

人工智能在预测肾脏疾病预后中的应用与进展

张焯¹, 谢瑀², 冯亚宁², 梁梦雨¹, 高丽¹, 朱勤¹

(1. 浙江中医药大学附属杭州市中医院, 浙江 杭州 310000; 2. 浙江中医药大学, 浙江 杭州 310000)

摘要: 全球范围内肾脏疾病的患病率在逐年增加, 由于早期诊断率较低, 同时缺乏长期有效的科学管理, 部分患者较快进展至终末期肾病, 给家庭、社会带来沉重负担, 已成为亟待重视的公共卫生问题。如今“人工智能+医疗”模式在临床疾病的预防、诊断、治疗、管理等方面的应用价值及发展空间日益得以显现, 人工智能技术(Artificial Intelligence, AI)不仅能帮助临床工作者诊断肾脏疾病, 还能进行风险预测, 识别早期危险因素, 对肾脏疾病的预后有着巨大的预测价值。归纳了近年来人工智能在预测肾脏疾病预后方面的应用与进展, 以期对临床预后的推测与把控做出一定贡献。

关键词: 人工智能; 肾脏疾病; 机器学习; 神经网络; 随机森林

中图分类号: R256.5

文献标志码: A

文章编号: 1673-7717(2025)12-0015-06

Application and Progress of Artificial Intelligence in Prognosis of Kidney Diseases

ZHANG Xuan¹, XIE Yu², FENG Yaning², LIANG Mengyu¹, GAO Li¹, ZHU Qin¹

(1. Hangzhou Hospital of Traditional Chinese Medicine, Hangzhou 310000, Zhejiang, China;

2. Zhejiang Chinese Medical University, Hangzhou 310000, Zhejiang, China)

Abstract: The incidence of kidney diseases worldwide are increasing year by year. Due to the low early diagnosis rate and the lack of long-term effective scientific management, some patients progress rapidly to end-stage renal disease, which brings a heavy burden to families and society and has become an urgent public health issue that needs the attention. Nowadays, the application value and development space of the “artificial intelligence + medicine” model in the prevention, diagnosis, treatment and management of clinical diseases are increasingly evident. Artificial intelligence (AI) can not only help clinical workers diagnose kidney diseases, but also make risk predictions, identify early risk factors and have huge predictive value for the prognosis of kidney diseases. This review summarized the application and progress of artificial intelligence in predicting the prognosis of kidney diseases in recent years, with the aim of contributing to the prediction and control of clinical prognosis.

Keywords: artificial intelligence; kidney disease; machine learning; neural networks; random forests

肾脏疾病如今已经成为全球关注的公共医疗卫生问题之一。据估计, 全球范围内目前约有 6.74 亿人因各种原因患有肾脏病^[1], 由于早期诊断率较低, 同时缺乏长期有效管理, 部分患者较快进展至终末期肾病(End-stage Renal Disease, ESRD), 需接受肾脏替代治疗, 往往花费巨额医疗费用后仍不能获得满意疗效^[2]。各类肾脏疾病预后受到诸多因素的影响, 延缓其进展至 ESRD 的时间或减慢肾小球滤过率(Glomerular Filtration Rate, GFR)的下降速度是目前最主要的治疗目标。提高肾脏疾病的知晓率、早期诊断率, 及时识别危险因素并早期干预能有效改善肾脏疾病的预后。

人工智能技术(Artificial Intelligence, AI)是一个概括性术语, 是指任何使计算机能够模仿人类智能的技术, 它包括了广泛的研究领域和应用技术, 如机器学习(Machine Learning,

ML)、自然语言处理(Natural Language Processing, NLP)、计算机视觉、专家系统等。ML 包括深度学习(Deep Learning, DL)、监督学习(Supervised Learning)以及无监督学习(Unsupervised Learning)等, 并且通过一定的算法及统计模型实现, 这类算法及模型包括线性回归(Linear Regression)、逻辑回归(Logistic Regression, LR)、支持向量机(Support Vector Machines, SVM)、决策树(Decision Trees, DT)、随机森林(Random Forests, RF)、人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)、聚类算法、朴素贝叶斯(Naive Bayes)、梯度提升算法(Gradient Boosting)等。近年来人工智能在医学领域的临床应用越来越广泛, 医学人工智能结合医学数据与人工智能技术, 在辅助临床诊断、影像学检查、病理诊断、药物处方等方面发挥了巨大作用^[3]。不仅如此, 人工智能还可以运用一定的算法构建预测模型, 实现对诸多疾病预后的预测。机器学习预测模型的评估方法与指标有很多, 主要参考指标包括 R^2 (R-squared), 受试者工作特征曲线(Receiver Operating Characteristic, ROC)或受试者工作特征曲线下面积(Area under Curve, AUC), 准确率、召回率、精确率、F1 分数等, 其中 R^2 用来衡量模型的拟合优度, R^2 值越接近于 1, 说明模型对数据的拟合度越好; ROC 曲线是一种性能度量工具, 而 AUC 值是 ROC 曲线下的面积, 用于衡量机器学习模型优劣的指标, 越接近 1, 表明模型分类效果越好。人工智能在预测肾脏疾病尤其是各种慢性肾脏病、急性肾损伤、肾恶性

基金项目: 国家自然科学基金项目(82205008); 浙江省中医药管理局项目(2023ZF137); 浙江省卫生厅项目(2023RC242); 浙江中医药大学附属医院科研专项重点研究项目(2022FSYYZZ14)

作者简介: 张焯(2000-), 女, 四川泸州人, 硕士在读, 研究方向: 中医药防治肾脏疾病。

通讯作者: 朱勤(1984-), 女, 浙江湖州人, 副主任医师, 硕士研究生导师, 博士, 研究方向: 中西医结合治疗肾系病。E-mail: zhuqinfeifei@126.com。

肿瘤等疾病的预后中具有优异的表现。为肾病患者提供个性化的风险评估,及时筛查危险因素,能够指导临床工作者制定和调整用药,对肾病患者的预后有很大的帮助。本文旨在归纳分析人工智能在各类肾脏疾病预后中的应用与进展,为临床提供一定的参考。

1 IgA 肾病

IgA 肾病(IgA Nephropathy, IgAN)是我国常见的原发性肾小球疾病之一,也是导致 ESRD 的重要原因。IgAN 主要依靠病理检查确诊,临床常见无症状性血尿伴或者不伴不同程度的蛋白尿,病理表现多样,不同患者的预后存在很大程度差异。目前牛津组织分型 MEST-C 评分、蛋白尿水平、血压水平、肾小球滤过率等被认为与 IgAN 预后相关,其中蛋白尿是最主要的危险因素^[4]。

PESCe 等^[5]纳入了 1040 名来自不同国家的病理诊断为 IgAN 的患者,进行长期随访,并收集其临床资料。通过单因素分析,发现性别,年龄,组织学分级,血清肌酐(Serum Creatinine, Scr)水平,以及蛋白尿水平具有显著意义($P < 0.001$),将其中 830 例患者的以上指标作为独立参数输入两个 ANN 模型中进行训练,第 1 个 ANN 模型用于预测患者是否会进入 ESRD,第 2 个用于预测患者进入 ESRD 的时间,其余 210 例患者的数据用于验证模型性能,结果显示第一个 ANN 模型的 AUC 可达 0.89 以上,第 2 个模型的 AUC 在 0.7 以上,并且与经验丰富的临床医生相比,第 2 个 ANN 预测模型在预测患者进入 ESKD 的时间方面具有更加优异的表现。

MEST 评分独立于临床指标,被证明在预测 IgAN 预后方面具有独立价值。有研究表明将 MEST 评分与活检时的临床指标结合,可以更高效地预测不同组织分级的 IgAN 患者肾单位功能下降速度^[6]。2021 年 KDIGO 指南推荐了一种 IgAN 预后评估模型,该模型来自于 2019 年一项包括了多民族的国际大型研究,共纳入了 3927 名 IgAN 患者,研究者开发了 3 种模型:第 1 种模型包含 eGFR、平均动脉压和活检时蛋白尿等临床实验室数据,第 2 种模型除了实验室指标外还包含 MEST 评分,第 3 种模型包含实验室指标、MEST 评分及免疫抑制剂的使用情况,以及蛋白尿与平均动脉压和 MEST 评分中的 T 评分之间的相互作用。结果显示,第 3 种模型 R^2 更高,赤池信息准则(Akaike Information Criterion, AIC)更低, C 统计量显著增加到 0.82,以上指标均表明第三种模型具有更好的模型拟合性。新月体形成是一种重要的危险因素,但是这一研究并没有纳入模型中,一是因为新月体与种族相关性较高,二是因为免疫抑制剂的干扰。总体上,这一研究表明 MEST 评分可以改善模型性能^[7]。这一国际模型样本量更大、范围更广,并经历了外部验证,更适合于世界范围的临床实践。

2 糖尿病肾病

据统计,截至 2018 年,我国约有 12.40% 的人罹患糖尿病,其中糖尿病肾病(Diabetic Kidney Disease, DKD)是糖尿病患者主要的并发症之一^[8-9],其风险随着糖尿病的持续时间而增加^[10]。DKD 的特征是尿白蛋白排泄量逐渐增加, GFR 下降等^[11-14],目前临床上病理仍是确诊 DKD 的金标准^[15-16]。

视网膜病变是糖尿病及糖尿病肾病在临床中常见的表现之一,其严重程度也是我们评估糖尿病肾病病情的重要手段,视网膜图像包含肾脏功能的实质性代表性信息^[17-18]。BETZLER B K 等^[19]的研究中训练了 3 个模型,第 1 个模型仅包含视网膜图像;第 2 个模型仅包含糖尿病持续时间、糖化血红蛋白(HbA1c)等危险因素,是一种多变量 LR 模型;第 3 种模型

组合危险因素数据和来自仅视网膜图像模型的标准化 z 分数,形成一种混合多变量 LR 模型。最终结果显示第 3 个混合模型 AUC 曲线均高于其他两个模型,可达 0.76 以上。这是第一项尝试利用糖尿病人群的视网膜图像预测 DKD 的研究,这一研究提供了一种在临床中更具有成本效益的 DKD 筛查方法,然而这种方法仅依赖于估算肾小球滤过率(eGFR),其准确性和灵敏性都具有局限性。

SHI S 等^[20]在他们的一项回顾性研究中做了更进一步的研究。他们对 528 例 2 型糖尿病患者使用视网膜眼底照相相机获得双眼黄斑为中心的彩色眼底照片,测量患者眼底照片血管参数:非血管面积、总血管弯曲度、总分形维数和外周血管口径;并收集患者的临床数据。将血管参数和临床参数作为输入变量,共开发了 4 个 ML,包括 RF、SVM、梯度增强决策树(Gradient Boosting Decision Tree, GBDT)和自适应增强(Adaptive Boosting, AdaBoost),最优模型 AUC 为 0.91(0.90-0.93),总体准确率为 84.50%,模型的准确性、敏感性、特异性较好。这是第一个整合视网膜血管参数和简单危险因素来预测 DKD 的模型,为临床无创、低成本预测早期 DKD 提供了一种可能性。

3 急性肾损伤

急性肾损伤(Acute Kidney Injury, AKI)是一种由多种病因引起的复杂综合征,其特征是短时间内肾功能突然下降,表现为 Scr 水平在 48 h 内至少升高 0.3 mg/dL 或 7 d 内升高达基线水平的 1.5~1.9 倍,或者尿量低于 0.5 mL/(kg·h)且至少持续 6 h^[21-22]。AKI 患者进展为慢性肾脏疾病的风险增加,利用预测模型对住院患者进行早期评估,以确定其风险分层,动态调整治疗方案,以避免或减少潜在的肾损伤,最终通过降低 AKI 的发生率来实现患者的肾脏保护。

年龄、性别、体质量、GFR 生理性下降、代谢性疾病、外伤、手术、造影剂等被认为是 AKI 的危险因素^[23-28]。RASHIDE 等^[29]开发了一种用于烧伤和其他创伤患者早期识别 AKI 的预测模型,模型变量包括中性粒细胞明胶酶相关脂质运载蛋白(Neutrophil Gelatinase-associated Lipocalin, NGAL)、N 末端 B 型利钠肽(N-terminal B-type Natriuretic Peptide, NT-proBNP)、Scr 和尿量(Urine Output, UO)等指标,结果显示他们的模型能够提前 62 h 准确预测 AKI。KOYNER J L 等^[30]的研究重点是使用离散时间生存分析框架反映随时间变化的纵向数据,最终梯度增强模型提前 24 和 48 h 预测 AKI 的 AUC 值分别为 0.90 和 0.87。此外,研究者创建了一种不包含 Scr 值的算法模型,最终结果表明排除该因素不会影响模型区分 AKI 的能力。由于样本量及随访时间的局限性,这一研究对入院时的 Scr 在 AKI 预后中是否具有影响力并无准确的结论。

AKI 是全球范围内心脏手术后的常见并发症之一,可以影响 5%~42% 左右的患者^[31],一项研究表明即使是轻度的心脏手术相关性急性肾损伤也会增加患者发展成为 ESRD 的风险^[32]。THONGPAYOON 等^[33]在他们的研究中尝试构建了一种自动机器学习模型(automated Machine Learning, autoML),与非自动机器学习模型包括 DT, RF, 极度梯度提升算法(eXtreme Gradient Boosting, XGBoost), ANN, 以及 LR 相比, autoML 的 AUC 与 RF 相当,高于其他模型;这一模型基于 H₂O autoML 平台构建,包含术前 Scr 水平、心脏手术术式、凝血功能、术前药物等在内的多个变量,能够实现在心脏手术术前预测术后发生 AKI 的几率,指导临床医生及时干预。除了高预测性能外, autoML 方法减少了模型开发的最佳算法选择和超参数优化中的人为偏见。但这一模型缺少更多更广的临床数据来验证其

准确率,也没有考虑术中某些术后因素如感染等。

临床中 AKI 常见的诱因之一是影像学检查中造影剂的使用,据报道,造影剂相关急性肾损伤(Contrast-associated Acute Kidney Injury, CA-AKI)发生率为 12.80%,病死率高达 20.20%^[34]。大部分 ML 模型预测 CA-AKI 的 AUC 可达 0.78~0.91。然而之前的模型大多数利用一些肾脏特异性标志物,如胱抑素 C、 β_2 -微球蛋白等,这些特异性标志物在临床中的使用并不常见;另一方面,这些模型聚焦于造影剂使用后预测 AKI 的发生,在使用造影剂之前的 AKI 预测模型并不多^[35-37]。CHEN Y Y 等^[38]的 LR 和 RF 预测模型中将患者造影剂使用前的 Scr 水平、GFR 等检验指标作为变量,研究发现 CA-AKI 发生率为 6.69%,两种模型表现出相似的性能,AUC 分别为 0.77 和 0.76,并且发现 CA-AKI 发生的关键因素是暴露于正性肌力药物、高血压病和糖尿病,而导致患者接受造影剂增加影像学检查 30 d 后血液透析的关键危险因素是暴露于正性肌力药物的使用。尽管这一模型具有一定的局限性,如仅纳入了急诊与住院患者,可能不适用于门诊患者;但是对临床工作者在决定患者是否有必要接受造影剂对比增强的影像学检查具有一定的启发。

4 肾脏肿瘤

放射组学是一种从医学成像中提取纹理信息的定量方法,可以通过 ML 算法来辅助临床决策。放射组学的应用提高了肾肿瘤诊断的准确性,并且在区分肾脏良恶性肿瘤方面具有肾脏活检术不可替代的优势^[39]。CT 纹理分析,例如熵的差异在肾脏良恶性肿瘤鉴别诊断中具有独特的优势^[40]。BANG S 等^[41]为区分良性和恶性实体肾肿瘤开发了一种基于机器学习的 CT 放射组学模型,从每次 CT 扫描图像中提取各种类型的放射组学特征,测试了线性支持向量机(Linear SVM)、径向基函数支持向量机(Radial Basis Function SVM, Rbf SVM),RF 和 XGBoost 4 种 ML 模型,结果表明 RF 模型的 AUC 为 0.73,其精确度为 0.86,灵敏度为 0.66,特异性为 0.65,具有最优秀的性能。这一研究表明应用 CT 放射组学预测肾肿瘤恶性程度是可行的。XU 等^[42]的研究表明,与单独利用放射组学特征相比,将放射组学特征与临床数据(包括年龄、性别等基线数据)相结合可以优化 ML 算法的预测性能,模型 AUC 在 0.72 左右。而 KLONTZAS M E 等^[43]利用放射组学和代谢组学特征相结合提高模型的预测性能。以上研究均基于放射组学,用于区分肾脏良恶性肿瘤及其分类,但临床价值还有待进一步研究验证。

肾部分切除术及根治性肾切除术是局限性肾肿瘤临床主要干预方案,肾肿块的大小对于手术方式的选择及患者预后具有重要意义。孙兆男等^[44]利用卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)开发了一款可以测量肿块各径线的模型,结果显示模型的测量更接近于真实值,并且与临床工作者测量的数据具有较高的一致性,因此这一模型在临床应用中可以帮助降低影像医生的径线测量时间成本,同时也能帮助临床工作者选择更优的手术方式。而刘欣等^[45]则提出利用 RAUnet++ 分割网络提升 CNN 在 CT 图像肾脏肿瘤分割中的精确度。

5 肾移植

肾移植被认为是治疗 ESRD 最有效的手段,但在临床实践中受到来源、费用、术后免疫排斥反应等的限制^[46]。移植肾功能延迟恢复(Delayed Graftfunction, DGF)会导致患者死亡风险增加,而如今其发病率在逐渐上升。KONIECZNY A 等^[47]基于 ANN 和 RF 建立了 DGF 风险预测模型,研究发现输入供体

BMI、受体 BMI、受体-供体的体质量差异和供体的 eGFR 以及移植后存活率、供者肾脏风险指数(Kidney Donor Risk Index, KDRI)、供者肾脏概况指数(Kidney Donor Profile Index, KDPI)、受体的年龄及性别等作为变量时,模型具有最佳的性能,实现了 93.75% 的准确性和 0.92 的 AUC,这一研究有助于帮助移植患者与器官捐赠者之间实现更好的匹配,从而减小 DGF 的发生率。而 JADLOWIEC C C 等^[48]的研究则认为受体自身的基础疾病对 DGF 的发生率更具有影响力,作者通过聚类方法对肾移植受者的临床表型进行分类,对 4 组具有不同年龄、种族、BMI、接受不同 KDPI 肾脏等特征的受者进行分析后发现,他们在存活率并没有太大的区别,糖尿病、高血压病等并发症可能对结果更具有影响力。

陈剑霖等^[49]在探讨 DGF 发生的危险因素时运用了 LR 模型,筛选出来了身高、体质量、末次尿素氮水平、器官冷缺血时间、小动脉病变范围以及肾间质纤维化评分、肾小管萎缩评分等影响 DGF 发生的重要风险因素,而 Scr 并没有特别显著地影响。

6 在中医肾病研究中的应用

国内有少量关于中医证候、中医证型与肾脏疾病预后关系的研究。古炀晖^[50]参照《IgA 肾病西医诊断和中医辨证分型的实践指南》以及临床实际情况,对经肾穿病理报告证实的 IgAN 患者进行中医辨证分型,并收集患者的相关症状,形成了完整的中医证候资料,利用这些证候资料以及相关实验室指标建立了以纯中医变量、纯西医变量,以及中西医变量结合为主的不同类型的预测模型,在综合比较所有模型的拟合度及 ROC 曲线下面积等指标后,发现同等变量条件下 SVM 的预测效能最高,其次为随机森林。而在相同种算法条件下,使用中西医结合变量的模型预测效能最高。这一研究结果表明,中医证候与 IgAN 预后存在着相关性,尤其是肾穿时具有脾肾阳虚症状包括疲倦乏力、恶心、水肿的患者,其预后不佳,因此在临床工作中,我们可以依据患者的中医辨证分型遣方用药,顾护脾肾之阳,改善预后。孙琦^[51]利用线性回归联合 RF 方法构建慢性肾脏病(Chronic Kidney Disease, CKD)4~5 期患者进入肾脏替代治疗的时间点预测模型,结果表明使用中药积雪草、穿山龙等对慢性肾脏病具有一定的保护性作用,而皮肤瘙痒症状则是一个危险因素。国内一项研究针对 DKD 中医“同病异证”构建了多标签学习模型,对 DKD 患者的数据进行特征提取后,量化计算各指标对不同证型的贡献度,利用包括 SVM、多标签最近邻(Multi Label K-nearest Neighbor, ML-KNN)、AdaBoost、径向基神经网络(Radical Basis Function, RBF)在内的多种算法,构建多标签辨证模型,预测患者的辨证分型并进行验证,在以上算法中,ML-KNN 相对具有最优的表现。这一研究目的在于帮助中医临床相关工作者判断 DKD 证型并选择相应的治则治法^[52]。而夏庭伟等^[53]融合中西医多模态特征,构建了糖尿病并发肾病的混合深度神经网络预测模型,利用中医四诊信息提高了预测模型尤其是 ANN 模型通过糖尿病患者的临床数据及中医证候信息预测患者并发糖尿病肾病的准确度,而包含舌图像信息的预测模型 AUC 可达 90.58%,准确度优于其他模型。姜旻^[54]利用一个简单的中医证候要素诊断表,将中医要素与西医指标结合所建立的 DKD 预测模型 AUC 可达 0.852,通过这一模型可以判断初期 DKD 患者进入显著蛋白期的可能性,并且结果表明阳虚证与 Scr 等实验室指标相比,是更为重要的危险因素。

7 未来和展望

肾脏疾病是目前重要的全球公共卫生问题之一,为全球带

表 1 人工智能在肾脏病中的应用

疾病	发表年份	深度学习方法	研究对象	纳入指标	评估方法	预测事件
IgAN	2016	ANN	1040 例 IgAN 患者	一般信息、组织学分级、Scr、24 h 蛋白尿、血压超过 140/90 mm Hg 和/或使用降压药物、以 Sche-na 分类为标准的组织学特征	真阳性、假阳性、真阴性和假阴性、准确度、精密性、召回率和 f 测量值、AUC 进行评估。	IgAN 患者发生 ESRD 风险和时间
IgAN	2017	DT、RF、AdaBoost、SVM、ANN	402 例 IgAN 患者	中医四诊信息、一般信息、MEST 评分、平均动脉压、血清白蛋白、电解质、Scr、尿酸、尿素氮、尿蛋白定量、高血压病等	混淆矩阵、拟合图、R2、ROC 曲线、AUC、总体错误率进行评估	IgAN 患者 5 年内是否发生 Scr 翻倍、eGFR 下降 > 50%、进展为 ESRD、eGFR < 1.5 mL · min · 1.73 m ² 、透析、死亡
IgAN	2019	Cox 比例风险模型	3927 例 IgAN 患者	eGFR、平均动脉压、活检时蛋白尿、MEST 评分、一般信息、BMI、RAS 阻滞剂和免疫抑制	R2、AIC、C 统计量、NRI、IDI、校准曲线评价模型性能	出现 eGFR < 15 mL/(min · 1.73 m ²)、透析或移植、或 eGFR 永久降低至基线值 50% 以下可能性
DKD	2016	多因素 Logistic 回归分析	492 例 DKD 患者	饮酒比例、糖尿病病程、收缩压、甘油三酯、血脂、白蛋白、Scr、尿酸、阳虚证	AUC	预测初期 DKD 患者进展至显著蛋白尿期的可能
DKD	2022	SVM、DT、KNN、DT、RF、AdaBoost、GBDT、ANN	868 例 2 型糖尿病患者	一般信息、中医症状、舌脉、糖化血红蛋白、生化全套、尿常规、UACR、舌面图像	模型预测准确度、灵敏度、特异度、ROC 曲线、AUC	证型与舌图像预测糖尿病患者并发 DKD 的风险
DKD	2022	SVM、ML - KNN、AdaBoost、RBF	8795 条 DKD 临床诊疗数据	包括基本信息、疾病分期情况、中医四诊信息、中医辨证分型诊断、临床检验信息、生活习惯	海明损失、排序损失、1 - 错误率、覆盖率、平均精度等指标	识别 DKD 患者的同病异证
DKD	2023	LR	79511 例糖尿病患者	一般信息、糖尿病持续时间、糖化血红蛋白和收缩压、视网膜图像	AUC、灵敏度、特异性、阳性预测值和阴性预测值	预测糖尿病患者是否并发糖尿病肾病
DKD	2023	RF、SVM、GBDT、AdaBoost	528 例 2 型糖尿病患者	一般信息、糖尿病病程、心脑血管疾病史、吸烟、BMI、糖化血红蛋白、眼底图像的非血管面积、总血管迂曲度、总分形维数和血管口径	计算准确性、灵敏度、特异性 F1 评分和 AUC	使用视网膜血管参数和临床参数结合机器学习来检测糖尿病患者并发 DKD 的可能
AKI	2018	梯度提升算法	121158 例既往无肾衰竭病史的成年患者	人口学特征、生命体征、治疗措施、入院 Scr、急性肾损伤严重程度和医院位置	AUC、准确度、特异性、敏感度	住院患者 24 h 及 48 h 内发生 AKI 的风险
AKI	2022	autoML、非 autoML 类型	13 158 例心脏手术患者	一般信息、心脏手术类型、心律失常病史、外周血管疾病、伴或不伴并发症的高血压、肝病、凝血功能障碍、肥胖、血压、阿司匹林的使用、β 受体阻滞剂、抗心律失常药物、苯二氮卓类药物、血管加压药/正性肌力药物、胰岛素、血清钠、白蛋白、血红蛋白和 eGFR	错误率、准确度、精密性、MCC、F1 分数和 AUROC	在术前预测心脏手术相关急性肾损伤发生的风险
AKI	2023	LR、RF	58 274 例急诊或住院接受增强 CT 检查的患者	一般信息、入院状态、增强 CT 前 24 h 内的心率、血压、Scr、eGFR、血红蛋白、糖尿病、心力衰竭、肝硬化、在增强 CT 前 7 d 内暴露于重复造影剂检查(如血管造影)、非甾体抗炎药、血管紧张素转换酶抑制剂/血管紧张素 II 受体阻滞剂、氨基糖苷类或正性肌力药物	灵敏度、特异性和 AUC	在使用碘造影剂的影像学检查前预测 30 d 后发生 AKI 的风险
肾脏肿瘤	2022	CNN	154 例肾脏肿瘤术后患者	肿块三维径线(长、中、短径)	Dice 相似性系数	验证肾脏肿瘤分割模型对肾脏肿瘤径线自动测量的准确性
肾脏肿瘤	2023	Linear SVM、Rbf SVM、RF、XGBoost	499 例肾实体瘤切除手术患者及 160 个放射学特征	一阶特征、三维形状特征、灰度共生矩阵(GLCM)、灰度游程长度矩阵(GLRM)、灰度大小区域矩阵(GLSZM)、邻域灰度差矩阵(NGTDM)和灰度依赖矩阵(GLDM)	准确度、AUC、F1 评分、精确率、召回率	预测肾肿瘤恶性程度
肾脏肿瘤	2023	XGBoost、RF、CNN 等	300 例肾脏肿瘤术后患者	人口统计学、生命体征和合并症;放射学特征包括一阶统计量(19 个特征),基于形状的 3D(16 个特征),基于形状的 2D(10 个特征);灰度共生矩阵(24 个特征)	AUC、精确度、召回率和特异性	肾脏肿瘤良恶性
肾脏肿瘤	2023	XGboost、RF、SVM	33 例肾脏肿瘤术后患者	一阶特征、灰度共现矩阵、灰度运行长度矩阵、灰度依赖矩阵、相邻灰度差分矩阵、灰度大小区矩阵、二维和三维形状特征及其高斯拉普拉斯)和小波变换等 12 个放射组学特征及 59 个代谢物	AUC、敏感性、特异性等	鉴别良性嗜嗜酸细胞瘤和恶性肾细胞癌
肾脏肿瘤	2024	CNN、RAUnet ++ 分割网络	KiTS19 竞赛提供的公共数据集中 210 例患者	像素为 256 × 256 的 CT 图像	Dice 系数、交并比 IOU、准确率、召回率	CT 图像对肾脏肿瘤分割的准确性

续表 1

人工智能在肾脏病中的应用

疾病	发表年份	深度学习方法	研究对象	纳入指标	评估方法	预测事件
CKD4 5 期	2021	RF	99 例运用益肾清利活血法治疗的 CKD4-5 期患者	血红蛋白、总蛋白、谷丙转氨酶、尿素、基线 eGFR 水平、Scr、血钙、中药处方、中医四诊信息	Bland - Altman 图	对中医药治疗环境下的 CKD4 期患者肾脏替代治疗时机的预测
肾移植	2022	ANN,RF	157 例肾脏捐赠者和 88 例接受者	供体的 BMI、受体的 BMI、受体 - 供体体质量差异和供体的 eGFR、KDRI 或 KDPI	准确性、精确度或阳性预测值、召回率或灵敏度、F1 分数	评估接受已故供体肾移植后受者发生延迟移植功能的危险
肾移植	2022	聚类算法	17073 例在美国接受肾脏移植并伴有 DGF 的成年患者	一般信息、丙型肝炎血清阴性、乙型肝炎表面抗原、人类免疫缺陷病毒血清状态、工作收入、公共保险、美国居民、本科或更高学历、血清白蛋白、并发症如糖尿病和巨细胞病毒状态	CDF 图及 Delta 面积图、共识矩阵热图、PAC 值	预测肾移植患者发生延迟移植功能的危险及对受者及其配对供体的临床表型进行分类
肾移植	2023	LR	621 名肾脏器官捐赠者与接受者	肾间质纤维化评分、尿素氮、供者体质量及身高、肾小管萎缩评分、小动脉硬化比例、小动脉透明样变比例、冷缺血时间、供者 BMI 等	准确率 AUC	预测肾移植患者发生延迟移植功能的危险

注: IgAN 指 IgA 肾病 (IgA Nephropathy); DKD 指糖尿病肾病 (Diabetic Kidney Disease); CKD 指慢性肾脏病 (Chronic Kidney Disease); ANN 指人工神经网络 (Artificial Neural Network); DT 指决策树 (Decision Tree); RF 指随机森林 (Random Forest); SVM 指支持向量机 (Support Vector Machines); XGBoost 指极度梯度提升算法 (eXtreme Gradient Boosting); LR 指逻辑回归模型 (Logistic Regression); AdaBoost 指自适应增强 (Adaptive Boosting); ML - KNN 指多标签最近邻 (Multi Label K - nearest Neighbor); CNN 指卷积神经网络 (Convolutional Neural Networks); GBDT 指梯度增强决策树 (Gradient Boosting Decision Tree); RBF 指径向基神经网络 (Radical Basis Function); autoML 指自动机器学习模型 (automated Machine Learning); Linear SVM 指线性支持向量; Rbf SVM 指径向基函数支持向量机 (Radial Basis Function SVM); UACR 指尿白蛋白与肌酐比值; NT - proBNP 指 N 末端 B 型利钠肽原; NGAL 指血浆中性粒细胞明胶酶相关脂质运载蛋白; KDRI 指供者肾脏风险指数 (Kidney Donor Risk Index); KDPI 指供者肾脏概况指数 (Kidney Donor Profile Index); NRI 指净重新分类指数 (Net Reclassification Index); IDI 指综合判别改善指数 (Integrated Discrimination Improvement); MCC 指马修斯相关系数 (Matthews Correlation Coefficient)。

来了巨大的经济负担。

人工智能应用于肾脏疾病领域,理论上能够提高肾脏疾病的诊断率,识别早期危险因素,从而改善预后。本文综述了近年人工智能在 CKD、AKI 及肾脏肿瘤中的应用,大部分研究依托 ML,利用患者病历数据构建预测模型,结果表明人工智能在预测各类肾脏疾病预后方面具有较高的应用价值,同时具有一定的局限性:一是这些模型很大程度上依赖患者既往病历数据,由于时间及资料保存条件的限制,数据的真实性和完整性会受到一定的影响。二是由于每个研究所涉及的人群范围是有限的,这表明模型的推广与应用会受到人群特征的限制。三是考虑到临床上患者与疾病的多样性,在选择模型种类和变量上会有很大差异等。总之,本文总结了近年来人工智能在各类肾脏病预后方面的研究与探索,有望帮助临床工作者早期识别及干预肾脏病进展的危险因素。我们有理由相信人工智能在预测各类肾脏疾病预后方面的应用前景将越来越光明。

参考文献

- [1] FERRARI A J, SANTOMAURO D F, AALI A, et al. Global incidence, prevalence, years lived with disability (ylds), disability - adjusted life - years (dalys), and healthy life expectancy (hale) for 371 diseases and injuries in 204 countries and territories and 811 subnational locations, 1990 - 2021: A systematic analysis for the global burden of disease study 2021 [J]. *Lancet*, 2024, 403: 2133 - 2161.
- [2] LEVEY A S, ECKARDT K U, DORMAN N M, et al. Nomenclature for kidney function and disease: Report of a kidney disease: Improving global outcomes (kdigo) consensus conference [J]. *Kidney International*, 2020, 97: 1117 - 1129.
- [3] 申喜凤, 李美婷, 南嘉乐, 等. 医学人工智能发展态势分析及问题浅析 [J]. *科技管理研究*, 2023, 43(7): 193 - 198.
- [4] LE W, LIANG S, HU Y, et al. Long - term renal survival and related risk factors in patients with iga nephropathy: Results from a cohort of 1155 cases in a chinese adult population [J]. *Nephrology Dialysis Transplantation*, 2012, 27: 1479 - 1485.
- [5] PESCE F, DICIOLLA M, BINETTI G, et al. Clinical decision support system for end - stage kidney disease risk estimation in iga nephropathy patients [J]. *Nephrology Dialysis Transplantation*, 2016, 31: 80 - 86.
- [6] CATTRAN D C, COPPO R, COOK H T, et al. The oxford classification of iga nephropathy: Rationale, clinicopathological correlations, and classification [J]. *Kidney International*, 2009, 76: 534 - 545.
- [7] BARBOUR S J, COPPO R, ZHANG H, et al. Evaluating a new international risk - prediction tool in iga nephropathy [J]. *Jama Internal Medicine*, 2019, 179: 942 - 952.
- [8] 马越, 孔祥婕, 彭雯, 等. 中国糖尿病疾病负担现状及趋势 [J]. *中国预防医学杂志*, 2023, 24(4): 281 - 286.
- [9] NORDHEIM E, JENSSEN T G. Chronic kidney disease in patients with diabetes mellitus [J]. *Endocrine Connections*, 2021, 10: R151 - R159.
- [10] HARJUTSALO V, GROOP P - H. Epidemiology and risk factors for diabetic kidney disease [J]. *Advances in Chronic Kidney Disease*, 2014, 21: 260 - 266.
- [11] 孙月萌, 孟梅霞, 张莉. 糖尿病肾脏疾病的临床病理特点及其与预后的联系 [J]. *中国中西医结合肾病杂志*, 2023, 24(12): 1119 - 1121, 1145.
- [12] DUAN J, WANG C, DUAN J Y, et al. Prevalence and risk factors of chronic kidney disease and diabetic kidney disease in cChinese rural residents: Aa cross - sectional survey [J]. *Scientific Reports*, 2019, 9(1): 1 - 11.
- [13] OSHIMA M, SHIMIZU M, YAMANOUCI M, et al. Trajectories of kidney function in diabetes: A clinicopathological update [J]. *Nature Reviews Nephrology*, 2021, 17: 740 - 750.
- [14] YAMANOUCI M, FURUICHI K, HOSHINO J, et al. Nonproteinuric diabetic kidney disease [J]. *Clinical and Experimental Nephrology*, 2020, 24: 573 - 581.
- [15] LIU Q Y, DUAN Q, FU X H, et al. Value of elastography point quantification in improving the diagnostic accuracy of early diabetic kidney disease [J]. *World Journal of Clinical Cases*, 2019, 7: 3945 - 3956.
- [16] TAN K S, ENSOON, MCDONALD S, HOY W. tephen, Hoy Wendy. The diagnostic performance of a clinical diagnosis of diabetic kidney disease. [J]. *Life - (Basel)*, 2023, 13(Switzerland), 2023(7): 13.
- [17] WONG C W, WONG T Y, CHENG C Y, et al. Kidney and eye diseases: Common risk factors, etiological mechanisms, and pathways [J]. *Kidney International*, 2014, 85: 1290 - 1302.
- [18] XU X, GAO B, DING W, et al. Retinal image measurements and

- their association with chronic kidney disease in chinese patients with type 2 diabetes: The nod study [J]. *Acta Diabetologica*,2021,58: 363-370.
- [19] BETZLER B K,CHEE E Y L,HE F, et al. Deep learning algorithms to detect diabetic kidney disease from retinal photographs in multi-ethnic populations with diabetes [J]. *Journal of the American Medical Informatics Association*,2023,30: 1904-1914.
- [20] SHI S,GAO L,ZHANG J, et al. The automatic detection of diabetic kidney disease from retinal vascular parameters combined with clinical variables using artificial intelligence in type-2 diabetes patients [J]. *Bmc Medical Informatics and Decision Making*,2023,23(1): 241.
- [21] PALEVSKY P M,LIU K D,BROPHY P D, et al. Kdoqi us commentary on the 2012 kdigo clinical practice guideline for acute kidney injury [J]. *American Journal of Kidney Diseases*,2013,61: 649-672.
- [22] MATUSZKIEWICZ - ROWINSKA J,MALYSZKO J. Acute kidney injury, its definition, and treatment in adults: Guidelines and reality [J]. *Polish Archives of Internal Medicine - Polskie Archiwum Medycyny Wewnętrznej*,2020,130: 1074-1080.
- [23] YU X,FENG Z. Analysis of risk factors for perioperative acute kidney injury and management strategies [J]. *Frontiers in Medicine*, 2021,8:751793.
- [24] VAN DER MOLEN A J,REIMER P,DEKKERS I A, et al. Post-contrast acute kidney injury - part 1: Definition, clinical features, incidence, role of contrast medium and risk factors [J]. *European Radiology*,2018,28: 2845-2855.
- [25] 曹斐斐,李岫森,李汶汶,等. 慢性肾脏病并发急性肾损伤的危险因素及影响肾脏修复的机制研究进展[J]. *中国医药*,2023,18(4): 625-628.
- [26] 曹杰,赵宇亮,付平. 急性肾损伤流行病学的新进展[J]. *中国循证医学杂志*,2019,19(6): 631-634.
- [27] 何颖雪,陈欢,潘璐璐,等. 急性肾损伤进展为急性肾脏病的危险因素分析[J]. *浙江实用医学*,2023,28(4): 325-327,352.
- [28] 王文蕾,沈清. 急性肾损伤的流行病学和早期诊断及治疗进展[J]. *中国医药*,2024,19(1): 137-141.
- [29] RASHIDI H H,SEN S,PALMIERI T L, et al. Early recognition of burn- and trauma- related acute kidney injury: A pilot comparison of machine learning techniques[J]. *Scientific Reports*,2020,10(1):205.
- [30] KOYNER J L,CAREY K A,EDELSON D P, et al. The development of a machine learning inpatient acute kidney injury prediction model [J]. *Critical Care Medicine*,2018,46: 1070-1077.
- [31] OSTERMANN M,KUNST G,BAKER E, et al. Cardiac surgery associated aki prevention strategies and medical treatment for csa- aki [J]. *Journal of Clinical Medicine*,2021,10(22):5285
- [32] CHO J S,SHIM J - K,LEE S, et al. Chronic progression of cardiac surgery associated acute kidney injury: Intermediary role of acute kidney disease [J]. *Journal of Thoracic and Cardiovascular Surgery*,2021,161: 681.
- [33] THONGPRAYOON C,PATTHARANITIMA P,KATTAH A G, et al. Explainable preoperative automated machine learning prediction model for cardiac surgery - associated acute kidney injury [J]. *Journal of Clinical Medicine*,2022,11:6264.
- [34] LUN Z,LIU L,CHEN G, et al. The global incidence and mortality of contrast - associated acute kidney injury following coronary angiography: A meta - analysis of 1.2 million patients [J]. *Journal of Nephrology*,2021,34: 1479-1489.
- [35] IBRAHIM N E,MCCARTHY C P,SHRESTHA S, et al. A clinical, proteomics, and artificial intelligence - driven model to predict acute kidney injury in patients undergoing coronary angiography [J]. *Clinical Cardiology*,2019,42: 292-298.
- [36] YIN W J,YI Y H,GUAN X F, et al. Preprocedural prediction model for contrast - induced nephropathy patients [J]. *Journal of the American Heart Association*,2017(2): e004498.
- [37] LI Y,CHAN T M,FENG J, et al. A pattern - discovery - based outcome predictive tool integrated with clinical data repository: Design and a case study on contrast related acute kidney injury [J]. *Bmc BMC Medical Informatics and Decision Making*,2022,22(1):103.
- [38] CHEN Y Y,LIU C F,SHEN Y T, et al. Development of real - time individualized risk prediction models for contrast associated acute kidney injury and 30 - day dialysis after contrast enhanced computed tomography [J]. *European Journal of Radiology*,2023(1):167.
- [39] SUAREZ - IBARROLA R,BASULTO - MARTINEZ M, HEINZE A, et al. Radiomics applications in renal tumor assessment: A comprehensive review of the literature [J]. *Cancers*,2020(2):12.
- [40] DENG Y,SOULE E,CUI E, et al. Usefulness of ct texture analysis in differentiating benign and malignant renal tumours [J]. *Clinical Radiology*,2020,75: 108-115.
- [41] BANG S,WANG H H,KIM H, et al. Development and validation of a prediction model for differentiation of benign and malignant fat - poor renal tumors using ct radiomics [J]. *Applied Sciences - Basel*,2023(2):13.
- [42] BmcBMC. Medical informatics and decision [J]. *Making*,2022,22(1):103.
- [43] KLONTZAS M E,KOLTSAKIS E,KALARAKIS G, et al. A pilot radiometabolomics integration study for the characterization of renal oncocyctic neoplasia [J]. *Scientific Reports*,2023(1)13.
- [44] 孙兆男,刘佳,崔应谱,等. 利用深度学习实现 ct 图像上肾脏肿瘤径线自动测量的临床可行性 [J]. *放射学实践*,2022,37: 374-379.
- [45] 刘欣,柏正尧,方成. 改进 unet + + 的肾脏肿瘤分割方法 [J]. *计算机应用与软件*,2024,41: 238-243,263.
- [46] ZHOU Q,LI T,WANG K, et al. Current status of xenotransplantation research and the strategies for preventing xenograft rejection [J]. *Frontiers in Immunology*,2022,13:928173.
- [47] KONIECZNY A,STOJANOWSKI J,RYDZYNSKA K, et al. Artificial intelligence - a tool for risk assessment of delayed - graft function in kidney transplant [J]. *Journal of Clinical Medicine*,2021,10:5244.
- [48] JADLOWIEC C C,THONGPRAYOON C,LEEAPHORN N, et al. Use of machine learning consensus clustering to identify distinct subtypes of kidney transplant recipients with dgf and associated outcomes [J]. *Transplant International*,2022,35:221286.
- [49] 陈剑霖,付睿,陈青,等. 基于逻辑回归算法的移植肾功能延迟恢复发生风险因素分析及预测模型的建立 [J]. *实用器官移植电子杂志*,2023(11): 457-463.
- [50] 古炀晖. 基于临床病理特征、中医证候的 igaIgA 肾病预后模型研究 [D]. 广州:广州中医药大学,2017.
- [51] 孙琦. 基于机器学习的“益肾清利活血”法治疗 ckdCKD4-5 期患者肾功能进展预测模型建立 [D]. 南京:南京中医药大学,2021.
- [52] 佟旭,杨纯,孟庆刚. 基于多标签机器学习的糖尿病肾病中医“同病异证”风险评估模型的构建 [J]. *中华全科医学*,2022,20(2):181-185,227.
- [53] 夏庭伟,李炜弘,丁维俊,等. 2 型糖尿病并发肾病中西医多模态特征融合预测模型构建 [J]. *中华中医药杂志*,2022,37(1): 4116-4120.
- [54] 姜旻. 糖尿病肾脏疾病进展预测模型的建立与验证 [D]. 北京:北京中医药大学,2016.