

基于影像组学结合机器学习在子宫内膜增生与子宫内膜癌鉴别中的研究进展

汪吉, 牟晓玲*

重庆医科大学附属第一医院妇产科, 重庆

收稿日期: 2026年2月11日; 录用日期: 2026年3月4日; 发布日期: 2026年3月13日

摘要

子宫内膜癌(Endometrial Cancer, EC)是女性生殖系统当中常见的一种恶性肿瘤, 发病率正呈现出持续不断上升的趋势, 且发病年龄有年轻化倾向, 这严重地威胁到了女性的生命健康。子宫内膜增生(Endometrial Hyperplasia, EH)属于子宫内膜癌的癌前病变, 如何精准地区分子宫内膜增生和子宫内膜癌, 并且对不同的患者开展个体化的治疗, 到现在依然是当前妇科临床所面临的一个关键挑战。对于那些有生育需求或者需要进行个体化管理的患者来说, 这一点至关重要。传统的诊断方法主要依赖于影像检查、诊断性刮宫以及宫腔镜检查活检, 不过这些诊断手段存在一定的局限性, 它们的敏感性、准确性和特异性有限。近年来, 影像组学(Radiomics)和机器学习(Machine Learning, ML)技术的融合, 为子宫内膜病变的无创、精准鉴别开辟了一条新的路径。影像组学能够从超声、磁共振成像(MRI)、计算机断层扫描(CT)以及正电子发射断层扫描(PET-CT)等医学图像当中, 以高通量的方式提取定量特征, 从而揭示出人眼无法识别的肿瘤异质性信息; 而机器学习则是凭借构建预测模型, 去挖掘这些特征和病理结局之间存在的复杂关联。本文系统地对影像组学结合机器学习在EH和EC鉴别诊断方面的研究进展进行了综述, 内容囊括了它的基本技术流程、基于不同影像模态的应用现状, 文章还分析了当前研究在标准化、可重复性以及临床转化这些方面所面临的挑战, 并且对未来的发展方向进行了展望, 以期能够为推动子宫内膜病变的精准、无创诊断提供理论依据和技术参考。

关键词

子宫内膜增生, 子宫内膜癌, 影像组学, 机器学习, 鉴别诊断, 超声, 磁共振成像, 计算机断层扫描

Research Progress of Radiomics Combined with Machine Learning in the Differentiation of Endometrial Hyperplasia and Endometrial Cancer

*通讯作者。

文章引用: 汪吉, 牟晓玲. 基于影像组学结合机器学习在子宫内膜增生与子宫内膜癌鉴别中的研究进展[J]. 临床医学进展, 2026, 16(3): 2429-2437. DOI: 10.12677/acm.2026.1631041

Ji Wang, Xiaoling Mu*

Department of Obstetrics and Gynecology, The First Affiliated Hospital of Chongqing Medical University, Chongqing

Received: February 11, 2026; accepted: March 4, 2026; published: March 13, 2026

Abstract

Endometrial cancer (EC) is a common malignant tumor of the female reproductive system. Its incidence has been continuously rising, with a trend to younger starting age, bringing a big danger to women's health. Endometrial hyperplasia (EH) is a pre-cancer illness of endometrial cancer. To distinguish accurately between endometrial hyperplasia and endometrial cancer, and to carry out patient-specific treatment for different persons, still is a very important difficult problem in present gynecological clinic work. This is especially vital for patients who have wish to bear children or who need person-targeted management. Traditional diagnosis methods mainly depend on image check, diagnostic scraping of uterus, and hysteroscope biopsy; however, these ways have inside limits, including not-best sensitivity, correctness, and specificity. In recent years, the combination of radiomics and machine learning (ML) has opened a new road for non-invasive and accurate distinction of endometrial lesions. Radiomics can carry out high-volume extraction of quantity features from medical images like ultrasound, magnetic resonance imaging (MRI), computed tomography (CT), and positron emission tomography-computed tomography (PET-CT), therefore revealing information about tumor heterogeneity that human eyes cannot feel. Machine learning, through building predictive models, finds out the complex connections between these features and pathological results. Therefore, this article systematically reviews the research progress of radiomics combined with machine learning in the differential diagnosis of EH and EC. It includes the basic technical work processes, the current application situation among different image methods, and analyzes the difficulties met in present research about standardization, repeatability, and clinical translation. Hence, future development directions are also discussed, with the aim to provide a theory foundation and technology reference for pushing forward the accurate, non-invasive diagnosis of endometrial lesions.

Keywords

Endometrial Hyperplasia, Endometrial Cancer, Radiomics, Machine Learning, Differential Diagnosis, Ultrasound, Magnetic Resonance Imaging, Computed Tomography

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

子宫内膜癌是女性生殖系统常见的恶性肿瘤之一,在发达国家,它的发病率不断上升,是威胁女性健康的重大公共卫生问题[1]。在我国,随着社会经济的发展、生活水平的提升以及人口老龄化进程加快,子宫内膜癌的疾病谱发生了变化。在我国经济发达地区,发病率持续呈上升趋势,且发病年龄有年轻化倾向[2]。这一变化跟肥胖、糖尿病、高血压等代谢综合征患病率的升高[3]-[5],以及初潮提前、绝经推迟、没有生育或生育较少等内分泌及生殖模式的演变紧密相关[6][7]。子宫内膜增生,特别是伴有细胞非典型性的子宫内膜增生,是子宫内膜癌演进过程当中关键的癌前病变阶段。按照2020世界卫生组织分类[8],

子宫内膜非典型增生(Atypical Endometrial Hyperplasia, AEH)和子宫内膜增生不伴不典型(Endometrial Hyperplasia without Atypia, NAEH)在恶性转化风险上有本质不同。NAEH 进展成癌的风险不到 5%, 而 AEH 癌变风险高达 30% [9]。对于 EH 和 EC, 尤其是对局限于子宫内膜的 FIGO IA 期的早期子宫内膜癌进行精准鉴别, 其临床意义不只是单纯的诊断, 还贯穿治疗策略的整个链条, 会对患者的生存结局和生活质量产生重要影响。

当前鉴别诊断 EH 和 EC 主要靠从影像学初筛到病理学确诊的阶梯模式。经阴道超声作为一线筛查工具, 凭借测量子宫内膜的厚度、观察它的形态还有回声均匀性来评估风险, 不过主观性比较强, 对局灶性病变或者不典型增生的诊断效果有限[10]。诊断性刮宫和宫腔镜下活检被看作是子宫内膜病变病理诊断的金标准, 但其准确性受多种因素的限制。一方面, 机械性刮取容易造成组织破损、腺体挤压、取材不足或者遗漏病灶, 另一方面, 诊断结果在很大程度上要依靠病理医师的经验判断以及所取样本的代表性, 这些因素共同导致临床实践中仍存在一定的漏诊和误诊风险[11][12]。现在, 临床迫切需要能无创、客观地全面评估子宫内膜病变特点, 还可以准确区分 EH 和 EC 的新方法。

影像组学的出现给打破临床疾病诊断困境, 给予了新的思路。影像组学可以从标准的超声、MRI、CT 医学图像中高容量地提取大量人眼没法直接察觉的图像特征, 如纹理、小波特征, 然后转成能挖掘的定量数据[13]。这些特征可以量化肿瘤内部的异质性, 反映病灶的生物学特性[14]。不过海量的影像组学特征本身复杂且有多维性。机器学习属于人工智能的核心分支, 擅长从高维数据里学习规律、识别模式, 构建预测模型, 这为分析影像组学特征提供了有力工具[15]。

通过将影像组学和机器学习结合起来, 通过将病灶图像数字化, 依靠算法模型来做预测和诊断, 以实现术前无创的精准鉴别。近年来, 基于超声和 MRI 的影像组学机器学习模型在这个领域显示出很大潜力。本文系统梳理影像组学结合机器学习技术在 EH 和 EC 鉴别诊断中的应用现状, 分析其技术原理、各影像模态下的研究进展以及面临的挑战, 还对未来发展方向做出展望, 为该领域的科研和临床转化提供系统性参考。

2. 影像组学概述: 从图像到数据

2.1. 基本概念

影像组学的核心是实现从视觉图像到可量化数据的范式转换。医学影像不只是用于形态学判读的图片, 还是蕴藏病变病理生理状态和空间异质性信息的载体, 影像组学通过标准化的计算流程, 把图像中的信息解码成可挖掘的定量特征, 然后结合复杂的统计分析机器学习算法, 构建有诊断或预测价值的模型[16]。

2.2. 关键步骤

2.2.1. 图像采集与标准化预处理

获取高质量、标准化的原始图像是影像组学分析的基石[17]。对于子宫内膜病变的评估, 主要依赖经阴道超声、磁共振成像(MRI)、CT 及 PET-CT 等影像学方法。为最大限度地减少因不同成像设备、扫描协议及操作者所带来的变异, 必须对图像进行严格的预处理, 包括图像重采样(以统一体素尺寸)、灰度归一化、强度标准化以及去噪滤波等关键步骤, 这是确保后续所提取影像组学特征具有可重复性与可比性的根本前提[18][19]。

2.2.2. 感兴趣区分割

影像组学分析的可靠性高度依赖于感兴趣区域(ROI)的精准界定[17]。在子宫内膜病变评估中, ROI 勾画主要采用手动、半自动和全自动三种分割方法。手动分割由经验丰富的医师操作, 能灵活处理边界

模糊的病灶, 保证解剖准确性[20], 但存在耗时、主观性强、可重复性低的局限[21]。基于深度学习的自动分割通过卷积神经网络自动识别病变区域, 具有高效、一致性好的优势, 可完全消除观察者间变异[22], 但其性能受限于训练数据的质量和数量, 对边界不清、罕见病灶的分割精度不足, 仍需人工校正[22]。因此, 实际研究中常采用经医师校正的半自动或全自动分割, 在保证准确性的同时提升效率与一致性[23]。当子宫内膜病灶厚度较薄时, 存在影像边界模糊不清、难以准确勾画等问题。传统二维分割易受部分容积效应影响, 导致 ROI 不精确, 影响特征稳定性。当前的解决策略主要集中于提升分割维度与优化图像质量。研究证实[24], 基于 3D U-Net 的子宫内膜分割在三维经阴道超声中取得高精度(Dice 系数 90.83%), 厚度测量可靠性和可重复性优良, 94.20%的自动测量在临床允许误差内, 表明三维空间信息是解决薄内膜分割的关键方向。一方面, 通过图像预处理改善质量: 采用块匹配 3D 滤波(BM3D)和各向异性扩散滤波(SRAD)去噪并保留边缘, 结合小波变换多分辨率分析, 从多尺度捕捉薄内膜细微结构, 提高分割准确性。另一方面, 三维(3D)分割技术可利用相邻层空间信息, 更精准定位 ROI。

2.2.3. 特征提取与量化

图像分割完成之后, 从病灶当中提取定量特征, 这些特征可完整地把病灶所包含着的潜在信息表征出来, 提取的特征包括: 形态学特征、一阶统计特征、纹理特征、高阶特征[25]-[29]。纹理特征会使用灰度共生矩阵、灰度游程矩阵以及灰度区域大小矩阵等方法, 对体素间的空间分布关系量化, 是捕捉肿瘤微观结构异质性的关键。高阶特征则是利用小波变换或者滤波变换, 从多尺度把更抽象的空间模式捕捉到。这些特征一起形成了高维的影像组学数据, 能为后续搭建机器学习模型提供定量基础。由于原始特征维度高且存在冗余, 需通过特征筛选剔除不相关或冗余特征, 降低维度、防止模型过拟合。常用筛选方法包括方差过滤、单变量检验、最小绝对收缩和选择算子回归、递归特征消除等[30]。

2.2.4. 模型构建与评价

根据任务特性选择合适的机器学习算法, 在鉴别诊断任务中, 常用算法包括逻辑回归、支持向量机、随机森林、梯度提升机(如 XGBoost、LightGBM) [31]-[34]。深度学习虽能自动学习复杂的特征, 但对数据规模和计算资源要求较高[35]。建模过程中, 数据集通常划分为训练集、验证集和测试集。模型在训练集上进行训练, 在验证集上完成参数调优与初步评估, 最终在独立的测试集中检验其泛化性能。常用的性能评价指标包括准确率、敏感度、特异度及受试者工作特征曲线下面积(AUC)。

3. 基于不同影像模态的鉴别研究进展

3.1. 基于超声影像组学与机器学习

Kline 等人纳入 302 例绝经后异常子宫出血患者, 研究人工智能模型提高经阴道超声检测子宫内膜癌和非典型增生准确性的能力, 开发了基于超声图像的自动分割模型与分类器模型。自动分割模型与医师分割一致性达 Dice 系数 0.79 ± 0.21 ; 分类器基于 92 个具有显著差异的影像组学特征构建, 在验证集与测试集中 AUC-ROC 分别为 0.90 (范围 0.88~0.92)与 0.88 (范围 0.86~0.91), 敏感性与特异性分别为 0.87 (范围 0.77~0.94)和 0.86 (范围 0.81~0.94) [36]。Wang 等人纳入 99 例经病理确诊的非典型子宫内膜增生与子宫内膜癌患者, 研究基于少样本学习(FSL)的经阴道超声图像分类模型。通过构建 3 类 3 样本的支持集与查询集, 采用双预训练 ResNet50 V2 提取图像特征, 结合欧氏距离与 K 近邻算法进行分类。该 FSL 模型在查询集中总体准确率达 0.878, 宏精确率为 0.882, 优于自动化机器学习模型、传统深度学习模型及不同年资助医师的诊断表现; 其中对子宫内膜癌的识别精确率最高(0.964), 召回率为 0.900, F1 分数为 0.931 [37]。

优势与挑战: 经阴道超声作为最常用且经济便捷的初筛工具, 其灰度图像用于评估子宫内膜的形态

与回声。超声影像组学具有无辐射、实时、低成本、可重复检查的巨大优势,易于临床推广。其挑战主要在于图像质量对操作者依赖性大,探头压力、增益设置等均可影响特征稳定性;此外,三维容积数据的获取和精确分割仍有一定难度。

3.2. 基于多参数磁共振成像组学与机器学习

MRI 有出色的软组织分辨力和多参数成像能力,是子宫疾病重要的影像学评估工具之一,多参数 MRI 的影像组学在鉴别 EH 和 EC 方面显示出很大潜力。Bi 等人开展一项多中心研究,纳入 371 例 IA 期子宫内膜癌和良性子宫内膜病变患者,包括子宫内膜增生和息肉,对比基于多参数 MRI 的不同放射组学模型的鉴别能力。研究提取 T2WI、DWI、ADC 和提高 T1WI 序列的放射组学特征,用九种机器学习算法构建模型,其中逻辑回归模型表现最好,在内部和外部验证组的平均 AUC 为 0.854,结合年龄和不规则阴道出血临床参数的列线图模型诊断效能最好,在内部验证组 AUC 达到 0.917,外部验证组是 0.802,它的诊断稳定性比堆叠模型和集成模型更好[38]。Zhang 等学者为提高术前鉴别同时性子宫内膜癌和不典型子宫内膜增生的准确性,开发并验证了一种基于多模态 MRI 的影像组学-临床模型,该研究回顾性地纳入了 122 例患者,从术前 MRI 的 T2 加权成像、扩散加权成像以及表观扩散系数图当中提取放射组学特征,依靠最小冗余最大相关性和 LASSO 算法把关键特征筛选出来,并构建了单模态和多模态影像组学特征、临床模型以及影像组学-临床模型。结果发现,融合了 T2WI、DWI 和 ADC 信息的组合影像组学特征比任一单模态特征效果更佳;将子宫内膜厚度 > 11 mm 和未生育状态整合起来所构建的放射组学-临床模型有着最优的鉴别效能,它在训练集和验证集中的曲线下面积分别达到了 0.932 和 0.942。亚组分析显示,这个模型在术前活检与术后病理结果不同的患者中表现最佳[39]。Wang 等学者为能预测有生育保护需求的非典型子宫内膜增生和早期子宫内膜癌患者治疗的完全缓解(CR)情况,构建并对一种基于放射组学的列线图模型进行了验证,研究回顾性收纳了 155 例患者,从他们治疗前 MRI 的 T2WI 序列和 DWI 序列当中提取了 1500 多个放射组学特征,经过多种机器学习方法交叉筛选以及 LASSO 回归,最后确定了 6 个关键影像特征,然后构建了 MR 评分。该 MR 评分在训练集和验证集中对 CR 的预测曲线下面积分别为 0.871 和 0.833,把代谢风险评分、月经规律性、病理类型和 MR 评分整合起来,所构建的列线图模型表现出更好的预测效能,训练集的 AUC 提升到 0.935,验证集的 AUC 提升到 0.916 [40]。

优势与挑战: MRI 凭借其卓越的软组织分辨能力,是进行精细评估的关键手段: T2 加权成像能清晰显示子宫的解剖分层与内膜形态;扩散加权成像及其衍生的表观扩散系数图可反映组织的细胞密度与水分子扩散受限程度;动态对比增强 T1 加权成像则能量化病灶的血流动力学特征。MRI 影像组学特征稳定、可重复性好,能提供三维全肿瘤的异质性信息。其主要挑战在于检查费用较高、时间较长,且在体内有金属植入物或幽闭恐惧症患者中受限。不同厂商、场强设备的标准化仍是实现多中心研究和大规模应用的关键。

3.3. 基于 CT/PET-CT 影像组学的研究

在进行盆腔 CT 或进行 EC 分期评估时,尤其是判断淋巴结与远处转移方面 CT 具有明确价值,但子宫内膜增生与子宫内膜癌鉴别中应用极少。Zhang 等学者为提升子宫内膜恶性肿瘤的鉴别诊断准确性,开展了一项两中心研究,开发并验证了基于 CT 放射组学的可解释机器学习模型。研究回顾性纳入了 83 例子官内膜病变患者,包括 46 例恶性与 37 例良性病例(良性组未明确具体病理亚型)。研究人员基于术前 CT 图像手动勾画感兴趣区域,从中提取了 1132 个放射组学特征,并运用六种机器学习算法进行模型构建与性能比较。结果显示,随机森林模型在区分恶性和良性病变中表现最优,其在训练集与测试集中的曲线下面积分别达 1.00 与 0.96,敏感性为 100%,特异性为 92.31%。通过 SHAP 分析进一步增强了模型

的可解释性, 识别出与恶性肿瘤显著相关的关键影像特征[41]。

3.4. 不同影像模态的对比与选择策略

目前, 在子宫内膜增生与子宫内膜癌的鉴别诊断领域, 影像组学研究主要围绕经阴道超声和多参数磁共振成像展开。超声因其操作便捷、普及度高, 常作为临床一线筛查工具, 以上两项研究成果证实其模型在区分子宫内膜增生与子宫内膜癌上具有良好的效能。而 MRI 凭借其优异的软组织分辨力及多序列成像能力, 能够提供包括形态、扩散及血流动力学在内的多维信息, 成为构建高性能鉴别模型的重要手段; 以上研究显示, 基于多参数 MRI 的影像组学模型, 尤其是融合临床特征的列线图, 在 EH 与 EC 的鉴别中表现出卓越的诊断性能。相比之下, 基于 CT 的影像组学研究极为有限, 这主要源于 CT 对子宫细微结构的软组织对比度较低, 在鉴别局限于宫腔的早期病变方面存在固有局限。尽管如此, 在 MRI 资源相对匮乏的地区, 或对于因体内金属植入物、幽闭恐惧症等无法接受 MRI 检查的患者, 利用广泛普及的 CT 图像开发辅助诊断模型, 仍具现实意义与补充价值。此外, 现有研究多聚焦于从 T2WI、DWI/ADC 等序列中提取纹理、小波等影像特征, 并验证了其作为无创生物标志物的潜力。

4. 影像组学结合机器学习在鉴别应用中的价值

影像组学结合机器学习可对诊疗全流程提供辅助决策支持。其核心价值首先体现于术前预测隐匿性癌风险, 从而筛选保守治疗适宜人群。对于希望保留生育功能的 AEH 患者, 核心关切在于病变是否已进展为浸润癌, 而传统影像学难以识别早期 EC 可能缺乏的肉眼可见肌层浸润征象。影像组学通过高通量提取病灶内部的纹理、异质性等微观特征, 能够捕捉人眼无法识别的恶性转化信号。研究表明, 基于多参数 MRI 的影像组学模型在鉴别 IA 期 EC 与良性子宫内膜病变中效能良好(AUC 0.854), 结合临床参数的列线图模型 AUC 可达 0.917 [38]。这类模型有望在术前识别出活检诊断为 AEH 但实际已存在恶变的高危患者, 可考虑建议直接手术以避免保守治疗期间的进展风险; 而对于影像组学评分低、提示为 AEH 的患者, 则可更有信心地推荐保守治疗方案。若确定进入保守治疗路径, 影像组学可进一步预测孕激素治疗反应, 指导个体化方案制定。Wang 等人针对有生育保护需求的 AEH 和早期 EC 患者, 基于治疗前 MRI 构建了预测完全缓解的影像组学列线图模型, 训练集 AUC 达 0.935, 验证集 AUC 为 0.916, 实现了通过无创影像检查预测治疗反应概率[40]。在整个治疗过程中, 影像组学还可承担动态监测与复发风险分层的功能。相较于目前指南推荐的每 3~6 个月宫腔镜活检, 影像组学模型可作为无创动态监测工具, 通过治疗前后影像特征的量化比较, 早期识别治疗抵抗或疾病进展信号, 及时调整治疗策略, 从而减少反复侵入性操作带来的痛苦和医疗负担。

5. 挑战与未来展望

影像组学和机器学习结合用于 EH 和 EC 鉴别时, 在临床转化方面还是面临着一系列挑战: 1) 标准化和可重复性挑战: 目前从图像采集协议、重建参数、ROI 分割办法, 一直到特征提取软件、筛选算法还有建模流程, 都没有统一的国际标准。这就使得不同研究得出的结果没办法直接对比和重复, 让它的普遍适用性受到了限制, 后续需要推动遵循影像组学标准化倡议(如 IBSI)的研究, 并且开发出更鲁棒、自动化程度更高的分析流程。2) 数据质量问题以及小样本偏倚: 现有的研究大多是单中心、回顾性设计的, 样本量不多, 还可能存在选择偏倚。想要开发出稳健的模型, 高质量、大规模、多中心的前瞻性队列数据库是基础, 数据标注的质量与一致性同样关键。3) 模型可解释性与“黑箱”问题: 复杂的机器学习模型, 深度学习模型, 它的性能不错, 但其决策过程大多时候难以解释, 这会严重影响临床医生对它的信任和采用, 发展可解释的人工智能(XAI)技术, 把关键特征对模型决策的贡献进行可视化, 是提高临床信心的关键。4) 临床整合与验证: 开发出来的模型要无缝整合到临床影像工作站或者诊断流程里, 形成方便使

用的工具, 这需要放射科、妇科肿瘤、病理科、生物信息学等跨学科合作。而且要设计严谨的前瞻性临床试验, 验证它在真实世界临床环境中能否真的改善患者预后、优化医疗决策, 并证明它的成本效益。

未来展望: 1) 技术融合: 深度学习会更深入地应用于图像自动分割、深度特征等特征自动学习以及端到端建模, 把人工干预减少, 让效率得到提高。2) 多模态与多组学融合: 未来的模型不光会融合多序列影像特征, 还会整合临床数据、血清肿瘤标志物以及液态活检 ctDNA 信息等, 构建出更强大的综合预测系统。3) 聚焦临床痛点: 研究要更聚焦在解决具体的临床难题上, 准确鉴别非典型增生以及有低度恶性潜能的早期 EC, 对 EH 的癌变风险进行预测, 指导干预的时机, 对保留生育功能治疗的患者做精准的疗效监测以及复发预测。4) 走向规范与开放科学: 推动数据、代码和模型的共享, 建立公开的基准数据集, 促进领域透明且快速的发展。

6. 结论

影像组学结合机器学习技术, 通过将患者超声或 MRI 图像转化为可计算的定量特征, 并利用智能算法挖掘其与病理本质的深层关联, 为无创、精准鉴别子宫内膜增生与子宫内膜癌提供了新方法。现有研究表明, 基于多参数 MRI 和超声的影像组学机器学习模型在 EH 与 EC 的鉴别诊断、以及对 EC 进行术前风险分层方面展现出优异的性能和巨大潜力。这有望在未来改变临床实践, 减少不必要的侵入性操作, 实现更早期、更个体化的治疗决策。然而, 该技术从实验室走向临床广泛应用的路径仍充满挑战, 核心在于标准化、大样本验证和临床实用性的证明。这需要放射科、妇产科、病理科、工程学和生物信息学领域专家的紧密合作。随着技术的不断成熟、标准化工作的推进以及前瞻性临床证据的积累, 影像组学与机器学习必将在子宫内膜病变的精准诊疗体系中扮演越来越重要的角色, 最终惠及广大患者。

参考文献

- [1] Bray, F., Laversanne, M., Sung, H., Ferlay, J., Siegel, R.L., Soerjomataram, I., *et al.* (2024) Global Cancer Statistics 2022: GLOBOCAN Estimates of Incidence and Mortality Worldwide for 36 Cancers in 185 Countries. *CA: A Cancer Journal for Clinicians*, **74**, 229-263. <https://doi.org/10.3322/caac.21834>
- [2] 赵湘铃, 段朝晖, 张敏, 等. 中国子宫内膜癌疾病负担状况及流行趋势预测[J]. 中国慢性病预防与控制, 2023, 31(8): 568-573.
- [3] Crosbie, E.J., Zwanen, M., Kitchener, H.C., Egger, M. and Renehan, A.G. (2010) Body Mass Index, Hormone Replacement Therapy, and Endometrial Cancer Risk: A Meta-Analysis. *Cancer Epidemiology, Biomarkers & Prevention*, **19**, 3119-3130. <https://doi.org/10.1158/1055-9965.epi-10-0832>
- [4] McVicker, L., Cardwell, C.R., Edge, L., McCluggage, W.G., Quinn, D., Wylie, J., *et al.* (2022) Survival Outcomes in Endometrial Cancer Patients According to Diabetes: A Systematic Review and Meta-Analysis. *BMC Cancer*, **22**, Article No. 427. <https://doi.org/10.1186/s12885-022-09510-7>
- [5] Habeshian, T.S., Peeri, N.C., De Vivo, I., Schouten, L.J., Shu, X., Cote, M.L., *et al.* (2024) Hypertension and Risk of Endometrial Cancer: A Pooled Analysis in the Epidemiology of Endometrial Cancer Consortium (E2C2). *Cancer Epidemiology, Biomarkers & Prevention*, **33**, 788-795. <https://doi.org/10.1158/1055-9965.epi-23-1444>
- [6] Wu, Q., Li, Y., Tu, C., Zhu, J., Qian, K., Feng, T., *et al.* (2015) Parity and Endometrial Cancer Risk: A Meta-Analysis of Epidemiological Studies. *Scientific Reports*, **5**, Article No. 14243. <https://doi.org/10.1038/srep14243>
- [7] Thoprasert, P., Phaliwong, P., Smanchat, B., Prommas, S., Bhamarapratana, K. and Suwannarurk, K. (2023) Endometrial Thickness Measurement as Predictor of Endometrial Hyperplasia and Cancer in Perimenopausal Uterine Bleeding: Cross-Sectional Study. *Asian Pacific Journal of Cancer Prevention*, **24**, 693-699. <https://doi.org/10.31557/apjcp.2023.24.2.693>
- [8] Kim, K.R., Lax, S., Lazar, A., Longacre, T., Malpica, A., Matias-Guiu, X., *et al.* (2020) Tumours of the Uterine Corpus. In: WHO Classification of Tumours Editorial Board, Ed., *Female Genital Tumours*, 5th Edition, International Agency of Research on Cancer, 245-308.
- [9] Lacey, J.V. and Chia, V.M. (2009) Endometrial Hyperplasia and the Risk of Progression to Carcinoma. *Maturitas*, **63**, 39-44. <https://doi.org/10.1016/j.maturitas.2009.02.005>
- [10] Van Den Bosch, T., Verbakel, J.Y., Valentin, L., Wynants, L., De Cock, B., Pascual, M.A., *et al.* (2021) Typical

- Ultrasound Features of Various Endometrial Pathologies Described Using International Endometrial Tumor Analysis (IETA) Terminology in Women with Abnormal Uterine Bleeding. *Ultrasound in Obstetrics & Gynecology*, **57**, 164-172. <https://doi.org/10.1002/uog.22109>
- [11] van Hanegem, N., Prins, M.M.C., Bongers, M.Y., Opmeer, B.C., Sahota, D.S., Mol, B.W.J., *et al.* (2016) The Accuracy of Endometrial Sampling in Women with Postmenopausal Bleeding: A Systematic Review and Meta-Analysis. *European Journal of Obstetrics & Gynecology and Reproductive Biology*, **197**, 147-155. <https://doi.org/10.1016/j.ejogrb.2015.12.008>
- [12] Huang, E.C., Mutter, G.L., Crum, C.P. and Nucci, M.R. (2010) Clinical Outcome in Diagnostically Ambiguous Foci of “Gland Crowding” in the Endometrium. *Modern Pathology*, **23**, 1486-1491. <https://doi.org/10.1038/modpathol.2010.140>
- [13] 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>
- [14] Inoronato, M., Aiello, M., Infante, T., Cavaliere, C., Grimaldi, A., Mirabelli, P., *et al.* (2017) Radiogenomic Analysis of Oncological Data: A Technical Survey. *International Journal of Molecular Sciences*, **18**, Article No. 805. <https://doi.org/10.3390/ijms18040805>
- [15] Avanzo, M., Wei, L., Stancanello, J., Vallières, M., Rao, A., Morin, O., *et al.* (2020) Machine and Deep Learning Methods for Radiomics. *Medical Physics*, **47**, e185-e202. <https://doi.org/10.1002/mp.13678>
- [16] Lambin, P., Leijenaar, R.T.H., Deist, T.M., Peerlings, J., de Jong, E.E.C., van Timmeren, J., *et al.* (2017) Radiomics: The Bridge between Medical Imaging and Personalized Medicine. *Nature Reviews Clinical Oncology*, **14**, 749-762. <https://doi.org/10.1038/nrclinonc.2017.141>
- [17] Zwanenburg, A., Vallières, M., Abdalah, M.A., Aerts, H.J.W.L., Andrearczyk, V., Apte, A., *et al.* (2020) The Image Biomarker Standardization Initiative: Standardized Quantitative Radiomics for High-Throughput Image-Based Phenotyping. *Radiology*, **295**, 328-338. <https://doi.org/10.1148/radiol.2020191145>
- [18] Vallières, M., Freeman, C.R., Skamene, S.R. and El Naqa, I. (2015) A Radiomics Model from Joint FDG-PET and MRI Texture Features for the Prediction of Lung Metastases in Soft-Tissue Sarcomas of the Extremities. *Physics in Medicine and Biology*, **60**, 5471-5496. <https://doi.org/10.1088/0031-9155/60/14/5471>
- [19] Orlhac, F., Frouin, F., Nioche, C., Ayache, N. and Buvat, I. (2019) Validation of a Method to Compensate Multicenter Effects Affecting CT Radiomics. *Radiology*, **291**, 53-59. <https://doi.org/10.1148/radiol.2019182023>
- [20] Zhao, B., Tan, Y., Tsai, W., Qi, J., Xie, C., Lu, L., *et al.* (2016) Reproducibility of Radiomics for Deciphering Tumor Phenotype with Imaging. *Scientific Reports*, **6**, Article No. 23428. <https://doi.org/10.1038/srep23428>
- [21] 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>
- [22] Litjens, G., Kooi, T., Bejnordi, B.E., Setio, A.A.A., Ciompi, F., Ghafoorian, M., *et al.* (2017) A Survey on Deep Learning in Medical Image Analysis. *Medical Image Analysis*, **42**, 60-88. <https://doi.org/10.1016/j.media.2017.07.005>
- [23] Yip, S.S.F. and Aerts, H.J.W.L. (2016) Applications and Limitations of Radiomics. *Physics in Medicine and Biology*, **61**, R150-R166. <https://doi.org/10.1088/0031-9155/61/13/r150>
- [24] Wang, X., Bao, N., Xin, X., Tan, J., Li, H., Zhou, S., *et al.* (2022) Automatic Evaluation of Endometrial Receptivity in Three-Dimensional Transvaginal Ultrasound Images Based on 3D U-Net Segmentation. *Quantitative Imaging in Medicine and Surgery*, **12**, 4095-4108. <https://doi.org/10.21037/qjms-21-1155>
- [25] Chicklore, S., Goh, V., Siddique, M., Roy, A., Marsden, P.K. and Cook, G.J.R. (2012) Quantifying Tumour Heterogeneity in 18F-FDG PET/CT Imaging by Texture Analysis. *European Journal of Nuclear Medicine and Molecular Imaging*, **40**, 133-140. <https://doi.org/10.1007/s00259-012-2247-0>
- [26] Parekh, V. and Jacobs, M.A. (2016) Radiomics: A New Application from Established Techniques. *Expert Review of Precision Medicine and Drug Development*, **1**, 207-226. <https://doi.org/10.1080/23808993.2016.1164013>
- [27] Scalco, E. and Rizzo, G. (2017) Texture Analysis of Medical Images for Radiotherapy Applications. *The British Journal of Radiology*, **90**, Article ID: 20160642. <https://doi.org/10.1259/bjr.20160642>
- [28] Limkin, E.J., Reuzé, S., Carré, A., Sun, R., Schernberg, A., Alexis, A., *et al.* (2019) The Complexity of Tumor Shape, Spiculatedness, Correlates with Tumor Radiomic Shape Features. *Scientific Reports*, **9**, Article No. 4329. <https://doi.org/10.1038/s41598-019-40437-5>
- [29] Avanzo, M., Stancanello, J. and El Naqa, I. (2017) Beyond Imaging: The Promise of Radiomics. *Physica Medica*, **38**, 122-139. <https://doi.org/10.1016/j.ejmp.2017.05.071>
- [30] Zhang, Y., Zhang, X., Cheng, Y., Li, B., Teng, X., Zhang, J., *et al.* (2023) Artificial Intelligence-Driven Radiomics Study in Cancer: The Role of Feature Engineering and Modeling. *Military Medical Research*, **10**, Article No. 22.

- <https://doi.org/10.1186/s40779-023-00458-8>
- [31] Hosmer, D.W., Lemeshow, S. and Sturdivant, R.X. (2013) Applied Logistic Regression. 3rd Edition, Wiley. <https://doi.org/10.1002/9781118548387>
- [32] Cortes, C. and Vapnik, V. (1995) Support-Vector Networks. *Machine Learning*, **20**, 273-297. <https://doi.org/10.1023/a:1022627411411>
- [33] Breiman, L. (2001) Random Forests. *Machine Learning*, **45**, 5-32. <https://doi.org/10.1023/a:1010933404324>
- [34] Friedman, J.H. (2001) Greedy Function Approximation: A Gradient Boosting Machine. *The Annals of Statistics*, **29**, 1189-1232. <https://doi.org/10.1214/aos/1013203451>
- [35] European Society of Radiology (ESR) (2019) What the Radiologist Should Know about Artificial Intelligence—An ESR White Paper. *Insights into Imaging*, **10**, Article No. 44. <https://doi.org/10.1186/s13244-019-0738-2>
- [36] Capasso, I., Cucinella, G., Wright, D.E., Takahashi, H., De Vitis, L.A., Gregory, A.V., *et al.* (2024) Artificial Intelligence Model for Enhancing the Accuracy of Transvaginal Ultrasound in Detecting Endometrial Cancer and Endometrial Atypical Hyperplasia. *International Journal of Gynecological Cancer*, **34**, 1547-1555. <https://doi.org/10.1136/ijgc-2024-005652>
- [37] Wang, M., Liu, W., Gu, X., Cui, F., Ding, J., Zhu, Y., *et al.* (2024) Few-Shot Learning to Identify Atypical Endometrial Hyperplasia and Endometrial Cancer Based on Transvaginal Ultrasonic Images. *Heliyon*, **10**, e36426. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e36426>
- [38] Bi, Q., Wang, Y., Deng, Y., Liu, Y., Pan, Y., Song, Y., *et al.* (2022) Different Multiparametric MRI-Based Radiomics Models for Differentiating Stage IA Endometrial Cancer from Benign Endometrial Lesions: A Multicenter Study. *Frontiers in Oncology*, **12**, Article ID: 939930. <https://doi.org/10.3389/fonc.2022.939930>
- [39] Zhang, J., Zhang, Q., Wang, T., Song, Y., Yu, X., Xie, L., *et al.* (2022) Multimodal MRI-Based Radiomics-Clinical Model for Preoperatively Differentiating Concurrent Endometrial Carcinoma from Atypical Endometrial Hyperplasia. *Frontiers in Oncology*, **12**, Article ID: 887546. <https://doi.org/10.3389/fonc.2022.887546>
- [40] Wang, R., Wang, J., Wu, Y., Zhu, A., Li, X. and Wang, J. (2025) Prediction of a Radiomics-Based Nomogram for Complete Remission in Atypical Endometrial Hyperplasia and Early Endometrial Cancer Patients Seeking Fertility Preservation. *Computers in Biology and Medicine*, **187**, Article ID: 109764. <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2025.109764>
- [41] Zhang, T., Wu, H., Jiang, Z., Wang, Y., Ye, R., Ni, H., *et al.* (2025) CT Radiomics-Based Explainable Machine Learning Model for Accurate Differentiation of Malignant and Benign Endometrial Tumors: A Two-Center Study. *BioMedical Engineering Online*, **24**, Article No. 129. <https://doi.org/10.1186/s12938-025-01462-w>