·流行病与统计方法·

基于机器学习模型预测成年患者重症监护室住院时间的应用效果——系统综述和 Meta 分析

朱昱嘉[1,2],马跃[1,2],高凌根[3],王宏伟[4],袁艳[1],茅群霞[1]
1.国家卫生健康委科学技术研究所 社会医学中心,北京 100081;
2.中国医学科学院北京协和医学院,北京 100730;3.中国人民解放军总医院 第二医学中心;
4.中国劳动关系学院安全工程学院

摘要:目的　系统评估机器学习在预测成年患者重症监护室住院时间(intensive care unit length of stay,ICULOS)的应用效果。**方法**　通过检索中国知网、万方数据库及英文数据库 Pubmed 和 Web of Science,收集建库至 2025 年 10 月发表的有关机器学习预测成年患者 ICULOS 的研究,采用 Rstudio 对纳入文献进行 meta 分析。**结果**　共纳入 40 篇文献,其中采用较多的三类模型是随机森林、极端梯度提升(eXtreme gradient boosting,XGBoost)和梯度提升机模型。整体预测性能良好,整体报告受试者工作特征曲线下面积(area under curve,AUC)为 0.82(95%*CI*:0.79 ~ 0.85),其中在心血管相关疾病成年患者 ICULOS 的预测中,XGBoost 预测效果相对最优(AUC=0.88;95%*CI*:0.86 ~ 0.93);中枢神经相关疾病成年患者 ICULOS 的预测中,混合模型效果相对最好 (AUC=0.9);其他单种疾病和未区分疾病类型的成年患者 ICULOS 的预测中,随机森林预测效果相对最优 ($AUC_{其他单种疾病}$=0.89,95%*CI*:0.84 ~ 0.94;$AUC_{未区分疾病类型}$=0.95)。**结论**　机器学习在成年患者 ICULOS 预测中效果良好。但对不同疾病 ICULOS 的预测应结合具体疾病和数据结构选择合适的模型。

关键词:重症监护;住院时间;机器学习;预测模型;Meta 分析
中图分类号:R197.39　　**文献标志码**:A　　**文章编号**:1003-8507(2026)09-1574-06
DOI:10.20043/j.cnki.MPM.202508086

Application effect of machine learning models in predicting intensive care unit length of stay in adult patients: a systematic review and Meta-analysis

ZHU Yu-jia*, MA Yue, GAO Ling-gen, WANG Hong-wei, YUAN Yan, MAO Qun-xia
National Research Institute for Family Planning, Social Medicine Center, Beijing, 100081, China

Abstract: Objective To systematically evaluate the application effects of different types of machine learning (ML) models in predicting intensive care unit length of stay (ICULOS) in adult patients. **Methods** By searching China National Knowledge Infrastructure (CNKI), Wanfang Database, and English databases PubMed and Web of Science, we collected studies on machine learning to predict ICULOS in adult patients published from the establishment of the database to October 2025, screened the included literature, and performed Meta-analysis using RStudio. **Results** A total of 40 articles were included, among which the three most frequently used models were random forest (RF), extreme gradient boosting (XGBoost), and gradient boosting machine (GBM) models. The overall prediction performance was good, with a combined area under curve (AUC) of 0.82 (95% *CI*: 0.79-0.85). Among the prediction models for ICULOS in adult patients with cardiovascular-related diseases, XGBoost had the best prediction effect (AUC=0.88, 95% *CI*: 0.86-0.93). Among the prediction models for ICULOS in adult patients with central nervous system-related diseases, mixed models showed the best predictive performance (AUC=0.90). In the prediction models of ICULOS of adult patients with other diseases and undifferentiated disease types, RF had the best prediction effect ($AUC_{other\ specific\ diseases}$=0.89, 95% *CI*: 0.84-0.94; $AUC_{undifferentiated\ diseases}$=0.95). **Conclusion** ML showed good performance in predicting ICULOS of adult patients. In the prediction of ICULOS of adult patients with different diseases, the appropriate ML model should be selected in combination with the specific disease and data structure.

Keywords: Intensive care unit; Length of stay; Machine learning; Prediction model; Meta-analysis

全球重症监护负担沉重，患者死亡率居高不下，在发达国家(如北美、欧洲国家)死亡率为 8% ~ 18%，而低收入国家死亡率达 40%[1-2]。世界卫生组织发布的《全球感染预防与控制报告》指出，全球重症监护室

基金项目:基层卫生健康信息化服务平台研究及示范——基于云智医疗在基层的探索与服务(2020HX012)
作者简介:朱昱嘉(2000—),女,硕士在读,研究方向:重症监护资源利用研究
通信作者:茅群霞,E-mail:flysolo_mqx@126.com

(intensive care unit,ICU)床位和专业人员配置严重不足,中低收入国家尤为突出[3]。因此,有必要通过精准评估患者临床需求,以提升重症医疗资源配置效率[4]。ICU 住院时间(ICU length of stay, ICULOS)与医疗成本密切相关,准确预测 ICULOS 对控制医疗支出和提升服务质量具有重要意义[5-6]。

传统 logistic 回归方法多适用于变量较少的预测任务,而在处理具有复杂的 ICU 数据时预测能力有限[7]。机器学习(machine learning)是一类从数据中自动学习并构建预测模型的方法[8]。既往研究显示,机器学习在预测胃肠道手术结局时较 logistic 回归模型具有更优性能[曲线下面积(area under the curve, AUC)提升 0.07,$P<0.001$][9],提示其在整合复杂临床数据方面具有优势。

目前,机器学习模型在 ICULOS 预测中的应用逐渐增多,但既往研究多为单中心、特定人群研究,尚缺乏系统评价。本研究旨在通过 meta 分析,综合评估不同机器学习模型在预测成年患者 ICULOS 的准确性、稳健性及应用效果,为相关临床研究提供循证依据。

1　资料与方法

1.1　检索策略　系统检索中国知网、万方数据库、PubMed 和 Web of Science 数据库中公开发表的相关文献。检索时间为建库起至 2025 年 10 月,语言限定为中英文。中文检索词包括:"重症监护""预测模型""机器学习""住院时间"等及其同义表达;英文检索词包括:"length of stay""Intensive Care Units""Machine Learning"等及其同义表达。同时排除与新生儿或儿童 ICU 相关的关键词,如"Pediatric Intensive Care Unit"等。

1.2　纳入排除标准

(1)纳入标准:①研究对象为成年 ICU 患者;②以 ICULOS 为结局;③采用机器学习进行预测;④报告受试者工作特征 AUC 等模型性能指标。

(2)排除标准:①研究主题不符;②无法获取全文;③指标无法提取或读数;④同一作者基于相同数据的多篇研究中,仅保留信息最完整者。

1.3　文献筛选与数据提取　由二名研究者独立进行文献筛选和数据提取,结果进行交叉核对,如有分歧由第三人加入讨论直至确定。提取信息包括第一作者、发表年份、研究国家、预测模型、数据来源、样本量、患者年龄、ICULOS 分组依据、预测变量、模型性能评估指标及疾病类型。

1.4　数据分析　按疾病类型将研究分为心血管、中枢神经和感染相关疾病、其他单种疾病以及未区分疾病类型。常用模型评价指标包括准确率、精确率、AUC 和布里尔分数等[10]。其中,AUC 值能直观反映模型预测性能[11]。通常作为判断模型拟合效果的标准:<0.70 较差、0.70 ~ 0.80 中等、>0.80 良好[12]。由于所有纳入研究均报告了 AUC 值,本研究将其作为主要评价指标,提取各研究中性能最优模型的 AUC 及其 95%*CI*,并按疾病分类进行合并分析。其他指标在所纳入研究中较少见,故未进行分析。

本研究采用 Q 检验与 I^2 统计量($P<0.05$ 提示异质性有统计学意义,$I^2>50\%$则选择随机效应模型)评估异质性,并通过 meta 回归分析探究异质性来源。使用 PROBAST 工具从参与者、预测因子、结局和分析四个方面(共 20 个条目)评估模型偏倚风险。具体判定标准为:若任一条目评为高风险,则总体风险为"高(High)";如无高风险条目且有一个或多个领域存在不明确条目,则为"不明确(Unclear)";其余情况则为"低(Low)"[13]。采用逐一剔除法进行敏感性分析,采用 Egger 回归检验和漏斗图评估发表偏倚。所有统计分析均在 RStudio(R version 4.3.2)中完成,主要使用 meta 与 metafor 包。

2　结　果

2.1　文献筛选流程与纳入研究特征　按检索策略共获得文献 376 篇,经 EndNote 21 去重后进行题目摘要初筛,排除 245 篇;再经全文复筛排除 32 篇后,最终纳入符合标准的文献 40 篇,其中中文 2 篇,英文 38 篇。其中 13 篇来自我国,14 篇来自美国,其余 13 篇来自其他国家。按疾病类型划分,心血管相关疾病 8 篇,中枢神经相关疾病 6 篇,感染相关疾病 2 篇,其他单种疾病 5 篇,未区分疾病类型 19 篇。数据来源方面,24 篇基于医院数据,15 篇基于公共数据库,1 篇合并两类数据。PROBAST 评价显示,33 篇为低偏倚风险,7 篇偏倚风险不明确。

2.2　主要结果

2.2.1　总体情况　纳入研究的预测变量主要包括人口学变量、临床特征变量、实验室指标、综合评分指标及围手术期变量。Weissman 等[14]的研究还纳入非结构化数据。40 篇研究的 AUC 均值为 0.80,中位数为 0.81。对其中 19 篇报告 95%*CI* 的研究进行合并分析,合并 AUC 为 0.82(95%*CI*:0.79 ~ 0.85,I^2= 99.3%)。

2.2.2　心血管相关疾病　本类共纳入 8 项研究,涉及心力衰竭、房颤和动脉粥样硬化等疾病,样本量为 163 ~ 30 366 例。研究纳入的特异性指标包括心室功能评估、体外循环使用和美国胸外科医师学会风险评分[15]等;使用的预测模型包括极端梯度提升(eXtreme gradient boosting, XGBoost)、随机森林、轻量级梯度提升机(light gradient boosting machine, LGB)、多元线性

回归(multiple linear regression, MLR)和 LASSO 回归。8 篇研究的 AUC 分布范围为 0.72 ~ 0.88。合并 5 项研究报告了 95% *CI* 的研究显示，XGBoost（AUC=0.87，95%*CI*:0.85 ~ 0.89，I^2=9.9%）预测性能优于 RF（AUC=0.77，95%*CI*:0.66 ~ 0.89，I^2=89.3%），且异质性更低。见图 1。

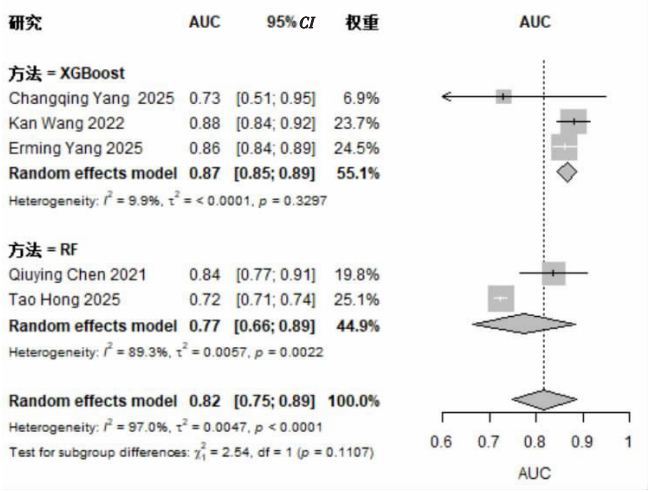


图 1　机器学习对心血管相关疾病患者 ICULOS 预测性能森林图

Figure 1　Forest plot for ICULOS prediction by ML in cardiovascular-related diseases

2.2.3　中枢神经相关疾病　本类共纳入 5 项研究，涉及成人脊柱畸形、脊髓损伤和脑损伤，样本量为 263 ~ 79 769 例。研究纳入特异性变量格拉斯哥昏迷评分[16]。使用的预测模型包括梯度提升机(gradient boosting machine, GBM)、随机森林、装袋法、类别提升及混合模型。5 篇研究的 AUC 分布范围为 0.68 ~ 0.90，其中使用混合模型对脑损伤患者 ICULOS 预测的 AUC 值为 0.9。合并 3 项报告 95%*CI* 的研究显示，合并 AUC 为 0.80(95%*CI*:0.68 ~ 0.92)，但异质性较高(I^2=99.3%)。见图 2。

2.2.4　感染　本研究共纳入 2 项研究，均纳入机械通气及血管活性药物使用等变量。其中使用决策树模型对败血症患者预测的 AUC 为 0.50；使用混合模型对脓毒症患者预测的 AUC 为 0.83。由于研究数量少，未进行合并分析。

2.2.5　其他单种疾病　本类共纳入 6 项研究，涉及急性肺栓塞、出血、跌倒、躯干创伤、脑卒中、结直肠疾病等疾病；不同疾病纳入的特异性预测变量不同，如急性肺栓塞研究纳入 D- 二聚体，创伤研究纳入损伤严重度评分[17]，脑卒中研究纳入溶栓治疗情况。样本量为 758 ~ 62 501 例；使用的模型包括随机森林、GBM、人工神经网络(artificial neural network, ANN)和弹性网络回归(elastic net regression, ENR)。6 篇研究的 AUC 分布范围为 0.71 ~ 0.90，其中使用随机森林预测急性肺栓塞患者 ICULOS 的 AUC 为 0.9。合并 4 项报告 95%*CI* 的研究显示，合并 AUC 为 0.80(95%*CI*:0.72 ~ 0.88)，但异质性高(I^2=98.7%)。见图 3。

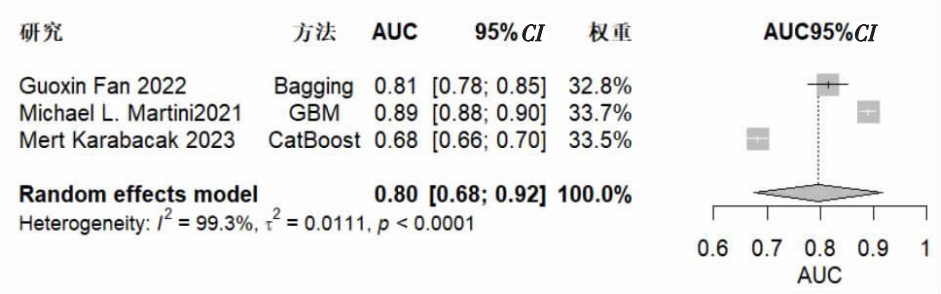


图 2　机器学习对中枢神经相关疾病患者 ICULOS 预测性能森林图

Figure 2　Forest plot for ICULOS prediction by ML in central nervous system-related diseases

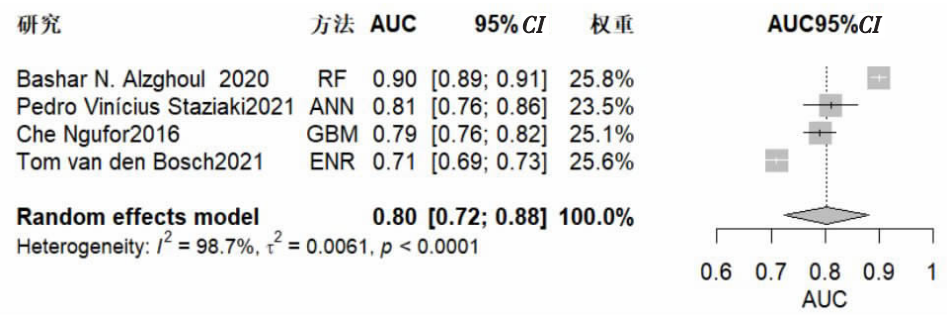


图 3　机器学习对其他单种疾病患者 ICULOS 预测性能森林图

Figure 3　Forest plot for ICULOS prediction by ML in other specific diseases

2.2.6　未区分疾病类型　本类共纳入 19 项研究，样本量为 896 ~ 160 238 例。使用模型包括随机森林、XGBoost、GBM、梯度提升决策树（gradient boosting decision tree, GBDT)、ENR、长短期记忆网络(long

short-term memory, LSTM)、支持向量回归(support vector regression, SVR)、频繁模式增长(frequent pattern growth, FP-Growth)及混合模型。19 篇研究的 AUC 分布范围为 0.7～0.95，其中使用随机森林预测消化系统相关疾病患者 ICULOS 的 AUC 为 0.95。合并 6 项报告了 95%*CI* 的研究显示，合并 AUC 为 0.84(95%*CI*:0.78～0.90)，但异质性较高（I^2=99.7 %）。见图 4。

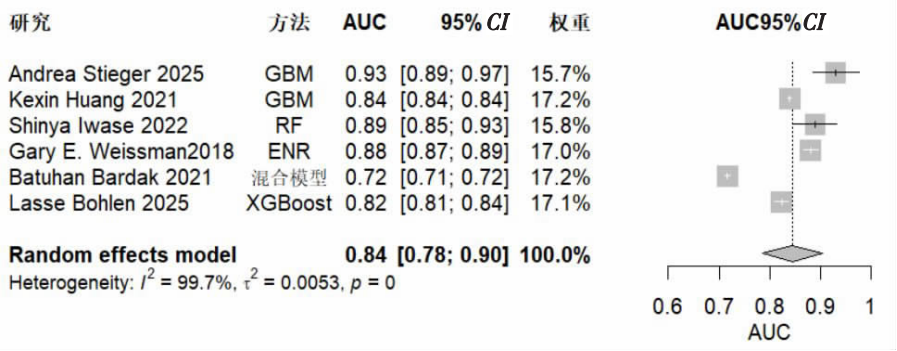


图 4　机器学习对未区分疾病患者 ICULOS 预测性能森林图

Figure 4　Forest plot for ICULOS prediction by ML in undifferentiated diseases

2.3　*探索异质性来源*　敏感性分析显示合并 AUC 稳定，变化范围为 0.81(95%*CI*:0.78～0.85)至 0.83(95%*CI*:0.79～0.86)。在心血管相关疾病组中，剔除 Tao 等[18]的研究后，合并 AUC 上升至 0.86 (95%*CI*: 0.84～0.88)，且研究间异质性显著降低，提示该项研究是该亚组异质性的主要来源之一。

Meta 回归分析显示，在 7 项报告了 ICULOS 分组依据的研究中，该因素可解释 97.67% 的异质性。亚组分析显示，样本量、总变量数、临床特征变量数和人群年龄特征分别是心血管和中枢神经相关疾病、其他单种疾病以及未区分疾病类型组异质性的主要来源。Egger 检验未发现发表偏倚(P=0.997)。漏斗图见图 5。

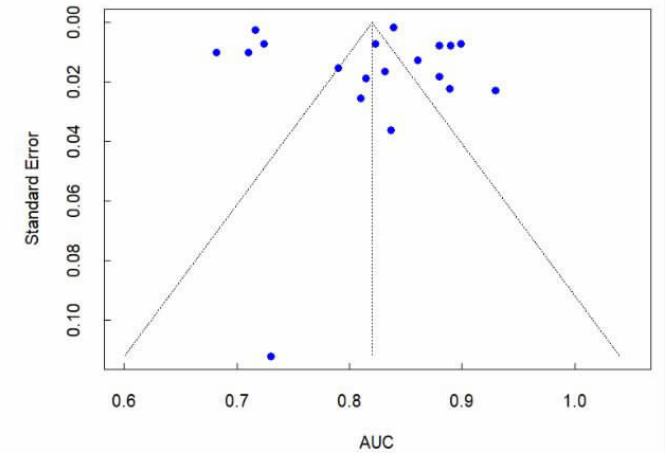


图 5　机器学习对 ICULOS 预测的漏斗图

Figure 5　Funnel plot of ML for predicting ICULOS

3　讨　论

本研究系统评价了国内外 40 篇采用机器学习模型预测成年患者 ICULOS 的文献，共纳入 936 095 名患者，涵盖感染、心血管和中枢神经系统等多种疾病类型。结果显示，机器学习模型总体预测性能良好(AUC=0.82，95%*CI*:0.79～0.85)，提示其在 ICULOS 预测中具有较好的适用性。与既往研究一致，机器学习模型在复杂临床结局预测中的表现普遍优于传统 logistic 回归[9, 19]，其在处理多维临床特征及非线性关系方面具有优势。

不同疾病类型及数据特征下，机器学习模型的适用性存在差异。在心血管相关疾病中，XGBoost 和随机森林预测性能较优。XGBoost 具有较强的正则化能力，对多变量预测时可有效降低过拟合风险[7]；而当变量数量及交互作用相对较少时，随机森林更具优势[20]。Yang 等[21]发现随机森林在训练集表现较好，而 XGBoost 在验证集上更具优势，提示后者泛化能力可能更强。在中枢神经相关疾病中，混合模型[XGBoost+ANN+ 支持向量机(support vector machine, SVM)]在脑损伤患者 ICULOS 预测中表现最佳[22]。既往研究表明不同模型结合可优势互补，提升预测性能[23]。在其他单项疾病中，随机森林对急性肺栓塞患者 ICULOS 的预测效果最好(AUC=0.9)[24]。其预测变量以二分类变量为主，符合随机森林的适用条件。但在跌倒患者中，随机森林预测性能较差(AUC=0.74)[25]，可能与预测变量缺失率较高有关。已有研究表明，不同缺失值处理方式会影响模型性能[26]，提示模型构建过程中应重视数据质量控制。在未区分疾病类型的研究中，随机森林和 GBM 预测性能较优。随机森林适用于快速建模并强调稳健性，而 GBM 在具备调参条件时可获得更高预测精度。感染相关疾病的研究数量较少，预测性能差异明显。决策树模型在败血症患者中的预测性能较差(AUC=0.50)，可能与疾病进展迅速有关。有研究表明机器学习模型在识别快速

恶化事件时存在不足[27]提示模型性能与疾病特征相关。

总体而言，纳入研究间异质性较大。敏感性分析显示，心血管相关疾病组中 Tao 等[18]和 Yang 等[21]的研究对异质性贡献较大，两项研究均基于大规模公共数据库。其中，Tao 等[28-29]对房颤患者的预测性能较低（AUC=0.72），可能与疾病病因复杂及治疗策略差异有关，仍需进一步验证。其他亚组的分析中发现，异质性贡献较大的研究多基于公共数据库，提示数据来源可能是研究间异质性的重要因素。本研究进一步比较了不同数据来源的模型性能，结果显示基于医院数据与公共数据库构建的模型均具有较好预测能力，AUC 分别为 0.86 和 0.82，医院数据略优。这可能与公共数据库人群异质性较高及数据库本身的局限有关[30]。此外，ICULOS 分组依据解释 97.67%的异质性。但仅 7 项研究明确报告该信息，解释力度可能被高估，提示未来需标准化 ICULOS 分组。

本研究存在一定局限性。一是纳入文献多为回顾性研究；二是模型构建与超参数调优信息报告不充分；三是仅采用 AUC 评价模型性能；四是虽然解释了主要异质性来源，仍可能存在未测量混杂因素。尽管如此，本研究综合分析了不同疾病类型与数据特征下机器学习模型预测 ICULOS 的应用现状，具有一定参考价值，为 ICU 资源优化与患者个体化管理提供更科学的循证依据。

利益冲突声明 本研究不存在任何利益冲突

参考文献

[1] Crawford AM, Shiferaw AA, Ntambwe P, et al. Global critical care: a call to action[J]. Critical Care / the Society of Critical Care Medicine, 2023, 27(1): 28.

[2] Adhikari NKJ, Fowler RA, Bhagwanjee S, et al. Critical care and the global burden of critical illness in adults [J]. Lancet, 2010, 376 (9749): 1339-1346.

[3] WHO. Global report on infection prevention, Control [R]. Geneva: World Health Organization, 2022.

[4] Teke E, Besler E. Predictive markers in estimating the need for early intensive care in patients with adhesive small bowel obstruction in the emergency department [J]. Journal of Minimal Access Surgery, 2023, 19(4): 535-539.

[5] Li JL, Hao YW, Liu Y, et al. Supervised machine learning algorithms to predict the duration and risk of long-term hospitalization in HIV-infected individuals: a retrospective study [J]. Front Public Health, 2023, 11: 1282324.

[6] Wu CY, Chien LC, Lin CC, et al.Original article: the impacts of DRG payment system on financial balance of multiple trauma: experiences of three trauma centers in Taiwan[J]. Injury, 2023, 54(9): 110703.

[7] Rajkomar A, Dean J, Kohane I. Machine learning in medicine[J]. New England Journal of Medicine, 2019, 380(14): 1347-1358.

[8] Bi JZ, Yu YQ. An explainable machine learning model for predicting the risk of distant metastasis in intrahepatic cholangiocarcinoma: a population-based cohort study[J]. Hormones & Cancer, 2025, 16(1): 1140.

[9] Wang J, Tozzi F, Ashraf Ganjouei A, et al.Machine learning improves prediction of postoperative outcomes after gastrointestinal surgery: a systematic review and meta-analysis [J]. Journal of Gastrointestinal Surgery, 2024, 28(6): 956-965.

[10] Abujaber AA, Albalkhi I, Imam Y, et al. Machine learning-based prediction of 90-day prognosis and in-hospital mortality in hemorrhagic stroke patients [J]. Scientific Reports, 2025, 15 (1): 16242.

[11] Zhang P, Xu Q, Jiang F. The diagnostic value of convolutional neural networks in thyroid cancer detection using ultrasound images [J]. Frontiers in Oncology, 2025, 15: 1534228.

[12] Fu AH, Gao EH, Tang XP, et al. MaxEnt modeling for predicting the potential wintering distribution of Eurasian spoonbill (platalea leucorodia leucorodia) under climate change in China[J]. ANIMALS, 2023, 13(5): 856.

[13] Moons KGM, Damen JAA, Kaul T, et al. PROBAST+AI: an updated quality, risk of bias, and applicability assessment tool for prediction models using regression or artificial intelligence methods [J]. BMJ (Clinical Research ed.), 2025, 388: e082505.

[14] Weissman GE, Hubbard RA, Ungar LH, et al. Inclusion of unstructured clinical text improves early prediction of death or prolonged ICU stay [J]. Critical Care Medicine, 2018, 46 (7): 1125-1132.

[15] Ozeren K, Topcu AC, Kayacioglu I. Frailty assessment to improve risk stratification in elderly patients undergoing elective cardiac surgery[J]. Braz J Cardiovasc Surg, 2025, 40(2): e20230182.

[16] Schey JE, Schoch M, Kerr D. The predictive validity of the full outline of UnResponsiveness score compared to the Glasgow coma scale in the intensive care unit: a systematic review [J]. Neurocritical Care, 2025, 43(2): 645-658.

[17] Moorthy DGSRK, Rajesh K, Prasad KJD. Comparative evaluation of rapid emergency medicine score (REMS) and emergency trauma score (EMTRAS) against traditional trauma scoring systems-namely the injury severity score (ISS), new injury severity score (NISS), revised trauma score (RTS), and trauma and injury severity score (TRISS) in predicting trauma outcomes [J]. International Journal of Critical Illness and Injury Science, 2025, 15(3): 101-107.

[18] Hong T, Huang J, Deng JW, et al. The scoring model to predict ICU stay and mortality after emergency admissions in atrial fibrillation: a retrospective study of 30 366 patients [J]. Clinical Cardiology, 2025, 48(2): e70101.

[19] Zaka A, Mustafiz C, Mutahar D, et al. Machine-learning versus traditional methods for prediction of all-cause mortality after transcatheter aortic valve implantation: a systematic review and meta-analysis[J]. Open Heart, 2025, 12(1): e002779.

[20] Inoue H, Oya MGI, Aizawa MSH, et al. Predicting dry weight change in Hemodialysis patients using machine learning [J]. BMC Nephrology, 2023, 24(1): 196.

[21] Yang EM, He XY, Li LB, et al. Development and external validation of a prediction model for prolonged intensive care unit stay in heart failure patients [J]. European Journal of Cardiovascular Nursing, 2025, 24(6): 973-981.

（下转第 1584 页）

stages in Guangzhou and Shenzhen, China [J]. Cities, 2024, 145: 104674.

[10] Sun BD, Yin C. Relationship between multi-scale urban built environments and body mass index: A study of China [J]. Applied Geography, 2018, 94: 230-240.

[11] Su LX, Kan ZH, Kwan MP. Exploring the factors behind the discrepancy between two-dimensional and three-dimensional indicators of greenspace exposure [J]. Ecological Indicators, 2025, 175: 113584.

[12] Caswell H, Alidoust S, Corcoran J. Planning for livable compact vertical cities: A quantitative systematic review of the impact of urban geometry on thermal and visual comfort in high-rise precincts [J]. Sustainable Cities and Society, 2025, 119: 106007.

[13] 王子豪,张春阳. 高密度建成环境与公共健康的关联研究综述[J]. 南方建筑,2023,(6):21-31.
Wang Zi H, Zhang CY. Research review on the relationship between High-Density built environment and public health [J]. South Architecture, 2023, (6): 21-31.(In Chinese)

[14] 高非凡,程晗蓓,李志刚. 超大城市老旧社区邻里环境对流动人口心理健康的影响——以武汉市为例 [J]. 自然资源学报,2025,40(1):267-282.
Gao FF, Cheng HB, Li ZG. The effects of neighborhood environment on migrants'mental health in old and dilapidated communities of megacities: A case study in Wuhan city [J]. Journal of Natural Resources, 2025, 40(1): 267-282.(In Chinese)

[15] Panczak R, Galobardes B, Spoerri A, et al. High Life in the Sky? mortality by floor of residence in Switzerland[J]. European Journal of Epidemiology, 2013, 28(6): 453-462.

[16] Wolinsky FD, Bentler SE, Cook EA, et al. A 12-year prospective study of stroke risk in older Medicare beneficiaries [J]. BMC Geriatrics, 2009, 9(1): 17.

[17] 李翔,路晓东,张园梓,等. 面向声环境改善规划的建筑物噪声得分算法初探 [J]. 噪声与振动控制,2025,45(6):247-253,313.
Li X, Lu XD, Zhang YZ, et al. Preliminary study of building noise scoring algorithms for noise environment improvement planning[J]. Noise and Vibration Control, 2025, 45 (6): 247-253, 313. (In Chinese)

[18] Shi Q, Liu M, Andrea M, et al. UGS-1m: Fine-grained urban green space mapping of 31 major cities in China based on the deep learning framework [EB/OL]. [2026-03-14]. http://doi.org/10.57760/sciencedb.07049.

[19] 李曦, 金荷仙, 曾程程. 城市邻里绿地与心理健康研究进展[J]. 中国城市林业,2024,22(1):141-149.
Li X, Jin HX, Zeng CC. Research progress in urban neighborhood green space and mental health[J] Journal of Chinese Urban Forestry, 2024, 22(1): 141-149.(In Chinese)

[20] 孙斌栋,阎宏,张婷麟. 社区建成环境对健康的影响——基于居民个体超重的实证研究 [J]. 地理学报,2016,71(10):1721-1730.
Sun BD, Yan H, Zhang TL. Impact of community built environment on residents' health: A case study on individual overweight [J]. Acta Geographica Sinica, 2016, 71(10): 1721-1730.(In Chinese)

[21] Yin C, Helbich M, Yang HR, et al. Pathways from the campus-based built environment to obesity: Evidence from undergraduates in China [J]. Cities, 2023, 137: 104311.

[22] Jia P, Shi YY, Jiang Q, et al. Environmental determinants of childhood obesity: a meta-analysis [J]. Lancet Global Health, 2023, 11(Suppl 1): S7.

收稿日期:2025-09-28

(上接第 1578 页)

[22] Babel S, Vanderpool J, Inkel M, et al. Benchmarking ensemble models to predict prolonged hospital stay in traumatic brain injury: a Single-Institution study[J]. Journal of Surgical Research, 2025, 312: 244-251.

[23] Clifford JL, Chan YJ, Yusof M, et al. Predictive modelling of H(2)S removal from biogas generated from palm oil mill effluent (POME) using a biological scrubber in an industrial biogas plant: integration of artificial neural network(ANN)and process simulation(§)[J]. Food Technology and Biotechnology, 2025, 63(2): 124-133.

[24] Alzghoul BN, Reddy R, Chizinga M, et al. Pulmonary embolism in acute asthma exacerbation: clinical characteristics, prediction model and hospital outcomes[J]. Lung, 2020, 198(4): 661-669.

[25] Young AJ, Hare A, Subramanian M, et al. Using machine learning to make predictions in patients who fall [J]. Journal of Surgical Research, 2021, 257: 118-127.

[26] Karamti H, Alharthi R, Anizi AA, et al. Improving prediction of cervical cancer using KNN imputed SMOTE features and Multi-Model ensemble learning approach[J]. Cancers, 2023, 15(17): 4412.

[27] Pias TS, Afrose S, Tuli MD, et al. Low responsiveness of machine learning models to critical or deteriorating health conditions [J]. Communications Medicine, 2025, 5(1): 62.

[28] Wang HX, Huang JJ, Gu WX, et al. Effects of different interventions on prognosis and quality of Life in patients with atrial fibrillation[J]. Annals of Noninvasive Electrocardiology, 2023, 28(1): e13031.

[29] O'neill L, De Becker B, Smet MAJD, et al. Catheter ablation of persistent AF-Where are we now? [J]. Reviews in Cardiovascular Medicine, 2023, 24(12): 339.

[30] Deng JW, He ZH. Characterizing risk of In-Hospital mortality following subarachnoid hemorrhage using machine learning: a retrospective study[J]. Front Surg, 2022, 9: 891984.

收稿日期:2025-08-08