·综述·

慢性肾脏病预测模型的研究进展

喻慧心[1,2],张祷骁[3],常青[1],赵玉虹[1]
(中国医科大学附属盛京医院 1.临床流行病学教研室;2.数据中心;3.泌尿外科,沈阳 110004)

摘要 慢性肾脏病发病隐匿且早期诊断手段有限,导致多数患者在确诊时已是病程中晚期,病死率较高。疾病预测模型在慢性肾脏病管理中的重要性日益凸显。疾病发生风险预测模型能够早期识别高风险群体,为及时干预和管理提供有力支持。疾病预后模型能够精确评估患者未来发生不良事件的风险,优化管理策略。本文对疾病预测模型在慢性肾脏病发生与预后评估中的研究进展进行综述,探讨其在提升疾病早期诊断率、优化治疗及改善患者预后中的潜力,旨在有效防治慢性肾脏病、提高治疗效果与患者的生活质量。

关键词 慢性肾脏病;疾病预测模型;预后
中图分类号 R692 **文献标志码** A **文章编号** 0258-4646(2025)07-0643-05
网络出版地址 https://link.cnki.net/urlid/21.1227.R.20250704.1630.008
DOI: 10.12007/j.issn.0258-4646.2025.07.012

Advances in prediction models for chronic kidney disease

YU Huixin[1,2],ZHANG Yixiao[3],CHANG Qing[1],ZHAO Yuhong[1]
(1. Department of Clinical Epidemiology,Shengjing Hospital of China Medical University,Shenyang 110004,China;2. Department of Data Center,Shengjing Hospital of China Medical University,Shenyang 110004,China;3. Department of Urology,Shengjing Hospital of China Medical University,Shenyang 110004,China)

Abstract Chronic kidney disease (CKD) is a major global health threat owing to its progressive nature and limited means of early diagnosis,with a significant majority of patients diagnosed in the mid-to-late stages of the disease and high mortality rates. With recent advancements in technology,the importance of disease prediction models in the management of CKD has increased. Disease incidence risk prediction models can identify high-risk groups at an early stage and provide support for timely intervention and management. These disease prognosis models can accurately assess the risk of future adverse events and optimize management strategies for patients. The aim of this review is to discuss the progress of disease prediction models in assessing the occurrence and prognosis of CKD and explore their potential for improving the early diagnosis of the disease,optimizing treatment,and improving patient prognosis. These advancements would assist in effectively preventing and treating CKD as well as improving treatment efficacy and quality of life of patients.

Keywords chronic kidney disease; disease prediction model; prognosis

慢性肾脏病(chronic kidney disease,CKD)是指各种原因引起的肾脏结构或功能异常,表现为血尿、蛋白尿、肾功能异常,或肾小球滤过率(estimated glomerular filtration rate,eGFR)下降[<60 mL/(min·1.73 m^2)]超过3个月[1]。CKD具有发病隐匿、患病率高、致残率高、医疗费用高、知晓率低等特点[2]。现有数据显示,全球CKD患病率为9.1%[3]。我国成人居民CKD患病率达8.2%,且处于病程1~3期的患者占比高达7.2%,而CKD的知晓率低至10.0%[4]。CKD的发生和进展受多种危险因素影响,如年龄、性别、代谢因素、疾病史、遗传易感性、环境暴露等。随着人口老龄化的加速推进,以及糖尿病、高血压、心血管疾病等发病率的逐年攀升,CKD防控工作面临着前所未有的挑战[5-8]。因此,从多维度出发,构建全面高效的CKD管理策略,提高CKD早期诊断率、加强患者管理和治疗非常必要。

疾病预测模型[9]是指基于大数据分析和统计建模,将多个预测因子与疾病发生或某事件在疾病发生后出现的概率关联预测的一种方法,可分为疾病发生风险预测模型和预后模型。随着生物医学技

基金项目: 国家重点研发计划“主动健康和人口老龄化科技应对”重点专项(2023YFC3604600)
作者简介: 喻慧心(1997-),女,研究实习员,博士研究生.
通信作者: 赵玉虹,E-mail:zhaoyh@sj-hospital.org
收稿日期: 2024-11-21
网络出版时间: 2025-07-07 09:46:10

术、统计学和计算机科学的不断进步，尤其是机器学习算法的引入，疾病预测模型的开发应用日益广泛，极大推动了个性化医疗和精准医学的发展。改善全球肾脏病预后组织（Kidney Disease：Improving Global Outcomes，KDIGO）2024慢性肾脏病评估与管理临床实践指南[10]指出，在进行CKD风险预测时，需基于综合因素，使用经过验证的、准确的风险评估模型对患者进行个体化管理；针对CKD进展过程中可能出现的后续事件，包括但不限于肾功能衰竭、心血管事件及死亡等，同样应选取经过验证的风险预测工具进行评估。有效利用疾病预测模型可显著提高CKD的管理效能，优化疾病管理策略，对于遏制CKD进展、减少终末期肾衰竭的发生至关重要。因此，本文从临床需求与应用场景出发，深入剖析CKD疾病风险预测模型研究进展，以期为CKD早期防治及预后评估提供理论依据。

1　CKD发生风险预测模型

鉴于CKD发生的隐匿性和进展性，利用预测模型对人群CKD发病风险进行科学评估，对于优化早期CKD管理、减轻公共医疗体系负担极为重要[11]。发生风险预测模型不仅能够帮助识别高风险个体，以便尽早采取干预措施，还能够助力医疗资源合理分配，提高CKD整体防治效率。

国外关于CKD发生风险预测模型的研究起步较早，早期研究[12-13]主要集中在基于人口统计学特征（如年龄、性别等）、临床指标（如血糖、血压、血脂等）及生活方式（如吸烟、饮酒、饮食习惯等）等多维度变量，筛选与CKD发生密切相关的因素，构建简单的回归模型。如RYU等[14]通过前瞻性队列研究发现，体重增加与CKD发生风险增加独立相关；FOX等[15]依托Framingham子代队列构建多变量logistic回归模型，发现血清同型半胱氨酸和醛固酮与CKD发生显著相关。这些前期研究极大丰富了CKD发生风险预测模型的变量选择范围。随着研究的不断深入，一系列更为全面且精准的CKD发生风险的预测模型应运而生。如THAKKINSTIAN等[16]通过一项基于社区的横断面调查研究，创建了简化的CKD临床风险预测评分；HIPPISLEY-COX等[17]基于大型队列建立了预测5年CKD发病风险的QKidney模型；NELSON等[18]依托CKD预后联盟（chronic kidney disease prognosis consortium，CKD-PC）资源，整合31个国家的队列数据，涵盖超过440万例未患糖尿病的研究对象，构建了预测5年内CKD发病风险的CKD-PC模型。这些研究所产生的丰富数据资源，包括多个大型队列研究[19-21]和临床试验[22-23]，为后续复杂模型构建与验证积累了坚实的数据基础。与此同时，随着大数据和机器学习技术的迅速发展，机器学习算法，如决策树、随机森林、支持向量机等，也被广泛应用于CKD发生风险预测领域[24]。这些技术通过处理复杂的数据结构，捕捉变量间非线性关系，不断优化参数设置，极大提升了CKD发生风险预测精度，为临床决策提供了更为可靠的科学依据。

我国CKD发生风险预测模型研究起步较晚，但近年来也取得了显著的进展。张愿[25]基于天津医科大学慢性病队列构建了CKD随访队列，同时纳入遗传和非遗传因素作为预测因子，建立了CKD发病风险预测模型。李安春[26]依托于来自社区健康服务中心体检的8 271例老年人的临床资料，建立了关于无合并高血压、糖尿病老年人发生CKD风险的预测模型，并进行了严格验证。此外，张丽娟[27]借助CHARLS数据，构建了CKD列线图预测模型和XGBoost预测模型，进一步丰富了我国CKD风险预测模型的种类与应用场景。更值得一提的是，研究者还在中国人群范围内成功开展了多项前瞻性队列研究，并据此构建了多个CKD发生风险预测模型，如CHIEN模型[28]、美兆模型[29]、邯郸模型[30]、上海高峰模型[31]等，见表1。现有模型各具特色，分别针对不同的人群特征和场景，提供了更加精准且实用的CKD风险评估工具。

2　CKD预后模型

CKD作为一种潜在的渐进性疾病，随着患者病情的不断进展，肾脏内部会发生组织学上的显著变化，如肾小球硬化、肾小管萎缩、间质纤维化及肾动脉硬化等，严重程度逐步加剧，直至达到不可逆的状态。通常，当CKD进展至5期，即肾功能衰竭阶段，患者需接受肾脏替代治疗[32]，如透析或肾移植。此外，CKD还会导致多种不良后果，如心血管事件[33-34]和由不同原因所致的死亡，这些不良后果的风险会随着病情加剧而不断上升。因此，对CKD预后的准确预测有助于医生为患者制定个性化治疗方案，延缓

疾病进展，提高患者的生活质量和生存率。

为了开发高效准确的CKD预后预测模型，国际上展开了大量研究。目前被广泛接受且经过大量验证的模型为加拿大曼尼托巴大学TANGRI团队[35]研发的肾衰竭风险方程（kidney failure risk equation，KFRE）模型。KFRE模型可分为2类，分别是八变量（年龄、性别、eGFR、白蛋白尿、钙、磷、血清碳酸氢盐和血清白蛋白）模型和四变量（年龄、性别、eGFR 和白蛋白尿）模型，其中，八变量模型涵盖变量较多，预测结果较为准确；而四变量模型预测因子获取便捷，在临床实践中具有更高的可行性和可操作性，故应用更加广泛。2017年TANGRI等[36]在八变量模型的基础上进行优化，纳入eGFR、血清白蛋白、磷、钙和碳酸氢盐值作为时间依赖性预测因子，形成CKD进展动态预测模型，发现优化后的模型判别力和拟合优度均得到改善，且曲线下面积达0.91。

表1　国内代表性CKD发生风险预测模型概况

Tab.1　Overview of representative domestic CKD risk prediction models

Model name	Included indicators	Predictive value	Advantages and disadvantages
CHIEN model [28]	Age, body mass index, diastolic blood pressure, type 2 diabetes, stroke	AUC = 0.768	Advantage: easily accessible indicators Disadvantage: limited prediction timeframe
Meizhao model [29]	Age, education, diabetes, hypertension, low density lipoprotein cholesterol, triglyceride, serum creatinine	AUC = 0.734	Advantage: high discriminative ability Disadvantage: poor extrapolation capability
Handan model [30]	Sex, education, waist circumference, systolic blood pressure, diabetes	AUC = 0.717	Advantage: simple indicators, strong practicality Disadvantage: poor predictive performance
Shanghai Gaofeng model [31]	Common indicators for both sexes: eGFR, glycated hemoglobin variability, uric acid, uric acid variability, blood urea nitrogen, albumin, hemoglobin. Female-specific indicators: age, triglycerides, age at menarche	C-statistic (female) = 0.951; C-statistic (male) = 0.934	Advantage: high discriminative ability Disadvantage: complex indicators, limited application scenarios

AUC, area under the curve.

此外，GRAMS等[37]基于来自多国队列的264 296例患者的数据，开发了1个专门针对CKD 4期患者预测不良事件概率的模型。该模型纳入的变量包括年龄、性别、种族、eGFR、白蛋白/肌酐比值、收缩压、吸烟史、糖尿病史和心血管疾病史，模型涵盖的不良事件类型为2年或4年后可能需要肾脏替代治疗、发生心血管事件或死亡。目前此模型已形成在线工具，并对全球开放使用。

由于中国人群CKD疾病特征与西方人群显著不同，因此国外预测模型并不适于直接应用于我国的临床实践。侯凡凡团队[38-39]通过大规模实验，成功构建了适用于我国人群的CKD预后预测模型，模型预测CKD进展为尿毒症的风险准确度高达84%，预测急性肾损伤转化为CKD的准确度达到90%。未来需要更多的针对我国人群生理病理特点的研究，深入挖掘生物标志物、遗传信息等多元数据，结合人工智能、机器学习等先进技术，提高CKD预后预测模型的精准度和适用性。此外，还需要通过大规模、多中心的研究对模型加以验证，以确保模型的可靠性和稳定性。

3　结论与展望

CKD作为危害人类健康的一大隐患，给患者个人及其家庭造成了沉重的负担，对全球公共卫生

体系构成了巨大挑战。本文综述了疾病预测模型在CKD发生与预后评估中的研究现状，探讨了其在提升疾病早期诊断率、优化治疗及改善患者预后方面的巨大潜力。这些模型的应用不仅为CKD防治提供了新思路与方法，更为CKD后续治疗提供了科学依据和参考工具。然而，尽管疾病预测模型在CKD管理中取得了一定成效，但仍存在许多挑战与不足，如模型的建立与应用需要大量的临床数据与资源支持，模型的预测精度与稳定性仍需进一步提高，模型的适用性与可推广性在不同人群与地区间存在差异等。

未来，CKD预测模型相关研究将更加关注多维度、多层次的数据整合和分析，注重融合多源异构数据，包括电子病历、基因测序、可穿戴设备监测数据等多源信息，旨在构建具备跨场景、跨模态适应性的动态预测模型。在此基础上，结合影像学特征以及其他临床指标和检验指标等，深入探究CKD临床模型、影像组学模型以及两者联合应用的预测与诊断效能，以预测CKD预后。随着预测模型在临床实践中的广泛应用，如何确保数据隐私安全、避免算法歧视等问题将成为不可忽视的伦理挑战。因此，制定相关政策十分必要，以规范预测模型的合理应用与健康发展，确保其能够在CKD的早期预防、准确诊断及有效治疗中发挥更大的作用。此外，跨学科、跨领域合作也将成为推动CKD预测模型研究的重要力量。通过整合不同领域的知识和技术，加速CKD预测模型的创新与优化，有效提升模型的准确性和实用性。计算机科学、统计学、生物信息学、临床医学等多学科专家紧密合作，将有助于开发更高效的算法，处理复杂的多维度数据，深入挖掘隐藏在海量信息中的疾病标志物和风险因素，有效提升预测模型的预测精度和诊断能力，为疾病的个性化治疗提供新的视角。同时，也需要加强公众对CKD的认识与了解，提高患者的自我管理能力与依从性，从而共同推动CKD的防治工作。

总之，未来CKD预测模型的研究与应用将是一个多维度、跨学科、技术驱动与社会参与并重的复杂系统。通过持续的科技创新、建立伦理规范、跨学科合作以及加强公众教育，有望为CKD的防治开辟新的道路，为全球肾脏健康事业贡献重要力量。

参考文献：

[1] KALANTAR-ZADEH K，JAFAR TH，NITSCH D，et al. Chronic kidney disease [J]. Lancet，2021，398（10302）：786-802. DOI：10.1016/s0140-6736（21）00519-5.

[2] 中华预防医学会肾脏病预防与控制专业委员会，张路霞，赵明辉. 中国慢性肾脏病早期评价与管理指南 [J]. 中华内科杂志，2023，62（8）：902-930. DOI：10.3760/cma.j.cn112138-20221013-00755.

[3] GBD CHRONIC KIDNEY DISEASE COLLABORATION. Global，regional，and national burden of chronic kidney disease，1990-2017：a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2017 [J]. Lancet，2020，395（10225）：709-733. DOI：10.1016/S0140-6736（20）30045-3.

[4] WANG LM，XU X，ZHANG M，et al. Prevalence of chronic kidney disease in China：results from the sixth China chronic disease and risk factor surveillance [J]. JAMA Intern Med，2023，183（4）：298-310. DOI：10.1001/jamainternmed.2022.6817.

[5] DE BOER IH，KHUNTI K，SADUSKY T，et al. Diabetes management in chronic kidney disease：a consensus report by the American Diabetes Association（ADA）and Kidney Disease：Improving Global Outcomes（KDIGO）[J]. Kidney Int，2022，102（5）：974-989. DOI：10.1016/j.kint.2022.08.012.

[6] ZEDER K，SIEW ED，KOVACS G，et al. Pulmonary hypertension and chronic kidney disease：prevalence，pathophysiology and outcomes [J]. Nat Rev Nephrol，2024，20（11）：742-754. DOI：10.1038/s41581-024-00857-7.

[7] 孙科，倪帅虎，郑卿勇，等. 1990–2019年中国慢性肾病发病趋势及预测 [J]. 中华疾病控制杂志，2024，28（3）：262-268. DOI：10.16462/j.cnki.zhjbkz.2024.03.003.

[8] 闫梦琪，林晓萍. 牙周致病菌及炎性细胞因子在慢性肾脏病中的作用 [J]. 中国医科大学学报，2022，51（7）：652-655. DOI：10.12007/j.issn.0258-4646.2022.07.015.

[9] VAN SMEDEN M，REITSMA JB，RILEY RD，et al. Clinical prediction models：diagnosis versus prognosis [J]. J Clin Epidemiol，2021，132：142-145. DOI：10.1016/j.jclinepi.2021.01.009.

[10] LEVIN A，AHMED SB，CARRERO JJ，et al. Executive summary of the KDIGO 2024 clinical practice guideline for the evaluation and management of chronic kidney disease：known knowns and known unknowns [J]. Kidney Int，2024，105（4）：684-701. DOI：10.1016/j.kint.2023.10.016.

[11] CHEN TK，KNICELY DH，GRAMS ME. Chronic kidney disease diagnosis and management：a review [J]. JAMA，2019，322（13）：1294-1304. DOI：10.1001/jama.2019.14745.

[12] KSHIRSAGAR AV，BANG H，BOMBACK AS，et al. A simple algorithm to predict incident kidney disease [J]. Arch Intern Med，2008，168（22）：2466-2473. DOI：10.1001/archinte.168.22.2466.

[13] ECHOUFFO-TCHEUGUI JB，KENGNE AP. Risk models to predict chronic kidney disease and its progression：a systematic review [J]. PLoS Med，2012，9（11）：e1001344. DOI：10.1371/journal.pmed.1001344.

[14] RYU S，CHANG Y，WOO HY，et al. Changes in body weight predict CKD in healthy men [J]. J Am Soc Nephrol，2008，19（9）：1798-1805. DOI：10.1681/ASN.2007121286.

[15] FOX CS，GONA P，LARSON MG，et al. A multi-marker approach to predict incident CKD and microalbuminuria [J]. J Am Soc Nephrol，2010，21（12）：2143-2149. DOI：10.1681/ASN.2010010085.

[16] THAKKINSTIAN A，INGSATHIT A，CHAIPRASERT A，et al. A simplified clinical prediction score of chronic kidney disease：a cross-sectional-survey study [J]. BMC Nephrol，2011，12：45. DOI：

10.1186/1471-2369-12-45.
[17] HIPPISLEY-COX J,COUPLAND C. Predicting the risk of chronic kidney disease in men and women in England and Wales:prospective derivation and external validation of the QKidney scores [J]. BMC Fam Pract,2010,11:49. DOI:10.1186/1471-2296-11-49.
[18] NELSON RG,GRAMS ME,BALLEW SH,et al. Development of risk prediction equations for incident chronic kidney disease [J]. JAMA,2019,322(21):2104-2114. DOI:10.1001/jama.2019.17379.
[19] SHANKAR A,SUN LP,KLEIN BEK,et al. Markers of inflammation predict the long-term risk of developing chronic kidney disease:a population-based cohort study [J]. Kidney Int,2011,80(11):1231-1238. DOI:10.1038/ki.2011.283.
[20] SABANAYAGAM C,SHANKAR A,KLEIN BEK,et al. Bidirectional association of retinal vessel diameters and estimated GFR decline:the Beaver Dam CKD Study [J]. Am J Kidney Dis,2011,57(5):682-691. DOI:10.1053/j.ajkd.2010.11.025.
[21] DIENEMANN T,FUJII N,ORLANDI P,et al. International Network of Chronic Kidney Disease cohort studies (iNET-CKD):a global network of chronic kidney disease cohorts [J]. BMC Nephrol,2016,17(1):121. DOI:10.1186/s12882-016-0335-2.
[22] KLAHR S,LEVEY AS,BECK GJ,et al. The effects of dietary protein restriction and blood-pressure control on the progression of chronic renal disease. Modification of Diet in Renal Disease Study Group [J]. N Engl J Med,1994,330(13):877-884. DOI:10.1056/NEJM199403313301301.
[23] BUCKALEW VM Jr,BERG RL,WANG SR,et al. Prevalence of hypertension in 1,795 subjects with chronic renal disease:the modification of diet in renal disease study baseline cohort. Modification of Diet in Renal Disease Study Group [J]. Am J Kidney Dis,1996,28(6):811-821. DOI:10.1016/s0272-6386(96)90380-7.
[24] HALDER RK,UDDIN MN,UDDIN MA,et al. ML-CKDP:machine learning-based chronic kidney disease prediction with smart web application [J]. J Pathol Inform,2024,15:100371. DOI:10.1016/j.jpi.2024.100371.
[25] 张愿. 慢性肾病的危险因素分析及发病风险预测模型建立[D]. 天津:天津医科大学,2019.
[26] 李安春. 社区老年人慢性肾病的发病风险预测模型研究[D]. 广州:广州医科大学,2023. DOI:10.27043/d.cnki.ggzyc.2023.000242.
[27] 张丽娟. 中老年人慢性肾病发病风险预测模型研究[D]. 重庆:重庆医科大学,2023. DOI:10.27674/d.cnki.gcyku.2023.000757.
[28] CHIEN KL,LIN HJ,LEE BC,et al. A prediction model for the risk of incident chronic kidney disease [J]. Am J Med,2010,123(9):836-846.e2. DOI:10.1016/j.amjmed.2010.05.010.
[29] 孙凤,郁凯,陶庆梅,等. 中国台湾省35~74岁健检人群慢性肾病5年发病风险预测模型 [J]. 中国预防医学杂志,2013,14(1):47-52. DOI:10.16506/j.1009-6639.2013.01.006.
[30] WEN JP,HAO J,ZHANG Y,et al. Risk scores for predicting incident chronic kidney disease among rural Chinese people:a village-based cohort study [J]. BMC Nephrol,2020,21(1):120. DOI:10.1186/s12882-020-01787-9.
[31] YU YT,ZHAO Q,JIANG YG,et al. Prediction models and nomograms of 3-year risk of chronic kidney disease in China:a study from the Shanghai Suburban Adult Cohort and Biobank (2016-2020) [J]. Ann Transl Med,2021,9(22):1690. DOI:10.21037/atm-21-5647.
[32] BELLO AK,LEVIN A,LUNNEY M,et al. Status of care for end stage kidney disease in countries and regions worldwide:international cross sectional survey [J]. BMJ,2019,367:l5873. DOI:10.1136/bmj.l5873.
[33] GANSEVOORT RT,CORREA-ROTTER R,HEMMELGARN BR,et al. Chronic kidney disease and cardiovascular risk:epidemiology,mechanisms,and prevention [J]. Lancet,2013,382(9889):339-352. DOI:10.1016/S0140-6736(13)60595-4.
[34] 李锦龙,胡玉刚,周青. 慢性肾脏病患者主要心血管不良事件危险因素的临床研究与进展 [J]. 临床肾脏病杂志,2022,22(11):959-966. DOI:10.3969/j.issn.1671-2390.20.11.013.
[35] TANGRI N,STEVENS LA,GRIFFITH J,et al. A predictive model for progression of chronic kidney disease to kidney failure [J]. JAMA,2011,305(15):1553-1559. DOI:10.1001/jama.2011.451.
[36] TANGRI N,INKER LA,HIEBERT B,et al. A dynamic predictive model for progression of CKD [J]. Am J Kidney Dis,2017,69(4):514-520. DOI:10.1053/j.ajkd.2016.07.030.
[37] GRAMS ME,SANG YY,BALLEW SH,et al. Predicting timing of clinical outcomes in patients with chronic kidney disease and severely decreased glomerular filtration rate [J]. Kidney Int,2018,93(6):1442-1451. DOI:10.1016/j.kint.2018.01.009.
[38] 秦献辉,张园园,侯凡凡. 一种基于蛋白质的肾脏病发生风险预测系统及存储介质:CN202311725679.6[P]. 2024-08-06.
[39] 侯凡凡,杨小兵. 急性肾损伤向慢性肾脏病转化的预警模型的构建方法及其应用:CN202311421724.9[P]. 2024-02-02.

(编辑　王又冬)