

· 述评 ·

## 人工智能在肾移植远期受者中的应用

薛晓强 纪志刚

**【摘要】** 近年来，肾移植研究已经取得显著进展，但远期预后仍面临较多问题亟待探索，如排斥反应、感染等。人工智能能够模拟和执行类似人类智能的算法和系统，在处理复杂的疾病治疗和预后预测方面具有较大的潜力。随着机器学习、深度学习等人工智能技术的不断进步，研究者开始将人工智能用于肾移植远期预后的预测和优化，并取得了一定的成果。因此，本文就人工智能技术在预测肾移植结局、药物浓度监测及远期并发症中的应用进行综述，探讨人工智能在肾移植远期受者中的应用进展，以及潜在的局限性和解决方案，旨在为促进人工智能在肾移植领域中的实际应用和推广提供新思路。

**【关键词】** 肾移植；人工智能；机器学习；深度学习；排斥反应；感染；免疫抑制药；远期预后

**【中图分类号】** R617, R319 **【文献标志码】** A **【文章编号】** 1674-7445 (2024) 06-0003-05

**Application of artificial intelligence in long-term kidney transplant recipients** Xue Xiaoqiang, Ji Zhigang. Department of Urology, Peking Union Medical College Hospital, Chinese Academy of Medical Sciences, Beijing 100730, China  
Corresponding author: Ji Zhigang, Email: jizhigang@pumch.cn

**【Abstract】** In recent years, significant progress has been made in kidney transplantation research, but long-term prognosis still faces many challenges, such as rejection and infection. Artificial intelligence, which simulates and executes algorithms and systems similar to human intelligence, it shows great potential in handling complex disease treatments and prognosis predictions. With the continuous advancements in artificial intelligence technologies like machine learning and deep learning, researchers have started to apply these technologies to predict and optimize long-term outcomes of kidney transplantation, achieving certain results. Therefore, this article reviews the application of artificial intelligence technologies in predicting kidney transplant outcomes, monitoring drug concentrations, and managing long-term complications. It explores the progress of artificial intelligence applications in long-term kidney transplant recipients, discusses potential limitations and solutions, and aims to provide new ideas for promoting the practical application and dissemination of artificial intelligence in the field of kidney transplantation.

**【Key words】** Kidney transplantation; Artificial intelligence; Machine learning; Deep learning; Rejection; Infection; Immunosuppressant; Long-term prognosis

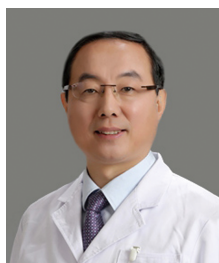
DOI: 10.3969/j.issn.1674-7445.2024076

基金项目: 中央高水平医院临床科研专项 (2022-PUMCH-B-008)

作者单位: 100730 北京, 中国医学科学院北京协和医院泌尿外科

作者简介: 薛晓强 (ORCID 0000-0003-1954-8271), 博士, 住院医师, 研究方向为尿路上皮癌的临床研究, Email: wallace.deng.p@gmail.com

通信作者: 纪志刚 (ORCID 0000-0002-9112-4599), Email: jizhigang@pumch.cn



**作者简介:** 纪志刚, 现任中国医学科学院北京协和医院泌尿外科教研室主任, 主任医师、教授、博士研究生导师。2014 年至 2023 年任北京协和医院泌尿外科主任。兼任中华医学会泌尿外科学分会常务委员、中国医师协会泌尿外科医师分会副会长、中国医师协会男科与性医学医师分会副会长、中华医学会泌尿外科学分会肿瘤学组副组长、世界华人男科医师分会候任会长、国家卫健委医学人才培养联盟泌尿外科内镜专业委员会主任委员。擅长泌尿外科微创技术、泌尿男生殖系肿瘤诊治、肾上腺外科、肾移植, 尤其是机器人辅助腹腔镜微创手术领域及国产化研发上造诣深厚。先后荣获中华医学科技奖、华夏医学科技奖、北京医学科技奖。

肾移植作为终末期肾病的有效治疗手段, 旨在恢复患者的生命质量并延长其生存期<sup>[1]</sup>。尽管经过多年的不懈努力与持续创新, 肾移植技术已经取得显著进展, 但术后依然伴随着一系列严峻的问题, 如排斥反应、免疫抑制治疗、感染以及恶性肿瘤复发和转移等, 仍是医学界极大关注的焦点<sup>[2-4]</sup>。然而, 考虑到患者的临床数据、基因信息、手术过程记录以及术后监测数据等构成了一个庞大而复杂的信息网络, 传统的统计方法往往显得力不从心, 尤其在处理这类大规模、高维度数据方面表现出局限性。

人工智能是模拟人类智能过程的计算机科学领域, 其核心在于通过学习和适应从大量数据中提取模式, 以实现各种任务。在医学领域, 人工智能的广泛应用为改革临床决策提供了全新的方法和工具<sup>[5-8]</sup>。尤其在处理复杂的疾病治疗和预后预测方面, 人工智能已经展现了强大的潜能。随着机器学习、深度学习等人工智能技术的不断进步, 医学研究者和临床医师积极探索将其引入肾移植远期预后的预测和优化<sup>[9-10]</sup>。

本文将深度呈现人工智能在肾移植远期预后预测中的具体应用。这将有助于更全面地理解并有效应对肾移植领域面临的挑战, 为提升患者治疗效果和生存质量提供有益的启示。通过细致研究人工智能技术如何应用于肾移植远期预后的场景, 我们能够揭示其潜在的益处和局限性, 为未来的医学实践提供实质性的指导。

## 1 人工智能介绍

### 1.1 人工智能的分类

人工智能属于计算机科学领域, 是一种旨在开发能够模拟和执行类似人类智能的算法和系统, 基于场景、目的与对象的不同, 人工智能可分为以下子领域<sup>[8,11]</sup>:

(1) 机器学习, 关注如何通过从数据中学习和适应来改善计算机的性能, 从而使计算机能够自动识别和利用数据中的模式; (2) 专家系统, 基于规则模拟人类专家在特定领域中的决策过程; (3) 知识表示与推理, 将人类知识以可计算的形式表示, 并使用推理机制从这些表示中提取新的知识; (4) 自然语言处理, 致力于

使计算机能够理解、解释和生成自然语言; (5) 计算机视觉, 使计算机能够理解和解释视觉信息; (6) 机器人学, 结合计算机科学和工程学, 旨在设计、构建和控制物理机器人; (7) 强化学习, 通过与环境的交互来学习的方式; (8) 规划与推断, 涉及到计算机系统如何规划和进行推理, 以实现目标或解决问题。

通过考察肾移植术后监测的内容、形式以及数据需求, 可以明显发现, 在与肾移植远期预后预测相关的领域中, 机器学习技术显得尤为关键。

### 1.2 机器学习与深度学习

机器学习属于人工智能的一个分支, 其核心概念在于通过算法引导计算机从样本数据中学习模式和建立模型, 从而能够根据学到的规律对新的样本进行识别和预测<sup>[12-13]</sup>。这一方法被广泛应用于分析大量数据和发现隐藏在复杂数据集中的关联关系。机器学习根据学习方式可分为监督式学习、半监督学习、非监督学习以及深度学习等子类别。其本质在于让计算机能够主动从数据中提取知识, 从而不仅仅是执行预定的任务, 而是具备更强大的泛化和自适应能力。基于上述特性, 机器学习也是在临床实践中应用最为广泛的人工智能方法之一。

相比其他机器学习方法, 深度学习具备独特的优势, 即无需事先进行繁琐的特征工程, 而是能够直接从原始数据中识别模式、提取特征, 其核心在于神经网络的多层结构, 每一层负责学习数据的不同抽象层次的特征<sup>[14]</sup>。通过多层次的学习, 深度学习模型能够逐步提取数据中的复杂、抽象的特征, 从而更好地理解数据的内在结构。这一特性使得深度学习在处理大型非结构化数据时表现尤为高效。

## 2 人工智能在肾移植远期预后中的应用

### 2.1 预测移植结局

近年来, 使用机器学习算法构建肾移植生存率预测模型引起了许多研究者的兴趣, 常见的算法或模型包括贝叶斯信念网络 (Bayesian belief network, BBN)、支持向量机 (support vector machine, SVM)、决策树 (decision tree, DT)、随机森林 (random forest, RF)

以及人工神经网络 (artificial neural network, ANN) 等。

就人工智能预测能力方面, Nematollahi 等<sup>[15]</sup> 对比了 ANN 中的多层感知器 (multilayer perceptron, MLP)、SVM 与经典 logistic 回归 (logistic regression, LR) 在预测肾移植受者 5 年生存率方面的优劣性, 包括灵敏度 (模型分类为存活受试者的比例)、特异度 (预测为移植排斥反应的受试者中实际排斥反应的比例)、准确度 (模型在所有预测中进行的正确预测的数量) 和受试者工作特征曲线下面积 (area under the curve, AUC)。研究结果显示, SVM 在准确度、灵敏度、特异度和 AUC 方面的表现最佳, 分别达 0.904、0.982、0.496 和 0.865。其次是 MLP, 准确度为 0.859、灵敏度为 0.973、特异度为 0.261 和 AUC 为 0.769。LR 排名最后, 其准确度、灵敏度、特异度和 AUC 分别为 0.847、0.975、0.174 和 0.774。该研究证明, 两种机器学习技术在预测肾移植受者 5 年生存方面的能力或超越 LR 技术。无独有偶, 另一项对比 MLP 与 LR 分析肾移植术后生存情况效能的研究提示, MLP 预测的准确度为 0.75, 灵敏度为 0.91, 特异度为 0.74, AUC 为 0.88, 而 LR 分别为 0.55、0.91、0.51 和 0.75<sup>[16]</sup>。

在临床实际应用方面, 在一项共纳入 13 608 例肾移植受者的多中心观察性研究中, 研究者利用 BBN 分析受者的临床、组织学、免疫学数据, 提出受者免疫学特征、移植间质纤维化和小管萎缩、移植炎症、估算肾小球滤过率和尿蛋白水平是移植存活独立风险因素。最终模型在发展队列、外部验证队列以及随机对照试验患者队列中表现出准确性的一致性和非常高的判别能力 (AUC 为 0.857)<sup>[17]</sup>。

Mark 等<sup>[18]</sup> 基于美国 1987 年至 2014 年肾移植受者的数据, 通过将随机生存森林 (random survival forest, RSF) 模型与条件推断树和 Cox 比例风险模型相结合, 提出基于不同年龄队列, 可能存在不同的预测移植后存活的方法。即在受者年龄 ≤ 50 岁的情况下, 使用 RSF 模型与条件推断树作为基本学习器可获得了更准确的结果, 而在当受者年龄 > 50 岁时, 基于 Cox 比例风险模型可获得更佳结果。上述研究成果有助于提高估计的预期移植后存活率的准确性。而预期移植后存活率正是美国肾脏分配系统中肾源分配考察的一项指标。类似的, Bae 等<sup>[19]</sup> 利用 RF 开发了一个在线工具, 根据肾脏供者概况指数和预期移植后存活率, 预测患者在接受或拒绝供肾后 5 年内的生存率, 为临床决策提供思路。

## 2.2 监测药物浓度

人工智能技术已被广泛用于免疫抑制药和其他药

物剂量的调节和监测<sup>[20-22]</sup>。如 Cai 等<sup>[20]</sup> 通过 RF 算法, 分析 182 例病情稳定的肾移植受者尿液中 6β-羟基皮质醇、6β-羟基皮质酮与皮质醇的比值, 提出内源性细胞色素 P450 (cytochrome P450, CYP) 3A4 表型是决定他克莫司代谢的关键生物标志物。基于 CYP3A4 生物标志物、CYP3A5\*3 基因型和其他临床变量的预测性 RF 算法, 可用于预测他克莫司浓度和剂量。

类似地, 有学者曾利用 ANN 算法与 LR, 探究 ABCB1 和 CYP3A5 基因多态性在预测他克莫司生物利用度和术后糖尿病风险中的作用。ANN 模型显示, 年龄较小、男性、适当的体质指数显示出较低的他克莫司生物利用度; ABCB1 基因的部分多态性变异与他克莫司生物利用度呈负相关, 而 CYP3A5\*3 与之呈正相关<sup>[21]</sup>。

Woillard 等<sup>[23]</sup> 基于他克莫司的血药浓度点, 采用 XGBoost 集成算法开发的新型他克莫司药-时曲线预测模型, 相对于群体药代动力学, 具有更为精准的预测性能 (相对误差 < 5%)。类似的新型药物浓度预测模型, 还探索了依维莫司、环孢素等药物的应用<sup>[24-28]</sup>。

## 2.3 预测远期并发症

肺炎是肾移植术后常见的感染性并发症<sup>[29-31]</sup>。Peng 等<sup>[32]</sup> 在一项研究中指出, 基于 SVM 的机器学习模型能准确识别全体 146 例受者发生肺炎的风险, 总体准确度可达 0.83 (AUC 为 0.945, 灵敏度、特异度分别为 0.900 和 0.813)。而就重症肺炎的预测而言, 也有学者提出一项结合 519 例受者年龄、术前肺部病变情况等随机森林模型, 提出该模型展现了更好的预测性能, 其灵敏度为 0.67, 特异度为 0.97, AUC 为 0.91, 预测准确度明显高于 4 位专业医师的平均预测准确度<sup>[33]</sup>。

值得注意的是, 上述研究都为回顾性队列, 可能需要进行前瞻性的外部队列进行验证; 且相关研究皆专注于预测性能而非统计推断, 尚未将机器学习模型得出因果关系或风险因素的结论。同时, 对于肾移植的其他远期并发症, 如肿瘤发生、骨质疏松和心血管疾病方面, 目前研究尚不充分。

## 3 人工智能的局限性

人工智能在肾移植远期预后预测及应用方面, 存在一些局限性。

### 3.1 数据的质量与可靠性

人工智能模型的性能通常取决于大量的高质量数据。在某些情况下, 获取足够的肾移植术后数据可能会受到限制, 特别是对于罕见的并发症或长期随访的数据。同样地, 数据的质量和一致性是确保人工智能模型

准确性的关键因素。目前的临床研究多为单中心的回顾性研究,如果数据中存在错误、缺失或不一致,模型可能产生不准确的结果<sup>[34]</sup>。对此,移植中心之间需加强数据共享和质量控制,在前瞻性研究中,采用标准化的数据收集和整合方法,确保数据的准确性和完整性。

### 3.2 结果的可接受性

一些人工智能模型,尤其是深度学习模型,往往被认为是黑盒模型,即难以解释其决策的具体原因<sup>[35]</sup>。在医疗领域,特别是在患者治疗方面,模型的可解释性是非常重要的。对此,需要算法工程师进一步研发可解释性强的人工智能模型,提高模型决策的透明度,使医师能够理解和信任模型的结果。

### 3.3 忽略患者个体差异

患者之间存在许多个体差异,包括基因型、生活方式和疾病史等。人工智能模型通常是基于整体数据进行训练,可能无法充分考虑到这些个体差异<sup>[8]</sup>。针对人工智能模型在开发时难以充分考虑患者个体差异的问题,不但需要构建个性化数据集,包括收集更多患者的个体特征数据,如遗传信息、生活方式、疾病史等,还需要将训练数据分为不同的子集,每个子集代表患者群体中的一种特定特征或病史。并利用迁移学习、反馈机制、超参数学习等技术,帮助人工智能识别个体差异对预测的重要性,从而更有针对性地调整模型,帮助提高模型的个性化适应性和临床可行性<sup>[36]</sup>。

此外,人工智能模型还涉及到一系列伦理和隐私、过度拟合训练数据导致的泛化性不佳等问题,在实际应用中仍然需要克服一些挑战和限制<sup>[37-38]</sup>。

## 4 小结与展望

人工智能驱动的诊断和治疗模式为肾移植领域带来了巨大的创新,其迅速分析大量患者数据的能力,使得对术后远期存活及并发症预测和个体化免疫抑制药物应用方案制定变得更为高效。然而,人工智能应用仍面临数据质量与隐私问题、模型可解释性差以及泛化性不佳等挑战。为克服这些问题,未来需要加强医疗数据的安全性与隐私保护、提高模型的解释性、促进跨学科合作,同时制定明确的法规和政策,以确保人工智能在肾移植领域的健康应用,更好地服务于患者的个体化医疗需求。

### 参考文献:

- [1] CARNEY EF. The impact of chronic kidney disease on global health[J]. *Nat Rev Nephrol*, 2020, 16(5): 251. DOI: 10.1038/s41581-020-0268-7.
- [2] KIM PY, SHOGHI A, FANANAPAZIR G. Renal transplantation: immediate and late complications[J]. *Radiol Clin North Am*, 2023, 61(5): 809-820. DOI: 10.1016/j.rcl.2023.04.004.
- [3] 洗盈,段智勤,李衡,等.肾移植术后感染病原菌特点及死亡风险[J]. *中国感染控制杂志*, 2023, 22(5): 539-546. DOI: 10.12138/j.issn.1671-9638.20233265.
- [4] XIAN Y, DUAN ZQ, LI H, et al. Characteristics of infection pathogens and risk of death after kidney transplantation[J]. *Chin J Infect Contr*, 2023, 22(5): 539-546. DOI: 10.12138/j.issn.1671-9638.20233265.
- [5] 武克风,侯建全.肾移植中抗体介导的排斥反应的发生机制及诊断进展[J]. *医药前沿*, 2022, 8(35): 47-51.
- [6] WU KF, HOU JQ. Mechanisms and diagnostic advances of antibody-mediated rejection in kidney transplantation[J]. *J Front Med*, 2022, 8(35): 47-51.
- [7] 廖淑婷,于向荣.能谱 CT 和人工智能在甲状腺癌诊断中的应用[J]. *实用医学杂志*, 2022, 38(2): 129-133. DOI: 10.3969/j.issn.1006-5725.2022.02.001.
- [8] LIAO ST, YU XR. Application of spectral CT and artificial intelligence in the diagnosis of thyroid cancer[J]. *J Pract Med*, 2022, 38(2): 129-133. DOI: 10.3969/j.issn.1006-5725.2022.02.001.
- [9] 田捷,王坤,董迪,等.基于人工智能和医疗大数据的肿瘤荧光手术导航与量化评估策略[J]. *中华消化外科杂志*, 2024, 23(4): 536-542. DOI: 10.3760/cma.j.cn115610-20240304-00142.
- [10] TIAN J, WANG K, DONG D, et al. Navigation and quantitative evaluation strategies for tumor fluorescent surgery based on artificial intelligence and medical big data[J]. *Chin J Dig Surg*, 2024, 23(4): 536-542. DOI: 10.3760/cma.j.cn115610-20240304-00142.
- [11] 方国旭,郭鹏飞,范鉴慧,等.基于可解释人工智能的临床决策支持系统:孟超肝病外脑[J]. *中华消化外科杂志*, 2023, 22(1): 70-80. DOI: 10.3760/cma.j.cn115610-20221102-00679.
- [12] FANG GX, GUO PF, FAN JH, et al. Clinical decision support system based on explainable artificial intelligence? brain of Mengchao liver disease[J]. *Chin J Dig Surg*, 2023, 22(1): 70-80. DOI: 10.3760/cma.j.cn115610-20221102-00679.
- [13] 花苏榕,郑淮今,廖泉.人工智能在甲状腺及甲状旁腺疾病外科诊疗中的研究进展[J]. *中华普通外科杂志*, 2017, 39(1): 33-35. DOI: 10.3760/cma.j.cn113855-20231113-00324.
- [14] HUA SR, ZHENG HJ, LIAO Q. Artificial intelligence in diagnosis and treatment of thyroid and parathyroid diseases: a surgical perspective[J]. *Chin J Gen Surg*, 2017, 39(1): 33-35. DOI: 10.3760/cma.j.cn113855-20231113-00324.
- [15] BADROUCHI S, BACHA MM, AHMED A, et al. Predicting long-term outcomes of kidney transplantation in the era of artificial intelligence[J]. *Sci Rep*, 2023, 13: 21273. DOI: 10.1038/s41598-023-48645-w.
- [16] SEYAHI N, OZCAN SG. Artificial intelligence and kidney transplantation[J]. *World J Transplant*, 2021, 11(7): 277-289. DOI: 10.5500/wjt.v11.i7.277.
- [17] MINTZ Y, BRODIE R. Introduction to artificial intelligence in medicine[J]. *Minim Invasive Ther Allied Technol*, 2019, 28(2): 73-81. DOI: 10.1080/13645706.2019.1575882.
- [18] GUPTA R, SRIVASTAVA D, SAHU M, et al. Artificial intelligence to deep learning: machine intelligence approach for drug discovery[J]. *Mol Divers*, 2021, 25(3): 1315-1360. DOI: 10.1007/s11030-021-10217-3.
- [19] CHEN M, DECARY M. Artificial intelligence in healthcare: an essential guide for health leaders[J].

- Healthc Manage Forum, 2020, 33(1): 10-18. DOI: 10.1177/0840470419873123.
- [14] ESTEVA A, ROBICQUET A, RAMSUNDAR B, et al. A guide to deep learning in healthcare[J]. Nat Med, 2019, 25(1): 24-29. DOI: 10.1038/s41591-018-0316-z.
- [15] NEMATOLLAHI M, AKBARI R, NIKEGHBALIAN S, et al. Classification models to predict survival of kidney transplant recipients using two intelligent techniques of data mining and logistic regression[J]. Int J Organ Transplant Med, 2017, 8(2): 119-122.
- [16] TAPAK L, HAMIDI O, AMINI P, et al. Prediction of kidney graft rejection using artificial neural network[J]. Healthc Inform Res, 2017, 23(4): 277-284. DOI: 10.4258/hir.2017.23.4.277.
- [17] RAYNAUD M, AUBERT O, DIVARD G, et al. Dynamic prediction of renal survival among deeply phenotyped kidney transplant recipients using artificial intelligence: an observational, international, multicohort study[J]. Lancet Digit Health, 2021, 3(12): e795-e805. DOI: 10.1016/S2589-7500(21)00209-0.
- [18] MARK E, GOLDSMAN D, GURBAXANI B, et al. Using machine learning and an ensemble of methods to predict kidney transplant survival[J]. PLoS One, 2019, 14(1): e0209068. DOI: 10.1371/journal.pone.0209068.
- [19] BAE S, MASSIE AB, THOMAS AG, et al. Who can tolerate a marginal kidney? predicting survival after deceased donor kidney transplant by donor-recipient combination[J]. Am J Transplant, 2019, 19(2): 425-433. DOI: 10.1111/ajt.14978.
- [20] CAI N, ZHANG X, ZHENG C, et al. A novel random forest integrative approach based on endogenous CYP3A4 phenotype for predicting tacrolimus concentrations and dosages in Chinese renal transplant patients[J]. J Clin Pharm Ther, 2020, 45(2): 318-323. DOI: 10.1111/jcpt.13074.
- [21] THISHYA K, VATTAM KK, NAUSHAD SM, et al. Artificial neural network model for predicting the bioavailability of tacrolimus in patients with renal transplantation[J]. PLoS One, 2018, 13(4): e0191921. DOI: 10.1371/journal.pone.0191921.
- [22] SAHU A, MISHRA J, KUSHWAHA N. Artificial intelligence (AI) in drugs and pharmaceuticals[J]. Comb Chem High Throughput Screen, 2022, 25(11): 1818-1837. DOI: 10.2174/1386207325666211207153943.
- [23] WOILLARD JB, LABRIFFE M, DEBORD J, et al. Tacrolimus exposure prediction using machine learning[J]. Clin Pharmacol Ther, 2021, 110(2): 361-369. DOI: 10.1002/cpt.2123.
- [24] MAO J, CHEN Y, XU L, et al. Applying machine learning to the pharmacokinetic modeling of cyclosporine in adult renal transplant recipients: a multi-method comparison[J]. Front Pharmacol, 2022, 13: 1016399. DOI: 10.3389/fphar.2022.1016399.
- [25] PONTHER L, MARQUET P, MOES D JAR, et al. Application of machine learning to predict tacrolimus exposure in liver and kidney transplant patients given the MeltDose formulation[J]. Eur J Clin Pharmacol, 2023, 79(2): 311-319. DOI: 10.1007/s00228-022-03445-5.
- [26] LABRIFFE M, WOILLARD JB, DEBORD J, et al. Machine learning algorithms to estimate everolimus exposure trained on simulated and patient pharmacokinetic profiles[J]. CPT Pharmacometrics Syst Pharmacol, 2022, 11(8): 1018-1028. DOI: 10.1002/psp4.12810.
- [27] 詹世鹏, 马攀, 刘芳. 机器学习在治疗药物监测与个体化用药中的应用[J]. 中国药房, 2023, 34(1): 117-121,128. DOI: 10.6039/j.issn.1001-0408.2023.01.23.
- ZHAN SP, MA P, LIU F. Application of machine learning in the therapeutic drug monitoring and individual drug therapy[J]. China Pharm, 2023, 34(1): 117-121,128. DOI: 10.6039/j.issn.1001-0408.2023.01.23.
- [28] NAUSHAD SM, KUTALA VK. Artificial neural network and bioavailability of the immunosuppression drug[J]. Curr Opin Organ Transplant, 2020, 25(4): 435-441. DOI: 10.1097/mot.0000000000000770.
- [29] 潘佳善, 苏涌, 朱道方, 等. 公民逝世捐献与活体捐献肾移植的近期临床效果[J]. 实用医学杂志, 2022, 38(2): 184-189. DOI: 10.3969/j.issn.1006-5725.2022.02.011.
- PAN JS, SU Y, ZHU DF, et al. Clinical effects of deceased vs living donor on kidney transplantation[J]. J Pract Med, 2022, 38(2): 184-189. DOI: 10.3969/j.issn.1006-5725.2022.02.011.
- [30] PISKIN T, SIMSEK A, MURAT-DOGAN S, et al. Mortality after kidney transplantation: 10-year outcomes[J]. Cir Cir, 2022, 90(2): 172-179. DOI: 10.24875/CIRU.21000300.
- [31] CHENG B, QI C, ZHANG S, et al. Risk factors for Pneumocystis jirovecii pneumonia after kidney transplantation: a systematic review and meta-analysis[J]. Clin Transplant, 2024, 38(5): e15320. DOI: 10.1111/ctr.15320.
- [32] PENG B, GONG H, TIAN H, et al. The study of the association between immune monitoring and pneumonia in kidney transplant recipients through machine learning models[J]. J Transl Med, 2020, 18(1): 370. DOI: 10.1186/s12967-020-02542-2.
- [33] LUO Y, TANG Z, HU X, et al. Machine learning for the prediction of severe pneumonia during posttransplant hospitalization in recipients of a deceased-donor kidney transplant[J]. Ann Transl Med, 2020, 8(4): 82. DOI: 10.21037/atm.2020.01.09.
- [34] ALAMGIR A, HUSSEIN H, ABDELAAL Y, et al. Artificial intelligence in kidney transplantation: a scoping review[J]. Stud Health Technol Inform, 2022, 294: 254-258. DOI: 10.3233/SHTI220448.
- [35] QAMAR T, BAWANY NZ. Understanding the black-box: towards interpretable and reliable deep learning models[J]. PeerJ Comput Sci, 2023, 9: e1629. DOI: 10.7717/peerj-cs.1629.
- [36] GIANFRANCESCO MA, TAMANG S, YAZDANY J, et al. Potential biases in machine learning algorithms using electronic health record data[J]. JAMA Intern Med, 2018, 178(11): 1544-1547. DOI: 10.1001/jamainternmed.2018.3763.
- [37] 周罗晶, 邵旻, 张瑞, 等. 智慧医疗场景下人工智能应用伦理问题与治理路径探讨[J]. 中国医院, 2024, 28(2): 38-41. DOI: 10.19660/j.issn.1671-0592.2024.2.10.
- ZHOU LJ, SHAO Y, ZHANG R, et al. Ethical issues of artificial intelligence applications in smart healthcare scenarios and its governance path[J]. Chin Hosp, 2024, 28(2): 38-41. DOI: 10.19660/j.issn.1671-0592.2024.2.10.
- [38] 张姝艳, 皮婷婷. 医疗领域中人工智能应用的可解释性困境与治理[J]. 医学与哲学, 2023, 44(3): 25-29,35. DOI: 10.12014/j.issn.1002-0772.2023.03.06.
- ZHANG SY, PI TT. Interpretability dilemma and governance of artificial intelligence application in medical field[J]. Med Philos, 2023, 44(3): 25-29,35. DOI: 10.12014/j.issn.1002-0772.2023.03.06.

(收稿日期: 2024-05-24)

(本文编辑: 方引超 鄢加佳)