doi 10.12122/j.issn.1674-4500.2026.05.14 分子影像学杂志, 2026, 49(5): 660-665

影像组学对慢性肾脏病及肾脏纤维化的评估研究进展

孙嘉悦[1,2],张爱青[2],施会敏[3]
[1]南京医科大学第一临床医学院,江苏 南京 211166;[2]南京医科大学第四附属医院儿科,江苏 南京 210000;[3]南京医科大学第二附属医院儿科肾脏科,江苏 南京 210003

摘要:慢性肾脏病(CKD)是一种全球性慢性进展性疾病,肾脏纤维化被认为是其核心病理进展机制,二者密切相关,疾病晚期可进展为终末期肾病并显著增加医疗负担。目前肾活检仍为明确诊断的金标准,但其具有侵入性强、操作复杂等局限;以估算肾小球滤过率为代表的传统评估指标又存在滞后性,难以及时识别早期轻度肾损伤。因此,临床亟需无创且精准的评估手段。影像组学通过对医学影像中潜在定量特征的高通量提取并构建预测模型,可为CKD的诊断、分期及肾脏纤维化评估提供新的技术路径。本文围绕超声、MRI及CT三种影像模态的应用现状、存在问题及发展趋势进行综述,旨在系统梳理不同影像模态下影像组学技术在CKD及肾脏纤维化评估中的研究进展,分析其优势与不足,为临床精准诊疗及相关研究提供参考依据,推动无创评估技术的临床转化与应用。
关键词:慢性肾脏病;肾脏纤维化;影像组学;超声;磁共振成像;计算机断层扫描

Research progress of radiomics in the evaluation of CKD and renal fibrosis

SUN Jiayue[1,2], ZHANG Aiqing[2], SHI Huimin[3]
[1]The First Clinical Medical College of Nanjing Medical University, Nanjing 211166, China; [2]Department of paediatrics, The Fourth Affiliated Hospital of Nanjing Medical University, Nanjing 210000, China; [3]Department of Pediatric Nephrology, the Second Affiliated Hospital of Nanjing Medical University, Nanjing 210003, China

Abstract: Chronic kidney disease (CKD) is a global chronic progressive disease, and renal fibrosis is its core pathological progression mechanism. The two diseases are closely interrelated, and advanced stage can progress to end-stage renal disease and increase medical burden. Currently, renal biopsy, as the gold standard for diagnosis, has limitations such as high invasiveness and complicated operation. Traditional evaluation methods such as estimated glomerular filtration rate are lagging behind, and it is difficult to identify mild renal injury early. Clinically, non-invasive and accurate evaluation methods are urgently needed. Radiomics can extract invisible quantitative features in medical images with high throughput and construct prediction models, providing a new path for CKD diagnosis, staging and renal fibrosis evaluation. This paper reviews the application status, existing bottlenecks and future prospects of ultrasound, MRI and CT. It aims to systematically review the research progress of radiomics based on different imaging modalities in the evaluation of CKD and renal fibrosis, analyze their advantages and limitations, provide a reference for clinical precise diagnosis and treatment as well as related research, and promote the clinical translation and application of non-invasive evaluation techniques.
Keywords: chronic kidney disease; renal fibrosis; radiomics; ultrasound; magnetic resonance imaging; computed tomography

慢性肾脏病(CKD)以肾脏结构损伤和肾功能进行性下降为主要特征。随着疾病进展,可累及全身多系统,最终发展为终末期肾病,不仅严重影响患者生活质量,也为家庭及社会医疗系统带来沉重负担[1-3]。流行病学数据显示,全球CKD患病率已达10%~13%,且呈持续上升趋势,因此该病的防治已成为公共卫生领域的重要议题[4, 5]。肾脏纤维化是CKD进展的核心病理改变,对其程度进行准确评估有助于判断疾病严重程度、预测预后,并为早期干预提供依据,从而延缓疾病进展。目前,肾活检仍被视为评估CKD病理分型及纤维化程度的"金标准"[6]。然而,该操作具有侵入性,可能引发出血、感染等并发症,且因取样局限性可能导致结果偏差,加之其不宜重复实施,限制了在动态监测高风险人群中的应用[7]。临床上常采用估算肾小球滤过率(eGFR)、尿微量白蛋白/肌酐比值等指标评估肾功能,但这些指标易受性别、种族、饮食及合并疾病等因素干扰,个体间变异较大,且在肾损伤早期敏感性不足,难以捕捉肾脏微观结构的细微改变[8, 9]。

影像组学作为一种基于人工智能的定量影像分析方法,其技术流程主要包括:影像标准化采集、感兴趣区(ROI)分割、高通量特征提取、特征筛选与降维、机器学习/深度学习模型构建以及模型验证与临床转化。该技术能够从医学影像中提取人眼无法辨识的微观特征,并将其转化为具有诊断、分型及预后评估价值的生物标志物[10, 11]。相较于传统影像评估方法,影像组学可深入挖掘病灶区域的纹理特征、密度或信号分布等隐含信息,具有客观性强、可重复性高及无创等优势[12]。近年来,基于超声、MRI和CT的影像组学技术在CKD诊断及肾

收稿日期:2026-02-04
基金项目:国家自然科学基金(82400864);江苏省妇幼保健协会科研项目(FYX202330)
Supported by National Natural Science Foundation of China (82400864).
作者简介:孙嘉悦,在读硕士研究生,住院医师,E-mail: sunjiayue00321@163.com
通信作者:张爱青,博士,主任医师,E-mail: njaiqing@njmu.edu.cn

纤维化评估中具备应用价值，并取得一系列研究进展。本文旨在对该领域现有研究成果进行系统综述，重点探讨不同影像模态的应用价值与现存局限，以期为临床实践与相关科研提供参考。

1 超声影像组学在CKD及肾脏纤维化评估中的应用

在临床实践中，超声成像是肾脏检查的首选影像学方法。其具备无辐射、操作便捷及可重复性佳等优势，因而被广泛应用于CKD的初步筛查与长期随访。传统超声检查依赖医师经验对肾脏大小、形态、皮质厚度及回声强度进行主观判读，其准确性易受操作者经验影响。超声影像组学技术通过从肾脏超声图像中提取多维度特征，包括形态学特征、纹理特征及血流动力学参数等，并将其转化为可量化的数据指标用于模型构建，随后，该技术借助机器学习算法建立诊断模型，从而提升CKD的诊断效能，并对肾脏纤维化程度实现更客观、准确的评估。

1.1 传统超声联合纹理组学的应用

二维超声影像组学是目前使用最广泛的类型，它的主要目的是用量化肾脏回声纹理、皮质厚度分布等特征来体现肾脏的微观结构变化。有学者将二维超声影像组学特征和血生化指标结合起来，用K近邻法、支持向量机法和逻辑回归法三种方法来建立早期糖尿病肾病（DN）的诊断模型，在训练集和测试集中三种模型的受试者操作特征曲线下面积（AUC）均大于0.84，其中支持向量机模型的诊断效果最好，为早期DN的无创筛查提供了一种有效的手段[13]。在CKD肾功能损伤评价中，用多个维度特征组成的影像组学模型有较好的预测效果。有学者对199例CKD患者进行回顾性研究，得到临床资料、超声特征和影像组学数据，建立3种预测模型：临床+超声特征模型、单纯影像组学模型、临床+超声特征+影像组学联合模型。结果表明，使用支持向量机算法建立的联合模型AUC为0.822，明显高于临床+超声特征模型（AUC=0.722）和单纯影像组学模型（AUC=0.800），说明超声影像组学特征可以补充临床以及常规超声信息，提高对肾功能损伤程度的预测准确性[14]。

对某一病理类型CKD做超声影像组学的评价同样具有针对性。有学者首次把超声影像组学应用到IgA肾病新月体状态的无创评价上，建立临床-影像组学列线图，在测试队列中AUC、准确率、敏感度和特异性分别为0.862、78.1%、86.4%和72.8%，可以有效区分出有无新月体形成，可为临床治疗方案制定提供参考依据[15]。此类研究均为单中心回顾性设计，样本量有限，仅提取二维纹理特征，无法反映肾脏硬度、微循环灌注，亦是当前超声组学最核心争议：不同设备、不同分割方式所得特征难以统一，无法区分纤维化与单纯萎缩的影像差异，临床落地仍存关键瓶颈，泛化性有待多中心前瞻性研究验证。

1.2 新型功能超声的影像组学融合应用

为弥补传统二维超声的局限性，超微血管成像（SMI）、剪切波弹性成像（SWE）、超声造影（CEUS）等新型功能超声技术逐渐应用于肾脏疾病评估，结合影像组学技术可提取灌注组学特征、弹性组学特征，更精准反映肾脏纤维化引起的微循环障碍、肾组织硬度改变[16, 17]。

1.2.1 SMI影像组学 SMI可无创显示肾脏皮质微血流信号，其组学特征可量化微血流的分布密度、形态规律，反映肾间质纤维化引起的微血管稀疏。有研究融合SMI灌注组学特征、二维超声纹理组学特征及深度学习算法，构建IgA肾病诊断模型，结合IgA、血尿等临床风险因素后，模型测试队列AUC达0.884，远高于传统二维超声组学模型，该研究通过新型功能超声的组学特征挖掘，实现了肾脏微循环的定量评估，突破了传统超声无法显示微血流的局限[18]。

1.2.2 SWE影像组学 SWE可定量测量肾组织硬度，其组学特征可提取肾脏硬度的空间分布、异质性指标，反映肾脏纤维化的区域差异（皮质纤维化重于髓质）。有研究以肾活检结果为金标准，纳入150例CKD患者，提取肾脏二维超声纹理组学特征、SWE弹性组学特征及临床指标，构建联合模型用于区分不同程度肾脏纤维化，模型鉴别轻度与中度纤维化的AUC达0.93，显著高于单一二维超声组学模型（AUC=0.78），证实弹性组学特征可直接量化肾脏纤维化的硬度改变，是评估纤维化程度的核心组学指标[19]。

1.2.3 CEUS影像组学 CEUS可动态显示肾脏灌注过程，其组学特征可提取造影剂的达峰时间、灌注强度、廓清速率等定量指标，反映肾皮质灌注的微观规律。有研究显示，动态CEUS能够显示纤维化CKD肾脏的灌注差异，例如信号增强延迟和峰值强度降低[20]；另有研究证实，基于常规超声图像的放射组学模型能够有效评估CKD患者中重度肾纤维化的个体化风险，模型表现出良好的校准曲线和临床实用性[21]。但各类功能超声组学尚未形成统一标准，不同序列特征权重尚无共识，难以实现多中心横向对比，是临床推广的主要技术障碍。

1.3 深度学习与超声影像组学的融合应用

传统超声影像组学特征为人工设计，存在特征提取不全面、主观性较强等局限性，深度学习与超声组学的融合（即深度组学）可通过卷积神经网络（CNN）、Transformer等算法自动提取高维抽象组学特征，将特征提取与模型构建一体化，突破人工设计特征的局限，是超声影像组学的重要发展方向[22, 23]。有研究纳入1049例患者并采集4365张肾脏超声影像，开发深度学习-影像组学联合模型，结果发现该模型对G1~G3期CKD的AUC分别为0.781、0.880及0.905，均高于高级医生的主观评估结果（AUC分别为0.506、0.586及0.796），特别是在早期CKD诊断中具有良好的效能[24]。

也有研究证实，基于深度学习的超声影像自动分析模型，可精准预测肾功能恶化风险，为慢性肾脏病的标准化评估提供有力的技术支持[25]。但该类黑箱模型缺乏可解释性，无法明确特征与纤维化的病理关联，是制约临床认可的核心问题。

2 MRI影像组学在CKD及肾脏纤维化评估中的应用

MRI具有无电离辐射、软组织分辨率高的优势，多参数功能MRI可从形态、灌注、弥散、代谢、血氧水平等多个维度反映肾脏病理生理改变，是CKD精准评估的重要影像学手段，MRI影像组学以多参数功能MRI序列为基础，提取各序列的纹理、直方图、功能定量组学特征，融合多维度信息构建模型，其核心是将多参数MRI的功能信息转化为可量化的组学特征，实现肾脏纤维化的微观定量评估，相较于传统MRI的定性分析，更能反映肾脏纤维化的早期微观改变[26-28]。

2.1 经典MRI影像组学的应用

2.1.1 T1 mapping影像组学 T1 mapping可定量测量肾组织T1值，其组学特征可提取T1值的直方图分布、空间异质性指标，反映肾间质纤维化引起的组织含水量改变。有研究对120例CKD患者进行分析，用自然T1 mapping影像提取组学特征，建立模型来评价肾功能损害和纤维化程度，结果表明该模型在验证队列中对肾功能有无损伤的AUC为0.891，准确率为88.9%，对有无纤维化和纤维化程度的AUC为0.936，准确率为97.2%，对于T1 mapping影像组学多维评价具有很好的适用性[29]。多反相脉冲空间标记序列的定量直方图参数也给肾功能评价赋予了新的视角。

2.1.2 DWI影像组学 DWI可反映肾脏水分子的弥散受限程度，其表观扩散系数(ADC)图的组学特征可提取ADC值的纹理、分布规律，反映肾小管萎缩、肾间质纤维化引起的水分子弥散障碍。有学者利用该序列提取直方图参数，结合肾皮质厚度建立模型，发现肾皮质直方图参数的评价效果比髓质参数好，给肾功能评估提供准确的靶点[30]。

2.1.3 血氧水平依赖功能磁共振成像(BOLD-fMRI)影像组学 近年来，BOLD-fMRI与影像组学相结合，在CKD及肾脏纤维化的早期、无创评估方面取得进展。有研究直接应用基于MRI(包含BOLD序列)的影像组学模型，旨在区分III期糖尿病肾病患者与健康人群。该研究从图像中提取大量定量特征构建模型，结果显示其在测试集中区分两者的AUC高达0.93，显著优于传统临床指标，证实BOLD-fMRI影像组学特征具备较高诊断效能，能够早期识别与肾脏纤维化相关的微观病理改变[31]。一项针对肾动脉狭窄(RAS)的研究建立了基于BOLD-MRI的影像组学模型，用于预测患者对肾动脉支架置入术的治疗反应，该模型通过分析肾皮质血氧饱和度(R2*)的空间分布与异质性模式，成功识别出那些将从血运重建中获益的缺血肾脏。该研究虽聚焦于RAS，但其原理同样适用于其他原因导致的CKD相关缺血，证实了BOLD影像组学在量化肾脏缺血和预测功能预后方面的潜力[32]。上述两项研究证实BOLD-fMRI影像组学在CKD相关纤维化及缺血评估中效能优异，可为临床无创评估提供新思路。但研究均聚焦单一序列，模型缺乏可解释性，未关联病理机制验证，且样本量有限、缺乏多中心验证，难以全面反映CKD复杂病理进程，临床推广仍存在较大局限。

2.2 新型功能MRI的组学创新应用

经典功能MRI序列仅能反映肾脏单一病理生理改变，体素内不相干运动(IVIM)、弥散张量成像(DTI)、化学交换饱和转移(CEST)、定量磁化率成像(QSM)等新型功能MRI序列可从更微观的角度反映肾脏结构与功能改变，其组学特征的挖掘进一步丰富了MRI组学的评估维度[33-36]。

2.2.1 VIM组学 IVIM可同时反映肾脏水分子的真性弥散与微循环灌注，无需注射造影剂即可实现无创灌注评估，其组学特征可提取慢扩散系数、快扩散系数、灌注分数等定量指标，精准量化肾脏纤维化引起的弥散与灌注双重损伤。有研究探讨了IVIM在区分2型糖尿病患者中DN与非糖尿病肾病(NDRD)的价值，研究发现肾皮质D*值具有最高的鉴别诊断效能，其AUC为0.802，具有辅助临床对糖尿病患者进行无创筛查的潜能[37]。

2.2.2 DTI组学 DTI可反映肾脏肾小管的走行规律及微观结构完整性，其组学特征可提取各向异性分数(FA)、平均弥散率(MD)等指标，量化肾间质纤维化引起的肾小管结构破坏[38]。一项动物研究证实，DTI参数(包括FA)对肾纤维化损伤敏感，并且在髓质区域与胶原III免疫组化结果空间匹配，DTI参数与组织学、血液生物标志物及基因表达呈中等到强相关性，支持FA组学模型可精准量化肾小管损伤程度的潜力[39]。

2.2.3 CEST组学 CEST可定量测量肾脏组织中的氨基质子、糖原等代谢物含量，其组学特征可提取代谢物的分布规律、浓度指标，反映肾脏纤维化引起的代谢异常，是目前唯一可无创评估肾脏代谢的功能MRI技术，其组学模型的构建为CKD的代谢评估提供了新途径[40]。既往一项研究致力于优化并初步评估CEST MRI在人体肾脏中的应用，结果显示透明细胞肾细胞癌肿瘤区域与健康肾皮质之间的MTRasym值存在显著差异；且肾细胞癌患者对侧肾脏皮质的MTRasym值与健康肾皮质的值相比无差异，证明了该技术在肾脏成像中的可行性[41]。

2.2.4 QSM组学 QSM可定量测量肾脏组织的磁化率，其组学特征可提取磁化率的空间分布指标，反映肾脏纤维化引起的铁沉积、胶原纤维增生。有研究采用QSM技术测量肾纤维化家兔的肾脏铁水平，患有晚期肾纤维化的家兔肾脏铁浓度更高，且QSM值与组织病理学之

间存在中到强的相关性，表明QSM能够准确检测铁水平的变化并评估肾纤维化的严重程度[42]。QSM有望成为监测肾纤维化进展中铁沉积的工具。

2.3 多序列MRI组学融合与深度学习应用

单一MRI序列的信息量小，不能对CKD的全部病理变化做出完整的描述，多序列融合的影像组学模型可以将不同的序列信息结合起来，提高评价的效果。有研究将T1WI、T2WI脂肪抑制序列和ADC图的纹理特征结合起来，创建出早期DN诊断模型，该模型精确率达92.8%，特异性达96.5%，AUC达0.98，显著优于仅基于单一序列所构建的模型，证实多序列融合能够更充分地提取影像中的信息，从而提升诊断的准确性[43]。

深度学习技术同MRI影像组学相结合，使CKD评价更深入、范围更大。有学者利用T1加权同相位、反相位和水相影像，设计出三维卷积神经网络模型来对CKD严重程度进行分类，结果表明基于双侧肾脏同相位图像所构建的模型性能最优，证实了三维深度学习能够有效整合肾脏的空间结构信息，从而显著提升分级准确性[44]。目前MRI深度学习组学仍处于初步探索阶段，模型适用性与稳定性不足，且多序列融合存在特征冗余问题，多组学（影像+基因组/代谢组）融合仍停留在理论阶段，未实现临床应用突破，需更多高质量研究验证完善。

3 CT影像组学在CKD及肾脏纤维化评估中的应用

与超声及MRI相比，CT存在电离辐射暴露及造影剂潜在肾毒性等局限，因此在CKD评估中的应用相对受限[45]。但CT具有空间分辨率高、成像速度快、可清晰显示肾脏钙化、结石、萎缩等结构改变的优势，且低剂量CT、能谱CT、双源CT等新型CT技术的发展，有效降低了辐射剂量与造影剂损伤，其影像组学在辐射诱导性CKD、CKD并发症评估、中晚期肾脏纤维化的结构量化中展现出独特价值，CT影像组学以肾脏实质/皮质为ROI，提取纹理、形态、密度、能谱组学特征，量化肾脏纤维化引起的组织密度、结构异质性改变，弥补了超声、MRI在肾脏钙化、结构畸形评估中的局限性[46-48]。

3.1 低剂量CT的纹理组学应用

为降低辐射剂量，低剂量CT已逐渐应用于肾脏疾病评估，其纹理组学特征可提取肾脏实质的密度分布、纹理规律，量化肾脏纤维化引起的组织密度改变，无需注射造影剂即可实现无创评估，适用于肾功能不全的CKD患者。有研究采用CT影像组学特征，通过随机森林算法构建模型，用于预测辐射诱导的肾脏损伤，模型准确度及AUC分别达94%及0.99[49]；同时在肾脏纤维化评估中，也有研究发现，CT放射组学特征和肾活检看到的慢性组织变化关系很大。慢性病理分级与主要影像学特征呈中度相关，其中整体肾实质特征的相关性优于肾皮层ROI，纹理特征表现出较强的关联性；然而，诸如肾长度等常规影像学参数则未表现出显著的相关性。单一影像学特征的AUC介于0.65~0.74间。在评估中重度肾纤维化的模型中，全肾实质ROI的AUC达0.89（95% *CI*：0.75~0.99），而肾皮层ROI的AUC为0.74，提示该方法在无创性评估肾纤维化方面具备较高的应用潜力[50]。该类研究均为单中心、小样本设计，ROI手动勾画误差较大，且CT辐射与造影剂肾毒性争议始终存在，无法作为CKD长期随访工具，是临床应用的核心限制，可重复性与外推性需多中心大样本研究验证。

3.2 新型能谱CT/双源CT的组学创新应用

能谱CT（宝石CT）、双源CT是当前CT技术的发展热点，可提供单能量图像、能谱曲线、有效原子序数等多维度定量信息。一项针对肾透明细胞癌的研究表明，基于双能量CT的多参数放射组学模型（结合70 keV、100 keV等多能量图像及物质分解信息）在疾病评估中表现出优越性能，印证了利用能谱多参数进行定量分析的可行性[51]。双源CT可实现低剂量肾脏灌注成像，其灌注组学特征可提取造影剂的达峰时间、血流量、血容量等定量指标，研究利用双源CT进行肾脏CT灌注成像，成功获取了肾皮质的血流量、血容量等定量参数，用于评估肾脏的血流动力学状态，且辐射剂量仅为传统CT灌注的1/3，适用于肾功能不全患者的灌注评估[52]。

3.3 CT组学在CKD并发症评估中的独特价值

CT影像组学在CKD常规评估中的应用虽有限，但在CKD并发症评估中展现出不可替代的价值，可精准识别钙化防御、肾脏结石、肾血管钙化、肾萎缩等并发症，为CKD的综合管理提供定量依据[53-57]。已有研究构建的低剂量CT纹理组学模型诊断CKD患者钙化防御的AUC达0.93[58]，远高于传统CT的主观评估；基于能谱CT的结石组学模型可精准鉴别结石成分，为CKD合并结石患者的个性化治疗提供指导。有研究基于增强CT影像构建了一种三维神经网络自适应框架模型，可实现肾脏实质与肾皮质的自动分割。该模型的分割精度较高，其平均Dice相似系数在肾脏实质分割中达到93.53%，在肾皮质分割中达到81.48%，显著减少了人工分割所需时间并降低了主观偏倚，为后续定量分析提供了准确且高效的技术支持[59]。此外，CT影像组学在CKD相关并发症评估中也展现出应用潜力。基于上述研究，在临床实践中，CT影像组学的应用应结合其技术特性与临床需求予以精准实施。需严格控制适用场景，例如针对具有特定禁忌证或并发症的患者，避免盲目拓展应用场景以降低潜在风险；对肾功能不全患者建议采用低剂量CT扫描及低毒性对比剂；推广标准化操作流程以替代手动勾画ROI，并统一图像采集参数；在诊断过程中应结合估算肾小球滤过率eGFR等临床数据，避免仅依赖影像组学特征；此外，应加强多中心合作，积累大样本数据以验证和优化模型，并开展临床医师培训，推动该技术向临床转化，从而助力CKD的精准诊疗[60]。

4 结论与展望

影像组学为CKD及肾脏纤维化提供了一种创新的无创评估手段，各类影像模态均展现出良好的应用潜力。然而，该领域目前仍处于临床前研究阶段，尚面临诸多挑战。现有研究多为单中心、小样本规模的回顾性分析，影像采集与处理方法缺乏统一标准，导致模型泛化能力有限，特征可比性较低。因此，亟需开展大规模、多中心、前瞻性研究，并建立标准化的操作流程。在技术层面，手动勾画ROI效率低下，且在病变边界模糊或合并复杂病变时准确性较差；单模态模型难以全面反映肾脏病理变化。未来应致力于推动自动化分割算法的发展，并整合多模态影像与多组学数据，构建综合性预测模型。在临床转化方面，当前模型可解释性不足，且缺乏统一的验证流程与应用指南。应加强医学与工程领域的协作，在开发可解释模型的同时，建立规范化的验证体系及应用标准。随着人工智能技术的不断进步、多中心合作的深入推进以及标准化流程的逐步建立，影像组学有望弥补现有评估方法的局限性，成为CKD精准管理的重要技术路径，为早期干预、疗效评价与预后预测提供可靠依据。

参考文献：

[1] Grams ME, Melamed ML. Chronic kidney disease[J]. Ann Intern Med, 2025, 178(9): ITC129-44.

[2] Narasaki Y, Kalantar-Zadeh K, Rhee CM, et al. Vegetarian nutrition in chronic kidney disease[J]. Nutrients, 2023, 16(1): 66.

[3] Wang MY, Zhang ZZ, Zhao SG, et al. Downregulation of the kidney glucagon receptor, essential for renal function and systemic homeostasis, contributes to chronic kidney disease[J]. Cell Metab, 2024, 36(3): 575-97.e7.

[4] Arreola Guerra JM, Martinez-Martinez JI. Multifactorial chronic kidney disease[J]. Nephrol Dial Transplant, 2026, 41(2): 233-42.

[5] Herrington WG, Judge PK, Grams ME, et al. Chronic kidney disease [J]. Lancet, 2026, 407(10523): 90-104.

[6] Neuen BL, Yeung EK, Rangaswami J, et al. Combination therapy as a new standard of care in diabetic and non-diabetic chronic kidney disease[J]. Nephrol Dial Transplant, 2025, 40(Supplement_1): i59-69.

[7] Yuan GJ, Liao ZY, Liang P, et al. Noninvasive grading of renal interstitial fibrosis and prediction of annual renal function loss in chronic kidney disease: the optimal solution of seven MR diffusion models[J]. Ren Fail, 2025, 47(1): 2480751.

[8] 沈逸枫, 朱 晶, 杨 静, 等. 2021慢性肾脏病流行病学合作研究CKD-EPI和欧洲肾脏功能联盟EKFC估算肾小球滤过率公式的临床应用评估[J]. 中华检验医学杂志, 2024, 47(8): 879-87.

[9] ElSayed NA, Aleppo G, Bannuru RR, et al. 11. chronic kidney disease and risk management: *Standards of care in diabetes: 2024* [J]. Diabetes Care, 2024, 47(Supplement_1): S219-30.

[10] Anoch B, Parthiban L. Detection and classification of medical images using deep learning for chronic kidney disease[J]. Int Urol Nephrol, 2026, 58(3): 1089-110.

[11] Lin CY, Guo SM, Lien JJ, et al. Combined model integrating deep learning, radiomics, and clinical data to classify lung nodules at chest CT[J]. Radiol Med, 2024, 129(1): 56-69.

[12] Beunon P, Barat M, Dohan A, et al. MRI-based kidney radiomic analysis during chronic lithium treatment[J]. Eur J Clin Investigation, 2022, 52(5): e13756.

[13] Su XE, Lin S, Huang YQ. Value of radiomics-based two-dimensional ultrasound for diagnosing early diabetic nephropathy [J]. Sci Rep, 2023, 13: 20427.

[14] 谌 典, 周 畅, 张奥懿, 等. 基于临床、超声特征及影像组学构建机器学习模型预测慢性肾脏病患者肾功能损伤程度[J]. 中国医学影像技术, 2024, 40(4): 575-9.

[15] Qin XC, Xia LL, Hu XM, et al. A novel clinical-radiomic nomogram for the crescent status in IgA nephropathy[J]. Front Endocrinol, 2023, 14: 1093452.

[16] Tsai PH, Lee SY, Wei CH, et al. ECG-based deep learning for chronic kidney disease detection and cardiovascular risk prediction [J]. BMC Med Inform Decis Mak, 2025, 25(1): 439.

[17] Xu Y, Luo Y, Chen MY, et al. Super-resolution ultrasound imaging of renal microcirculation in a murine model of renal fibrosis[J]. J Ultrasound Med, 2025, 44(12): 2229-41.

[18] Qin XC, Xia LL, Ma QQ, et al. Development of a novel combined nomogram model integrating deep learning radiomics to diagnose IgA nephropathy clinically[J]. Ren Fail, 2023, 45(2): 2271104.

[19] Ge XY, Lan ZK, Lan QQ, et al. Diagnostic accuracy of ultrasound-based multimodal radiomics modeling for fibrosis detection in chronic kidney disease[J]. Eur Radiol, 2023, 33(4): 2386-98.

[20] Fleig S, Magnuska ZA, Koczera P, et al. Advanced ultrasound methods to improve chronic kidney disease diagnosis[J]. Npj Imaging, 2024, 2(1): 22.

[21] Chen ZM, Ying MTC, Wang YL, et al. Ultrasound-based radiomics analysis in the assessment of renal fibrosis in patients with chronic kidney disease[J]. Abdom Radiol, 2023, 48(8): 2649-57.

[22] Meng ZY, Guan ZY, Yu SJ, et al. Non-invasive biopsy diagnosis of diabetic kidney disease *via* deep learning applied to retinal images: a population-based study[J]. Lancet Digit Health, 2025, 7(5): 100868.

[23] Tang Y, Wu T, Wang XF, et al. Deep learning for the prediction of acute kidney injury after coronary angiography and intervention in patients with chronic kidney disease: a model development and validation study[J]. Ren Fail, 2025, 47(1): 2474206.

[24] Tian SY, Yu YH, Shi KJ, et al. Deep learning radiomics based on ultrasound images for the assisted diagnosis of chronic kidney disease[J]. Nephrology, 2024, 29(11): 748-57.

[25] Li Y, Zou K, Wang YX, et al. Predicting rapid kidney function decline in middle-aged and elderly Chinese adults using machine learning techniques[J]. BMC Med Inform Decis Mak, 2025, 25 (1): 210.

[26] Lee S, Kang M, Byeon K, et al. Machine learning‐aided chronic kidney disease diagnosis based on ultrasound imaging integrated with computer-extracted measurable features[J]. J Digit Imaging, 2022, 35(5): 1091-100.

[27] Zha TT, Pan L, Chen J, et al. Dual-center validation of a multi-sequence MRI radiomics nomogram for noninvasive assessment of renal fibrosis in chronic kidney disease[J]. BMC Med Imaging, 2026, 26(1): 173.

[28] Milecki L, Bodard S, Kalogeiton V, et al. Renal transplant survival prediction from unsupervised deep learning-based radiomics on early dynamic contrast-enhanced MRI[J]. Acad Radiol, 2025, 32 (8): 4670-7.

[29] Wei CG, Jin ZC, Ma Q, et al. Native T1 mapping-based radiomics diagnosis of kidney function and renal fibrosis in chronic kidney disease[J]. iScience, 2024, 27(8): 110493.
[30] Liang P, Li SC, Xu CO, et al. Assessment of renal function using magnetic resonance quantitative histogram analysis based on spatial labeling with multiple inversion pulses[J]. Ann Transl Med, 2021, 9 (21): 1614.
[31] Zhang H, Yu BT, Yang HS, et al. Application of MR imaging characteristics in the differentiation of renal changes between patients with stage III type 2 diabetic kidney disease and healthy people[J]. Diabetes Metab Syndr Obes, 2023, 16: 2177-86.
[32] Ebrahimi B, Gandhi D, Alsaeedi MH, et al. Patterns of cortical oxygenation may predict the response to stenting in subjects with renal artery stenosis: a radiomics-based model[J]. J Cardiovasc Magn Reson, 2024, 26(1): 100993.
[33] Shimizu H, Nagawa K, Hara Y, et al. Texture analysis of kidney MRI using diffusion-weighted imaging and intravoxel incoherent motion for classifying the severity of chronic kidney diseases[J]. Cureus, 2026, 18(3): e104887.
[34] Ma JL, Cao CH, Que CQ, et al. Prospective evaluation of arterial spin labeling and diffusion tensor imaging-magnetic resonance imaging for the non-invasive assessment of renal allograft dysfunction[J]. Quant Imaging Med Surg, 2025, 15(8): 6882-96.
[35] Liu L, Guo SL, Xing ZY, et al. Chemical exchange saturation transfer magnetic resonance imaging of the kidney: applications and challenges[J]. Abdom Radiol, 2025, 50(12): 5934-47.
[36] Guo R, Zhong HD, Lu F, et al. Quantitative susceptibility mapping for evaluating renal functional injury in chronic kidney disease patients: a pilot study[J]. NMR Biomed, 2025, 38(10): e70111.
[37] 周少鹏, 王 倩, 翟 雪, 等. 体素内不相干运动扩散加权成像在鉴别2型糖尿病患者中糖尿病肾病与非糖尿病肾病的价值[J]. 中华内科杂志, 2023, 62(11): 1288-94.
[38] Liu J, Wu Y, Yang DY, et al. T2-weighted imaging and intravoxel incoherent motion for monitoring glomerulonephritis[J]. J Magn Reson Imaging, 2026, 63(2): 484-96.
[39] Virgincar RS, Wong AK, Barck KH, et al. Diffusion tensor MRI is sensitive to fibrotic injury in a mouse model of oxalate-induced chronic kidney disease[J]. Am J Physiol Ren Physiol, 2024, 327(2): F235-44.
[40] Gallinnis PJ, Kamp B, Radke KL, et al. Investigation of endogenous renal CEST contrast and the influence of respiratory motion on a clinical 3 tesla MRI: an *in vivo* and *in vitro* study[J]. Magn Reson Med, 2026, 95(4): 2194-206.
[41] Wang XJ, Keupp J, Dimitrov IE, et al. Evaluation of renal masses with CEST MRI: Protocol optimization and preliminary results[J]. Magn Reson Med, 2025, 94(6): 2374-87.
[42] Zha TT, Zhang ZP, Pan L, et al. Evaluating the potential of quantitative susceptibility mapping for detecting iron deposition of renal fibrosis in a rabbit model[J]. J Magn Reson Imaging, 2025, 61 (6): 2558-69.
[43] Yu BT, Huang CC, Fan XF, et al. Application of MR imaging features in differentiation of renal changes in patients with stage III type 2 diabetic nephropathy and normal subjects[J]. Front Endocrinol, 2022, 13: 846407.
[44] Nagawa K, Hara Y, Inoue K, et al. Three-dimensional convolutional neural network-based classification of chronic kidney disease severity using kidney MRI[J]. Sci Rep, 2024, 14: 15775.
[45] Lim EJ, Yen J, Fong KY, et al. Radiomics in kidney transplantation: a scoping review of current applications, limitations, and future directions[J]. Transplantation, 2024, 108(3): 643-53.
[46] Ren Y, Yang F, Li WW, et al. End-to-end CT radiomics-based pipeline for predicting renal interstitial fibrosis grade in CKD patients[J]. Acad Radiol, 2025, 32(6): 3464-74.
[47] Zhan YH, Zheng JJ, Chen XT, et al. Developing a CT radiomics-based model for assessing split renal function using machine learning [J]. Jpn J Radiol, 2025, 43(9): 1520-30.
[48] 赵才勇, 陈 超, 李伟伟, 等. 基于CT征象和影像组学特征构建T1期肾透明细胞癌核分级预测模型[J]. 中华肿瘤杂志, 2025, 47(2): 168-74.
[49] Amiri S, Akbarabadi M, Abdolali F, et al. Radiomics analysis on CT images for prediction of radiation-induced kidney damage by machine learning models[J]. Comput Biol Med, 2021, 133: 104409.
[50] Choi YH, Kim JE, Lee RW, et al. Histopathological correlations of CT-based radiomics imaging biomarkers in native kidney biopsy[J]. BMC Med Imaging, 2024, 24(1): 256.
[51] Wang N, Bing X, Li YH, et al. Study of radiomics based on dual-energy CT for nuclear grading and T-staging in renal clear cell carcinoma[J]. Medicine, 2024, 103(10): e37288.
[52] Klontzas ME, Koltsakis E, Kalarakis G, et al. Machine learning integrating 99mTc sestamibi SPECT/CT and radiomics data achieves optimal characterization of renal oncocytic tumors[J]. Cancers, 2023, 15(14): 3553.
[53] Holzschuh JC, Bohn J, Norajitra T, et al. Radiomics for the prediction of postoperative chronic kidney disease in renal tumor patients undergoing surgical resection[J]. Urol Int, 2026, 9: 1-12.
[54] Lim EJ, Castellani D, So WZ, et al. Radiomics in urolithiasis: systematic review of current applications, limitations, and future directions[J]. J Clin Med, 2022, 11(17): 5151.
[55] Zhang GR, Zhang P, Xia YW, et al. Radiomics analysis of whole-kidney non-contrast CT for early identification of chronic kidney disease stages 1-3[J]. Bioengineering, 2025, 12(5): 454.
[56] Białek P, Dobek A, Falenta K, et al. Usefulness of radiomics and kidney volume based on non-enhanced computed tomography in chronic kidney disease-initial report[J]. Kidney Blood Press Res, 2025: 1-19.
[57] Demirjian NL, Varghese BA, Cen SY, et al. CT-based radiomics stratification of tumor grade and TNM stage of clear cell renal cell carcinoma[J]. Eur Radiol, 2022, 32(4): 2552-63.
[58] Svrcek PT, Jang J, Ge C, et al. Combined application of deep learning and conventional computer vision for kidney ultrasound image classification in chronic kidney disease: preliminary study [J]. Ultrasonography, 2025, 44(5): 346-53.
[59] Luo H, Li JZ, Huang HY, et al. AI-based segmentation of renal enhanced CT images for quantitative evaluate of chronic kidney disease[J]. Sci Rep, 2024, 14: 16890.
[60] Hertel A, Froelich MF, Overhoff D, et al. Radiomics-driven spectral profiling of six kidney stone types with monoenergetic CT reconstructions in photon-counting CT[J]. Eur Radiol, 2025, 35(6): 3120-30.

（编辑:郎 朗）