



计算机科学

COMPUTER SCIENCE

基于深度学习的肾脏超声图像分割:现状与挑战

尹诗, 施振扬, 吴梦麟, 蔡金燕, 余德

引用本文

尹诗, 施振扬, 吴梦麟, 蔡金燕, 余德. 基于深度学习的肾脏超声图像分割:现状与挑战[J]. 计算机科学, 2025, 52(9): 16-24.

YIN Shi, SHI Zhenyang, WU Menglin, CAI Jinyan, YU De. [Deep Learning-based Kidney Segmentation in Ultrasound Imaging:Current Trends and Challenges](#) [J]. Computer Science, 2025, 52(9): 16-24.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[基于雷达和视觉融合的多模态空中手写体识别](#)

Multimodal Air-writing Gesture Recognition Based on Radar-Vision Fusion

计算机科学, 2025, 52(9): 259-268. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.240400143>

[数据分类分级技术研究综述](#)

Survey of Data Classification and Grading Studies

计算机科学, 2025, 52(9): 195-211. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.240800149>

[基于局部增强傅里叶神经算子的偏微分方程求解方法](#)

Partial Differential Equation Solving Method Based on Locally Enhanced Fourier Neural Operators

计算机科学, 2025, 52(9): 144-151. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.240700122>

[基于药物子结构与蛋白质三维图信息的化合物-蛋白质相互作用预测](#)

Graph-based Compound-Protein Interaction Prediction with Drug Substructures and Protein 3D Information

计算机科学, 2025, 52(9): 71-79. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.250100116>

[M2T-Net:基于多源数据的跨任务迁移学习舌象诊断方法](#)

M2T-Net:Cross-task Transfer Learning Tongue Diagnosis Method Based on Multi-source Data

计算机科学, 2025, 52(9): 47-53. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.241000046>

基于深度学习的肾脏超声图像分割:现状与挑战

尹诗¹ 施振扬¹ 吴梦麟^{1,2} 蔡金燕¹ 余德³

1 南京工业大学计算机与信息工程学院 南京 211816

2 深圳卡本医疗器械有限公司 广东 深圳 518000

3 江苏开放大学信息工程学院 南京 210036

(yinshi2021@njtech.edu.cn)

摘要 肾脏超声图像分割作为一项关键的临床任务,在疾病诊断和治疗规划中发挥着重要作用。该综述系统回顾了2017至2024年间肾脏超声图像分割领域的重要研究成果,重点分析了二维和三维分割技术及异常病变肾脏分割方法。对于二维超声图像,总结了4类分割技术方法:1)基于纹理特征提取的传统分割方法;2)U-Net及其改进架构;3)融合肾脏形状和边界先验知识的深度监督学习方法;4)多模态信息融合分割技术。此外,详细梳理了当前公开可用的数据集和标准化评估指标,为后续研究提供了可靠的比较基准。尽管当前二维分割方法已取得显著进展,但仍面临诸多挑战:精细解剖结构的分割精度有待提升,三维分割技术尚未成熟,异常病变分割研究明显不足,以及高质量训练数据严重匮乏等关键问题。这些技术瓶颈的突破将直接决定该领域研究成果的临床转化前景。展望未来,需要重点发展精细结构与三维分割技术、探索跨模态学习方法、深化组织特征信息融合策略,并着力构建大模型和高质量数据集,以全面提升肾脏超声分割技术的临床应用价值。

关键词: 肾脏超声分割;深度学习;肾脏异常;评估指标;公开数据集

中图分类号 TP391.41;R445.1

Deep Learning-based Kidney Segmentation in Ultrasound Imaging: Current Trends and Challenges

YIN Shi¹, SHI Zhenyang¹, WU Menglin^{1,2}, CAI Jinyan¹ and YU De³

1 College of Computer and Information Engineering, Nanjing Tech University, Nanjing 211816, China

2 Carbon Medical Device Ltd., Shenzhen, Guangdong 518000, China

3 School of Information Technology, Jiangsu Open University, Nanjing 210036, China

Abstract Kidney ultrasound segmentation plays a pivotal role in clinical diagnosis and treatment planning. This review systematically reviews key developments in renal segmentation techniques from 2017 to 2024, focusing on 2D/3D approaches and pathological tissue analysis. Current 2D methods encompass four categories: traditional texture-based techniques, U-Net variants, shape-prior integrated deep learning, and multimodal fusion approaches. The study comprehensively evaluates available datasets and standardized metrics, establishing critical benchmarks for the field. While significant progress has been made in 2D segmentation, persistent challenges include limited precision in fine structures, immature 3D techniques, inadequate pathological analysis, and data scarcity. Overcoming these limitations is crucial for clinical translation. Future directions emphasize refining structural segmentation, advancing 3D reconstruction, developing cross-modal learning, and creating comprehensive datasets. These efforts will enhance the clinical utility of renal ultrasound segmentation, bridging the gap between technical innovation and medical application.

Keywords Kidney US segmentation, Deep learning, Renal abnormalities, Evaluation metrics, Open datasets

1 引言

作为人体重要的成对豆形器官,肾脏在维持机体稳态中承担着至关重要的排泄和内分泌调节功能^[1]。常见肾脏疾病包括肾结石、肾恶性肿瘤以及儿童先天性肾脏与尿路畸形等。

相较于计算机断层扫描(Computed Tomography, CT)、磁共振成像(Magnetic Resonance Imaging, MRI)等其他影像学检查,超声成像凭借其无辐射、实时动态显像及高性价比等优势,已被广泛应用于肾脏疾病(如肾积水、囊肿、结石、慢性肾病和急性肾损伤)的筛查、诊断及预后评估,尤其在实时手术

到稿日期:2025-03-31 返修日期:2025-06-19

基金项目:江苏省自然科学基金(BK20230312)

This work was supported by the Natural Science Foundation of Jiangsu Province(BK20230312).

通信作者:余德(yude@jsou.edu.cn)

导航中具有显著优势^[2]。此外,得益于无创、无辐射且操作便捷的特点,超声检查已成为儿童肾脏疾病影像学评估的首选方法^[3]。

基于超声成像在肾脏评估中的不可替代性,实现肾脏超声图像的自动准确分割对高效精准诊断至关重要。然而目前实现精准的肾脏分割仍面临诸多技术瓶颈,肾脏组织的结构异质性使得超声图像呈现不均匀的灰度分布,导致其与周边腹部器官的边界辨识困难^[4-5]。此外,超声图像的采集质量高度依赖操作者^[6],标准的2D肾脏超声检查包括对侧腰部进行纵向和横向扫描,其中纵向扫描需与肾脏长轴对齐。受限于超声探头的物理特性,每次检查只能对一个肾脏进行成像,且不同切面下的肾脏形态差异可能导致误诊。最后,不同个体间肾脏大小不一、形态变异以及先天发育异常等因素,更增加了分割的复杂性。这些挑战在超声成像中尤为显著,其成像过程易受斑点噪声、声衰减等伪影影响,同时存在成像视野受限和对比度不足等问题。综上所述,相比于其他模态以及器官的分割,超声肾脏自动分割面临4类主要挑战^[7]。

1) 超声成像特性:图像易受斑点噪声干扰,组织对比度低,灰度分布不均,且器官边界辨识困难。

2) 肾脏解剖特点:受周围高回声组织声影遮挡,内部回声不均,且存在显著的个体形态变异。

3) 操作依赖性:受限于狭窄的扫描视野、探头定位偏差及操作者经验差异,肾脏部分区域容易出现显影缺失。

4) 标注数据局限:不同切面超声图像差异大,图像质量参差不齐,且公开可用的高质量标注数据集匮乏。

为系统分析超声肾脏分割技术,本文对近年发表的方法进行了系统性综述,并根据其方法学特征进行分类,主要内容框架如图1所示。本文贡献包括以下3个方面:首先,全面评述了肾脏及其病变区域的超声分割技术,通过算法分析与深入讨论推动领域认知;其次,整合公开可用的肾脏超声分割数据集及标准化评估指标,为算法性能比较与基准测试提供参考;最后,对比现有方法并提出潜在研究方向,为未来技术发展提供指导。

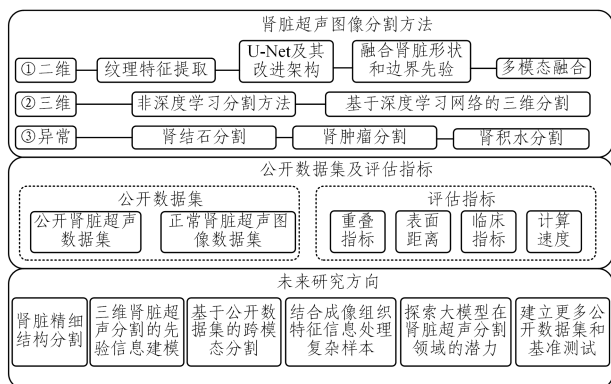


图1 肾脏超声分割的系统分类:方法体系、评估框架与未来展望

Fig. 1 Taxonomy of kidney ultrasound segmentation: methodologies, evaluation frameworks, and future perspectives

2 综述方法

本文严格遵循文献^[8]中提出的指南框架,具体流程如

图2所示。

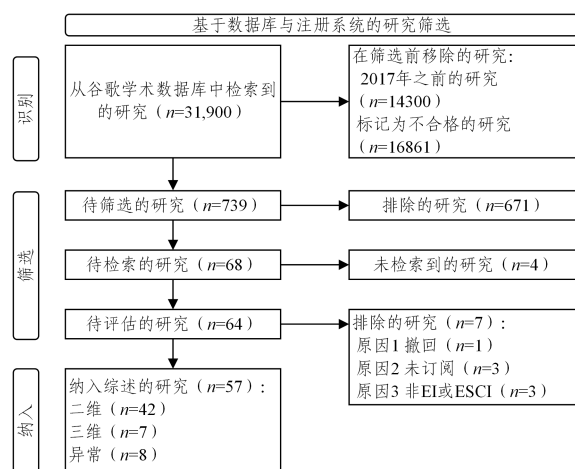


图2 文献检索策略与纳入标准

Fig. 2 Search strategy and the inclusion criteria for paper selection

2.1 文献检索策略

研究团队通过谷歌学术系统检索2017—2024年间发表的文献,采用“kidney ultrasound segmentation”和“renal ultrasound segmentation”作为关键词进行初筛。在全面分析检索结果的标题和摘要后,对符合标准的研究文献进行深入研读与评估。

2.2 筛选标准及结果

本研究采用严格的文献筛选标准,仅纳入正式发表的英文论文,包括SCI/ESCI期刊论文和EI会议论文,同时排除专利、预印本及非英文文献。研究内容聚焦于肾脏及其病变(如囊肿、肿瘤等)的图像分割,多器官分割研究中涉及肾脏超声分割的予以保留,但单纯肾脏检测研究不予考虑。对于诊断或检测类研究,仅保留采用创新分割方法的文献,并排除与肾脏分割无关的技术应用(如穿刺针定位)及未提供定量分析结果的研究。通过系统筛选,最终确定57篇高质量文献作为研究基础。

3 肾脏超声图像分割方法分类

本研究将肾脏分割方法按数据维度和分割目标划分为以下3种类型:1)二维分割方法,处理独立二维切片(即使源数据为三维);2)三维分割方法,直接处理三维体数据;3)肾脏异常分割方法。分类标准主要依据输入数据的维度特征及处理方式。鉴于二维超声在临床中的主导地位,现有研究以二维分割为主,因此本文特别建立了基于图像特征建模的二维方法细分框架。值得注意的是,部分方法同时具备肾脏本体和病变分割功能,本文将根据其技术侧重点进行合理归类。

3.1 二维肾脏超声图像分割

本节系统归纳了二维肾脏超声分割的四大技术路线(见表1):1)传统纹理特征方法;2)U-Net及其改进架构;3)融合解剖先验的深度监督学习;4)多模态融合技术。针对超声图像特有的低信噪比和边界模糊等挑战,这些方法提出了差异化特征提取策略。数据集的非公开性导致直接比较存在困难,但文献报道的性能指标仍为评估技术演进提供了重要参考。

表 1 二维肾脏超声分割方法概述

Table 1 Overview of 2D kidney ultrasound segmentation methods

文献-年份	分割方法	损失函数	类型	数据信息	训练/测试集	性能指标/%
[9]-2024	U-Net with cross modal transfer learning	Dice	3.1.4	儿童	100/169	85.48
[10]-2024*	Fast U-net++	—	3.1.2	正常 OKUS	840/240 —	97±2 95
[11]-2024	Double U-Net	Dice+交叉熵	3.1.2	CKD	534/72	88.32
[12]-2024	U-Net++ variant	—	3.1.2	产前肾积水	1329/CV	92.1
[13]-2024	Short-Term dense concatenate NN	交叉熵	—	动态超声	1068/138	96.66
[14]-2024	U-Net variant and multiple contour refinement methods	Dice	3.1.2	正常	840/240	93.9±6.1
[15]-2024	Deeplabv3 with resnet50	—	—	正常 & 肾积水	523/200	94.74
[16]-2023	DL and conventional active contour	—	3.1.1	OKUS	304/150	91±9.1
[17]-2023	Asymmetric U-Net with hybrid attention	二元交叉熵	3.1.2	低质量	300/100	94.59±3.58
[18]-2023	Shape aware dual-task multi-scale fusion network and self-correction	二元交叉熵+Dice+水平集损失+一致性损失	3.1.3	—	—	97.43
[19]-2023	Global Local network with channel attention*	二元交叉熵+Dice	3.1.2	—	850/150	86.21
[20]-2023	U-Net variant and multiple contour refinement methods	Dice	3.1.1 3.1.2	正常	960/276	94.6±3.4
[21]-2023	A point-guided segmentation method	Dice	3.1.1 3.1.2	正常	960/276	95.7±2.4
[22]-2023	Multi-scale and deep-supervised CNN	二元交叉熵	3.1.2	OKUS	300/CV	94.32±0.43
[23]-2022	Multi-branch aware network	焦点+Dice	3.1.2	—	450/50	96.01
[24]-2022	Multi-scale and deep-supervised CNN	加权交叉熵	3.1.2 3.1.3	—	350/50	95.86±2.76
[25]-2022	DL with cross-modal transfer learning	Dice	3.1.4	正常	50/82	85.3±13.7
[26]-2022	CNN with a boundary extraction	—	3.1.2	纵向扫描	490/70	97
[27]-2022	Multi-branch and deep supervision network	交叉熵+边缘损失	3.1.2	扇形扫描	320/100	96±3
[28]-2022	Deeplabv3+ & boundary encoder	—	3.1.3	糖尿病患者	—	81.2±0.3*
[29]-2022	Mask-RCNN	二元交叉熵+平滑 L1 范数损失	—	正常 & CKD	—/993	81.62
[30]-2022	Ultrasound-specific physics-based data augmentation*	Dice+交叉熵	—	OKUS	—	69
[31]-2022	U-Net and GAN	交叉熵+判别损失	3.1.2	—	200/40	97.83
[32]-2022	U-Net adaption	Dice	3.1.2	—	1483/236	86.16±11.19
[33]-2022	Stacked dilated U-Net	二元交叉熵+Dice+IoU 损失	3.1.2	正常	1166/116	82.0
[34]-2022	Ensemble deep learning models	Dice	3.1.2	肾积水	168/CV	92.17
[35]-2021	Boundary distance regression	边缘损失	3.1.3	儿童 (正常 & CAKUT)	105/80	94±3
[3]-2021	U-Net and region-based active contour	交叉熵+Dice+焦点	3.1.2	异常儿童	255/35	95.38
[36]-2021	U-Net with weighted skip connection	Dice+交叉熵	3.1.2	儿童肾积水	256/35 1665/185	89.4 89.49*
[37]-2021	LinkNet	Dice	—	儿童肾积水	1050/1450	84±17
[38]-2021	Attention U-Net	Dice+交叉熵	3.1.2	儿童肾积水 & 正常	1689/449	92±5.1
[39]-2021	Multiscale fusion network	二元焦点损失函数+边缘损失	3.1.2	扇形扫描	450/50	95.38
[40]-2021	Attention-based PSPNet	Dice+交叉熵	3.1.2	儿童 UPJO	—	87.43*
[41]-2020	Deeplab with boundary distance regression	边缘损失+交叉熵	3.1.3	儿童 (正常 & CAKUT)	105/164	94.51±3.15
[42]-2020	Pre-trained U-Net	—	3.1.1 3.1.4	纵向扫描	448/56	75
[43]-2019	Cascaded FC DenseNet	二元交叉熵+焦点	3.1.3	肾病患者	362/99	82.54
[44]-2019	Level set with shape constraint	—	3.1.1	—	20/80	94.3±3.1
[45]-2019	A kernel based fuzzy C-means clustering	—	3.1.1	正常 & 异常	—/50	85.6*
[46]-2018	Graph cuts	—	3.1.1	儿童肾脏	65	94.46±1.79
[47]-2017	Phase based distance regularized level set	—	3.1.1	多种异常肾脏	25	87.54±2.4
[48]-2017	Net with joint learning of foreground, background and shape	外观+形状损失	3.1.2 3.1.3	正常 & 异常	48 & 123	74.06
[49]-2017	Incorporating shape priors within U-Net	形状先验损失	3.1.2 3.1.3	成人 & 儿童	131	83.95

注:训练集/测试集:带标签的肾脏超声图像,不包括其他预训练数据集;数据信息:亦代表该方法的适用场景;*:通过平均交并比(Mean Intersection over Union)衡量,其余均为 Dice 相似系数;OKUS:开放肾脏超声数据集(Open Kidney Ultrasound Data Set)^[50];CV:交叉验证;*:该方法可对精细区域进行分割,结果详情见参考文献;CAKUT:先天性肾脏及尿路畸形;CKD:慢性肾病;UPJO:肾盂输尿管连接部梗阻;性能指标:选取性能表现中的最佳结果;Dice:dice 损失函数。

3.1.1 基于纹理特征提取的传统分割方法

尽管深度学习主导了肾脏超声分割研究,但传统纹理分析方法仍展现出独特价值^[44-45,47,51]。学者通过混合均值-中值滤波^[45]或高斯滤波^[51]抑制斑点噪声,并创新性地改进水平集模型,将纹理特征与形状信息结合,或利用局部相位特征

和柯西函数提取单基因信号来识别边界^[47]。图割算法则融合原始图像强度和 Gabor 纹理特征^[46]进行分割,但这些方法通常依赖人工初始化,制约了临床效率。为突破这一局限,新兴的混合方法采用深度学习网络获取初始分割,再通过智能折线分割等传统算法优化结果^[20-21],虽然解决了手动初始化

问题,但在参数优化、计算效率和泛化性能方面仍逊色于端到端深度学习方法。

3.1.2 基于 U-Net 架构的二维肾脏超声分割

近年来,U-Net 及其改进架构(如 U-Net++)已成为基于深度学习肾脏超声分割的主流方法,相比传统分割方法,在多项研究中展现出卓越性能^[3,9,11-12,17,31-32,36,38,42,48-49]。为进一步提升分割精度,研究者开发了多尺度融合网络^[18,24,39],通过整合结构特征提取、细节捕捉和多尺度特征融合模块,显著改善了肾脏组织的细微特征识别^[39]。近年来,注意力机制的引入为超声图像分割带来了新的突破^[19,38,40],最新的注意力机制网络(如 GL-UNet)通过全局-局部通道注意力动态优化特征权重^[19],有效解决了肾脏内部结构与边界精确分割的难题,大幅提升了不同解剖区域的区分度。这些技术创新共同推动了肾脏超声分割从整体轮廓识别向精细结构分割的演进。

3.1.3 融合肾脏形状和边界先验知识的深度监督学习方法

在肾脏超声图像分割领域,尽管深度学习模型架构日趋多样化,但损失函数的选择仍相对局限,主要集中在交叉熵损失^[13,17,22,24,43]、Dice 损失^[9,25,32,37]及其组合形式^[11,19,30,36,38,40]。虽然已有研究对多种损失函数(如加权交叉熵、焦点损失、IoU 损失、lovasz-softmax 损失等)进行了系统性评估,并发现二元焦点损失表现较优^[39],但这些方法通常未能有效利用肾脏特有的语义和拓扑结构信息,导致在解剖结构异常、灰度不均或边界模糊的情况下分割精度受限。

为提升性能,研究者开始引入解剖学先验知识。例如,基于正常肾脏的豆形结构,一些工作通过形状建模和一致性约束优化分割效果^[18,48-49]。其中,结合水平集回归与形状感知损失的双任务框架取得了 0.9743 的 Dice 分数^[49]。其中,有研究创新性地提出了双任务一致性框架,将分割图预测与水平集函数回归相结合,并引入形状感知损失函数,最终实现了

0.9743 的优异 Dice 分数^[18]。然而,这类方法对形态变异的病变肾脏适应性较差。此外,肾包膜的光滑高回声边界特征也被用于优化分割^[26-27,35,39,41]。部分研究通过边界检测网络增强轮廓提取^[35,41],但过度依赖边缘特征可能在低质量图像中失效,尤其在弱边缘处容易出现分割结果缺失现象。为此,最新工作提出多尺度深度边缘监督机制,结合侧输出监督和边界检测模块,显著提升了分割鲁棒性^[26-27]。

3.1.4 基于多模态融合的肾脏超声分割

由于现有深度学习算法高度依赖大规模数据,构建高质量肾脏超声标注数据集面临两大核心挑战:超声图像固有的低对比度特性导致肾脏边界模糊不清,以及显著的个体差异增加了标注难度^[5]。虽然传统数据增强技术(如几何变换)能一定程度地提升模型性能^[3,17,23-24,32,39,41],但仍受制于原始数据规模。为此,研究者探索了多种创新解决方案:迁移学习通过 ImageNet 预训练权重(如 VGG-16 骨干网络)有效提升了 U-Net 的分割性能^[42];跨模态方法中,Seg-CycleGAN^[25]突破性地利用未标注超声数据与标注 CT 数据生成带形状标注的合成图像,显著缓解了数据稀缺问题,生成的肾脏超声图像与真实肾脏超声图像 FID 指标为 251.75,图像真实性仍需优化。这些方法为突破数据瓶颈提供了多元化技术路径。

3.2 三维肾脏超声图像分割

三维超声虽在肾脏体积测量精度上优于二维超声(尤其对多囊肾评估至关重要^[52]),但其高昂成本、复杂操作和耗时重建阻碍了临床应用。目前,三维肾脏超声分割研究数量有限且多集中于胎儿检查(见表 2),传统二维方法难以直接适用。早期研究采用检测-分割两阶段策略^[7,53-54],如基于形状-体积配准的方法^[7],但依赖人工干预。近期,3D U-Net++ 和 nnU-Net 等端到端模型表现突出^[55-57],其中结合形状特征损失^[56]或多模态数据融合^[55]的方法效果显著,但受限于临床数据稀缺,推广仍面临挑战。

表 2 三维肾脏超声图像分割方法概述

Table 2 Overview of segmentation methods for 3D kidney ultrasound images

文献-年份	分割方法	数据信息	验证集	性能指标/%
[52]-2022	U-Net	ADPKD	90/30	80
[56]-2021	nnU-Net based on shape feature loss	正常/CKD/移植肾	534/133	92.07±1.91
[54]-2020	spline explicit active surface framework	正常及病理病例	57	81.0±5.8
[55]-2020	Multi-parametric input fusion neural network	胎儿能量多普勒超声	60/20	81.0±11
[58]-2019	3D U-net deep neural network	儿童肾积水	64	76.0±12.0 扩张的集合系统
[53]-2018	DNN detection and a weighted fuzzy active shape model	正常儿童及肾积水	45	85.0±3.0 半自动 82.0±6.0 自动
[7]-2017	Shape-to-volume registration and level set	正常及模拟数据集	15	81.43±4.08

注:验证集标注“A/B”表示 A 为训练数据,B 为验证数据;数据信息:亦代表该方法的适用场景;ADPKD:常染色体显性多囊肾病;CKD:慢性肾病。

3.3 异常肾脏超声图像分割

肾脏超声分割技术已从正常组织识别扩展到肾结石、肿瘤和积水等病变的精确分割,如表 3 所列。典型的分割系统通常由预处理、特征提取、分类和分割 4 个核心模块构成^[59]。肾结石分割方面,尽管模糊 C 均值等传统算法在小样本研究中展现出高准确率(期望最大化算法达 99.96%),但数据匮乏^[60]。肾肿瘤分割中,传统机器学习方法仍展现出一定应用

潜力^[59,61],然而,改进的 UNet++ 模型通过多尺度残差和双注意力机制获得 92.87% 的 Dice 值^[62],显著优于传统手工勾画。对于肾积水评估,基于肾积水/肾实质面积比指标的深度学习方法(如 DeepLabV3+ 与 UNet++ 组合)已达到 0.9000 的平均 Dice 值^[34],为临床提供了可靠的量化工具。这些进展凸显了 AI 在肾脏病变超声诊断中的潜力,但数据标准化和算法泛化能力仍是待突破的关键问题。

表3 异常肾脏超声图像分割方法概述

Table 3 Overview of segmentation methods for abnormal kidney ultrasound images

文献-年份	维度	分割方法	数据信息	训练/测试集	性能指标/%
[62]-2024	2D	UNet++ algorithm fusing multiscale residuals and dual attention	肾脏肿瘤	3020/335	92.87
[60]-2022	2D	Expectation-Maximization algorithms	肾结石	12	99.96±0.03*
[34]-2022	2D	Ensemble deep learning models	肾积水	168	90.0
[38]-2021	2D	Attention U-Net	肾积水	1689/449	0.83±0.122
[59]-2020	2D	Multi-kernel k-means algorithm	肾结石与肿瘤	100	99.66*
[63]-2019	2D	Level-set	肾结石	27	70.4
[61]-2019	2D	Feature related fuzzy C means-Whale optimization algorithm	肾囊肿与肿瘤	—	98.4*
[64]-2019	2D	Divisive hierarchical K-Means segmentation	肾结石	250/CV	98.8*

注:CV:交叉验证;数据信息:亦代表该方法的适用场景;* :采用准确率(ACC)指标^[7],其余均为DSC。

4 肾脏超声图像分割公开数据集和评估指标

4.1 公开数据集

1)公开肾脏超声数据集(OKUS)^[50]:该数据集收录了514张二维肾脏超声图像,由两名资深超声医师完成精细标注。标注内容涵盖肾脏关键解剖结构,包括肾实质和肾盂系统。现有研究在该数据集上取得的最佳Dice相似系数达0.95,但并未给出相关训练细节^[10]。

2)正常肾脏超声图像数据集(Ultrasound Normal Kidney Image)^[65]:该数据集由JeevaWS于2024年8月在Roboflow平台发布,收录了1080张正常肾脏的二维超声图像。图像采用实例分割方式进行标注,涵盖肾脏、肝脏、脾脏等解剖结构,适用于多器官识别与分割任务。数据集支持多种格式导出,

便于模型训练与部署。然而目前尚无公开研究在该数据集上报告具体的分割性能指标。

4.2 评估指标

肾脏分割方法的评估体系包含4类关键指标(见表4)。1)重叠指标:通过Dice相似系数(DSC)和Jaccard指数(IoU)衡量分割结果与真实标签的形态吻合度,在评估多组织结构分割时则采用平均交并比(mIOU)和平均精度(MPA)等综合指标。2)表面距离指标:通过计算分割边界与真实标签的空间距离来评估三维分割的空间一致性。3)临床指标:如肾积水指数误差等直接服务于临床诊断需求。4)计算速度指标:针对超声成像的实时性特点,评估模型的计算效率和复杂度,但当前研究对此关注仍显不足。

表4 分割方法中的指标概述

Table 4 Overview of metrics in segmentation methods

指标类型	评估指标	定义说明	应用文献	
	DSC	医学图像分割核心评估指标	[3,7,9,11,12,16-19,23-27,30,32,37-39,41-42,44-49,53-55]	
	F1分数			
	Jaccard IOU	预测结果与真实标注的交集面积除以并集面积	[9,13-24,26-28,32,40-41,45,52,55,63]	
	MIOU	多区域分割均值交并比	[29,36,39,43]	
	FWIoU	频率加权交并比	[29,43]	
	PA	像素准确率	[23,36,40,43]	
	MPA	多类别平均像素准确率	[28,39,43]	
	重叠指标	SENS	灵敏度或真阳性率, 正确识别阳性样本的概率	[3,7,12,13,15-17,19,22-27,32,39,41-42,44,60-61]
		Recall		
		TPR	特异度或真阴性率, 正确识别阴性样本的概率	[7,12,19,22,23,26,32,39,42,46,61]
SPEC				
TNR		准确率	[7,9,15-17,21,24,26,27,31-32,35,42,46,59-61,64]	
ACC		阳性预测值	[3,12,13,15-17,22-24,26,32,39,41-42,44,60-61]	
表面距离指标	Precision	阴性预测值	[61]	
	PPV	马修斯相关系数	[52]	
	NPV	曲线下面积	[12,52]	
	MCC	平均距离,衡量边界匹配程度	[7,35,41,46]	
	AUC	豪斯多夫距离,两条边界间最近点之间的最大距离	[7,18,22,27,30,32-33,37,44,47,50,54-55]	
	MD	平均绝对距离,两轮廓间所有对应点距离均值	[44,47]	
	HD	平均对称表面距离	[15,17-18,22,24,27,32,41,53,55,58,66]	
	MAD	平均点-表面距离	[54]	
临床指标	ASSD	“良好轮廓”百分比,P2S小于5mm的病例百分比	[54]	
	P2S	肾积水指数误差值	[58]	
	GC	图像分割的体积与临床指标预期肾脏体积差异	[3]	
	HI误差	肾积水半定量生物标志物	[38]	
计算速度指标	肾脏体积误差	梗阻严重程度的最终预测风险评分	[37]	
	液-肾面积比	浮点运算次数/秒	[13,17]	
	肾脏中部切面差异	帧率	[13]	
		—	[13,40]	
	FLOPs	乘累加操作次数	[40]	
	FPS			
	参数量			
	MACs			

5 讨论

本文系统梳理了 2017—2024 年肾脏超声图像分割领域的研究进展,着重探讨了深度学习技术在该领域的应用创新。与早期综述相比^[1,67],本文聚焦 2020 年以来肾脏超声图像分割领域的最新技术进展,特别是基于深度学习的创新方法,更首次系统性地将肾脏异常分割纳入综述范畴,这对提升临床诊断效能具有重要意义。总体而言,基于深度学习的肾脏超声图像分割已超越传统方法成为主流趋势,为进一步提高 U-Net 及其改进架构在肾脏超声图像分割中的性能,在网络结构中加入多尺度或者注意力结构,或融合肾脏形状和边界先验知识构建新的损失函数,以及引入其他模态标注数据提高模型泛化性能。

此外,当前研究呈现明显的二维技术主导态势。最新数据显示(见表 1),2023—2024 年二维分割方法的性能指标普遍突破 0.9,在公开数据集上的最优 DSC 达到 0.95。然而横向比较显示,超声分割性能仍显著落后于 CT 等模态。以 KiTS19 挑战赛为例,CT 影像的最优自动分割 DSC 超过 0.97^[68]。更值得关注的是,肾脏精细结构的分割效果仍不理想:包膜增强皮质(Capsular-Enhanced Cortex, CEC)分割 DSC 峰值 0.77,髓质 0.58,皮质 0.54,均明显低于整体肾脏分割水平^[30]。这种差距部分源于人工标注的固有局限,不同医师对精细结构的标注一致性差异显著(皮质:0.48±0.37;髓质:0.54±0.38;CEC:0.82±0.17)。

三维分割领域虽取得阶段性进展,但整体性能(DSC≈0.8)仍逊色于二维方法。最新研究通过引入形状特征损失函数^[56],将三维分割准确率提升至 92.07%,展现出良好的发展前景。然而,三维建模面临的核心挑战在于:一方面,三维空间先验信息的整合会大幅增加计算复杂度;另一方面,公开三维数据集稀缺与高昂的硬件需求共同制约着该方向的快速发展。这些瓶颈的突破将成为未来研究的关键着力点。

与 CT 和 MRI 相比,超声在婴幼儿肾积水评估中具有独特优势。本文分析了 14 项关于婴幼儿肾脏分割的研究,其中 4 项专门对肾积水分割。但多数研究仅聚焦肾脏整体分割,而非肾积水本身。在肾结石和肾肿瘤分割方面,超声技术的成熟度明显落后于 CT。这主要是因为临床医生难以在超声图像中准确评估,使得在数据标注和方法提出上更为困难。CT 等其他成像方式在对各种组织成像时,具有高对比度和高空间分辨率,能更清晰地显示轻微的肾脏病理结构,尤其是结石和肿瘤。为了获得更准确的定量结果,整合多模态数据势在必行。一些探索性工作使用公开标注的 CT 数据集生成跨模态的肾脏超声图像,以减少对标注肾脏超声数据的依赖。但生成的图像往往真实性不足,给训练分割模型带来了困难。

通过对现有数据的分析发现,高质量肾脏超声数据集严重不足,尤其缺乏包含异常肾脏超声图像的数据集。此外,在评估指标方面,最常用的分割指标是 DSC(30 篇)和 Jaccard 指数(23 篇)。对于表面距离指标,豪斯多夫距离(Hausdorff Distance, HD)(包括 HD95)和平均对称表面距离(Average Symmetric Surface Distance, ASSD)使用最为频繁。因此,建议使用 Dice(DSC)、Jaccard 指数、HD 和 ASSD 进行综合

评估。虽然肾积水误差等疾病特异性指标具有临床参考价值,但其应用尚未标准化,且对标注质量要求极高。此外,实时性评估受硬件差异影响较大,使得 MACs 等硬件无关指标更受研究者青睐。

此外,本研究存在若干方法学局限:为保持时间连续性,我们排除了 2017 年之前的异常肾脏分割数据以及缺乏定量结果的英文文献和非英文文献。尽管数据库访问限制可能引入轻微偏倚,但我们认为这对整体结论的影响有限。

6 未来研究方向

6.1 肾脏精细结构分割

当前肾脏分割研究存在显著的解剖结构失衡:多数研究仅关注外部轮廓,而忽略肾实质、肾窦等关键内部结构的精细分割。这些功能性亚结构(皮质、髓质、肾柱和肾窦)的精确划分对临床诊疗至关重要,但相关研究仍严重不足^[19,30]。这种缺失不仅影响肾功能评估和早期诊断的准确性,更制约了精准手术方案的制定。尤其值得注意的是,针对肾脏结石、肿瘤等病变的分割研究更为稀缺。突破这一瓶颈需从两方面着手:1)构建大规模、高精度的专业数据集;2)开发能够有效处理标注误差的新型建模与评估技术体系。

6.2 三维肾脏超声分割的先验信息建模

三维超声在婴幼儿肾脏检查中展现出显著优势,其测量准确性、结果可靠性和操作便捷性均优于传统二维超声系统。未来有望通过融合肾脏的形态特征、边界信息、多模态数据及拓扑结构等多维度先验知识,有效提升模型的分割性能。此外,引入模型压缩与剪枝等轻量化技术后,三维分割模型不仅有可能实现更快的处理速度,计算资源消耗也会显著降低,这为其临床实时应用创造了有利条件。

6.3 基于公开数据集的跨模态分割

医学影像领域虽已建立 KiTS19^[68]等优质 CT 肾脏数据集,但其跨模态迁移至超声分割仍面临挑战。目前尚无研究系统地评估这种跨模态学习对超声图像中模糊区域肿瘤/结石分割的改善效果。该研究在 CT-超声多模态手术导航中极具潜力,未来应重点探索如何通过跨模态学习提升术中超声对肾脏病变的识别精度,为精准手术提供更优的影像支持。

6.4 结合成像组织特征信息处理复杂样本

当前肾脏超声分割研究普遍忽视超声物理特性这一关键因素。超声组织表征(UTC)^[69]基于声波与组织的交互机制,已在前列腺^[70]和颈内静脉^[71]分割中验证了其价值。将此类基于超声物理的特征表征方法与深度学习相融合,有望突破肾脏分割中边界模糊、病变识别困难等瓶颈。

6.5 探索大模型在肾脏超声分割领域的潜力

医学图像分割领域正因“分割一切模型”(SAM)^[72]引发技术变革,其跨模态、无预设的分割能力展现出巨大潜力。然而,SAM 在肾脏超声分割的应用仍属空白,主要受限于:1)超声图像低信噪比、边界模糊的特性与 SAM 的适配性挑战;2)高质量标注数据集的匮乏。此外,针对超声检查的实时性需求,未来研究需通过模型压缩、知识蒸馏等轻量化技术优化 SAM 效率,以满足临床实时处理要求,这将成为关键研究方向。

6.6 建立更多公开数据集和基准测试

与大量公开可用的 CT 和超声心动图数据集相比,肾脏超声图像数据相对匮乏。这种公开数据的稀缺,导致现有研究缺乏统一的评估基准,各方法的实验结果难以直接比较。为解决此问题,亟需从以下 3 个维度协同推进:首先,应当建立包含常见病变(如结石、囊肿等)标注的大规模标准化数据集;其次,需制定统一的分割性能评估协议;更重要的是,必须将临床相关性指标纳入评估体系。只有通过这种系统性建设,才能真正提升研究成果的临床转化效率,使技术创新切实服务于临床诊疗需求。

结束语 本文系统性地回顾了深度学习在肾脏超声图像分割领域的研究进展,通过对 57 项相关文献进行系统性归纳,将其划分为二维分割、三维分割及异常结构分割三大类。对于二维超声图像,总结了 4 类分割技术方法:1)基于纹理特征提取的传统分割方法;2)U-Net 及其改进架构;3)融合肾脏形状和边界先验知识的深度监督学习方法;4)多模态信息融合分割技术。尽管当前二维分割方法已取得显著进展,但仍面临精细解剖结构的分割精度有待提升、三维分割技术尚未成熟、异常病变分割研究明显不足,以及高质量训练数据严重匮乏等挑战。这些技术瓶颈的突破将直接决定该领域研究成果的临床转化前景。展望未来,需要重点发展精细结构与三维分割技术、探索跨模态学习方法、深化组织特征信息融合策略,并着力构建大模型和高质量数据集,以全面提升肾脏超声分割技术的临床应用价值。

参 考 文 献

- [1] TORRES H R, QUEIRÓS S, MORAIS P, et al. Kidney segmentation in ultrasound, magnetic resonance and computed tomography images: A systematic review [J]. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2018, 157: 49-67.
- [2] MENG X, LUO D, MO R. Application value of surgical navigation system based on deep learning and mixed reality for guiding puncture in percutaneous nephrolithotomy: a retrospective study [J]. *BMC Urology*, 2024, 24(1): 230.
- [3] KIM D W, AHN H G, KIM J, et al. Advanced Kidney Volume Measurement Method Using Ultrasonography with Artificial Intelligence-Based Hybrid Learning in Children [J]. *Sensors*, 2021, 21(20): 6846.
- [4] YIN S, PENG Q, LI H, et al. Multi-instance deep learning of ultrasound imaging data for pattern classification of congenital abnormalities of the kidney and urinary tract in children [J]. *Urology*, 2020, 142: 183-189.
- [5] YIN S, PENG Q, LI H, et al. Multi-instance deep learning with graph convolutional neural networks for diagnosis of kidney diseases using ultrasound imaging [C] // *Uncertainty for Safe Utilization of Machine Learning in Medical Imaging and Clinical Image-Based Procedures; First International Workshop, UNSURE 2019, and 8th International Workshop, CLIP 2019*. Springer, 2019: 146-154.
- [6] GUNABUSHANAM G, SCOUTT L M. Ultrasound Image Optimization for the Interventional Radiologist [J]. *Techniques in Vascular and Interventional Radiology*, 2021, 24(3): 100766.
- [7] MARSOUSI M, PLATANIOTIS K N, STERGIOPOULOS S. An Automated Approach for Kidney Segmentation in Three-Dimensional Ultrasound Images [J]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2017, 21(4): 1079-1094.
- [8] RANDES R, FINNEGAN A. Guidelines for writing a systematic review [J]. *Nurse Education Today*, 2023, 125: 105803.
- [9] GUO S, CHEN H, SHENG X, et al. Cross-modal transfer learning based on an improved CycleGAN model for accurate kidney segmentation in ultrasound images [J]. *Ultrasound in Medicine & Biology*, 2024, 50(11): 1638-1645.
- [10] OGHLI M G, BAGHERI S M, SHABANZADEH A, et al. Fully automated kidney image biomarker prediction in ultrasound scans using Fast-Unet++ [J]. *Scientific Reports*, 2024, 14(1): 4782.
- [11] CHANG Y C, LO C M, CHEN Y K, et al. W-Net: Two-stage segmentation for multi-center kidney ultrasound [C] // *2024 IEEE Conference on Artificial Intelligence (CAI)*. IEEE, 2024: 1522-1523.
- [12] MAHMUD S, ABBAS T O, CHOWDHURY M E, et al. Automated grading of prenatal hydronephrosis severity from segmented kidney ultrasounds using deep learning [J]. *Expert Systems with Applications*, 2024, 255: 124594.
- [13] WANG Z, GUAN Y, CHEN Z, et al. A Kidney Dynamic Ultrasound Image Segmentation Method Based on STDC Network [C] // *2024 36th Chinese Control and Decision Conference (CCDC)*. IEEE, 2024: 501-505.
- [14] PENG T, RUAN Y, GU Y, et al. Coarse-to-fine approach: Automatic delineation of kidney ultrasound data [J]. *Big Data Mining and Analytics*, 2024, 7(4): 1321-1332.
- [15] ALEXA R, KRANZ J, KRAMANN R, et al. Harnessing Artificial Intelligence for Enhanced Renal Analysis: Automated Detection of Hydronephrosis and Precise Kidney Segmentation [J]. *European Urology Open Science*, 2024, 62: 19-25.
- [16] DAOUD M I, SHTAIYAT A, YOUNES H A, et al. Improved kidney outlining in ultrasound images by combining deep learning semantic segmentation with conventional active contour [C] // *10th International Conference on Electrical and Electronics Engineering (ICEEE 2023)*. IEEE, 2023: 74-78.
- [17] CHEN G P, ZHAO Y, DAI Y, et al. Asymmetric U-shaped network with hybrid attention mechanism for kidney ultrasound images segmentation [J]. *Expert Systems with Applications*, 2023, 212: 118847.
- [18] SONG Z, LIU X, GONG Y, et al. A Two-Stage Framework for Kidney Segmentation in Ultrasound Images [C] // *International Conference on Neural Computing for Advanced Applications*. Springer, 2023: 60-74.
- [19] CHEN S H, WU Y L, PAN C Y, et al. Renal ultrasound image segmentation method based on channel attention and GL-UNet11 [J]. *Journal of Radiation Research and Applied Sciences*, 2023, 16(3): 100631.
- [20] PENG T, GU Y, RUAN S J, et al. Novel solution for using neural networks for kidney boundary extraction in 2D ultrasound data [J]. *Biomolecules*, 2023, 13(10): 1548.
- [21] PENG T, WU Y, GU Y, et al. Intelligent contour extraction approach for accurate segmentation of medical ultrasound images

- [J]. *Frontiers in Physiology*,2023,14:1177351.
- [22] CHEN G, LIU Y, QIAN J, et al. DSEU-net: A novel deep supervision SEU-net for medical ultrasound image segmentation [J]. *Expert Systems with Applications*,2023,223:119939.
- [23] CHEN G, DAI Y, ZHANG J, et al. MBANet: Multi-branch aware network for kidney ultrasound images segmentation [J]. *Computers in Biology and Medicine*,2022,141:105140.
- [24] CHEN G, YIN J, DAI Y, et al. A novel convolutional neural network for kidney ultrasound images segmentation [J]. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*,2022,218:106712.
- [25] SONG Y, ZHENG J, LEI L, et al. CT2US: Cross-modal transfer learning for kidney segmentation in ultrasound images with synthesized data [J]. *Ultrasonics*,2022,122:106706.
- [26] ALEX D M, ABRAHAM CHANDY D, HEPZIBAH CHRISTINAL A, et al. YSegNet: a novel deep learning network for kidney segmentation in 2D ultrasound images [J]. *Neural Computing and Applications*,2022,34(24):22405-22416.
- [27] CHEN G, DAI Y, ZHANG J, et al. Mbsdnet: Automatic segmentation of kidney ultrasound images using a multi-branch and deep supervision network [J]. *Digital Signal Processing*,2022,130:103742.
- [28] CHEN J, JIN P, SONG Y, et al. Auto-segmentation ultrasound-based radiomics technology to stratify patient with diabetic kidney disease: A multi-center retrospective study [J]. *Frontiers in Oncology*,2022,12:876967.
- [29] 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]. *Journal of Digital Imaging*,2022,35(5):1091-1100.
- [30] SINGLA R, RINGSTROM C, HU R, et al. Speckle and shadows: ultrasound-specific physics-based data augmentation applied to kidney segmentation [C] // *Medical Imaging with Deep Learning*,2022.
- [31] FENG W, LIU J, GUAN Z, et al. Renal Ultrasound Image Segmentation Based on U-Net and Generative Adversarial Nets [C] // *2022 7th Asia-Pacific Conference on Intelligent Robot Systems (ACIRS)*. IEEE,2022:96-100.
- [32] VALENTE S, MORAIS P, TORRES H R, et al. A deep learning method for kidney segmentation in 2D ultrasound images [C] // *2022 44th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC)*. IEEE,2022:3911-3914.
- [33] WANG S, SINGH V K, CHEAH E, et al. Stacked dilated convolutions and asymmetric architecture for U-Net-based medical image segmentation [J]. *Computers in Biology and Medicine*,2022,148:105891.
- [34] SONG S H, HAN J H, KIM K S, et al. Deep-learning segmentation of ultrasound images for automated calculation of the hydronephrosis area to renal parenchyma ratio [J]. *Investigative and Clinical Urology*,2022,63(4):455.
- [35] YIN S, ZHANG Z, LI H, et al. Fully-automatic segmentation of kidneys in clinical ultrasound images using a boundary distance regression network [C] // *2019 IEEE 16th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI 2019)*. IEEE,2019:1741-1744.
- [36] PENG H, GUAN Y, LI J, et al. MwUnet: A semantic segmentation deep learning method for the ultrasonic image of hydronephrosis in children [C] // *2021 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*. IEEE,2021:1894-1899.
- [37] ROSHANITABRIZI P, ZEMBER J, SPRAGUE B M, et al. Standardized analysis of kidney ultrasound images for the prediction of pediatric hydronephrosis severity [C] // *Machine Learning in Medical Imaging: 12th International Workshop, MLMI 2021*. Springer,2021:366-375.
- [38] LIN Y, KHONG P L, ZOU Z, et al. Evaluation of pediatric hydronephrosis using deep learning quantification of fluid-to-kidney-area ratio by ultrasonography [J]. *Abdominal Radiology*,2021,46:5229-5239.
- [39] CHEN G, DAI Y, LI R, et al. SDFNet: Automatic segmentation of kidney ultrasound images using multi-scale low-level structural feature [J]. *Expert Systems with Applications*,2021,185:115619.
- [40] WEN P, GUAN Y, LI J, et al. A-PSPNet: A novel segmentation method of renal ultrasound image [C] // *2021 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*. IEEE,2021:40-45.
- [41] YIN S, PENG Q, LI H, et al. Automatic kidney segmentation in ultrasound images using subsequent boundary distance regression and pixelwise classification networks [J]. *Medical Image Analysis*,2020,60:101602.
- [42] ALEX D M, CHANDY D A. Investigations on performances of pre-trained U-Net models for 2D ultrasound kidney image segmentation [C] // *International Conference for Emerging Technologies in Computing*. Cham: Springer,2020:185-195.
- [43] WU Z, HAI J, ZHANG L, et al. Cascaded fully convolutional DenseNet for automatic kidney segmentation in ultrasound images [C] // *2019 2nd International Conference on Artificial Intelligence and Big Data (ICAIBD)*. IEEE,2019:384-388.
- [44] LI X, LI C, LIU H, et al. A modified level set algorithm based on point distance shape constraint for lesion and organ segmentation [J]. *Physica Medica*,2019,57:123-36.
- [45] MEENAKSHI S, SUGANTHI M, SURESHKUMAR P. Segmentation and boundary detection of fetal kidney images in second and third trimesters using kernel-based fuzzy clustering [J]. *Journal of Medical Systems*,2019,43(7):203.
- [46] ZHENG Q, WARNER S, TASIAN G, et al. A Dynamic Graph Cuts Method with Integrated Multiple Feature Maps for Segmenting Kidneys in 2D Ultrasound Images [J]. *Academic Radiology*,2018,25(9):1136-1145.
- [47] SELVATHI D, BAMA S. Phase based distance regularized level set for the segmentation of ultrasound kidney images [J]. *Pattern Recognition Letters*,2017,86:9-17.
- [48] RAVISHANKAR H, THIRUVENKADAM S, VENKATARAMANI R, et al. Joint deep learning of foreground, background and shape for robust contextual segmentation [C] // *International Conference on Information Processing in Medical Imaging*. Cham: Springer,2017:622-632.
- [49] RAVISHANKAR H, VENKATARAMANI R, THIRUVENKADAM S, et al. Learning and incorporating shape models for semantic segmentation [C] // *International Conference on Medical*

- Image Computing and Computer-assisted Intervention. Cham: Springer, 2017; 203-211.
- [50] SINGLA R, RINGSTROM C, HU G, et al. The open kidney ultrasound data set[C]//International Workshop on Advances in Simplifying Medical Ultrasound. Cham: Springer, 2023; 155-164.
- [51] PAWAR M, DOSHI P, SHINDE R. Detection and Segmentation of Kidney from Ultrasound Image Using GVF[C]//Techno-Societal 2018; Proceedings of the 2nd International Conference on Advanced Technologies for Societal Applications-Volume 1. Cham: Springer, 2019; 217-229.
- [52] JAGTAP J M, GREGORY A V, HOMES H L, et al. Automated measurement of total kidney volume from 3D ultrasound images of patients affected by polycystic kidney disease and comparison to MR measurements [J]. *Abdominal Radiology*, 2022, 47(7): 2408-2419.
- [53] TABRIZI P R, MANSOOR A, CERROLAZA J J, et al. Automatic kidney segmentation in 3D pediatric ultrasound images using deep neural networks and weighted fuzzy active shape model[C]//2018 IEEE 15th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI 2018). IEEE, 2018; 1170-1173.
- [54] TORRES H R, QUEIRÓS S, MORAIS P, et al. Kidney segmentation in 3-D ultrasound images using a fast phase-based approach [J]. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 2020, 68(5): 1521-1531.
- [55] WEERASINGHE N H, LOVELL N H, WELSH A W, et al. Multi-parametric fusion of 3D power Doppler ultrasound for fetal kidney segmentation using fully convolutional neural networks [J]. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2020, 25(6): 2050-2057.
- [56] BOUSSAID H, ROUET L. Shape Feature Loss for Kidney Segmentation in 3D Ultrasound Images[C]//BMVC. 2021; 427.
- [57] NDZIMBONG W, FOURNIOL C, THEMYS L, et al. TRUST-ED: The Paired 3D Transabdominal Ultrasound and CT Human Data for Kidney Segmentation and Registration Research[J]. *Scientific Data*, 2025, 12(1): 615.
- [58] TABRIZI P R, MANSOOR A, CERROLAZA J J, et al. Automatic segmentation of the renal collecting system in 3D pediatric ultrasound to assess the severity of hydronephrosis[C]//2019 IEEE 16th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI 2019). IEEE, 2019; 1717-1720.
- [59] NITHYA A, APPATHURAI A, VENKATADRI N, et al. Kidney disease detection and segmentation using artificial neural network and multi-kernel k-means clustering for ultrasound images [J]. *Measurement*, 2020, 149: 106952.
- [60] ESKANDARI S, MESHGINI S, FARZAMNIA A. Using a novel algorithm in ultrasound images to detect renal stones[C]//Proceedings of the 12th National Technical Seminar on Unmanned System Technology 2020; NUSYS'20. Springer, 2022; 755-767.
- [61] RAJU P, RAO V M, RAO B P. Optimal GLCM combined FCM segmentation algorithm for detection of kidney cysts and tumor [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2019, 78: 18419-18441.
- [62] QI H, WANG Z, QI X, et al. Ultrasound image segmentation of renal tumors based on UNet++ with fusion of multiscale residuals and dual attention [J]. *Physics in Medicine & Biology*, 2024, 69(7): 075002.
- [63] AKKASALIGAR P T, BIRADAR S, BADIGER S. Segmentation of kidney stones in medical ultrasound images[C]//International Conference on Recent Trends in Image Processing and Pattern Recognition. Springer, 2019; 200-208.
- [64] SELVARANI S, RAJENDRAN P. Detection of Renal Calculi in Ultrasound Image Using Meta-Heuristic Support Vector Machine [J]. *Journal of Medical Systems*, 2019, 43(9): 300.
- [65] JEEVAW S. Ultrasound Normal Kidney Image Dataset [EB/OL]. <https://universe.roboflow.com/jeevaws/ultrasound-normal-kidney-image>.
- [66] VALENTE S, MORAIS P, TORRES H R, et al. A Comparative Study of Deep Learning Methods for Multi-Class Semantic Segmentation of 2D Kidney Ultrasound Images [C]//2023 45th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC). IEEE, 2023; 1-4.
- [67] NOBLE J A, BOUKERROUI D. Ultrasound image segmentation: a survey [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2006, 25(8): 987-1010.
- [68] HELLER N, ISENSEE F, MAIER-HEIN K H, et al. The state of the art in kidney and kidney tumor segmentation in contrast-enhanced CT imaging: Results of the KiTS19 challenge [J]. *Medical Image Analysis*, 2021, 67: 101821.
- [69] NOBLE J A. Ultrasound image segmentation and tissue characterization [J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers*, 2010, 224(2): 307-316.
- [70] WU P, LIU Y, LI Y, et al. Robust Prostate Segmentation Using Intrinsic Properties of TRUS Images [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2015, 34(6): 1321-1335.
- [71] QIAN K, ANDO T, NAKAMURA K, et al. Ultrasound imaging method for internal jugular vein measurement and estimation of circulating blood volume [J]. *International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery*, 2014, 9(2): 231-239.
- [72] MAZUROWSKI M A, DONG H, GU H, et al. Segment anything model for medical image analysis: An experimental study [J]. *Medical Image Analysis*, 2023, 89: 102918.



YIN Shi, born in 1991, associate researcher, is a member of CCF (No. 50991G). Her main research interests include medical image analysis and deep learning.



YU De, born in 1987, lecturer. His main research interests include signal processing and medical image analysis.