 剖析技术应用的潜在陷阱与临床转化现实障碍, 建立影像组学特征与 LVSI 病理生物学机制的关联, 分析当前挑战, 并展望未来发展方向。

2. LVSI 的临床意义与术前评估需求

2.1. LVSI 的病理定义与预后价值

LVSI 在组织病理学上定义为肿瘤细胞在子宫肌层淋巴管和/或血管内皮衬覆的腔隙内形成瘤栓。根据受累血管数量, LVSI 被量化为“无 LVSI”“局灶性 LVSI”和“广泛性 LVSI”三级。一项针对早期 EC 的大样本研究显示, 广泛性 LVSI、局灶性 LVSI 和无 LVSI 患者的 5 年无进展生存率分别为 81.7%、89.9%和 95.0% ($P < 0.001$), 这一梯度差异凸显了 LVSI 量化评估的预后分层价值[9]。

2.2. 2023 FIGO 分期中的 LVSI 定位

2023 年新版 FIGO 分期系统将 LVSI 作为独立的病理学变量纳入 EC 分期标准。具体而言, 在早期(I 期)疾病中, 广泛性 LVSI 的出现将直接导致分期上调至 IIB 期, 无论肌层浸润深度如何[6]。这一修订使得术前准确判断 LVSI 状态尤其是区分“广泛性”与“无/局灶性”成为决定手术范围和辅助治疗方案的关键环节。

2.3. 常规 MRI 评估 LVSI 的局限性

MRI 在 EC 诊疗全流程中不可或缺, 然而常规 MRI 对 LVSI 的直接评估面临多重瓶颈: 首先, LVSI 属于微观病理改变, 常规 MRI 空间分辨率不足以直接显示血管内瘤栓; 其次, 现有基于形态学特征(如肿瘤体积、边界不规则度等)的 LVSI 间接征象判读存在观察者间和序列间的高度变异性, 导致诊断敏感度和特异度波动较大[8]; 第三, 术前活检受限于取材部位和肿瘤异质性, 无法准确反映 LVSI 的真实状态[7]。上述局限直接制约了常规 MRI 的预测效能: 现有 Meta 分析显示, 常规 MRI 预测子宫内膜癌 LVSI 的合并敏感度仅为 0.656, 特异度为 0.753, 整体处于中等偏低水平, 存在较高的漏诊与误诊风险[3]。这一结果反映出单纯依赖形态学特征的 MRI 评估难以满足术前精准分层需求, 也凸显了引入影像组学、深度学习及多参数定量模型以提升 LVSI 预测效能的必要性。

3. 影像组学技术流程概述

影像组学分析遵循一套由 Lambin 等提出的标准化技术流程, 旨在通过高通量提取医学影像中的定量特征揭示肿瘤异质性, 通常包括以下关键步骤[10]:

- 1) 图像采集与预处理: 获取高质量的 mpMRI 图像(包括 T2WI、DWI/ADC、DCE-T1WI 等序列), 并进行偏置场校正、灰度标准化等预处理以消除扫描参数差异带来的影响。
- 2) 感兴趣区分割: 由经验丰富的放射科医师在 MRI 图像上手动或半自动勾画肿瘤边界, 分割方式包括二维(2D)单层最大截面和三维(3D)全肿瘤容积两种策略。
- 3) 特征提取: 利用 PyRadiomics 等开源工具从分割区域中提取高通量定量特征, 涵盖一阶统计特征(如灰度均值、方差)、形状特征(如体积、球形度)、纹理特征(如灰度共生矩阵、灰度游程矩阵)以及经滤波变换后的小波特征等[11]。

4) 特征筛选与降维: 采用组内相关系数(ICC)评估特征稳定性, 利用 Spearman 相关性分析、最小绝对收缩与选择算子(LASSO)回归等方法剔除冗余特征, 以降低过拟合风险。

4. 多参数 MRI 影像组学预测 LVSI 的研究现状

4.1. 基于单一影像组学特征的预测模型

早期研究主要聚焦于从 mpMRI 中提取肿瘤内部的影像组学特征, 构建 LVSI 预测模型。Luo 等报道了基于 mpMRI 影像组学特征术前预测 EC 患者 LVSI 状态的研究, 其模型在内部验证中获得了 0.807 的 AUC 值[12]。但该研究为单中心小样本设计($n = 144$, 训练集 101 例、测试集 43 例), 未进行外部验证, 结果的泛化性存在局限。此后, 多项研究进一步验证了该策略的可行性。Liu 等的多中心研究纳入了 339 例早期 EC 患者, 从 T1WI、T2WI、CE-T1WI、DWI 和 ADC 五个序列中提取特征, 构建的影像组学标签在训练组和测试组中分别取得了 0.89 和 0.85 的 AUC [13]。其多中心设计一定程度上提升了结果的可靠性, 但测试集样本量仅 68 例, 仍需更大样本的外部验证支持。Ma 等的研究则比较了五种不同分类器的性能, 发现随机森林模型在 LVSI 预测中表现最优, 训练组 AUC 达到 0.952 [14]。该高 AUC 值源于单中心内部验证, 未排除过拟合可能, 且未明确说明是否采用独立验证集, 临床参考价值有限。随着对肿瘤异质性认识的深入, 研究者开始关注瘤周微环境在 LVSI 预测中的价值。Li 等联合肿瘤内部与周边区域的影像组学特征构建多参数 MRI 融合模型, 其在外部分独立队列中预测 LVSI 的 AUC 高达 0.864, 显示出良好的泛化能力[15]。上述研究初步证实了 mpMRI 影像组学特征与 LVSI 状态之间的内在关联, 也提示整合瘤内与瘤周信息是提升模型效能的重要方向。

4.2. 临床 - 影像组学联合模型的优势

EC 的 LVSI 风险受肿瘤生物学行为与宿主因素的共同调控, 单一影像组学模型虽然具有一定预测潜力, 但在整合宏观临床信息方面存在局限。因此, 构建融合临床危险因素与影像组学特征的多参数联合模型, 已成为提升术前预测精度的主流策略[13] [16]-[18]。

现有证据表明, 联合模型在多中心场景下普遍表现出显著的“增益效应”与良好的泛化能力。多项研究证实, 将 CA125、肿瘤长度、深肌层浸润等传统危险因素与影像组学评分相整合, 可使验证集 AUC 稳定在 0.74~0.82 之间, 且 DeLong 检验显示其效能显著优于单一临床模型[16]-[18]。该区间 AUC 值虽低于部分单一影像组学模型的高值, 但因纳入了临床易获取的指标, 且避免了过拟合风险, 临床实用性更强。在此基础上, 部分学者进一步引入非线性融合策略(如支持向量机)或构建列线图, 提升了区分度(AUC 可达 0.959), 决策曲线分析(DCA)亦证实其能为术前风险分层带来显著的临床净获益[13] [14] [17]。上述结果提示, 临床 - 影像组学融合模型有效弥补了单一影像组学对宏观病理信息捕捉不足的短板, 是实现 LVSI 精准评估的关键路径。

4.3. 深度学习模型的引入

随着人工智能技术的发展, 深度学习(Deep Learning, DL)尤其是卷积神经网络(CNN)被越来越多地应用于医学图像分析。与依赖手工设计特征的影像组学不同, 深度学习可通过端到端的方式从原始图像中自动学习层次化特征表示。

Wang 等的研究整合了影像组学特征和基于深度卷积神经网络提取的多维深度学习特征, 构建的综合方案在子宫内腺癌 LVSI 预测的测试队列中取得了 AUC = 0.924 (95% CI: 0.776~1.000)的优异表现, 显著优于单独的临床模型(AUC = 0.748)、影像组学模型(AUC = 0.810)和单一深度学习模型(AUC = 0.823), 并借助 Grad-CAM 与 SHAP 技术提升了模型可解释性[19]。另一项大规模多中心研究纳入了 892 例 EC 患

者, 比较了 2D-RF、3D-RF 及基于 VGG11、ResNet101、DenseNet121 三种 CNN 架构的深度学习模型, 结果显示融合 2D-RF 与 DenseNet121-DF 的联合模型在训练队列中 AUC 为 0.796, 内外部验证中保持了稳定的预测性能。值得注意的是, 该研究还发现 2D 与 3D 影像组学模型的性能无显著差异(AUC: 0.775 vs. 0.772, $P = 0.89$), 提示 2D 最大层面分割在 LVSI 预测中已能提供足够信息[20]。

综上所述, 深度学习模型通过自动提取多层次抽象特征, 有效克服了传统影像组学依赖人工勾画与特征筛选的局限, 其与影像组学特征的融合进一步释放了多参数 MRI 的数据潜能。然而, 尽管深度学习在 LVSI 预测中展现出卓越的效能, 其“黑箱”特性、对大规模标注数据的依赖以及跨中心泛化能力的不足, 仍是制约其临床转化与指导 PORTEC 分层决策的主要瓶颈。尤其需注意, 深度学习模型对图像预处理的要求远高于传统影像组学, 若临床图像未经过与训练集一致的归一化处理, 模型输出结果可能出现系统性偏差, 这也是临床落地中易被忽视的“陷阱”。

4.4. 多区域特征融合与瘤周影像组学的兴起

LVSI 的发生不仅涉及肿瘤核心区域的生物学行为, 还与肿瘤-宿主界面微环境的相互作用密切相关。因此, 近年来瘤周影像组学(peritumoral radiomics)成为研究热点。

Li 等的研究系统比较了瘤内和不同厚度瘤周区域的影像组学特征在 LVSI 和淋巴结转移预测中的价值, 发现两者均可有效识别 LVSI 状态, 其基于 mpMRI 的多序列模型在内外验证中分别取得了 0.771 和 0.864 的 AUC [15]。此外, Yan 等通过比较 2D 与 3D 瘤内/瘤周影像组学模型, 发现瘤周特征的加入能够提升对 LVSI 和深肌层浸润的预测效能[21]。这些发现提示, 瘤周微环境的影像组学特征蕴含着补充肿瘤核心区域之外的重要预后信息。需注意的是, 瘤周区域的界定目前尚无统一标准, 不同研究采用的瘤周扩展范围从 2 mm 到 10 mm 不等, 这种定义的不一致性可能导致特征的可比性差, 是未来方法学标准化需要解决的关键问题。

4.5. 栖息地成像分析：从肿瘤异质性到微环境解析

栖息地成像(habitat imaging)是近年来兴起的一种前沿分析方法, 它基于多参数功能图像(如 DWI 衍生的真实扩散系数 D、灌注分数 f、平均峰度 MK 参数图), 通过无监督聚类将肿瘤划分为具有不同生物学行为的亚区域(“栖息地”), 从而实现肿瘤内异质性的精细刻画。

Wang 等基于多 b 值 DWI 开展了子宫内膜癌的栖息地成像研究, 回顾性纳入 101 例 EC 患者, 通过 K-means 聚类将肿瘤划分为四个功能栖息地, 发现 LVSI 阳性组的栖息地 1 (H1, 低扩散、低灌注、高微结构异质性)体积分数显著增高, 而 H2 体积分数显著降低($P < 0.001$)。H1 作为 LVSI 的独立危险因素, 其预测 LVSI 的 AUC 为 0.76 (95% CI: 0.67~0.84), 且与肿瘤体积呈正相关、与组织学分级呈负相关[22]。这种基于功能成像的栖息地分析策略, 将 LVSI 预测从传统的“整体肿瘤”层面推进到了“亚区域微环境”层面, 代表了该领域从宏观形态学到微观功能解析的重要方法学演进。

4.6. 影像组学特征与 LVSI 病理生物学机制的潜在关联

影像组学特征并非孤立的数学参数, 其本质是对肿瘤微观病理改变的宏观映射, 部分关键特征与 LVSI 的发生发展机制存在潜在关联:

1) 形状特征: 肿瘤边界不规则度、分形维数等形状特征与肿瘤侵袭性密切相关。LVSI 阳性肿瘤常呈浸润性生长, 突破基底膜后向周围间质及脉管侵袭, 导致肿瘤边界毛糙、呈锯齿状, 对应影像组学中的“球形度降低”“边界不规则度升高”。子宫内膜癌影像组学研究已证实, 形状类特征(如 shape_LAL、shape_MAL)可被 LASSO 筛选入 LVSI 预测指标[23], 提示形状不规则度与 LVSI 风险相关。赵纪福等在

综述中进一步指出, 肿瘤表面的分形结构随组织学分级升高而趋于复杂, 分形维数增大可反映浸润性生长形态[24]。这些发现共同支持“形状特征→肿瘤空间侵袭能力→LVSI 风险”的间接关联链条。

2) 纹理特征: 灰度共生矩阵的熵、对比度等纹理特征可量化肿瘤异质性。LVSI 的发生与肿瘤内血管生成、细胞外基质重塑密切相关: 肿瘤内新生血管结构紊乱、通透性高, 为肿瘤细胞侵入脉管提供了解剖学基础; 同时, 基质金属蛋白酶(MMPs)的高表达导致细胞外基质降解, 促进肿瘤细胞迁移。这些微观改变会导致 MRI 信号的异质性增加, 对应纹理特征的“熵值升高”“对比度增大”。跨肿瘤实证研究(乳腺癌模型)显示, DWI 序列的纹理熵值与微血管密度(MVD)呈正相关, 且 MVD 与 VEGF 表达亦呈正相关[25], 而 MVD 是 LVSI 的重要病理驱动因素。在 EC 中, LVSI 阳性者往往组织学级别更高、肿瘤异质性更大[13], 进一步佐证了纹理特征对 LVSI 的间接提示价值。

3) 功能特征: DWI 序列的 ADC 值、IVIM 参数(如 D、D*、f 值)可反映肿瘤细胞密度与灌注状态。LVSI 阳性肿瘤通常增殖活跃、细胞密度高, ADC 值降低; 同时, 肿瘤内灌注增加(f 值升高)提示血管通透性增强, 为肿瘤细胞进入脉管创造有利条件。Wang 等的栖息地成像研究直接证实: 低扩散、低灌注、高微结构异质性的 H1 亚区体积分数与 LVSI 阳性独立相关(AUC = 0.76, 95% CI: 0.67~0.84) [22], 且该亚区对应乏氧、基质重塑的微环境。乏氧可诱导 HIF-1 α 表达并上调 VEGF 等血管生成因子, 从而促进新生血管形成与脉管侵犯——这一调控轴系在 EC 中已被免疫组化研究验证(HIF-1 α 与 VEGF 表达呈正相关, $r = 0.429$, $P = 0.007$) [26]。

上述关联提示, 影像组学特征可作为 LVSI 病理生物学过程的“影像标志物”。未来通过病理-影像组学的多模态对照研究(如结合免疫组化 MVD、VEGF、MMPs 及空间转录组技术), 可进一步明确各特征与分子机制的对应关系, 提升模型的生物学可信度与临床可接受度。

5. 现有研究的挑战与局限性

尽管基于 mpMRI 的影像组学在 LVSI 预测中展现出令人鼓舞的前景, 但其临床转化仍面临诸多挑战。

1) 样本量与数据异质性: 现有研究多为单中心回顾性设计, 样本量普遍较小(多数在 100~400 例之间), 且缺乏统一的多中心前瞻性验证。不同机构之间 MRI 扫描参数、设备型号和图像重建算法的差异, 使得影像组学特征的稳定性和可重复性面临严峻考验。以 CT 影像组学中的层厚研究为例, Park 等证实 1 mm 与 5 mm 层厚间纹理特征的一致性相关系数(CCC)仅约 0.27, 绝大多数特征达不到可重复标准(CCC ≥ 0.85 者仅 1.0%) [27]; 虽为 CT 数据, 但同样提示 MRI 层厚差异(如 3 mm 与 5 mm)若不统一协议, 特征稳定性将严重受损, 多中心模型泛化性无从谈起。

2) 方法学标准化不足: 当前研究在图像预处理、分割策略(2D vs. 3D、手动 vs. 半自动)、特征选择方法和模型构建算法等方面缺乏统一标准。一项针对 EC 影像组学研究的系统评价指出, 该领域的方法学质量整体欠佳, 亟待建立标准化研究规范。Russo 等用 RQS/METRICS 评估 68 篇 EC 影像组学文献发现, 仅 30.2%做了外部验证、17.6%讨论了生物学关联, 且多数未报告 ICC 或 IBSI 合规情况, 导致不同研究结果无法直接比较[28]。

3) 模型泛化性与临床适用性: 多数研究仅进行了内部交叉验证, 外部独立验证的比例较低。已报道的 AUC 值在 0.746~0.959 的宽范围内波动, 部分高 AUC 可能源于过拟合或数据泄露。此外, 如何将复杂的影像组学模型转化为临床可便捷使用的工具(如列线图或决策支持系统), 仍是亟待解决的问题。更关键的是, 现有模型多关注区分度(AUC), 而忽视校准度(calibration)与临床效用: 若模型预测的 LVSI 概率与实际发生率偏差较大, 即使 AUC 较高也无法指导临床决策; 同时, 模型未明确阈值选择(如 cut-off 值), 临床医师难以直接应用。

4) 生物学可解释性: 影像组学特征与 LVSI 发生机制之间的生物学关联尚未得到充分阐明。如何将影像组学特征与 EC 的分子分型(如 POLE 突变、MSI 状态、p53 异常等)及免疫微环境特征相桥接, 是提升模型可解释性和临床可信度的关键方向。

5) 除上述技术瓶颈外, 影像组学模型的临床落地还面临现实障碍: ① 成本效益问题: 模型开发需高性能计算设备与专业技术人员, 基层医院难以承担; 若模型仅能提升少量 AUC, 其投入产出比可能无法满足卫生经济学要求。② workflow 整合困难: 现有模型多独立于临床 PACS 系统, 需额外的人工导出图像、特征提取、模型预测步骤, 增加放射科医师工作负担, 难以融入常规诊疗流程。③ 法规审批障碍: 作为辅助诊断工具, 影像组学软件需通过 NMPA 或 FDA 的二类/三类医疗器械审批, 目前尚无针对 EC LVSI 预测的获批产品, 审批所需的多中心前瞻性临床证据仍是空白。④ 伦理与责任问题: 若模型预测结果错误导致临床决策失误, 责任界定尚不明确, 也制约了临床应用的推广。

6. 未来方向与展望

面向未来, 基于 mpMRI 的 LVSI 预测研究有望在以下几个方向取得突破:

1) 多模态融合与人工智能集成: 将影像组学、深度学习特征与临床病理因素、基因组学信息进行多维整合, 构建“临床-影像-基因”多模态预测模型, 有望进一步提升 LVSI 预测的精准度。如 Hoivik 等所展示的, 基于大样本 mpMRI 与多组学数据整合的放射基因组学范式, 已能将影像特征与 EC 高危分子亚型(如 p53-altered)及预后分层相桥接, 为未来在 LVSI 预测中系统引入基因组学与自动化分割流程提供了重要的概念验证与转化潜力[29]。

2) 多中心、大样本、前瞻性验证: 开展多中心协作研究, 建立标准化图像采集与特征提取协议(如遵循 IBSI 和 CLEAR 指南), 并通过前瞻性队列进行独立验证, 是推动影像组学模型从“回顾性探索”迈向“临床常规应用”的必要路径。尤其需开展“真实世界研究”, 纳入不同级别医院的临床数据, 验证模型在异质性临床场景中的性能。

3) 自动化分割与端到端模型开发: 开发基于深度学习的肿瘤自动分割算法, 减少人工勾画的观察者依赖性, 并构建端到端的全自动预测系统, 将显著提升模型的临床可操作性、可重复性与推广效率。

4) 与 EC 分子分型体系的整合: 2023 FIGO 分期已将分子分型纳入 EC 预后评估框架, 未来研究应深入探索影像组学特征与 EC 分子亚型(如 p53abn、POLEmut 等)之间的关联, 构建能够同时反映解剖学侵袭程度和分子生物学特征的综合性风险分层工具, 助力实现真正的“影像-分子”精准匹配。

5) 栖息地成像与肿瘤微环境解码: 栖息地成像分析代表了从“宏观影像”到“微环境解码”的方法学跃迁, 未来可进一步结合多 b 值 DWI、DCE-MRI 等功能成像技术, 从灌注、扩散、氧合等多个维度精细刻画 LVSI 发生的微环境特征, 为揭示 LVSI 的生物学机制提供新的影像学视角。同时需加强病理-影像对照研究, 通过免疫组化、空间转录组等技术, 明确栖息地特征对应的细胞组成与分子表达谱, 建立“影像特征-微观病理-分子机制”的完整证据链。

7. 结语

基于多参数 MRI 的影像组学和深度学习技术, 为术前无创预测子宫内膜癌 LVSI 状态提供了全新的影像学解决方案。从单一影像组学特征到临床-影像组学联合模型, 从瘤内分析到瘤周特征融合, 从传统机器学习到深度学习与栖息地成像, 该领域在短短数年内经历了快速的方法学演进和诊断性能提升。然而, 从“研究工具”到“临床常规”的跨越仍需克服样本量局限、方法学标准化不足、模型泛化性差以及生物学可解释性弱等多重挑战。随着多中心前瞻性研究的开展和人工智能技术的持续进步, 影像组学有望成为 EC 精准风险分层的核心工具之一, 为优化 PORTEC 分层体系、指导辅助治疗决策及实现个体化诊疗提供更可靠的影像学依据。

参考文献

- [1] Feng, J., Lin, R., Li, H., Wang, J. and He, H. (2024) Global and Regional Trends in the Incidence and Mortality Burden of Endometrial Cancer, 1990-2019: Updated Results from the Global Burden of Disease Study, 2019. *Chinese Medical Journal*, **137**, 294-302. <https://doi.org/10.1097/cm9.0000000000002841>
- [2] Ferrari, F. and Giannini, A. (2024) Approaches to Prevention of Gynecological Malignancies. *BMC Women's Health*, **24**, Article No. 254. <https://doi.org/10.1186/s12905-024-03100-4>
- [3] Maheshwari, E., Nougaret, S., Stein, E.B., Rauch, G.M., Hwang, K., Stafford, R.J., et al. (2022) Update on MRI in Evaluation and Treatment of Endometrial Cancer. *RadioGraphics*, **42**, 2112-2130. <https://doi.org/10.1148/r9.220070>
- [4] Raffone, A., Travaglino, A., Raimondo, D., Neola, D., Maletta, M., Santoro, A., et al. (2022) Lymphovascular Space Invasion in Endometrial Carcinoma: A Prognostic Factor Independent from Molecular Signature. *Gynecologic Oncology*, **165**, 192-197. <https://doi.org/10.1016/j.ygyno.2022.01.013>
- [5] Bosse, T., Peters, E.E.M., Creutzberg, C.L., Jürgenliemk-Schulz, I.M., Jobsen, J.J., Mens, J.W.M., et al. (2015) Substantial Lymph-Vascular Space Invasion (LVSI) Is a Significant Risk Factor for Recurrence in Endometrial Cancer—A Pooled Analysis of PORTEC 1 and 2 Trials. *European Journal of Cancer*, **51**, 1742-1750. <https://doi.org/10.1016/j.ejca.2015.05.015>
- [6] Gaffney, D., Matias-Guiu, X., Mutch, D., Scambia, G., Creutzberg, C., Fotopoulou, C., et al. (2024) 2023 FIGO Staging System for Endometrial Cancer: The Evolution of the Revolution. *Gynecologic Oncology*, **184**, 245-253. <https://doi.org/10.1016/j.ygyno.2024.02.002>
- [7] Batista, T.P., Cavalcanti, C.L.C., Tejo, A.A.G. and Bezerra, A.L.R. (2016) Accuracy of Preoperative Endometrial Sampling Diagnosis for Predicting the Final Pathology Grading in Uterine Endometrioid Carcinoma. *European Journal of Surgical Oncology (EJSO)*, **42**, 1367-1371. <https://doi.org/10.1016/j.ejso.2016.03.009>
- [8] Di Donato, V., Kontopantelis, E., Cuccu, I., Sgamba, L., Golia D'Augè, T., Pernazza, A., et al. (2023) Magnetic Resonance Imaging-Radiomics in Endometrial Cancer: A Systematic Review and Meta-Analysis. *International Journal of Gynecological Cancer*, **33**, 1070-1076. <https://doi.org/10.1136/ijgc-2023-004313>
- [9] Li, Z., Peng, J., Zhang, B., Zhao, C., Chen, Z., Xiao, H., et al. (2025) The Prognostic and Clinical Significance of Substantial Lymphovascular Space Invasion in Early-Stage Endometrial Carcinoma. *European Journal of Cancer*, **218**, Article 115258. <https://doi.org/10.1016/j.ejca.2025.115258>
- [10] Lambin, P., Rios-Velazquez, E., Leijenaar, R., Carvalho, S., van Stiphout, R.G.P.M., Granton, P., et al. (2012) Radiomics: Extracting More Information from Medical Images Using Advanced Feature Analysis. *European Journal of Cancer*, **48**, 441-446. <https://doi.org/10.1016/j.ejca.2011.11.036>
- [11] van Griethuysen, J.J.M., Fedorov, A., Parmar, C., Hosny, A., Aucoin, N., Narayan, V., et al. (2017) Computational Radiomics System to Decode the Radiographic Phenotype. *Cancer Research*, **77**, e104-e107. <https://doi.org/10.1158/0008-5472.can-17-0339>
- [12] Luo, Y., Mei, D., Gong, J., Zuo, M. and Guo, X. (2020) Multiparametric MRI-Based Radiomics Nomogram for Predicting Lymphovascular Space Invasion in Endometrial Carcinoma. *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, **52**, 1257-1262. <https://doi.org/10.1002/jmri.27142>
- [13] Liu, X., Yan, B., Li, Y., Ma, F. and Qiang, J. (2022) Radiomics Feature as a Preoperative Predictive of Lymphovascular Invasion in Early-Stage Endometrial Cancer: A Multicenter Study. *Frontiers in Oncology*, **12**, Article ID: 966529. <https://doi.org/10.3389/fonc.2022.966529>
- [14] Ma, C., Zhao, Y., Song, Q., Meng, X., Xu, Q., Tian, S., et al. (2023) Multi-Parametric MRI-Based Radiomics for Preoperative Prediction of Multiple Biological Characteristics in Endometrial Cancer. *Frontiers in Oncology*, **13**, Article ID: 1280022. <https://doi.org/10.3389/fonc.2023.1280022>
- [15] Li, S., Wang, Y., Sun, Y., Li, D., Zhang, Q., Ning, Y., et al. (2024) Both Intra- and Peri-Tumoral Radiomics Signatures Can Be Used to Predict Lymphatic Vascular Space Invasion and Lymphatic Metastasis Positive Status from Endometrial Cancer MR Imaging. *Abdominal Radiology*, **49**, 4140-4150. <https://doi.org/10.1007/s00261-024-04432-3>
- [16] Chen, J., Wang, X., Lv, H., Zhang, W., Tian, Y., Song, L., et al. (2023) Development and External Validation of a Clinical-radiomics Nomogram for Preoperative Prediction of LVSI Status in Patients with Endometrial Carcinoma. *Journal of Cancer Research and Clinical Oncology*, **149**, 13943-13953. <https://doi.org/10.1007/s00432-023-05044-y>
- [17] Ma, W., Meng, W., Yin, J., Liang, J., Wang, X., Liu, J., et al. (2025) Predictive Value of Models Based on MRI Radiomics and Clinical Indicators for Lymphovascular Space Invasion in Endometrial Cancer. *BMC Cancer*, **25**, Article No. 796. <https://doi.org/10.1186/s12885-025-14217-6>
- [18] Fang, R., Yue, M., Wu, K., Liu, K., Zheng, X., Weng, S., et al. (2026) Radiomics Nomogram from Multiparametric Magnetic Resonance Imaging for Preoperative Prediction of Substantial Lymphovascular Space Invasion in Endometrial Cancer. *Abdominal Radiology*, **51**, 2009-2020. <https://doi.org/10.1007/s00261-025-05182-6>

- [19] Wang, Z., He, C., Liu, Z., Luo, H., Li, J., Xie, J., *et al.* (2025) Biological Characteristics Prediction of Endometrial Cancer Based on Deep Convolutional Neural Network and Multiparametric MRI Radiomics. *Abdominal Radiology*, **50**, 5382-5393. <https://doi.org/10.1007/s00261-025-04929-5>
- [20] Luo, H., Cheng, J., Wang, K., Ren, J., Guo, L.M., Niu, J., *et al.* (2025) An Integrated Radiomics and Deep Learning Model on Multisequence MRI for Preoperative Prediction of Lymphovascular Space Invasion in Endometrial Cancer. *BMC Medical Imaging*, **26**, Article No. 22. <https://doi.org/10.1186/s12880-025-02091-4>
- [21] Yan, R., Qin, S., Xu, J., Zhao, W., Xin, P., Xing, X., *et al.* (2024) A Comparison of 2D and 3D Magnetic Resonance Imaging-Based Intratumoral and Peritumoral Radiomics Models for the Prognostic Prediction of Endometrial Cancer: A Pilot Study. *Cancer Imaging*, **24**, Article No. 100. <https://doi.org/10.1186/s40644-024-00743-2>
- [22] Wang, W., Lang, J., Xue, K., Mao, Y., Wang, W., Meng, Y., *et al.* (2025) Evaluate Lymphovascular Space Invasion in Endometrial Cancer Using Diffusion-Weighted Imaging-Based Habitat Imaging. *Scientific Reports*, **16**, Article No. 1626. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-31101-2>
- [23] 马晓亮, 沈敏花, 马凤华, 等. 多参数 MRI 组学列线图模型预测子宫内膜样腺癌淋巴血管间隙侵犯[J]. 复旦学报(医学版), 2024, 51(3): 306-314+322.
- [24] 赵纪福, 曹新山. 基于多参数 MRI 的影像组学在子宫内膜癌淋巴血管间隙侵犯中的研究进展[J]. 磁共振成像, 2023, 14(6): 171-175.
- [25] 梁波, 曾凌宇, 何汉, 等. 观察动态增强磁共振成像联合弥散加权成像影像组学与乳腺癌临床病理特征及分子特征的相关性[J]. 影像研究与医学应用, 2022, 6(8): 44-46.
- [26] 王杏茶, 阎玉梅, 张玉娟, 等. 缺氧诱导因子-1 α 和血管内皮生长因子在子宫内膜癌中的表达及相关性[J]. 中国妇幼保健, 2008, 23(7): 978-980.
- [27] Park, S., Lee, S.M., Do, K., Lee, J., Bae, W., Park, H., *et al.* (2019) Deep Learning Algorithm for Reducing CT Slice Thickness: Effect on Reproducibility of Radiomic Features in Lung Cancer. *Korean Journal of Radiology*, **20**, 1431-1440. <https://doi.org/10.3348/kjr.2019.0212>
- [28] Russo, L., Bottazzi, S., Kocak, B., Zormpas-Petridis, K., Gui, B., Stanzione, A., *et al.* (2025) Evaluating the Quality of Radiomics-Based Studies for Endometrial Cancer Using RQS and METRICS Tools. *European Radiology*, **35**, 202-214. <https://doi.org/10.1007/s00330-024-10947-6>
- [29] Hoivik, E.A., Hodneland, E., Dybvik, J.A., Wagner-Larsen, K.S., Fasmer, K.E., Berg, H.F., *et al.* (2021) A Radiogenomics Application for Prognostic Profiling of Endometrial Cancer. *Communications Biology*, **4**, Article No. 1363. <https://doi.org/10.1038/s42003-021-02894-5>