

胃间质瘤风险分类的CT影像学研究进展

范广旭, 洪宇, 肖瑶, 王博禹, 王嘉怡, 徐晓燕, 范莉芳*

皖南医科大学医学影像学院, 安徽 芜湖

收稿日期: 2026年5月4日; 录用日期: 2026年5月29日; 发布日期: 2026年6月8日

摘要

胃间质瘤(gastrointestinal stromal tumor, GIST)具有明显的生物学行为异质性, 术前准确进行危险度分层对于制定个体化治疗方案、改善患者预后具有重要意义, 也是消化道间叶源性肿瘤临床诊疗与转化研究的重点之一。CT影像学能够无创、重复性地评估肿瘤的形态学特征并开展定量分析, 在胃间质瘤术前危险度分级、鉴别诊断及临床决策中发挥重要作用。本文围绕传统CT形态学评估、影像组学建模、多模态数据融合及人工智能辅助决策等方面, 对胃间质瘤风险分类相关影像学研究进展进行综述, 系统总结当前研究在标准化、泛化能力及可解释性等方面存在的主要问题, 并对多中心前瞻性研究、标准化流程构建以及影像-分子机制关联分析等发展方向进行展望, 以期胃间质瘤精准诊疗体系的完善及其临床转化应用提供参考。

关键词

胃间质瘤, 影像学, 危险度分级

Advances in CT Imaging Research on Risk Stratification of Gastrointestinal Stromal Tumors

Guangxu Fan, Yu Hong, Yao Xiao, Boyu Wang, Jiayi Wang, Xiaoyan Xu, Lifang Fan*

School of Medical Imageology, Wannan Medical University, Wuhu Anhui

Received: May 4, 2026; accepted: May 29, 2026; published: June 8, 2026

Abstract

Gastrointestinal stromal tumor (GIST) exhibits marked biological heterogeneity. Accurate preoperative risk stratification is of great importance for developing individualized treatment strategies and

*通讯作者。

文章引用: 范广旭, 洪宇, 肖瑶, 王博禹, 王嘉怡, 徐晓燕, 范莉芳. 胃间质瘤风险分类的 CT 影像学研究进展[J]. 临床医学进展, 2026, 16(6): 347-354. DOI: 10.12677/acm.2026.1662227

improving patient prognosis, and it is also one of the major focuses in the clinical diagnosis, treatment, and translational research of gastrointestinal mesenchymal tumors. Computed tomography (CT) can noninvasively and reproducibly evaluate tumor morphological features and perform quantitative analysis, thereby playing an important role in preoperative risk grading, differential diagnosis, and clinical decision-making for GIST. This article reviews recent advances in imaging research related to risk stratification of GIST, with a focus on conventional CT morphologic assessment, radiomics modeling, multimodal data fusion, and artificial intelligence-assisted decision-making. It also systematically summarizes the main limitations of current studies, including issues related to standardization, generalizability, and interpretability, and discusses future directions such as multicenter prospective studies, standardized workflow establishment, and imaging-molecular mechanism association analysis, with the aim of providing a reference for improving the precision diagnosis and treatment system for GIST and promoting its clinical translation.

Keywords

Gastrointestinal Stromal Tumor, Imaging, Risk Stratification

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

1.1. 研究背景与临床痛点

胃间质瘤(gastrointestinal stromal tumor, GIST)是胃肠道最常见的间叶源性肿瘤,其生物学行为差异显著,可由生长缓慢的惰性病变发展为具有较强侵袭性和转移倾向的高危肿瘤。由于不同危险度分层对应的治疗策略及预后差异较大,术前准确评估 GIST 危险度对于制定个体化治疗方案具有重要的临床意义。低危患者多可行内镜下或微创手术切除,而中高危患者除手术治疗外,常需结合伊马替尼等靶向药物进行综合干预,以降低复发和转移风险[1]。

目前, GIST 危险度评估主要依据肿瘤大小、核分裂象计数及肿瘤部位等指标。然而,该分级体系建立于术后病理基础之上,主要用于术后风险判断,难以满足临床对术前精准分层和治疗决策的需求[2]。术前活检虽可在一定程度上提供病理学信息,但受限于取材范围有限、肿瘤内部异质性明显以及潜在出血、穿孔和针道种植等风险,其临床应用仍存在一定局限[3]。因此,探索一种无创、可重复且能够较为全面反映肿瘤生物学特征的术前评估方法,已成为 GIST 影像学研究和临床转化的重要方向。

1.2. 传统影像学征象与风险分类的局限性

多层螺旋 CT (multislice spiral computed tomography, MSCT)是 GIST 术前评估的重要影像学方法。既往研究表明,传统 CT 形态学征象,如肿瘤大小、形态、生长方式、强化特征以及是否伴有坏死、溃疡等,与 GIST 危险度分级密切相关[4]。其中,肿瘤最大径较大、形态不规则或呈分叶状、以腔外生长为主,以及内部出现坏死液化等征象,通常提示肿瘤具有更高的危险度[5]。

但总体来看,基于传统影像征象的风险判断仍以目测分析为主,存在一定主观性,且定量化程度不足。对于体积较小或形态学表现不典型的病灶,仅凭常规 CT 征象往往难以作出准确判断,其预测效能也因此受到限制[6]。此外,传统形态学评估主要反映肿瘤的宏观表现,对于肿瘤内部异质性及微环境改变的揭示能力有限,因而在中低危与中高危等临界分层中的鉴别仍存在不足[7]。

2. 传统影像学征象在风险分层中的应用

在影像组学等定量分析方法广泛应用之前,临床对 GIST 术前风险的判断主要依赖 CT 形态学征象分析[8]。基于 MSCT 所显示的肿瘤大小、形态、生长方式、内部结构及强化表现等宏观特征,研究者对 GIST 危险度分层进行了大量探索,并逐步形成了较为成熟的术前评估思路。这些传统影像学征象虽难以全面揭示肿瘤内部异质性,但在初步风险判断和临床决策中仍具有重要的参考价值。

2.1. 肿瘤大小与生长方式:重要的影像学评估指标

肿瘤最大径是评估 GIST 危险度最重要的影像学指标之一[9]。多数研究表明[10]-[12],肿瘤直径越大,其高危倾向越明显,其中最大径 > 5 cm 常被视为提示中高高风险的重要界值。在一项纳入 87 例 GIST 患者的研究中,肿瘤大小被证实与危险度分级密切相关[13]。这提示肿瘤体积不仅反映病灶的生长程度,也在一定程度上反映其生物学行为。

除肿瘤大小外,生长方式同样是术前风险评估的重要依据。与局限于胃壁内生长的病灶相比,跨壁生长,尤其是以腔外生长为主的肿瘤,通常提示更强的侵袭性。相关研究显示,高危组 GIST 更常表现为腔外生长,而腔内生长或局限性生长则更多见于中低危组[14]。因此,将肿瘤大小与生长方式结合分析,有助于提高术前风险评估的准确性。

2.2. 形态、边界与内部结构:反映肿瘤生物学行为的重要征象

肿瘤的宏观形态在一定程度上反映了其内部异质性及生长特征。研究表明,不规则或分叶状轮廓在 高危 GIST 中更为常见,提示肿瘤生长方式更具侵袭性。肿瘤边界情况同样具有参考价值,边界模糊或不完整往往提示病灶与周围组织分界欠清,可能与局部浸润性生长有关。

与形态和边界相比,肿瘤内部结构改变对风险评估的提示意义更为直接。液化坏死和囊变通常被认为与 GIST 较高危险度相关[15],其可能的病理基础在于肿瘤生长较快、局部血供相对不足,进而发生缺血性坏死。另有研究指出,肿瘤表面溃疡形成亦多见于高危病灶,可能与肿瘤向黏膜侧生长并突破黏膜层有关。因此,形态、边界及内部结构征象的综合分析,有助于从整体上判断 GIST 的生物学行为。

2.3. 强化特征与血管改变:对形态学评估的重要补充

增强 CT 所显示的强化特征,可从一定程度上反映肿瘤的血供状态及内部组织成分,是对常规形态学征象的重要补充。尽管单纯强化程度在危险度分层中的预测价值尚存在一定争议,但强化模式仍具有较高的参考意义。不均匀强化在 高危 GIST 中更为常见,这通常与肿瘤内部坏死、囊变及微血管分布不均有关[16]。

此外,部分研究发现,肿瘤周围供血动脉增粗、迂曲等血管改变,也常提示病灶血供较为丰富,生物学行为相对活跃。由此可见,强化特征及相关血管表现能够从功能和血流动力学层面补充传统形态学评估,为 GIST 术前风险判断提供更多影像学依据。

3. 影像组学与人工智能在风险评估中的应用

影像组学作为近年来发展较快的定量影像分析方法,通过提取 CT 图像中人眼难以直接识别的纹理、形状及高阶统计学特征,实现了对肿瘤内部异质性的量化描述。与传统影像学主要依赖形态学观察不同,影像组学能够将常规影像信息转化为可分析的高维数据,从而为 GIST 危险度分层提供更客观的评估依据。近年来,随着人工智能技术的引入,基于 CT 的影像组学分析在 GIST 术前风险评估中的应用不断深入,逐步成为该领域的重要研究方向。

3.1. 从传统 CT 征象到定量影像特征的转变

传统 CT 评估主要依赖肿瘤大小、生长方式、边界、坏死及强化模式等宏观征象, 这些指标能够为 GIST 危险度判断提供重要依据, 但其本质上仍属于经验性和半定量判断, 容易受到观察者经验及病灶表现差异的影响。尤其对于体积较小、形态学表现不典型或处于临界危险度分层的病灶, 仅依靠传统 CT 征象往往难以准确反映肿瘤内部异质性。影像组学的提出为这一问题提供了新的解决思路。该方法通过从 CT 图像中高通量提取形状、灰度、纹理及高阶特征, 将常规影像信息转化为可量化的数据, 从而在一定程度上捕捉人眼难以识别的肿瘤异质性、生长活性和微环境改变。因此, CT 影像学评估正在由传统形态学观察逐渐转向基于定量特征和模型分析的精细化风险分层。

3.2. 模型构建、验证与联合模型的应用价值

影像组学研究的关键在于模型构建的规范性以及结果的稳定性和泛化能力。相关研究采用 LASSO 算法筛选特征, 并构建 Logistic 回归模型, 结果显示该模型在区分 Ki-67 高、低表达方面具有一定预测价值, 提示影像组学在反映肿瘤微观病理特征方面具有应用潜力[17]。有研究在建立影像组学模型的基础上, 进一步设置独立验证组和测试组进行评估, 结果表明, 基于 CT 门静脉期影像组学特征构建的模型具有较好的预测效能, 其表现与超声内镜高危特征评估接近[18]。这说明, 在规范建模和独立验证的基础上, 影像组学模型可为 GIST 术前风险判断提供较有价值的信息。

但仅依赖影像组学特征进行建模, 也存在信息维度相对单一的问题。肿瘤的生物行为除受影像特征影响外, 还与临床表现、常规影像征象及部分病理指标密切相关。因此, 近年来越来越多的研究倾向于将影像组学特征与临床资料或传统 CT 征象相结合, 构建联合预测模型。吴彬彬等的研究显示, 融合肿瘤直径、形态等特征的联合模型在危险度分级预测中具有较好的判别能力, AUC 为 0.951 [19]。也有研究指出, 联合模型在 Ki-67 表达预测中的表现优于单一模型, 且 DeLong 检验提示其差异具有统计学意义 [20]。相关研究也均表明, 联合模型在危险度分级或 Ki-67 表达预测中通常具有更稳定的表现[21]-[23]。总体来看, 联合模型较单一特征模型更能反映肿瘤的多维信息, 已成为当前相关研究的重要方向。

3.3. 深度学习与多模态融合的发展趋势

除传统影像组学外, 深度学习也逐渐应用于 GIST 影像分析。与传统影像组学依赖人工设计和筛选特征不同, 深度学习可通过端到端方式直接从图像中学习特征, 在一定程度上减少繁琐的特征工程过程[24]。随着相关方法的发展, 其在病灶识别、分型预测及风险评估中的潜在价值受到越来越多的关注。

另一方面, 多模态信息融合也成为当前研究的重要趋势。邓君良等探索了 CT 多期增强特征模型在预测 GIST 分子分型中的作用, 为影像表型与分子特征之间的关联研究提供了新的思路[25]。既往研究基于增强 CT 构建影像组学模型, 并整合肿瘤大小、含气及系膜脂肪浸润等传统影像征象后, 进一步提高了模型对 GIST Ki-67 指数的预测稳定性和判别能力[26]。由此可见, 将深度学习、传统影像组学及多源临床影像信息进行整合, 有望进一步提升 GIST 风险评估的准确性和临床适用性。

4. 影像学在胃间质瘤鉴别诊断中的应用

GIST 的术前风险分类应建立在相对准确的病变性质判断基础之上。临床上, 胃神经鞘瘤、胃平滑肌瘤、胃异位胰腺、胃癌及胃淋巴瘤等均可表现为胃壁或胃黏膜下肿块, 部分影像征象与 GIST 存在重叠, 若术前诊断不准确, 可能进一步影响风险分层及治疗方案选择。CT, 尤其是多期增强 CT, 可通过显示病灶部位、起源层次、生长方式、内部结构及强化模式等信息, 为 GIST 与其他胃部病变的鉴别提供重要依据。

胃神经鞘瘤多为良性病变，影像上常表现为圆形或类圆形肿块，边界较清，形态相对规则，可呈腔外生长；而 GIST 尤其是中高危病灶，常表现为形态不规则、分叶状或多种生长方式并存[27][28]。在强化表现方面，胃神经鞘瘤多呈轻至中度较均匀强化，强化峰值可出现在延迟期；相比之下，高危 GIST 更常出现强化不均、内部液化坏死或囊变等表现，而胃神经鞘瘤则更易伴发周围反应性淋巴结肿大[29]。胃平滑肌瘤属于良性肿瘤，好发于贲门部及胃食管连接部，CT 上多呈椭圆形、边界清楚，强化方式以轻至中度均匀渐进性强化为主；而发生于相近部位的 GIST 强化模式可更明显或更不均匀，结合病灶部位、形态及强化特点有助于二者鉴别[30]。

胃异位胰腺也是常见的良性黏膜下病变，其影像表现可与小 GIST 重叠。一般而言，胃异位胰腺患者年龄相对较轻，临床症状及肿瘤标志物异常发生率较低；而在 CT 表现上，GIST 出现坏死、钙化的概率相对更高，病灶静脉期 CT 值也可二者鉴别提供一定参考[31]。当 GIST 表现为体积较大的胃壁肿块或伴胃壁明显增厚时，还需与进展期胃癌及胃淋巴瘤鉴别。进展期胃癌多起源于黏膜层，常伴黏膜中断、破坏或紊乱，增强扫描可表现为不均质强化；而 GIST 多起源于黏膜下层，早期黏膜面相对完整，可出现“桥形皱襞”征[32]。胃淋巴瘤则常表现为胃壁弥漫性、相对柔软的增厚，增强后多呈轻至中度较均匀强化，并常伴腹腔内多发淋巴结肿大；相比之下，GIST 更常表现为局灶性肿块，淋巴结转移相对少见[33]。

因此，鉴别诊断并非独立于 GIST 风险分类之外，而是术前风险评估的重要前置环节。通过综合分析病灶部位、形态、生长方式、强化模式、内部坏死囊变及淋巴结情况，可提高 GIST 术前诊断的准确性，并为后续基于传统 CT 征象、影像组学及人工智能模型的风险分层提供更可靠的基础。

5. 当前研究的不足与未来展望

尽管基于 CT 的影像组学和人工智能方法在 GIST 危险度分级中显示出较好的应用前景，但现有研究仍存在一定局限，相关技术距离广泛、规范的临床应用仍有待进一步完善。

5.1. 当前研究的主要局限

首先，多数研究仍采用单中心回顾性设计，样本来源相对有限，容易受到选择偏倚和混杂因素的影响，从而限制了模型的外部适用性[34]。其次，目前不少研究样本量较小，且缺乏严格的多中心外部验证，不同研究之间在病例构成、扫描参数及图像质量控制方面也存在差异，这些因素均可能影响模型结果的稳定性和可重复性。特别是不同中心 CT 设备及扫描协议不一致，容易导致影像特征提取结果出现偏差，即所谓“批次效应”[35]。

此外，现有研究多集中于低危与高危的二分类判断，对于四级危险度分层的精细化预测仍显不足。另一方面，尽管影像组学和深度学习模型能够获得较好的预测效能，但其内部决策机制仍不够直观，模型特征与肿瘤分子机制之间的关系尚缺乏充分阐释。例如，影像特征与 c-KIT、PDGFRA 等关键分子改变之间的对应关系仍有待进一步研究[36]。这些问题在一定程度上限制了相关模型的推广和临床接受度。

5.2. 未来发展方向

未来胃 GIST 影像学风险评估研究可从以下几个方面进一步推进。(1) 探索基于 CT 影像组学预测 GIST 关键分子改变的可行性。c-KIT、PDGFRA 等基因突变类型与 GIST 生物学行为、靶向治疗敏感性及预后密切相关，若能建立 CT 影像表型与分子分型之间的关联，有望为术前个体化治疗决策提供更多信息。(2) 发展面向靶向治疗全过程管理的动态影像学模型。目前多数研究集中于术前危险度分层，而对伊马替尼等靶向治疗反应、继发耐药及复发风险的影像预测研究仍相对不足。未来可通过纵向 CT 随访数据，构建能够动态监测肿瘤体积、密度、坏死比例及纹理变化的预测模型，从而辅助疗效评估和治疗方案调整。(3) 推动影像组学与液态活检等新兴生物标志物的融合。循环肿瘤 DNA (ctDNA)能够反映肿

瘤分子变异和疾病负荷变化, 将其与 CT 影像组学特征、临床资料及病理指标整合, 有望构建更全面的多维风险评价体系。(4) 加强多中心前瞻性验证和标准化流程建设。未来研究应统一 CT 扫描参数、重建算法、图像预处理、病灶分割及特征提取流程, 并开展跨设备、跨中心的外部验证, 以减少批次效应对模型稳定性的影响。只有在标准化和可重复性得到充分验证的基础上, 相关模型才可能真正进入临床辅助决策流程。

6. 结论

胃 GIST 生物学行为差异明显, 术前准确进行风险评估对于制定个体化治疗方案和改善患者预后具有重要意义。传统 MSCT 通过分析肿瘤大小、生长方式、形态、内部结构及强化特征等征象, 仍是胃 GIST 术前评估的基础; 同时, 准确鉴别 GIST 与其他胃部黏膜下病变, 也是开展风险分类的重要前提。

随着影像组学和人工智能技术的发展, 基于 CT 的定量影像分析为胃 GIST 风险分层提供了新的方法路径。影像组学模型及融合临床、传统影像征象和多模态信息的联合模型, 有助于更全面地反映肿瘤异质性和潜在生物学行为, 推动胃 GIST 评估由经验性判断向量化、模型化方向发展。

目前相关研究仍存在样本量有限、标准化不足、外部验证不足及可解释性不强等问题。未来应进一步加强多中心前瞻性研究, 推动 CT 影像表型与基因突变、液态活检及靶向治疗反应之间的关联分析, 从而为胃 GIST 精准诊疗和全程管理提供更可靠的影像学支持。

基金项目

省级大学生创新创业训练计划项目(S202510368029, S202410368150S); 安徽省教育厅省级质量工程项目(2023xsxx256); 安徽省肿瘤演化与智能诊断与治疗重点实验室开放项目(KFKT202509)校级党建工作专项课题(XJ2022000502)。

参考文献

- [1] Hu, B., Wu, F., Zhu, J., Li, X., Li, Y., Feng, Y., *et al.* (2017) Gastric Schwannoma: A Tumor Must Be Included in Differential Diagnoses of Gastric Submucosal Tumors. *Case Reports in Gastrointestinal Medicine*, **2017**, 1-8. <https://doi.org/10.1155/2017/9615359>
- [2] Lin, Y., Chen, M., Tsai, C., Chou, W., Hsu, J., Yeh, C., *et al.* (2022) Prediction of Gastric Gastrointestinal Stromal Tumors before Operation: A Retrospective Analysis of Gastric Subepithelial Tumors. *Journal of Personalized Medicine*, **12**, Article 297. <https://doi.org/10.3390/jpm12020297>
- [3] Akahoshi, K., Oya, M., Koga, T. and Shiratsuchi, Y. (2018) Current Clinical Management of Gastrointestinal Stromal Tumor. *World Journal of Gastroenterology*, **24**, 2806-2817. <https://doi.org/10.3748/wjg.v24.i26.2806>
- [4] Joensuu, H. (2008) Risk Stratification of Patients Diagnosed with Gastrointestinal Stromal Tumor. *Human Pathology*, **39**, 1411-1419. <https://doi.org/10.1016/j.humpath.2008.06.025>
- [5] Wang, J., Zhou, X., Xu, F., Ao, W. and Hu, H. (2021) Value of CT Imaging in the Differentiation of Gastric Leiomyoma from Gastric Stromal Tumor. *Canadian Association of Radiologists Journal*, **72**, 444-451. <https://doi.org/10.1177/0846537119885671>
- [6] 柴宁莉, 汤小伟, 李惠凯, 等. 中国胃肠间质瘤内镜下诊治专家共识意见(2020, 北京) [J]. 中华胃肠内镜电子杂志, 2020, 7(4): 176-185.
- [7] 王健, 徐军良, 胡红杰. ≤ 5 cm 胃间质瘤的 CT 表现与肿瘤危险度分级的相关性[J]. 中华肿瘤杂志, 2017(3): 184-189.
- [8] Yang, H.K., Kim, Y.H., Lee, Y.J., Park, J.H., Kim, J.Y., Lee, K.H., *et al.* (2015) Leiomyomas in the Gastric Cardia: CT Findings and Differentiation from Gastrointestinal Stromal Tumors. *European Journal of Radiology*, **84**, 1694-1700. <https://doi.org/10.1016/j.ejrad.2015.05.022>
- [9] Chen, Z., Yang, J., Sun, J. and Wang, P. (2020) Gastric Gastrointestinal Stromal Tumours (2-5 cm): Correlation of CT Features with Malignancy and Differential Diagnosis. *European Journal of Radiology*, **123**, Article 108783. <https://doi.org/10.1016/j.ejrad.2019.108783>

- [10] 顾佳毅, 史豪庭, 杨琳希, 等. 基于增强 CT 的深度学习算法对直径 ≤ 5 cm 胃的胃肠间质瘤鉴别诊断临床意义[J]. 中华胃肠外科杂志, 2021, 24(9): 796-803.
- [11] Hirose, Y., Kaida, H., Kawahara, A., *et al.* (2015) ^{18}F -FDG PET/CT and Contrast Enhanced CT in Differential Diagnosis between Leiomyoma and Gastrointestinal Stromal Tumor. *Hellenic Journal of Nuclear Medicine*, **18**, 257-260.
- [12] 王思凯, 王明亮, 罗荣奎, 等. 胃间质瘤多层螺旋 CT 影像学特征预测病理 NIH 危险度分级的可行性分析[J]. 中华医学杂志, 2022(13): 954-960.
- [13] Chen, T., Xu, L., Dong, X., Li, Y., Yu, J., Xiong, W., *et al.* (2019) The Roles of CT and EUS in the Preoperative Evaluation of Gastric Gastrointestinal Stromal Tumors Larger than 2 cm. *European Radiology*, **29**, 2481-2489. <https://doi.org/10.1007/s00330-018-5945-6>
- [14] Xu, J., Ding, Q., Lu, Y., Fan, S., Rao, Q. and Yu, R. (2021) A Scoring Model for Radiologic Diagnosis of Gastric Leiomyomas (GLMs) with Contrast-Enhanced Computed Tomography (CE-CT): Differential Diagnosis from Gastrointestinal Stromal Tumors (GISTs). *European Journal of Radiology*, **134**, Article 109395. <https://doi.org/10.1016/j.ejrad.2020.109395>
- [15] Liu, Q., Li, Y., Dong, M., Kong, F. and Dong, Q. (2017) Gastrointestinal Bleeding Is an Independent Risk Factor for Poor Prognosis in GIST Patients. *BioMed Research International*, **2017**, 1-6. <https://doi.org/10.1155/2017/7152406>
- [16] Liu, M., Liu, L. and Jin, E. (2019) Gastric Sub-Epithelial Tumors: Identification of Gastrointestinal Stromal Tumors Using CT with a Practical Scoring Method. *Gastric Cancer*, **22**, 769-777. <https://doi.org/10.1007/s10120-018-00908-6>
- [17] Taşkın, O.Ç., Armutlu, A., Adsay, V., Aslan, F. and Kapran, Y. (2020) Clinicopathologic and Immunohistochemical Characteristics of Upper Gastrointestinal Leiomyomas Harboring Interstitial Cells of Cajal: A Potential Mimicker of Gastrointestinal Stromal Tumor. *Annals of Diagnostic Pathology*, **45**, Article 151476. <https://doi.org/10.1016/j.anndiagpath.2020.151476>
- [18] Kim, Y.H., Kim, G.H., Kim, K.B., Lee, M.W., Lee, B.E., Baek, D.H., *et al.* (2020) Application of a Convolutional Neural Network in the Diagnosis of Gastric Mesenchymal Tumors on Endoscopic Ultrasonography Images. *Journal of Clinical Medicine*, **9**, Article 3162. <https://doi.org/10.3390/jcm9103162>
- [19] Hamm, C.A., Wang, C.J., Savic, L.J., Ferrante, M., Schobert, I., Schlachter, T., *et al.* (2019) Deep Learning for Liver Tumor Diagnosis Part I: Development of a Convolutional Neural Network Classifier for Multi-Phase MRI. *European Radiology*, **29**, 3338-3347. <https://doi.org/10.1007/s00330-019-06205-9>
- [20] 雷立存, 杜亚强, 周琦, 等. 基于 CT 影像构建的 ResNet-18 模型在非酒精性脂肪性肝病分级中的应用[J]. 中国医学影像学杂志, 2022, 30(3): 245-249.
- [21] Dong, D., Fang, M., Tang, L., Shan, X., Gao, J., Giganti, F., *et al.* (2020) Deep Learning Radiomic Nomogram Can Predict the Number of Lymph Node Metastasis in Locally Advanced Gastric Cancer: An International Multicenter Study. *Annals of Oncology*, **31**, 912-920. <https://doi.org/10.1016/j.annonc.2020.04.003>
- [22] Choi, Y.S., Bae, S., Chang, J.H., Kang, S., Kim, S.H., Kim, J., *et al.* (2020) Fully Automated Hybrid Approach to Predict Theidhmutation Status of Gliomas via Deep Learning and Radiomics. *Neuro-Oncology*, **23**, 304-313. <https://doi.org/10.1093/neuonc/noaa177>
- [23] Gao, R., Zhao, S., Aishanjiang, K., Cai, H., Wei, T., Zhang, Y., *et al.* (2021) Deep Learning for Differential Diagnosis of Malignant Hepatic Tumors Based on Multi-Phase Contrast-Enhanced CT and Clinical Data. *Journal of Hematology & Oncology*, **14**, Article No. 154. <https://doi.org/10.1186/s13045-021-01167-2>
- [24] Jabeen, K., Khan, M.A., Alhaisoni, M., Tariq, U., Zhang, Y., Hamza, A., *et al.* (2022) Breast Cancer Classification from Ultrasound Images Using Probability-Based Optimal Deep Learning Feature Fusion. *Sensors*, **22**, Article 807. <https://doi.org/10.3390/s22030807>
- [25] Jiang, M., Li, C., Luo, X., Chuan, Z., Lv, W., Li, X., *et al.* (2021) Ultrasound-Based Deep Learning Radiomics in the Assessment of Pathological Complete Response to Neoadjuvant Chemotherapy in Locally Advanced Breast Cancer. *European Journal of Cancer*, **147**, 95-105. <https://doi.org/10.1016/j.ejca.2021.01.028>
- [26] Pei, Q., Yi, X., Chen, C., Pang, P., Fu, Y., Lei, G., *et al.* (2022) Pre-Treatment CT-Based Radiomics Nomogram for Predicting Microsatellite Instability Status in Colorectal Cancer. *European Radiology*, **32**, 714-724. <https://doi.org/10.1007/s00330-021-08167-3>
- [27] Chen, S., Jiang, L., Zheng, X., Shao, J., Wang, T., Zhang, E., *et al.* (2021) Clinical Use of Machine Learning-Based Pathomics Signature for Diagnosis and Survival Prediction of Bladder Cancer. *Cancer Science*, **112**, 2905-2914. <https://doi.org/10.1111/cas.14927>
- [28] Nakanishi, R., Slomka, P.J., Rios, R., Betancur, J., Blaha, M.J., Nasir, K., *et al.* (2021) Machine Learning Adds to Clinical and CAC Assessments in Predicting 10-Year CHD and CVD Deaths. *JACC: Cardiovascular Imaging*, **14**, 615-625. <https://doi.org/10.1016/j.jcmg.2020.08.024>
- [29] 解添淞, 翁微微, 刘伟, 等. 基于 CT 图像影像组学的机器学习模型预测胰腺癌免疫细胞浸润及预后的初步研究[J].

- 中华放射学杂志, 2022, 56(4): 425-430.
- [30] 王书兴, 张晗, 陈奕晴, 等. 基于 CT 影像组学结合机器学习模型预测食管胃结合部腺癌人表皮生长因子受体 2 状态[J]. 中国医学影像技术, 2022, 38(3): 398-402.
- [31] Daimiel Naranjo, I., Gibbs, P., Reiner, J.S., Lo Gullo, R., Thakur, S.B., Jochelson, M.S., *et al.* (2022) Breast Lesion Classification with Multiparametric Breast MRI Using Radiomics and Machine Learning: A Comparison with Radiologists' Performance. *Cancers*, **14**, Article No. 1743. <https://doi.org/10.3390/cancers14071743>
- [32] Dou, G., Shan, D., Wang, K., Wang, X., Liu, Z., Zhang, W., *et al.* (2022) Integrating Coronary Plaque Information from CCTA by ML Predicts MACE in Patients with Suspected CAD. *Journal of Personalized Medicine*, **12**, Article 596. <https://doi.org/10.3390/jpm12040596>
- [33] 缪丽琼, 彭明洋, 王同兴, 等. 基于 MRI 影像组学和机器学习预测急性脑卒中出血转化的研究[J]. 磁共振成像, 2022, 13(3): 18-21+75.
- [34] 王思琦, 姜萍, 李曦, 等. 基于 CT 征象的胃间质瘤诊断 Logistic 回归指数模型构建与验证[J]. 中华肿瘤防治杂志, 2021, 28(18): 1410-1415.
- [35] Okanoue, S., Iwamuro, M., Tanaka, T., Satomi, T., Hamada, K., Sakae, H., *et al.* (2021) Scoring Systems for Differentiating Gastrointestinal Stromal Tumors and Schwannomas from Leiomyomas in the Stomach. *Medicine*, **100**, e27520. <https://doi.org/10.1097/md.00000000000027520>
- [36] Liu, J., Chai, Y., Zhou, J., Dong, C., Zhang, W. and Liu, B. (2017) Spectral Computed Tomography Imaging of Gastric Schwannoma and Gastric Stromal Tumor. *Journal of Computer Assisted Tomography*, **41**, 417-421. <https://doi.org/10.1097/rct.0000000000000548>