

· 综述 ·

## 2型糖尿病预测模型研究进展

王英杰<sup>1</sup> 综述, 孙高峰<sup>2</sup> 审校

1. 新疆医科大学公共卫生学院, 新疆 乌鲁木齐 830054; 2. 乌鲁木齐市疾病预防控制中心 (乌鲁木齐市卫生监督所), 新疆 乌鲁木齐 830026

**摘要:** 2型糖尿病 (T2DM) 发病率不断上升, 严重影响生命健康、增加医疗负担。随着医学大数据和人工智能的不断发展, 基于遗传信息、健康档案和实验室检测数据等多维度资料, 应用机器学习方法构建T2DM及其并发症预测模型的研究增多, 为T2DM防控提供了新思路 and 手段。本文通过检索中国知网、Web of Science 和 PubMed 等数据库收集 2003—2024 年国内外关于 T2DM 及其并发症预测模型的文献, 对 T2DM 风险相关预测模型的研究进行综述, 了解 T2DM 预测模型分类、构建方法和应用, 为 T2DM 早期筛查及干预提供参考。

**关键词:** 2型糖尿病; 预测模型; 大数据; 机器学习

中图分类号: R587.1 文献标识码: A 文章编号: 2096-5087 (2025) 04-0369-05

### Research progress on prediction models for type 2 diabetes mellitus

WANG Yingjie<sup>1</sup>, SUN Gaofeng<sup>2</sup>

1. School of Public Health, Xinjiang Medical University, Urumqi, Xinjiang 830054, China; 2. Urumqi Center for Disease Control and Prevention (Urumqi Health Supervision Institute), Urumqi, Xinjiang 830026, China

**Abstract:** The incidence of type 2 diabetes mellitus (T2DM) has been continuously rising, severely impacting health and increasing the medical burden. With the development of medical big data and artificial intelligence, research into constructing T2DM and its complications prediction models using machine learning methods based on multidimensional data such as genetic information, health records and laboratory testing data have increased, providing new ideas and means for the prevention and control of T2DM. This article reviewed the research progress in prediction models related to the risk of T2DM to understand the classification, modeling methods and applications by retrieving literature on T2DM and its complications prediction models from domestic and international databases including CNKI, Web of Science, and PubMed from 2003 to 2024, so as to provide the reference for early screening and intervention of T2DM.

**Keywords:** type 2 diabetes mellitus; prediction model; big data; machine learning

2021 年, 全球约有 5 亿例糖尿病患者, 其中 2 型糖尿病 (type 2 diabetes mellitus, T2DM) 占 90%<sup>[1]</sup>。T2DM 伴随而来的急、慢性并发症是导致患者死亡及医疗成本加重的主要原因<sup>[2]</sup>。早期诊断并针对危险因素早期干预, 对降低 T2DM 及并发症发病率、减少医疗费用和提高生活质量具有重要意义。随着医学大数据的发展, 通过整合遗传、临床数据及生活方式等多维度资料, 构建精准的 T2DM 及其

并发症预测模型, 为 T2DM 防控提供了新思路 and 手段<sup>[3-4]</sup>。本文通过检索中国知网、Web of Science 和 PubMed 等数据库收集 2003—2024 年国内外关于 T2DM 及其并发症预测模型的文献, 对 T2DM 风险相关预测模型的研究进行综述, 为 T2DM 早期筛查及干预提供参考。

### 1 T2DM 预测模型分类

目前, T2DM 预测模型按照是否引入实验室检测数据, 可分为侵入性模型和非侵入性模型。按照预测结局/目的, 可分为 T2DM 发病预测模型和 T2DM 并发症预测模型。

#### 1.1 非侵入性模型

非侵入性模型仅纳入普遍存在、易操作和无创检

DOI: 10.19485/j.cnki.issn2096-5087.2025.04.010

基金项目: 国家重点研发计划项目 (2017YFC0907203); 国家自然科学基金项目 (U1803124); “天山英才”医药卫生高层次人才培养计划项目 (TSYC202301B073)

作者简介: 王英杰, 硕士研究生在读, 流行病与卫生统计学专业

通信作者: 孙高峰, E-mail: sgfxj2004@126.com

查的危险因素,如性别、年龄和家族史等,数据主要来源于以人群为基础的前瞻性队列研究,在T2DM发生前通过问卷或体格检查收集资料,随访确认是否发病,再根据危险因素与发病的关系建立预测模型。国外最具代表性的是芬兰 FINDRISC 模型<sup>[3]</sup>,对基线时未接受抗糖尿病药物治疗的35~64岁人群开展10年随访,纳入危险因素包括年龄、体质指数(BMI)、腰围、抗高血压药物治疗史、体育活动、每日摄入蔬菜水果和高血糖,预测T2DM 10年发病风险,并通过为期5年(1992—1997年)的队列研究检验预测模型的合理性,受试者操作特征曲线下面积(area under the curve, AUC)为0.87。该模型已被广泛应用于其他人群的T2DM风险预测,AUC值在0.65以上<sup>[5]</sup>。此外,还有美国 Framingham 个体模型、英国糖尿病风险简易问卷和泰国糖尿病风险评估工具等,大部分模型的AUC值为0.7~0.8<sup>[6]</sup>。我国学者董建军等<sup>[7]</sup>将 FINDRISC 模型应用于糖尿病筛查,但其灵敏度、特异度及预测值均低于文献报道,提示需构建更符合我国T2DM人群特征的预测模型。另一个经典模型是基于开滦队列研究建立的我国人群T2DM风险评分<sup>[8]</sup>,纳入指标包括年龄、性别、BMI、糖尿病家族史、文化程度、血压和静息心率,AUC值为0.67。近年也有研究者纳入趾甲和虹膜图像用于无创T2DM诊断,如CARTER等<sup>[9]</sup>通过趾甲的化学成分分析结果预测T2DM,SAMANT等<sup>[10]</sup>根据虹膜学图表提取纹理和离散小波变换特征预测T2DM。

### 1.2 侵入性模型

基于非实验室检测数据的预测模型具有快速、简便的特点,但预测效能普遍较低,不少研究者对基于实验室检测数据的预测模型开展了研究<sup>[11]</sup>。一类侵入性模型是在非实验室检测数据基础上纳入了常规血生化指标,以糖脂代谢相关指标为首选。国外比较代表性的是美国 Framingham 模型,在原个体模型的基础上加入血压、高密度脂蛋白胆固醇、三酰甘油和空腹血糖,已应用于新旧模型比较、T2DM 并发症预测等300多项研究,AUC值为0.5~0.8<sup>[12-13]</sup>。我国较为经典的是2011年中国疾病预防控制中心建立的T2DM预测模型<sup>[14]</sup>,采用合成分析方法建立了简单模型(非侵入性模型)和复杂模型(侵入性模型),预测未来10年T2DM发病风险,纳入变量包括年龄、BMI、腰围、糖尿病家族史、高血压、血脂异常和空腹血糖。

另一类侵入性模型是纳入新型生物标志物和多组

学的多模态预测模型。例如,XING等<sup>[15]</sup>发现了三酰甘油葡萄糖指数与T2DM发病的关联,该指数在预测我国人群T2DM发病风险方面优于BMI、腰围等其他指标;WANG等<sup>[16]</sup>探索了将遗传信息纳入T2DM预测模型的潜在价值;AASMETS等<sup>[17]</sup>评估了肠道微生物对T2DM的预测效果。有研究表明,融合基因、代谢组学和临床风险因素的T2DM预测模型预测效果更好<sup>[18]</sup>。然而,不同模态的数据类型、分布和尺度的固有差异可能限制数据有效整合及模型构建。

### 1.3 T2DM 并发症预测模型

T2DM 并发症预测模型的研究在国外起步较早。最著名的是英国前瞻性T2DM研究(United Kingdom Prospective Diabetes Study, UKPDS)<sup>[19]</sup>,历时20年(1977—1997),通过年龄、性别、种族、血脂、血压、吸烟和尿蛋白指标对7种常见T2DM并发症(卒中、冠心病、心肌梗死、心力衰竭、视网膜、肾病和糖尿病足)发生概率和时间进行模拟,基于logistic回归方法构建了T2DM并发症预测模型。2013年,HAYES等<sup>[20]</sup>改进了UKPDS模型,加入了微量或大量尿蛋白、肾小球滤过率、心率、白细胞计数和血红蛋白等详细的实验室检测数据和更长随访时间数据,使模型更敏感,预测效果更好。另一项基于大规模人群的T2DM并发症预测模型研究是2017年由美国研究者研发的T2DM并发症风险方程<sup>[21]</sup>,共纳入9635个样本,预测因子包括年龄、性别、吸烟、收缩压、心血管病家族史、药物使用、糖化血红蛋白、血脂、血清肌酐和尿蛋白。与UKPDS模型相比,该模型对T2DM并发症的预测效果更好,但实验室检测数据也限制了模型的泛化能力。

## 2 T2DM 预测模型构建方法

近年来,机器学习方法被越来越多地应用于预测模型的构建。T2DM预测模型的构建方法多样化,主要包括logistic回归、决策树和支持向量机等经典方法,随机森林、极端梯度提升、轻量级梯度提升和堆叠法等集成学习算法,以及人工神经网络、长短期记忆网络等深度学习算法。有研究比较了logistic回归、决策树、随机森林、极端梯度提升和堆叠法对T2DM的预测效果,结果显示应用机器学习方法构建的模型预测效果优于传统logistic回归构建的模型<sup>[22-23]</sup>。ROY等<sup>[24]</sup>通过不同的预处理组合(数据插补、数据平衡处理)评估了线性算法、基于树的算法和集成学习算法预测的有效性,尽管建模数

据和验证数据存在异质性,无法判断何种算法最佳,但机器学习方法在处理大数据上具有一定的优势,可进一步应用。

因深度学习算法在影像处理方面的出色表现,不少学者将电子健康档案数据与不同类型的医学成像(如CT和视网膜扫描)融合,采用深度学习算法提取影像特征,共同学习多模态特征用于T2DM预测。如GOYAL等<sup>[25]</sup>将卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)的卷积层应用于T2DM患者足溃疡图像的识别,称为DFUNet,构建了基于单个卷积层和并行卷积层的传统CNN模型,用于区分正常皮肤和溃疡皮肤, *AUC*值高达0.961。

除了上述方法外,还有研究团队自行设计了双增长深度神经网络模型用于T2DM预测<sup>[26]</sup>。袁翠杰等<sup>[27]</sup>建立灰色GM(1,1)模型预测糖尿病患者死亡趋势。徐楠等<sup>[28]</sup>建立Markov模型预测糖尿病患者10年后心脑血管并发症风险。但机器学习方法也有局限性,大多数人工智能算法结构复杂,不利于临床医务工作者了解模型的决策过程,限制了这些模型在临床上的应用。有研究者提出可解释性分析的重要性,如XUE等<sup>[29]</sup>使用了变量重要排序对模型结果进行全局可解释性分析;杨建宁等<sup>[30]</sup>使用SHAP法进行全局可解释性分析,但关于局部可解释性分析研究较少。

随着越来越多T2DM预测模型的开发,逐渐出现了一些基于模型的评估软件。其中有代表性的是HIPPISEY-COX等<sup>[31]</sup>在1998—2014年开展的一项前瞻性队列研究,利用英国Qresearch数据库454 575例T2DM患者资料构建并验证了T2DM患者10年内失明和截肢风险预测模型,并开发了相关在线评估网页。但该模型并未划分高危人群和低危人群的界限,不利于临床使用推广。

### 3 T2DM 预测模型应用准确性

基于大数据、机器学习方法构建的T2DM预测模型在准确性方面更具有优势,但多数研究未进一步外部验证,可能限制了模型的泛化能力。RAVAUT等<sup>[32]</sup>将机器学习方法应用于常规收集的200多万名加拿大人群的卫生管理数据(人口学资料、慢性病和医疗保健使用记录等300多项),预测5年新发T2DM风险, *AUC*值为0.80,预测准确性较高,但模型泛化能力需要进一步验证。LUGNER等<sup>[33]</sup>采用多数类下采样方法预测了10年T2DM发病风险,模型在验证集上的 *AUC*值为0.90,但缺乏

外部验证。

在T2DM并发症预测模型研究方面,ALLEN等<sup>[34]</sup>使用随机森林和梯度提升树预测了87 973例T2DM患者5年慢性肾功能衰竭风险,预测变量使用电子健康档案中的人口学资料、临床测量、实验室检测数据和疾病史,其测试表现优于疾病预防控制中心的T2DM肾病风险评分系统,并进行了外部验证, *AUC*值为0.77。MAKINO等<sup>[35]</sup>应用大型医疗系统中64 059例T2DM患者的纵向电子医疗数据,建立3个月内T2DM肾病预测模型,最终纳入3 073个变量,5倍交叉验证后, *AUC*平均值为0.743,准确率为71%。以上研究表明,基于电子健康档案的T2DM预测模型研究相应增多,但由于只能从医疗记录中获取信息,可能导致数据获取偏倚,研究多集中于临床辅助诊断<sup>[36-37]</sup>,未来可通过大样本前瞻性研究做进一步的发展与应用。

### 4 小 结

随着对医疗大数据认识的加深,疾病预测模型越来越受关注。目前大多数研究使用单峰模型预测T2DM及其并发症风险,模型构建过程以经典机器学习方法占主导地位,电子健康档案是主要的数据模式。虽然多模态模型在多个领域已发展成熟,但在算法和数据连接等方面存在局限性,导致开发耗时较长、可解释性欠佳和可扩展性较低。如何利用大数据和人工智能在海量医疗数据中找到最有诊断价值的信息,以及如何在预测模型的实用性与精确度之间寻求平衡,是亟待解决的问题。现有的T2DM预测模型大部分仅报告了预测性能的单个维度,如 *AUC*值,并且模型未在不同数据集上测试,仍需要采用多中心外部验证。因此,今后研究在开发T2DM预测模型时可将人工智能算法与多模态数据结合,开展多中心、跨地域、大样本量的研究,构建多维度评价指标的预测模型,为T2DM防控提供有效的预测工具。

### 参考文献

- [1] AHMAD E, LIM S, LAMPTEY R, et al. Type 2 diabetes [J]. *Lancet*, 2022, 400 (10365): 1803-1820.
- [2] 武亚星, 刘宏, 冯剑, 等. 2型糖尿病患者微血管并发症的影响因素分析 [J]. *预防医学*, 2023, 35 (11): 926-930.  
WU Y X, LIU H, FENG J, et al. Factors affecting microvascular complications among patients with type 2 diabetes mellitus [J]. *China Prev Med J*, 2023, 35 (11): 926-930. (in Chinese)
- [3] LINDSTROM J, TUOMILEHTO J. The diabetes risk score: a prac-



- tical tool to predict type 2 diabetes risk [J]. *Diabetes Care*, 2003, 26 (3): 725-731.
- [4] 郑帅印, 李丽丹, 陈佩弟, 等. 2型糖尿病合并非酒精性脂肪肝的预测模型研究 [J]. *预防医学*, 2024, 36 (9): 741-745, 749.
- ZHENG S Y, LI L D, CHEN P D, et al. Prediction of non-alcoholic fatty liver in patients with type 2 diabetes mellitus [J]. *China Prev Med J*, 2024, 36 (9): 741-745, 749. (in Chinese)
- [5] KU G M V, KEGELS G. The performance of the Finnish Diabetes Risk Score, a modified Finnish Diabetes Risk Score and a simplified Finnish Diabetes Risk Score in community-based cross-sectional screening of undiagnosed type 2 diabetes in the Philippines [J]. *Prim Care Diabetes*, 2013, 7 (4): 249-259.
- [6] BUIJSSE B, SIMMONS R K, GRIFFIN S J, et al. Risk assessment tools for identifying individuals at risk of developing type 2 diabetes [J]. *Epidemiol Rev*, 2011, 33 (1): 46-62.
- [7] 董建军, 娄能俊, 辛颖, 等. 不同糖尿病筛查问卷在中国人糖尿病普查中的价值评估 [J]. *中华内分泌代谢杂志*, 2009, 25 (1): 64-65.
- DONG J J, LOU N J, XIN Y, et al. Evaluation of various questionnaires for screening diabetes mellitus in Chinese population [J]. *Chin J Endocrinol Metab*, 2009, 25 (1): 64-65. (in Chinese)
- [8] WANG A X, CHEN G J, SU Z P, et al. Risk scores for predicting incidence of type 2 diabetes in the Chinese population: the Kailuan prospective study [J/OL]. *Sci Rep*, 2016, 6 (1) [2025-01-31]. <https://doi.org/10.1038/srep26548>.
- [9] CARTER J A, LONG C S, SMITH B P, et al. Combining elemental analysis of toenails and machine learning techniques as a non-invasive diagnostic tool for the robust classification of type-2 diabetes [J]. *Expert Syst Appl*, 2019, 115: 245-255.
- [10] SAMANT P, AGARWAL R. Machine learning techniques for medical diagnosis of diabetes using iris images [J]. *Comput Methods Programs Biomed*, 2018, 157: 121-128.
- [11] 苏银霞, 卢耀勤, 田翔华, 等. 基于常规体检指标的2型糖尿病风险预测研究进展 [J]. *预防医学*, 2022, 34 (12): 1230-1234.
- SU Y X, LU Y Q, TIAN X H, et al. Research progress on risk prediction of type 2 diabetes mellitus based on routine physical examination indicators [J]. *China Prev Med J*, 2022, 34 (12): 1230-1234. (in Chinese)
- [12] ALBARQOUNI L, DOUST J A, MAGLIANO D, et al. External validation and comparison of four cardiovascular risk prediction models with data from the Australian Diabetes, Obesity and Lifestyle study [J]. *Med J Aust*, 2019, 210 (4): 161-167.
- [13] MASHAYEKHI M, PRESCOD F, SHAH B, et al. Evaluating the performance of the Framingham Diabetes Risk Scoring Model in Canadian electronic medical records [J]. *Can J Diabetes*, 2015, 39 (2): 152-156.
- [14] 米生权. 中国成人个体糖尿病发病风险预测模型的建立及验证 [D]. 北京: 中国疾病预防控制中心, 2011.
- MI S Q. Establishing and validating of type 2 diabetes incident prediction model of Chinese adult at individual level [D]. Beijing: Chinese Center for Disease Control and Prevention, 2011. (in Chinese)
- [15] XING Y L, LIU J, GAO Y, et al. Stronger associations of TyG index with diabetes than TyG-obesity-related parameters: more pronounced in young, middle-aged, and women [J]. *Diabetes Metab Syndr Obes*, 2023, 16: 3795-3805.
- [16] WANG Y K, ZHANG L Y, NIU M M, et al. Genetic risk score increased discriminant efficiency of predictive models for type 2 diabetes mellitus using machine learning: cohort study [J/OL]. *Front Public Health*, 2021, 9 [2025-01-31]. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2021.606711>.
- [17] AASMETS O, LÜLL K, LANG J M, et al. Machine learning reveals time-varying microbial predictors with complex effects on glucose regulation [J/OL]. *mSystems*, 2021, 6 [2025-01-31]. <https://doi.org/10.1128/mSystems.01191-20>.
- [18] LIU J, WANG L, QIAN Y, et al. Metabolic and genetic markers improve prediction of incident type 2 diabetes: a nested case-control study in Chinese [J]. *J Clin Endocrinol Metab*, 2022, 107 (11): 3120-3127.
- [19] GENUTH S. The UKPDS and its global impact [J]. *Diabet Med*, 2008, 25 (Suppl. 2): 57-62.
- [20] HAYES A J, LEAL J, GRAY A M, et al. UKPDS outcomes model 2: a new version of a model to simulate lifetime health outcomes of patients with type 2 diabetes mellitus using data from the 30 year United Kingdom Prospective Diabetes Study: UKPDS 82 [J]. *Diabetologia*, 2013, 56 (9): 1925-1933.
- [21] BASU S, SUSSMAN J B, BERKOWITZ S A, et al. Development and validation of Risk Equations for Complications Of type 2 Diabetes (RECODe) using individual participant data from randomised trials [J]. *Lancet Diabetes Endocrinol*, 2017, 5 (10): 788-798.
- [22] LIU Q, ZHANG M, HE Y F, et al. Predicting the risk of incident type 2 diabetes mellitus in Chinese elderly using machine learning techniques [J/OL]. *J Pers Med*, 2022, 12 (6) [2025-01-31]. <https://doi.org/10.3390/jpm12060905>.
- [23] KHAN A, KHAN A, KHAN M M, et al. Cardiovascular and diabetes diseases classification using ensemble stacking classifiers with SVM as a meta classifier [J/OL]. *Diagnostics*, 2022, 12 (11) [2025-01-31]. <https://doi.org/10.3390/diagnostics12112595>.
- [24] ROY K, AHMAD M, WAQAR K, et al. An enhanced machine learning framework for type 2 diabetes classification using imbalanced data with missing values [J/OL]. *Complexity*, 2021 [2025-01-31]. <https://doi.org/10.1155/2021/9953314>.
- [25] GOYAL M, REEVES N D, DAVISON A K, et al. Dfunet: convolutional neural networks for diabetic foot ulcer classification [J]. *IEEE Trans Emerg Top Comput Intell*, 2018, 4 (5): 728-739.
- [26] OLISAH C C, SMITH L, SMITH M. Diabetes mellitus prediction and diagnosis from a data preprocessing and machine learning perspective [J/OL]. *Comput Methods Programs Biomed*, 2022, 220 [2025-01-31]. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2022.106773>.
- [27] 袁翠杰, 孙高峰, 王一彤, 等. 2015年—2019年某市糖尿病患者死亡特征 [J]. *中国病案*, 2022, 23 (5): 64-67.
- YUAN C J, SUN G F, WANG Y T, et al. Analysis on the death

- SUN S, YI S. Clinical practice of 2023 *Hypertension Guidelines update* [J]. *J Electrocardiol Circulation*, 2023, 42 (3): 203-206, 212. (in Chinese)
- [13] 李丽. 血清胱抑素 C、同型半胱氨酸联合检测对高血压早期肾损伤的诊断价值 [J]. *检验医学与临床*, 2019, 16 (11): 1558-1560.
- LI L. Diagnostic value of combined detection of serum cystatin C and homocysteine in early renal injury of hypertension [J]. *Lab Med Clin*, 2019, 16 (11): 1558-1560. (in Chinese)
- [14] 杨叶青, 刘波, 徐广平, 等. 氧化应激相关指标在慢性肾脏病诊断中的价值 [J]. *预防医学*, 2017, 29 (4): 338-341.
- YANG Y Q, LIU B, XU G P, et al. A study on the clinical value of oxidative stress related index in chronic kidney disease diagnosis [J]. *China Prev Med J*, 2017, 29 (4): 338-341. (in Chinese)
- [15] 毕德成, 李争, 苏耀华. 血清  $\beta$ 2-MG、Hcy、NGAL、Cys C 联合检测在诊断糖尿病肾病患者中的价值 [J]. *中华保健医学杂志*, 2019, 21 (4): 313-316.
- BI D C, LI Z, SU Y H. Application of combined detection of serum  $\beta$ 2-MG, Hcy, NGAL and Cys C in the diagnosis of diabetic nephropathy [J]. *Chin Health Care Med*, 2019, 21 (4): 313-316. (in Chinese)
- 收稿日期: 2024-11-13 修回日期: 2025-01-27 本文编辑: 徐文璐

## (上接第372页)

- characteristics of diabetic patients in a city from 2015 to 2019 [J]. *Chin Med Rec*, 2022, 23 (5): 64-67. (in Chinese)
- [28] 徐楠, 王梅, 刘晓东, 等. 应用 Markov 模型预测长期管理社区糖尿病患者队列心脑血管并发症转归研究 [J]. *中国公共卫生管理*, 2021, 37 (1): 45-49.
- XU N, WANG M, LIU X D, et al. Application of Markov model in prediction of the outcome of cardiovascular and cerebrovascular complications in long-term managed community diabetic patients [J]. *Chin J of PHM*, 2021, 37 (1): 45-49. (in Chinese)
- [29] XUE M Y, SU Y X, LI C, et al. Identification of potential type II diabetes in a large-scale Chinese population using a systematic machine learning framework [J/OL]. *J Diabetes Res*, 2020 [2025-01-31]. <https://doi.org/10.1155/2020/6873891>.
- [30] 杨建宁, 洪豆豆, 李杨, 等. 甘肃省不同地区糖尿病肾脏疾病的机器学习预测模型的研究 [J]. *中国糖尿病杂志*, 2025, 33 (1): 8-15.
- YANG J N, HONG D D, LI Y, et al. Machine learning prediction model of diabetic kidney disease in different regions of Gansu province [J]. *Chin J Diabetes*, 2025, 33 (1): 8-15. (in Chinese)
- [31] HIPPISEY-COX J, COUPLAND C. Development and validation of risk prediction equations to estimate future risk of blindness and lower limb amputation in patients with diabetes: cohort study [J/OL]. *BMJ*, 2015, 351 [2025-01-31]. <https://doi.org/10.1136/bmj.h5441>.
- [32] RAVAUT M, HARISH V, SADEGHI H, et al. Development and validation of a machine learning model using administrative health data to predict onset of type 2 diabetes [J/OL]. *JAMA Netw Open*, 2021, 4 (5) [2025-01-31]. <https://doi.org/10.1001/jama-networkopen.2021.11315>.
- [33] LUGNER M, RAWSHANI A, HELLERYD E, et al. Identifying top ten predictors of type 2 diabetes through machine learning analysis of UK Biobank data [J]. *Sci Rep*, 2024, 14 (1): 1-9.
- [34] ALLEN A, IQBAL Z, GREEN-SAXENA A, et al. Prediction of diabetic kidney disease with machine learning algorithms, upon the initial diagnosis of type 2 diabetes mellitus [J]. *BMJ Open Diabetes Res Care*, 2022, 10 (1): 1-7.
- [35] MAKINO M, YOSHIMOTO R, ONO M, et al. Artificial intelligence predicts the progression of diabetic kidney disease using big data machine learning [J]. *Sci Rep*, 2019, 9 (1): 1-9.
- [36] ZHAO Y D, LI X Y, LI S, et al. Using machine learning techniques to develop risk prediction models for the risk of incident diabetic retinopathy among patients with type 2 diabetes mellitus: a cohort study [J/OL]. *Front Endocrinol*, 2022, 13 [2025-01-31]. <https://doi.org/10.3389/fendo.2022.876559>.
- [37] 张海燕, 王宁, 刘静. 社区老年糖尿病患者低血糖风险评估模型的建立及应用价值分析 [J]. *中国医师杂志*, 2019, 21 (2): 247-250.
- ZHANG H Y, WANG N, LIU J. Establishment of hypoglycemia risk assessment model for elderly diabetic patients in community and its application value analysis [J]. *J Chin Physician*, 2019, 21 (2): 247-250. (in Chinese)
- 收稿日期: 2024-10-12 修回日期: 2025-01-31 本文编辑: 徐文璐