

# CT影像组学在儿童肾母细胞瘤术前评估中的研究进展

邹信仰\*, 何玲#

重庆医科大学附属儿童医院放射科, 重庆

收稿日期: 2026年2月3日; 录用日期: 2026年2月26日; 发布日期: 2026年3月4日

## 摘要

肾母细胞瘤是儿童最常见的肾脏恶性肿瘤, 术前精准评估对其手术与化疗方案的选择至关重要。CT影像组学通过高通量提取图像特征并融合机器学习方法, 为肾母细胞瘤的无创、定量化术前评估提供了新途径。本文系统阐述了CT影像组学在肿瘤鉴别诊断、临床分期预测、病理亚型识别、治疗反应及预后评估中的应用进展。当前该领域仍面临样本量有限、数据标准化不足、模型可解释性低以及临床转化路径不明确等挑战。本文论证了CT影像组学实现肾母细胞瘤个体化精准评估的潜力。未来, 通过整合多模态影像、基因组学及临床数据, 有利于推动CT影像组学真正融入临床, 实现肾母细胞瘤的个体化精准评估。

## 关键词

肾母细胞瘤, CT影像组学, 术前评估, 机器学习, 影像组学, 临床转化

# Research Progress on CT Radiomics in Preoperative Assessment of Wilms Tumor

Xinyang Zou\*, Ling He#

Department of Radiology, Children's Hospital of Chongqing Medical University, Chongqing

Received: February 3, 2026; accepted: February 26, 2026; published: March 4, 2026

## Abstract

Wilms tumor (WT) is the most common renal malignancy in children, and precise preoperative assessment is crucial for selecting appropriate surgical and chemotherapeutic strategies. CT radiomics,

\*第一作者。

#通讯作者。

which employs high-throughput extraction of imaging features combined with machine learning techniques, offers a novel approach for noninvasive and quantitative preoperative evaluation of WT. This review systematically outlines recent advances in the application of CT radiomics for tumor differential diagnosis, clinical staging prediction, histologic subtype identification, treatment response assessment, and prognosis evaluation. The field currently faces challenges such as limited sample sizes, insufficient data standardization, low model interpretability, and unclear clinical translation pathways. This article demonstrates the potential of CT radiomics to achieve individualized and precise assessment of WT. Looking forward, integrating multimodal imaging, genomics, and clinical data will facilitate the integration of CT radiomics into clinical practice, ultimately promoting personalized precision evaluation and management of WT.

## Keywords

Wilms Tumor, CT Radiomics, Preoperative Assessment, Machine Learning, Radiomics, Clinical Translation

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

肾母细胞瘤(Wilms Tumor, WT)是儿童期最常见的肾脏恶性肿瘤, 其治疗策略的选择, 尤其是术前新辅助化疗的应用、手术范围的确定以及是否进行放疗的抉择, 均依赖于对肿瘤生物学行为的精准术前评估[1]。传统影像学检查主要针对形态学特征的定性描述, 难以量化肿瘤内部的异质性, 也无法直接关联其分子特征与预后[2]。术前活检虽能提供病理诊断, 但属于有创操作, 存在取样误差、肿瘤播散风险及儿童相关并发症等问题[3]。

影像组学的出现为上述问题提供了新的思路与解决方法。通过影像组学将医学图像转化为可深度挖掘的高维定量特征数据, 能够了解肿瘤在形态、纹理及空间分布上的微观异质性, 从而反映其潜在的生物学行为[4] [5]。目前主要存在传统影像组学与基于深度学习的影像组学两条路径。前者特征透明、可解释性强, 但对图像预处理有着较高的要求与标准; 后者能自动学习复杂特征, 但需要大量数据样本。在儿童肾母细胞瘤这类小样本场景下, 现有研究仍多采用传统影像组学方法。在肾母细胞瘤领域, CT 因其普及性高、扫描速度快、空间分辨率佳以及多期增强综合识别的能力, 成为影像组学研究的理想数据源[6]。尽管相关研究尚处于起步阶段, 但已在鉴别诊断、风险分层及疗效预测等方面展现出巨大潜力。本综述结合本中心科研经验, 详细阐述 CT 影像组学在肾母细胞瘤术前评估中的应用现状、现存挑战及未来方向, 旨在为临床转化与多中心研究提供参考。

## 2. CT 影像组学在肾母细胞瘤术前评估中的应用现状

### 2.1. 肿瘤诊断与鉴别诊断

#### 2.1.1. 肾母细胞瘤与神经母细胞瘤的鉴别

两者是儿童腹部常见的实体肿瘤, 但起源、治疗方案及预后均有所不同, 在肿瘤巨大或侵犯广泛时影像学鉴别面临着较大的挑战[7]。Ilker 等人[8]的研究构建了临床与 CT 影像组学特征的联合机器学习模型, 最佳模型的 AUC 值高达 0.94, 体现了该模型的卓越性能。该研究采用了传统机器学习流程, 在提取影像组学特征后使用支持向量机(SVM)和随机森林(RF)等分类器构建模型, 这类算法在特征维度适中、样

本量有限的儿科研究中常被优先选用以降低过拟合风险。然而, 其性能可能受限于特征提取的范围, 无法捕捉更深层次的特征规则。

相比之下, 深度学习(如卷积神经网络, CNN)理论上能自动学习更具判别力的特征, 但在当前儿童的小样本研究中, 深度学习模型易过拟合, 且其决策逻辑具有“黑箱”性, 会降低临床信任度。未来研究应公开模型特征与权重, 将模型中贡献度最高的纹理特征与病理切片进行关联分析, 并探索小样本深度学习或迁移学习策略, 或采用“影像组学特征 + 深度学习特征”的融合模型以平衡性能与可解释性。从而为多模态(如结合 DWI-MRI)模型构建提供优先特征选择依据[9]。

### 2.1.2. 肾母细胞瘤与肾脏其他恶性肿瘤的鉴别

以透明细胞肉瘤(CCSK)为例, 其预后较 WT 差, 需更积极的治疗。Deng 等人[10]的研究利用增强 CT 皮质期特征构建了影像组学模型, 后续联合临床数据与宏观 CT 特征进一步构建联合模型, 为儿童肾脏罕见肿瘤的无创鉴别提供了初步证据。值得注意的是, 其样本量有限(共 116 例), 模型性能的 AUC 值达 0.863, 虽效能较好, 但距临床可靠应用尚有差距。

除了单纯与 CCSK 进行鉴别以外, 也有几项研究运用影像组学对儿童肾脏肿瘤类型进行识别, 以鉴别肾母细胞瘤与其他类型肾脏肿瘤。Song 等人[11]将 CT 增强不同期相的图像进行影像组学模型构建, 最终确定皮质髓质期最适用于肾母细胞瘤与非肾母细胞瘤鉴别, 但其在外部验证集中的 AUC 值仅 0.433, 效能较低。因此, 未来必须通过多中心协作累积样本, 并探索多期相(如动脉期、门脉期)特征融合或与 ADC 值等定量 MRI 参数联合, 以突破性能瓶颈[12]。

### 2.1.3. 融合临床与影像特征提升诊断性能

研究表明, 结合患者年龄、临床症状及影像宏观特征, 能显著提升模型的诊断准确性与临床合理性, 这改善了单纯依赖影像组学的局限性[13]。未来理想的诊断流程应是机器学习模型与影像诊断医生协同工作。开发可解释性人工智能技术, 如特征热力图与 SHAP 图[14], 可以直观显示影响模型决策的关键影像区域, 能够使临床医生更容易理解、信任, 这是普及人机协作诊断的关键。

## 2.2. 肿瘤分期与风险分层

### 2.2.1. 术前预测临床分期

一项利用门脉期 CT 影像组学构建模型预测 I 期 WT 的研究证实了影像组学在无创分期中的可行性, 具有明确的临床价值(如指导 NSS 手术) [15]。分期错误可能源于对微小的包膜侵犯或肾窦脂肪浸润识别不足, 在成人肾癌中已有相关研究进行肾周及包膜侵犯的识别[16] [17]。因此, 未来应重点挖掘肿瘤 - 正常组织交界区域的精细纹理特征, 并结合三维影像重建技术, 直观展示模型预测的侵犯范围, 为外科医生提供更加清晰的术前肿瘤视图。

### 2.2.2. 评估肿瘤侵袭与转移风险

借鉴在神经母细胞瘤中成功的风险分层模型, 针对 WT 的类似研究极具前景[18]。此方向的关键在于, 所提取的影像组学特征必须与肿瘤侵袭的生物学过程(如上皮 - 间质转化[19]、脉管生成[20])相关联。例如, 分析肿瘤边缘的瘤周特征或内部坏死模式是否与特定的基因相关, 通过空间转录组学验证, 建立具有生物学意义的影像标志物[21]。

### 2.2.3. 基于影像组学的综合风险分层

超越解剖分期, 构建融合影像组学、临床指标和分子标志物的综合风险模型是必然趋势[22] [23]。这要求打破学科壁垒, 建立跨学科协作团队。其关键不仅在于将多模态数据进行融合, 还需要进一步比较验证, 选择最好的模型, 并在多中心进行外部验证, 这样才能够证明临床实践中的应用价值, 才能真正

指导临床决策。

上述研究及多数类似研究大都采用了“全瘤”勾画作为感兴趣区(ROI)策略。全瘤勾画包含了肿瘤实体、坏死及囊变等所有成分,能反映整体异质性,在操作时也更好保持一致性。然而,对于治疗反应预测或特定生物学行为评估,“瘤内子区域”勾画(如仅勾画强化最明显的实性部分)可能更能代表活性肿瘤的生物特性[24];而“瘤周”区域(肿瘤边缘外)的影像组学特征可能蕴含了肿瘤侵袭或免疫微环境的信息[17]。不同 ROI 策略会导出截然不同的特征值,直接影响模型性能与结论。未来研究应依据具体科学问题,如整体鉴别、特定功能评估或肿瘤浸润等方面,确定更明确的勾画方式。

## 2.3. 病理分型与分子特征预测

### 2.3.1. 术前预测病理亚型

研究显示,基于增强 CT 的影像组学模型预测 WT 病理分型的 AUC 值可达 0.934 [25]。其高性能可能源于不同病理亚型间细胞构成、基质比例的巨大差异,这些差异可以在影像组学纹理特征中得以显现[26]。预测病理亚型是深度学习可能展现优势的领域。卷积神经网络(CNN)能够从图像中直接学习与复杂组织学结构相对应的多层次特征。已有研究将 CNN 应用于病理切片图像分类,此方法可迁移至 CT 图像分析,通过迁移学习或端到端训练,可能发现超越传统纹理特征的判别模式[27]。接下来需要进一步提升模型的生物学可解释性[28]。在后续的研究中可以将影像组学特征与全视野数字病理切片分析结果进行空间关联,明确影像组学的纹理特征对应于镜下何种组织学结构,从而建立“影像-病理”对照图谱,加强影像图像与病理之间的联系。

### 2.3.2. 影像基因组学探索

影像组学的深层目标是关联影像表型与基因型。目前儿童肾母细胞瘤的相关研究刚起步,需要积极参与多中心前瞻性队列研究,系统性地采集多组学数据。在儿科背景下,此类前瞻性研究的设计必须充分考虑辐射剂量问题。用于影像组学分析的 CT 扫描,应在满足诊断需求的前提下,积极采用和验证低剂量或超低剂量协议。研究需评估在降低剂量后,关键影像组学特征的稳定性以及与基因组学关联的可靠性。在分析策略上,可借鉴神经母细胞瘤与成人肾癌等成熟领域的经验[29],先尝试将影像特征与已知的关键驱动基因(如 WT1)突变状态关联,再探索影像组学亚型是否对应独特的分子亚型。

## 2.4. 治疗反应与预后评估

### 2.4.1. 预测术前化疗反应

此前已有针对 WT 化疗反应的影像组学研究,通过开展纵向研究,分析化疗前后 CT 纹理特征的动态变化[30],并将其与病理反应(如坏死率)进行关联,这种研究方法在其他儿童肿瘤中也得到应用,例如肝母细胞瘤[31]与神经母细胞瘤[32]。这是 SIOP 治疗方案下影像组学的核心应用场景。研究重点在于利用基线或早期治疗后的影像特征,早期识别化疗不敏感或耐药的患者,以便及时调整治疗策略,避免无效治疗带来的毒副作用。在方法学上,除了比较治疗前后的特征差异,利用循环神经网络(RNN)或 3D-CNN 分析多时相 CT 图像序列[33],可以更好地捕捉肿瘤在治疗过程中的动态演变模式。这比单次基线预测更具生理学意义[34][35]。另一个方向是,在治疗前寻找与已知耐药通路相关的影像标志物。这类研究的设计必须与临床化疗方案紧密结合,并与临床科室进行合作,才有望将影像学生物标志物用于指导治疗调整。

### 2.4.2. 预后评估

研究表明,基于术前 CT 影像组学特征的模型可预测肿瘤分期,这些在治疗前即存在的“预后特征”,

可能解释了肿瘤的侵袭性[36]。未来的研究应致力于揭示这些特征背后的肿瘤微环境信息[37], 例如, 通过空间转录组学技术, 验证特定的纹理特征是否与特定代谢状态相关。将影像预后模型与现有的临床风险分层系统进行比较, 进一步证明影像组学的实用性。无论是 SIOP 还是 COG 体系, 一个稳健的预后模型都必须经过严格的多中心外部验证, 并使用决策曲线分析(DCA)来证明其相对于现有标准能带来临床净获益。

在临床应用层面, 必须区分两大主流治疗体系的不同需求。在 SIOP (国际小儿肿瘤学会)方案中, 所有患儿均先行术前化疗[24], 因此治疗前的影像组学评估重点之一是预测肿瘤对化疗的敏感性, 从而间接评估其侵袭性及风险。而在 COG (儿童肿瘤学组)方案中, 多数患儿直接手术, 因此治疗前影像组学的核心目标之一是直接评估肿瘤的局部侵犯范围、血管受累情况以及手术切除的难度与风险, 为外科决策提供支持。明确这一区别, 对于设计具有临床实用性的影像组学研究至关重要。

### 3. 挑战与展望

#### 3.1. 当前挑战

样本量小与数据异质性: 儿童肿瘤罕见, 单中心样本量有限, 且各中心设备、协议差异导致数据失衡。这不仅导致模型过拟合风险高, 也使得不同研究的结果难以直接比较和整合。

全流程标准化缺失: 从影像采集、重建、分割到特征提取与计算, 缺乏国际统一的“操作说明书” [38], 儿童肾母细胞瘤领域的具体实践指南仍是空白, 因此需要规范标准化, 才能进一步更好地推动影像组学的发展。儿童对电离辐射更为敏感, 如何采用低剂量甚至超低剂量 CT 扫描协议的前提下, 确保所提取影像组学特征的稳健性与可重复性, 是儿科影像组学临床应用必须解决的核心问题之一。

临床转化路径模糊: 复杂的机器学习模型, 尤其是深度学习, 决策过程并不透明[39]。临床医生无法理解为何这个肿瘤被预测为高危, 因此倾向于依赖可解释的传统指标。缺乏可解释性是其融入临床工作流程的首要障碍。从研究代码到临床使用仍道阻且长。

#### 3.2. 未来发展方向

利用卷积神经网络(CNN)进行端到端特征学习, 或采用“双通道”策略构建模型[33] [40]。重点开发适用于医学影像的可解释性深度学习方法, 使模型决策可视化。

构建开放协作的科学共同体与数据平台, 制定并维护数据采集与共享标准; 建立开放、去标识化的多中心影像 - 临床 - 组学数据库; 发起多中心验证研究。只有通过协作, 才能积累足以支撑稳健模型的大样本数据。

整合 CT 的解剖细节、MRI (DWI, DCE-MRI)的功能与细胞密度信息、PET 的代谢活性, 构建多模态影像组学模型[41] [42]。技术关键在于开发有效的多模态特征融合算法与统一的异质数据处理框架, 实现对肿瘤更全面、立体的解析刻画。

推进影像 - 多组学关联与机制探索, 设计前瞻性研究, 系统采集影像、基因组及代谢组数据。采用多组学整合分析方法, 旨在发现驱动特定侵袭性影像表型的核心分子通路网络。这不仅能验证影像标志物, 更可能发现新的治疗靶点。

### 4. 结论

CT 影像组学为肾母细胞瘤的术前评估提供了强大的助力。它通过解析 CT 图像中的定量信息, 在肿瘤鉴别、分期、病理预测及预后判断等多个维度, 均展现出了超越传统定性评估的潜力。该技术已从理论验证步入临床验证的初期阶段。

然而, 其走向常规临床应用必须跨越三大核心障碍: 数据壁垒(小样本、异质性)、信任壁垒(缺乏标准化)与转化壁垒(临床可解释性不足)。克服这些障碍, 需从孤立的单中心回顾性分析, 转向开放协作、前瞻性设计的多中心临床研究; 从追求单一的模型高性能, 转向构建可解释、能与临床衔接的决策支持系统; 从发表论文为导向, 转向以解决临床实际问题为最终目标。

CT 影像组学不应再被视作一个孤立的技术工具, 通过与多模态影像、多组学数据及临床信息的深度整合, 它有望为我们提供新的“肿瘤图景”。我们有理由期待, 在跨学科团队的共同努力下, 一个基于影像组学的、个体化的肾母细胞瘤术前评估与动态监测体系终将建成, 从而为改善每一位患儿预后这一终极目标贡献力量。

## 参考文献

- [1] Gleason, J.M., Lorenzo, A.J., Bowlin, P.R. and Koyle, M.A. (2014) Innovations in the Management of Wilms' Tumor. *Therapeutic Advances in Urology*, **6**, 165-176. <https://doi.org/10.1177/1756287214528023>
- [2] Davis, J.T. and Wagner, L.M. (2020) Imaging of Childhood Urologic Cancers: Current Approaches and New Advances. *Translational Andrology and Urology*, **9**, 2348-2357. <https://doi.org/10.21037/tau-19-839>
- [3] Neagu, M.C., David, V.L., Iacob, E.R., Chiriac, S.D., Muntean, F.L. and Boia, E.S. (2025) Wilms' Tumor: A Review of Clinical Characteristics, Treatment Advances, and Research Opportunities. *Medicina*, **61**, Article No. 491. <https://doi.org/10.3390/medicina61030491>
- [4] Davnall, F., Yip, C.S.P., Ljungqvist, G., Selmi, M., Ng, F., Sanghera, B., *et al.* (2012) Assessment of Tumor Heterogeneity: An Emerging Imaging Tool for Clinical Practice? *Insights into Imaging*, **3**, 573-589. <https://doi.org/10.1007/s13244-012-0196-6>
- [5] Kudus, K., Wagner, M.W., Namdar, K., Nobre, L., Bouffet, E., Tabori, U., *et al.* (2023) Increased Confidence of Radiomics Facilitating Pretherapeutic Differentiation of BRAF-Altered Pediatric Low-Grade Glioma. *European Radiology*, **34**, 2772-2781. <https://doi.org/10.1007/s00330-023-10267-1>
- [6] Gutiérrez Hidalgo, B., Gómez Rivas, J., de la Parra, I., Marugán, M.J., Serrano, Á., Hermida Gutiérrez, J.F., *et al.* (2023) The Use of Radiomic Tools in Renal Mass Characterization. *Diagnostics*, **13**, Article No. 2743. <https://doi.org/10.3390/diagnostics13172743>
- [7] Dumba, M., Jawad, N. and McHugh, K. (2015) Neuroblastoma and Nephroblastoma: A Radiological Review. *Cancer Imaging*, **15**, Article No. 5. <https://doi.org/10.1186/s40644-015-0040-6>
- [8] Koska, I.O., Ozcan, H.N., Tan, A.A., Beydogan, B., Ozer, G., Oguz, B., *et al.* (2024) Radiomics in Differential Diagnosis of Wilms Tumor and Neuroblastoma with Adrenal Location in Children. *European Radiology*, **34**, 5016-5027. <https://doi.org/10.1007/s00330-024-10589-8>
- [9] Hales, P.W., Olsen, Ø.E., Sebire, N.J., Pritchard-Jones, K. and Clark, C.A. (2015) A Multi-Gaussian Model for Apparent Diffusion Coefficient Histogram Analysis of Wilms' Tumour Subtype and Response to Chemotherapy. *NMR in Biomedicine*, **28**, 948-957. <https://doi.org/10.1002/nbm.3337>
- [10] Deng, Y., Wang, H. and He, L. (2024) CT Radiomics to Differentiate between Wilms Tumor and Clear Cell Sarcoma of the Kidney in Children. *BMC Medical Imaging*, **24**, Article No. 13. <https://doi.org/10.1186/s12880-023-01184-2>
- [11] Song, H., Wang, X., Wang, H., Guo, F., Wu, R. and Liu, W. (2024) The Application of Machine Learning Based on Computed Tomography Images in the Identification of Renal Tumors in Children. *Translational Pediatrics*, **13**, 417-426. <https://doi.org/10.21037/tp-23-508>
- [12] Cui, E., Li, Z., Ma, C., Li, Q., Lei, Y., Lan, Y., *et al.* (2020) Predicting the ISUP Grade of Clear Cell Renal Cell Carcinoma with Multiparametric MR and Multiphase CT Radiomics. *European Radiology*, **30**, 2912-2921. <https://doi.org/10.1007/s00330-019-06601-1>
- [13] Fu, M., Qi, H., Zhu, S., Gao, Y., Li, Y., Wu, J., *et al.* (2025) Computed Tomography Based Radiomics Signature for Predicting the Expression of Vascular Endothelial Growth Factor in Pediatric Patients with Nephroblastoma. *Scientific Reports*, **15**, Article No. 15844. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-99610-8>
- [14] Zwaneburg, 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>
- [15] Ma, X., Yang, J., Jia, X., Zhou, H., Liang, J., Ding, Y., *et al.* (2023) Preoperative Radiomic Signature Based on CT Images for Noninvasive Evaluation of Localized Nephroblastoma in Pediatric Patients. *Frontiers in Oncology*, **13**, Article ID: 1122210. <https://doi.org/10.3389/fonc.2023.1122210>

- [16] Yang, L., Gao, L., Arefan, D., Tan, Y., Dan, H. and Zhang, J. (2022) A CT-Based Radiomics Model for Predicting Renal Capsule Invasion in Renal Cell Carcinoma. *BMC Medical Imaging*, **22**, Article No. 15. <https://doi.org/10.1186/s12880-022-00741-5>
- [17] Ma, T., Cong, L., Xu, J., Huang, C., Ma, Q., Hua, Q., *et al.* (2022) Computed Tomography-Based Radiomics Nomogram Model for Predicting Adherent Perinephric Fat. *Journal of Cancer Research and Therapeutics*, **18**, 336-344. [https://doi.org/10.4103/jcrt.jcrt\\_1425\\_21](https://doi.org/10.4103/jcrt.jcrt_1425_21)
- [18] Wang, H., Xie, M., Chen, X., Zhu, J., Ding, H., Zhang, L., *et al.* (2023) Development and Validation of a CT-Based Radiomics Signature for Identifying High-Risk Neuroblastomas under the Revised Children's Oncology Group Classification System. *Pediatric Blood & Cancer*, **70**, e30280. <https://doi.org/10.1002/pbc.30280>
- [19] Parsons, L.N., Mullen, E.A., Geller, J.I., Chi, Y., Khanna, G., Glick, R.D., *et al.* (2020) Outcome Analysis of Stage I Epithelial-Predominant Favorable-Histology Wilms Tumors: A Report from Children's Oncology Group Study AREN03B2. *Cancer*, **126**, 2866-2871. <https://doi.org/10.1002/cncr.32855>
- [20] Abramson, L.P., Grundy, P.E., Rademaker, A.W., Helenowski, I., Cornwell, M., Katzenstein, H.M., *et al.* (2003) Increased Microvascular Density Predicts Relapse in Wilms' Tumor. *Journal of Pediatric Surgery*, **38**, 325-330. <https://doi.org/10.1053/jpsu.2003.50102>
- [21] Li, T., Chen, X., Jing, Y., Wang, H., Zhang, T., Zhang, L., *et al.* (2023) Diagnostic Value of Multiparameter MRI-Based Radiomics in Pediatric Myelin Oligodendrocyte Glycoprotein Antibody-Associated Disorders. *American Journal of Neuroradiology*, **44**, 1425-1431. <https://doi.org/10.3174/ajnr.a8045>
- [22] Jiao, L., Wang, X., Ying, Y. and Yang, K. (2022) The Prognosis and Immune Microenvironment Related Factor Interleukin-23 in Clear Cell Renal Cell Carcinoma: A Radiological Investigation. *Urology Journal*, **19**, 363-370.
- [23] Zeng, H., Chen, L., Wang, M., Luo, Y., Huang, Y. and Ma, X. (2021) Integrative Radiogenomics Analysis for Predicting Molecular Features and Survival in Clear Cell Renal Cell Carcinoma. *Aging*, **13**, 9960-9975. <https://doi.org/10.18632/aging.202752>
- [24] Nelson, M.V., van den Heuvel-Eibrink, M.M., Graf, N. and Dome, J.S. (2020) New Approaches to Risk Stratification for Wilms Tumor. *Current Opinion in Pediatrics*, **33**, 40-48. <https://doi.org/10.1097/mop.0000000000000988>
- [25] 王天, 蔡金华. 基于增强 CT 的影像组学用于术前儿童肾母细胞瘤病理分型鉴别可行性分析[J]. *临床医学进展*, 2023, 13(3): 4368-4373.
- [26] Ye, J., Fang, P., Peng, Z., Huang, X., Xie, J. and Yin, X. (2023) A Radiomics-Based Interpretable Model to Predict the Pathological Grade of Pancreatic Neuroendocrine Tumors. *European Radiology*, **34**, 1994-2005. <https://doi.org/10.1007/s00330-023-10186-1>
- [27] Li, Y., Gao, X., Tang, X., Lin, S. and Pang, H. (2023) Research on Automatic Classification Technology of Kidney Tumor and Normal Kidney Tissue Based on Computed Tomography Radiomics. *Frontiers in Oncology*, **13**, Article ID: 1013085. <https://doi.org/10.3389/fonc.2023.1013085>
- [28] Raman, S.P., Chen, Y., Schroeder, J.L., Huang, P. and Fishman, E.K. (2014) CT Texture Analysis of Renal Masses: Pilot Study Using Random Forest Classification for Prediction of Pathology. *Academic Radiology*, **21**, 1587-1596. <https://doi.org/10.1016/j.acra.2014.07.023>
- [29] Wang, J., Huang, Z. and Zhou, J. (2024) Radiomics Model for Predicting FOXP3 Expression Level and Survival in Clear Cell Renal Carcinoma. *Academic Radiology*, **31**, 1447-1459. <https://doi.org/10.1016/j.acra.2023.10.008>
- [30] Sharaby, I., Alksas, A., Nashat, A., Balaha, H.M., Shehata, M., Gayhart, M., *et al.* (2023) Prediction of Wilms' Tumor Susceptibility to Preoperative Chemotherapy Using a Novel Computer-Aided Prediction System. *Diagnostics*, **13**, Article No. 486. <https://doi.org/10.3390/diagnostics13030486>
- [31] Yang, Y., Wang, H., Si, J., Zhang, L., Ding, H., Wang, F., *et al.* (2024) Predicting Response of Hepatoblastoma Primary Lesions to Neoadjuvant Chemotherapy through Contrast-Enhanced Computed Tomography Radiomics. *Journal of Cancer Research and Clinical Oncology*, **150**, Article No. 223. <https://doi.org/10.1007/s00432-024-05746-x>
- [32] Wang, H., Chen, X., Zhu, J., Zhang, K., Lu, J., Zhang, L., *et al.* (2022) Changes in Image-Defined Risk Factors with Neoadjuvant Chemotherapy in Pediatric Abdominal Neuroblastoma. *Abdominal Radiology*, **47**, 3520-3530. <https://doi.org/10.1007/s00261-022-03596-0>
- [33] Zhu, Y., Li, H., Huang, Y., Fu, W., Wang, S., Sun, N., *et al.* (2023) CT-Based Identification of Pediatric Non-Wilms Tumors Using Convolutional Neural Networks at a Single Center. *Pediatric Research*, **94**, 1104-1110. <https://doi.org/10.1038/s41390-023-02553-x>
- [34] Middleton, P., Baniaghbal, B., Pitcher, R. and Schubert, P. (2020) Radiological Response and Histological Findings in Nephroblastoma: Is There Any Correlation? *African Journal of Paediatric Surgery*, **17**, 39-44. [https://doi.org/10.4103/ajps.ajps\\_86\\_20](https://doi.org/10.4103/ajps.ajps_86_20)
- [35] Wang, F., Yang, H., Chen, W., Ruan, L., Jiang, T., Cheng, L., *et al.* (2024) A Combined Model Using Pre-Treatment CT Radiomics and Clinicopathological Features of Non-Small Cell Lung Cancer to Predict Major Pathological Responses

- 
- after Neoadjuvant Chemoinmunotherapy. *Current Problems in Cancer*, **50**, Article ID: 101098. <https://doi.org/10.1016/j.currprobcancer.2024.101098>
- [36] Yang, G., Nie, P., Yan, L., Zhang, M., Wang, Y., Zhao, L., *et al.* (2022) The Radiomics-Based Tumor Heterogeneity Adds Incremental Value to the Existing Prognostic Models for Predicting Outcome in Localized Clear Cell Renal Cell Carcinoma: A Multicenter Study. *European Journal of Nuclear Medicine and Molecular Imaging*, **49**, 2949-2959. <https://doi.org/10.1007/s00259-022-05773-1>
- [37] Guo, Q., Sun, Q., Bian, X., Wang, M., Dong, H., Yin, H., *et al.* (2023) Development and Validation of a Multiphase CT Radiomics Nomogram for the Preoperative Prediction of Lymphovascular Invasion in Patients with Gastric Cancer. *Clinical Radiology*, **78**, e552-e559. <https://doi.org/10.1016/j.crad.2023.03.016>
- [38] Demircioğlu, A. (2025) Reproducibility and Interpretability in Radiomics: A Critical Assessment. *Diagnostic and Interventional Radiology*, **31**, 321-328.
- [39] Vickers, A.J. and Elkin, E.B. (2006) Decision Curve Analysis: A Novel Method for Evaluating Prediction Models. *Medical Decision Making*, **26**, 565-574. <https://doi.org/10.1177/0272989x06295361>
- [40] Kan, H.C., Lin, P.H., Shao, I.H., Cheng, S., Fan, T., Chang, Y., *et al.* (2025) Using Deep Learning to Differentiate among Histology Renal Tumor Types in Computed Tomography Scans. *BMC Medical Imaging*, **25**, Article No. 66. <https://doi.org/10.1186/s12880-025-01606-3>
- [41] Zhu, S., Xu, H., Shen, C., Wang, Y., Xu, W., Duan, S., *et al.* (2021) Differential Diagnostic Ability of 18F-FDG PET/CT Radiomics Features between Renal Cell Carcinoma and Renal Lymphoma. *The Quarterly Journal of Nuclear Medicine and Molecular Imaging*, **65**, 72-78. <https://doi.org/10.23736/s1824-4785.19.03137-6>
- [42] Misch, D., Steffen, I.G., Schönberger, S., Voelker, T., Furth, C., Stöver, B., *et al.* (2008) Use of Positron Emission Tomography for Staging, Preoperative Response Assessment and Posttherapeutic Evaluation in Children with Wilms Tumour. *European Journal of Nuclear Medicine and Molecular Imaging*, **35**, 1642-1650. <https://doi.org/10.1007/s00259-008-0819-9>