

## 急性肾损伤的早期识别研究进展

徐存莲<sup>1,2</sup> 王泽铃<sup>1,2</sup> 邓排<sup>1,3</sup> 刘冬梅<sup>1,4</sup>

<sup>1</sup> 联勤保障部队第九四〇医院重症医学科, 甘肃兰州 730050; <sup>2</sup> 甘肃中医药大学第一临床医学院, 甘肃兰州 730000; <sup>3</sup> 西北民族大学临床医学院, 甘肃兰州 730030; <sup>4</sup> 联勤保障部队第九四〇医院高原医学科, 甘肃兰州 730050

通信作者: 刘冬梅, Email: liudongmeilz@163.com

**【摘要】** 急性肾损伤(AKI)是以短时间内肾功能急剧下降为特征的一种临床综合征,有高发病率和病死率的特点,且与慢性肾脏病(CKD)、终末期肾病(ESRD)的发生密切相关,已成为全球公共卫生挑战。传统诊断指标〔如血肌酐(SCr)和尿量〕因滞后性常导致干预延迟,因此早期识别成为改善 AKI 预后的关键。近年来,新型生物标志物〔如金属蛋白酶组织抑制剂 2(TIMP-2)、胰岛素样生长因子结合蛋白 7(IGFBP-7)、胱抑素 C(Cys C)〕通过反映肾小管应激、损伤及功能变化,展现出优于传统指标的敏感性与特异性;影像学技术〔如超声、磁共振成像(MRI)〕通过评估肾血流动力学与结构功能变化,为无创早期诊断提供新视角;机器学习模型〔如决策树、随机森林、极端梯度提升模型(XGBoost)、循环神经网络(RNN)〕通过整合临床数据与生物标志物,进一步优化 AKI 风险分层与动态预测能力。这些技术不仅实现 AKI 的早期诊断,还可进行精准分型并动态评估预后,为个体化干预提供客观依据。现通过系统评述 AKI 早期识别领域的最新进展,旨在阐明生物标志物、影像学技术及预测模型在 AKI 早期识别中的理论基础、临床转化价值及现存挑战,以期临床提供参考。

**【关键词】** 急性肾损伤; 早期识别; 生物标志物; 超声; 机器学习

**基金项目:** 甘肃中医药大学联合科研基金院校协同创新项目(HXLH-XTCX13); 西北民族大学中央高校科研项目(31920240061)

DOI: 10.3969/j.issn.1008-9691.2026.02.022

### Advances in early identification of acute kidney injury

Xu Cunlian<sup>1,2</sup>, Wang Zeqian<sup>1,2</sup>, Deng Pai<sup>1,3</sup>, Liu Dongmei<sup>1,4</sup>

<sup>1</sup>Department of Intensive Care Unit, the 940th Hospital of Joint Logistic Support Force, Lanzhou 730050, Gansu, China;

<sup>2</sup>The First Clinical Medical College, Gansu University of Traditional Chinese Medicine, Lanzhou 730000, Gansu, China;

<sup>3</sup>Clinical Medical College, Northwest Minzu University, Lanzhou 730030, Gansu, China; <sup>4</sup>Department of High Altitude Medicine, the 940th Hospital of Joint Logistic Support Force, Lanzhou 730050, Gansu, China

Corresponding author: Liu Dongmei, Email: liudongmeilz@163.com

**【Abstract】** Acute kidney injury (AKI) is a clinical syndrome characterized by a rapid decline in renal function over a short period. It is associated with high incidence and mortality rates and is closely linked to the development of chronic kidney disease (CKD) and end-stage renal disease (ESRD), rendering it a major global public health challenge. Conventional diagnostic markers [such as serum creatinine (SCr) and urine output] have an inherently delayed in reflecting true renal function changes, often resulting in delayed clinical intervention. Consequently, early recognition of AKI has become pivotal for improving patient outcomes. In recent years, novel biomarkers [including tissue inhibitor of metalloproteinases-2 (TIMP-2), insulin-like growth factor-binding protein 7 (IGFBP-7), and cystatin C (Cys C)] have demonstrated superior sensitivity and specificity compared with traditional indicators by capturing early tubular stress, injury, and functional alterations. Meanwhile, advanced imaging modalities [such as ultrasound and magnetic resonance imaging (MRI)] offer noninvasive insights into renal hemodynamics and structural-functional changes, thereby expanding the toolbox for early diagnosis. Furthermore, machine learning models [including decision trees, random forest, extreme gradient boosting (XGBoost), and recurrent neural networks (RNN)] enhance risk stratification and dynamic prediction capabilities by integrating multimodal clinical data and biomarker data. Collectively, these emerging technologies not only enable earlier diagnosis of AKI but also facilitate precise subtyping and longitudinal prognostic assessment, thereby providing objective, evidence-based foundations for individualized therapeutic interventions. This review systematically synthesizes recent advances in the field of early AKI detection, aiming to elucidate the theoretical underpinnings, clinical translational value, and current limitations of biomarkers, imaging techniques, and predictive modeling approaches ultimately offering practical guidance for clinicians.

**【Key words】** Acute kidney injury; Early identification; Biomarker; Ultrasound; Machine learning

**Fund program:** University-College Collaborative Innovation Project of Joint Research Fund of Gansu University of Chinese Medicine (HXLH-XTCX13); Fundamental Research Funds for the Central Universities of China (31920240061)

DOI: 10.3969/j.issn.1008-9691.2026.02.022

急性肾损伤(acute kidney injury, AKI)早期识别对改善患者预后及降低医疗负担意义重大<sup>[1]</sup>。

全球多中心研究显示,普通住院患者 AKI 发病率约为 10%~15%,而重症监护病房(intensive care unit,

ICU)患者发病率高达50%<sup>[2]</sup>,AKI引发的病理损害呈级联放大效应,可引发系统性并发症(如多器官功能障碍),在合并糖尿病、高血压或慢性肾脏病(chronic kidney disease,CKD)的患者中死亡风险显著增加<sup>[3]</sup>。研究表明,单纯依赖生物标志物[如中性粒细胞明胶酶相关脂质运载蛋白(neutrophil gelatinase-associated lipocalin,NGAL)、肾损伤分子1(kidney injury molecule-1,KIM-1)]动态监测及预警系统可能不足以改善临床结局,需进一步整合物理检查、实时治疗反馈及多学科协作以提升干预效能<sup>[4]</sup>。这一发现凸显出AKI早期识别体系的复杂性——单一技术手段的局限性需通过多维度协同策略弥补。因此,强化AKI早期识别不仅依赖于生物标志物与影像技术的革新,更需构建涵盖临床评估、动态监测与跨学科协作的综合预警网络。这一整合性策略既是改善患者生存质量的关键,也是优化医疗资源分配、实现精准化诊疗的重要保障。本综述从生物标志物、影像学技术及预测模型3个方面系统阐述AKI早期识别的最新进展,并探讨未来研究方向。

## 1 生物标志物

传统指标如血肌酐(serum creatinine,SCr)和估算肾小球滤过率(estimated glomerular filtration rate,eGFR)在临床应用中面临显著局限性<sup>[5]</sup>。这些指标不仅易受营养状态、年龄、肌肉含量、液体复苏及类固醇治疗等非肾脏因素的干扰,其敏感度和特异度亦难以满足早期诊断需求。以SCr为例,其浓度变化通常滞后于肾小球滤过率(glomerular filtration rate,GFR)的实际下降达24~36h<sup>[6]</sup>,导致临床干预往往错过黄金窗口期。

在AKI的诊疗中,早期识别是改善预后的核心挑战。理想的AKI生物标志物需满足多重标准:首先需具备卓越的敏感性与特异性,能精准捕捉早期肾损伤信号;其次需具备病因鉴别能力,明确区分AKI的不同诱因(如缺血性、肾毒性或脓毒症相关损伤);此外还应提供动态预后评估,指导治疗决策并精准定位损伤解剖部位(如肾小管、肾小球或间质区域)<sup>[6]</sup>。近年来,生物标志物在AKI早期预测中的应用成为研究热点<sup>[7]</sup>。其中,NGAL、KIM-1、肝型脂肪酸结合蛋白(liver-type fatty acid-binding protein,L-FABP)以及金属蛋白酶组织抑制剂2(tissue inhibitor of metalloproteinase-2,TIMP-2)和胰岛素样生长因子结合蛋白7(insulin-like growth factor binding protein 7,IGFBP-7)等新型生物标志物

受到广泛关注。

在第23届急性疾病质量倡议(acute disease quality initiative,ADQI)会议上,来自重症医学、肾脏病学及相关专业的23位国际专家参与讨论,会议聚焦于4个主要领域:AKI风险评估、预测和预防、诊断及病因管理及AKI进展和肾脏恢复<sup>[8]</sup>。通过文献综述收集相关研究数据,选择具有代表性的文献进行分析,建议使用新型生物标志物预测AKI的持续时间和恢复情况,根据这些生物标志物的作用机制和临床意义,可将其分为应激标志物、损伤标志物和功能标志物3类<sup>[8]</sup>(表1)。

表1 AKI新型生物标志物

标志物分类	血液	尿液	监管标准
应激标志物		DKK3 TIMP-2×IGFBP-7	FDA <sup>[9]</sup>
损伤标志物	HGF  L-FABP NGAL	ALP CCL14 IL-18 IL-9 L-FABP NGAL KIM-1	FDA <sup>[13]</sup> FDA <sup>[13]</sup>
功能标志物	Cys C PENK		FDA <sup>[17]</sup>

注: HGF为肝细胞生长因子, DKK3为Dickkopf相关蛋白3, ALP为碱性磷酸酶, CCL14为CC基序趋化因子配体14, IL-18为白细胞介素-18, IL-9为白细胞介素-9

**1.1 应激标志物:**反映肾脏细胞对损伤的早期应激反应[如细胞周期停滞、肾素-血管紧张素系统(renin-angiotensin system,RAS)激活]。包括:①TIMP-2和IGFBP-7,是G1细胞周期阻滞蛋白,通过阻止细胞分裂减少DNA损伤,反映肾小管上皮细胞应激<sup>[9]</sup>。尿液TIMP-2×IGFBP-7预测12h内进展为2~3级AKI的受试者工作特征曲线下面积(area under the receiver operator characteristic curve,AUC)达0.800,优于其他标志物,获美国食品药品监督管理局(Food and Drug Administration,FDA)批准用于临床,24h预测效能最佳(AUC=0.818)<sup>[9]</sup>。②血管紧张素原(angiotensinogen,AGT),RAS上游物质,肾缺血时近端小管AGT表达显著增加。在急性心肾综合征(acute cardiorenal syndrome,ACRS)中,尿液AGT比SCr早升高2~4d,预测AUC达0.780;独立预测1年死亡和再住院风险的AUC=0.840(优于NGAL)<sup>[10]</sup>。

**1.2 损伤标志物:**直接反映肾小管结构损伤或炎症反应。包括:①L-FABP,近端小管细胞中表达,参

与脂肪酸代谢,肾小管损伤时释放入尿中。急性失代偿性心力衰竭(acute decompensated heart failure, ADHF)患者入院后 48 h 预测 AUC 达 0.911(敏感度 94%,特异度 89%)<sup>[11]</sup>。日本批准用于 AKI 早期诊断,心脏术后预测 AUC=0.720<sup>[12]</sup>。② KIM-1,近端小管损伤后表达,通过吞噬凋亡细胞减轻炎症[磷脂酰肌醇-3-激酶(phosphatidylinositol-3-kinase, PI3K)通路调控];研究表明,KIM-1 的增加与 GFR 下降有关。在缺血性损伤后,KIM-1 可在尿液中发现,并在较长时间内保持稳定。KIM-1 具有临床前景,因为它可以通过非侵入性方法检测早期小管损伤。在缺血性急性肾小管坏死中,它表现出最佳的预测能力。FDA 已批准 KIM-1 用于临床前药物开发<sup>[13]</sup>。③ 微小 RNA(microRNA, miRNA),通过调控炎症基因[如 miRNA-22 抑制高迁移率族蛋白 B1/Toll 样受体 4/核转录因子- $\kappa$ B(high mobility group protein B1/Toll-like receptors 4/nuclear factor- $\kappa$ B, HMGB1/TLR4/NF- $\kappa$ B)通路]参与 AKI<sup>[14]</sup>。miRNA 在 AKI 中发挥重要作用,如 miRNA-21 在尿液和血浆中显著升高,并与 AKI 的发生发展密切相关。此外,特定长链非编码 RNA(long non-coding RNA, lncRNA)在缺氧和炎症条件下被诱导表达,并在肾脏疾病中起重要作用<sup>[15]</sup>。

**1.3 功能标志物:**反映肾小球滤过功能或整体肾功能变化。包括:① 胱抑素 C(cystatin C, Cys C),由所有有核细胞以恒定速率产生,是一种自由过滤的胱氨酸蛋白酶抑制剂,仅由肾脏清除,不受性别、年龄、肌肉量和肾小管功能的影响,其水平直接反映 GFR,敏感度优于 SCr,AKI 早期即可显著升高<sup>[16]</sup>。已获得 FDA 批准应用于临床<sup>[17]</sup>;② 前脑啡肽 A(proenkephalin A, PENK),PENK 是反映肾功能的新生物标志物,可用于 AKI 的早期预测与风险评估。一项 Meta 分析显示,PENK 对 AKI 有良好的诊断效能,也可预测持续性 AKI,但部分研究样本量较小,可能导致效应被高估<sup>[18]</sup>。PENK 可独立预测脓毒症患者 48 h 和 7 d 内 AKI [优势比(odds ratio, OR)分别为 3.3 和 2.1],与 AKI 严重程度及快速序贯器官衰竭评分(quick sequential organ failure assessment, qSOFA)呈正相关,诊断 AUC=0.830,与 NGAL 相当,但受炎症干扰更小<sup>[19]</sup>。

尽管新型生物标志物在研究中显示出良好的潜力,但在临床实践中的广泛应用仍面临挑战。未来的研究需进一步验证这些标志物的特异度和适用

性,并探索其在不同临床情境下的表现。

## 2 影像学方法

尽管生物标志物在 AKI 早期识别中展现出潜力,但其临床应用仍受限于检测标准化不足及组织特异性等问题。在此背景下,影像学方法作为一种无创、无痛的检查手段,被广泛研究和应用于 AKI 的早期识别与诊断,因此对影像学方法在 AKI 预测中的应用及其临床意义进行总结。

**2.1 超声影像学:**超声技术在 AKI 的早期识别中有重要临床价值。因非侵入性、实时动态监测能力及床旁即时可用性等特点,使其成为评估肾血流动力学的理想工具<sup>[20]</sup>。通过整合多模态超声参数[如肾阻力指数(renal resistance index, RRI)、肾静脉搏动指数(renal venous pulsatility index, RVPI)等],不仅能解析 AKI 的病理生理机制,还可实现风险分层,但其临床应用需权衡技术特性与疾病异质性<sup>[21]</sup>。

在血流动力学评估中,RRI 是通过超声多普勒成像技术检测的重要肾动脉血流动力学参数,其定义为肾动脉收缩期峰值流速(peak systolic velocity, PSV)与舒张末期流速(end-diastolic velocity, EDV)的差值除以收缩期峰值流速,即  $RRI = (PSV - EDV) / PSV$ 。该指标反映肾脏血管床的阻力状态,可量化评估肾内血流灌注及微循环阻力,是无创性评估肾脏血流动力学的关键指标。RRI 的优势在于操作简便、可重复性强,并能动态监测治疗干预后的肾灌注改善情况(如血管活性药物调整后 RRI 下降  $\geq 0.05$  提示血流动力学改善)<sup>[22]</sup>。然而,RRI 的特异性易受非肾脏因素干扰,包括血管顺应性下降(如动脉硬化患者基线 RRI 升高)及心率异常( $>100$  次/min 时 EDV 测量误差),需结合中心静脉压等全身血流动力学指标进行综合判读<sup>[22]</sup>。

为提高预测效能,多普勒超声联合策略被引入临床实践。研究表明,RVPI 联合 RRI 可显著提升肝胆术后 AKI 的预测效能(联合 AUC=0.780,单独 RRI 的 AUC=0.640),其机制可能与静脉淤血导致的肾间质压力动态变化相关<sup>[23]</sup>。此外,静脉多普勒评估可通过检测肝静脉、门静脉及肾小叶间静脉的异常波形,识别静脉高压相关的器官功能障碍,如右心室舒张末压升高、液体正平衡及脑钠肽浓度增加<sup>[23]</sup>。随着标准化操作共识的建立及多中心验证研究的推进,超声技术有望从研究工具转化为指导 AKI 精准管理的临床决策支持系统<sup>[24]</sup>。

**2.2 磁共振成像 (magnetic resonance imaging, MRI):** 与超声的实时动态优势不同, MRI 凭借其高分辨率与多参数定量能力,为 AKI 的病理生理机制解析提供了独特视角<sup>[25]</sup>。多参数 MRI 可提供一种敏感的“影像生物标志物”,可以在 AKI 早期识别肾脏结构和功能的异常,有助于早期诊断和评估病情。一项研究表明,在 AKI 时,多参数 MRI 显示出明显的肾脏结构和功能变化,尽管在 1 年后生化指标恢复,但 MRI 测量值仍显示部分患者持续异常。这些发现表明,这些患者可能更容易再次发生 AKI 或进展为 CKD,需要进一步的纵向研究来验证这一假设<sup>[26]</sup>。

### 3 基于临床数据的预测模型

在生物标志物与影像学技术之外,基于临床数据的预测模型可以通过整合多维度信息,进一步提升 AKI 风险分层能力。传统临床模型主要基于临床特征、实验室检查结果和病史等信息,通过统计学方法建立预测模型。这些模型通常包括 Logistic 回归、COX 回归等方法,能提供相对准确的预测结果。

**3.1 Logistic 回归模型:** Logistic 回归模型是常用的临床预测模型之一,通过分析多个临床变量与 AKI 发生之间的关系,建立预测方程<sup>[27]</sup>。如一项研究使用 Logistic 回归模型分析 18 998 例住院患者的数据,发现 SCr、CysC、尿微量白蛋白/肌酐 (albumin/creatinine, Alb/Cr) 比值、联合使用肾上腺素及联合使用肝素是影响 AKI 发生的主要因素<sup>[28]</sup>。

**3.2 COX 回归模型:** COX 回归模型常用于分析时间依赖的生存数据,能预测 AKI 的发生时间和风险<sup>[29]</sup>。如一项研究使用 COX 回归模型分析性别、年龄、基线 SCr 水平、Charlson 合并症指数 (Charlson comorbidity index, CCI)、ICU 入院类型、排除肾脏评分的序贯器官衰竭评分 (sequential organ failure assessment, SOFA) 及是否需要肾脏替代治疗 (renal replacement therapy, RRT),以评估这两个标准与 90 d 病死率之间的关联<sup>[30]</sup>。

**3.3 机器学习模型:** 机器学习模型能处理大量临床数据,提取复杂的特征和模式,从而提高预测的准确性和时效性。常见的机器学习模型包括决策树、随机森林、支持向量机 (support vector machine, SVM)、梯度提升机 (gradient boosting machine, GBM) 和循环神经网络 (recurrent neural network, RNN) 等<sup>[31]</sup>。

决策树模型通过构建树状结构,逐步划分数据集,找到最佳的预测路径<sup>[32]</sup>。如一项研究使用决策树模型预测 AKI 患者的 AUC=0.780<sup>[33]</sup>。随机森

林模型通过集成多个决策树,提高预测的稳定性和准确性<sup>[34]</sup>。一项研究在预测 AKI 时,采用 9 种机器学习算法 (machine learning algorithm, ML) 进行队列训练,发现随机森林模型优势最显著,在测试队列中 AUC 为 0.674~0.821<sup>[35]</sup>。SVM 模型通过寻找最优超平面,将数据分类,适用于高维数据的分类问题。使用 SVM 模型分析 ICU 老年患者临床数据的研究显示, SVM 模型预测 AKI 的 AUC=0.853<sup>[36]</sup>。而 GBM 模型通过逐步优化模型,减少预测误差,提高预测的准确性。一项使用极端梯度提升模型 (eXtreme gradient boosting, XGBoost) 分析 ICU 老年患者临床数据的研究显示,其预测 AKI 发生的 AUC=0.875<sup>[37]</sup>。RNN 模型能处理时间序列数据,预测 AKI 的发生发展。如一项研究显示,在临床环境中基于 RNN 的预测模型可以支持临床决策,模型可在一般住院队列中提供对未来 AKI 发生和 AKI 个体化风险因素的实时评估<sup>[38]</sup>。

**3.4 临床模型的验证和应用:** 临床模型的验证是确保模型有效性和可靠性的关键步骤<sup>[39]</sup>。通常采用内部验证和外部验证两种方法。内部验证通过将数据集分为训练集和测试集,评估模型的预测性能。外部验证则通过在独立的数据集上验证模型,评估其泛化能力<sup>[40]</sup>。

**3.5 个性化预测与多模态数据融合:** 个性化预测模型与多模态数据融合的协同应用为 AKI 的早期识别和精准干预提供创新路径。基于患者个体化特征构建的预测模型通过整合生物标志物动态变化与机器学习可解释性分析 [如 Shapley 加和解释 (SHapley Additive exPlanations, SHAP) 交互图]<sup>[41]</sup> 关键风险因子 (如半胱氨酸水平与 AKI 分期的正相关性),还可动态评估疾病进展风险并生成针对性诊疗建议。尽管多中心临床试验显示单纯依赖电子健康记录 (electronic health record, EHR) 推送的个性化建议对改善 AKI 患者透析率或病死率的效果有限<sup>[42]</sup>,这恰恰凸显了多模态数据融合的核心价值——通过集成 EHR、生命体征时序数据、实验室检测指标、影像组学及基因组学等多源异构数据,构建多维动态特征体系可显著提升模型的临床预测效能<sup>[43]</sup>。

**利益冲突** 所有作者均声明不存在利益冲突

### 参考文献

- [1] Birkelo BC, Koyner JL, Ostermann M, et al. The road to precision medicine for acute kidney injury [J]. Crit Care Med, 2024, 52 (7): 1127-1137. DOI: 10.1097/CCM.0000000000006328.
- [2] Ostermann M, Lumlertgul N, Jeong R, et al. Acute kidney injury [J]. Lancet, 2025, 405 (10474): 241-256. DOI: 10.1016/S0140-

- 6736(24)02385-7.
- [ 3 ] Monard C, Meersch-Dini M, Joannidis M. When the kidneys hurt, the other organs suffer [J]. *Intensive Care Med*, 2023, 49 (2): 233-236. DOI: 10.1007/s00134-022-06925-5.
  - [ 4 ] Chen JJ, Lee TH, Chan MJ, et al. Electronic alert systems for patients with acute kidney injury: a systematic review and Meta-analysis [J]. *JAMA Netw Open*, 2024, 7 (8): e2430401. DOI: 10.1001/jamanetworkopen.2024.30401.
  - [ 5 ] Bellomo R, Ronco C, Mehta RL, et al. Acute kidney injury in the ICU: from injury to recovery: reports from the 5th Paris International Conference [J]. *Ann Intensive Care*, 2017, 7 (1): 49. DOI: 10.1186/s13613-017-0260-y.
  - [ 6 ] Bufkin KB, Karim ZA, Silva J. Review of the limitations of current biomarkers in acute kidney injury clinical practices [J]. *SAGE Open Med*, 2024, 12: 20503121241228446. DOI: 10.1177/20503121241228446.
  - [ 7 ] Ostermann M, Legrand M, Meersch M, et al. Biomarkers in acute kidney injury [J]. *Ann Intensive Care*, 2024, 14 (1): 145. DOI: 10.1186/s13613-024-01360-9.
  - [ 8 ] Ostermann M, Zarbock A, Goldstein S, et al. Recommendations on acute kidney injury biomarkers from the acute disease quality initiative consensus conference: a consensus statement [J]. *JAMA Netw Open*, 2020, 3 (10): e2019209. DOI: 10.1001/jamanetworkopen.2020.19209.
  - [ 9 ] Kashani K, Al-Khafaji A, Ardiles T, et al. Discovery and validation of cell cycle arrest biomarkers in human acute kidney injury [J]. *Crit Care*, 2013, 17 (1): R25. DOI: 10.1186/cc12503.
  - [ 10 ] Kellum JA, Romagnani P, Ashuntantang G, et al. Acute kidney injury [J]. *Nat Rev Dis Primers*, 2021, 7 (1): 52. DOI: 10.1038/s41572-021-00284-z.
  - [ 11 ] Koyner JL, Arndt C, Baldira Martinez de Irujo J, et al. Assessing the role of Chemokine (C-C motif) ligand 14 in AKI: a European consensus meeting [J]. *Ren Fail*, 2024, 46 (1): 2345747. DOI: 10.1080/0886022X.2024.2345747.
  - [ 12 ] Legrand M, Bagshaw SM, Bhatraju PK, et al. Sepsis-associated acute kidney injury: recent advances in enrichment strategies, sub-phenotyping and clinical trials [J]. *Crit Care*, 2024, 28 (1): 92. DOI: 10.1186/s13054-024-04877-4.
  - [ 13 ] Ravindra KC, Fader KA, Potter D, et al. Qualified kidney injury biomarkers demonstrate value during early clinical drug development [J]. *Toxicol Sci*, 2024, 201 (2): 206-215. DOI: 10.1093/toxsci/kaef088.
  - [ 14 ] Yoon SY, Kim JS, Jeong KH, et al. Acute kidney injury: biomarker-guided diagnosis and management [J]. *Medicina (Kaunas)*, 2022, 58 (3): 340. DOI: 10.3390/medicina58030340.
  - [ 15 ] Guo CY, Dong GE, Liang XL, et al. Epigenetic regulation in AKI and kidney repair: mechanisms and therapeutic implications [J]. *Nat Rev Nephrol*, 2019, 15 (4): 220-239. DOI: 10.1038/s41581-018-0103-6.
  - [ 16 ] Wang B, Zhang L, Yin G, et al. Arg-liposome-amplified colorimetric immunoassay for selective and sensitive detection of cystatin C to predict acute kidney injury [J]. *Anal Chim Acta*, 2022, 1236: 340562. DOI: 10.1016/j.aca.2022.340562.
  - [ 17 ] Tio MC, Shafi T, Zhu XQ, et al. Traditions and innovations in assessment of glomerular filtration rate using creatinine to cystatin C [J]. *Curr Opin Nephrol Hypertens*, 2023, 32 (1): 89-97. DOI: 10.1097/MNH.0000000000000854.
  - [ 18 ] Shi K, Jiang W, Song L, et al. Persistent acute kidney injury biomarkers: a systematic review and meta-analysis [J]. *Clin Chim Acta*, 2025, 564: 119907. DOI: 10.1016/j.cca.2024.119907.
  - [ 19 ] Baeseman L, Gunning S, Koyner JL. Biomarker enrichment in sepsis-associated acute kidney injury: finding high-risk patients in the intensive care unit [J]. *Am J Nephrol*, 2024, 55 (1): 72-85. DOI: 10.1159/000534608.
  - [ 20 ] Fujii K, Nakayama I, Izawa J, et al. Association between intrarenal venous flow from Doppler ultrasonography and acute kidney injury in patients with sepsis in critical care: a prospective, exploratory observational study [J]. *Crit Care*, 2023, 27 (1): 278. DOI: 10.1186/s13054-023-04557-9.
  - [ 21 ] Deschamps J, Denault A, Galarza L, et al. Venous Doppler to assess congestion: a comprehensive review of current evidence and nomenclature [J]. *Ultrasound Med Biol*, 2023, 49 (1): 3-17. DOI: 10.1016/j.ultrasmedbio.2022.07.011.
  - [ 22 ] McDonald R, Watchorn J, Hutchings S. New ultrasound techniques for acute kidney injury diagnostics [J]. *Curr Opin Crit Care*, 2024, 30 (6): 571-576. DOI: 10.1097/MCC.0000000000001216.
  - [ 23 ] Beaubien-Souligny W, Galarza L, Buchannan B, et al. Prospective study of ultrasound markers of organ congestion in critically ill patients with acute kidney injury [J]. *Kidney Int Rep*, 2023, 9 (3): 694-702. DOI: 10.1016/j.ekir.2023.12.018.
  - [ 24 ] Bhardwaj V, Rola P, Denault A, et al. Femoral vein pulsatility: a simple tool for venous congestion assessment [J]. *Ultrasound J*, 2023, 15 (1): 24. DOI: 10.1186/s13089-023-00321-w.
  - [ 25 ] Alnazer I, Bourdon P, Urruty T, et al. Recent advances in medical image processing for the evaluation of chronic kidney disease [J]. *Med Image Anal*, 2021, 69: 101960. DOI: 10.1016/j.media.2021.101960.
  - [ 26 ] Buchanan C, Mahmoud H, Cox E, et al. Multiparametric MRI assessment of renal structure and function in acute kidney injury and renal recovery [J]. *Clin Kidney J*, 2021, 14 (8): 1969-1976. DOI: 10.1093/ckj/sfaa221.
  - [ 27 ] Kane-Gill SL, Sileanu FE, Murugan R, et al. Risk factors for acute kidney injury in older adults with critical illness: a retrospective cohort study [J]. *Am J Kidney Dis*, 2015, 65 (6): 860-869. DOI: 10.1053/j.ajkd.2014.10.018.
  - [ 28 ] Song X, Liu XY, Liu F, et al. Comparison of machine learning and logistic regression models in predicting acute kidney injury: a systematic review and meta-analysis [J]. *Int J Med Inform*, 2021, 151: 104484. DOI: 10.1016/j.ijmedinf.2021.104484.
  - [ 29 ] Ostermann M, Awdishu L, Legrand M. Using diuretic therapy in the critically ill patient [J]. *Intensive Care Med*, 2024, 50 (8): 1331-1334. DOI: 10.1007/s00134-024-07441-4.
  - [ 30 ] Machado GD, Santos LL, Libório AB. Redefining urine output thresholds for acute kidney injury criteria in critically ill patients: a derivation and validation study [J]. *Crit Care*, 2024, 28 (1): 272. DOI: 10.1186/s13054-024-05054-3.
  - [ 31 ] Ghazi L, Farhat K, Hoenig MP, et al. Biomarkers vs machines: the race to predict acute kidney injury [J]. *Clin Chem*, 2024, 70 (6): 805-819. DOI: 10.1093/clinchem/hvad217.
  - [ 32 ] Flechet M, Güiza F, Schetz M, et al. AKIpredictor, an online prognostic calculator for acute kidney injury in adult critically ill patients: development, validation and comparison to serum neutrophil gelatinase-associated lipocalin [J]. *Intensive Care Med*, 2017, 43 (6): 764-773. DOI: 10.1007/s00134-017-4678-3.
  - [ 33 ] Dong JZ, Feng T, Thapa-Chhetry B, et al. Machine learning model for early prediction of acute kidney injury (AKI) in pediatric critical care [J]. *Crit Care*, 2021, 25 (1): 288. DOI: 10.1186/s13054-021-03724-0.
  - [ 34 ] Sun R, Li SY, Wei YN, et al. Development of interpretable machine learning models for prediction of acute kidney injury after noncardiac surgery: a retrospective cohort study [J]. *Int J Surg*, 2024, 110 (5): 2950-2962. DOI: 10.1097/JS9.0000000000001237.
  - [ 35 ] Chen QC, Zhang YX, Zhang MJ, et al. Application of machine learning algorithms to predict acute kidney injury in elderly orthopedic postoperative patients [J]. *Clin Interv Aging*, 2022, 17: 317-330. DOI: 10.2147/CIA.S349978.
  - [ 36 ] 王晓莉, 李晓明, 卢若谷, 等. 基于机器学习的 ICU 老年患者急性肾损伤早期预测模型 [J]. *解放军医学院学报*, 2023, 44 (2): 121-127.
  - [ 37 ] Fan ZY, Jiang JM, Xiao C, et al. Construction and validation of prognostic models in critically ill patients with sepsis-associated acute kidney injury: interpretable machine learning approach [J]. *J Transl Med*, 2023, 21 (1): 406. DOI: 10.1186/s12967-023-04205-4.
  - [ 38 ] Kim K, Yang H, Yi J, et al. Real-time clinical decision support based on recurrent neural networks for in-hospital acute kidney injury: external validation and model interpretation [J]. *J Med Internet Res*, 2021, 23 (4): e24120. DOI: 10.2196/24120.
  - [ 39 ] Zhang YH, Xu DM, Gao JW, et al. Development and validation of a real-time prediction model for acute kidney injury in hospitalized patients [J]. *Nat Commun*, 2025, 16 (1): 68. DOI: 10.1038/s41467-024-55629-5.
  - [ 40 ] Wu CW, Zhang Y, Nie S, et al. Predicting in-hospital outcomes of patients with acute kidney injury [J]. *Nat Commun*, 2023, 14 (1): 3739. DOI: 10.1038/s41467-023-39474-6.
  - [ 41 ] Wang XY, Xu LY, Guan C, et al. Machine learning-based risk prediction of acute kidney disease and hospital mortality in older patients [J]. *Front Med (Lausanne)*, 2024, 11: 1407354. DOI: 10.3389/fmed.2024.1407354.
  - [ 42 ] Aklilu AM, Menez S, Baker ML, et al. Early, individualized recommendations for hospitalized patients with acute kidney injury: a randomized clinical trial [J]. *JAMA*, 2024, 332 (24): 2081-2090. DOI: 10.1001/jama.2024.22718.
  - [ 43 ] van Slobbe R, Herrmannova D, Boeke DJ, et al. Multimodal convolutional neural networks for the prediction of acute kidney injury in the intensive care [J]. *Int J Med Inform*, 2025, 196: 105815. DOI: 10.1016/j.ijmedinf.2025.105815.

(收稿日期: 2025-06-11)

(责任编辑: 邸美仙)