

DOI: 10.3969/j.issn.1005-8982.2025.14.007
文章编号: 1005-8982 (2025) 14-0038-06

综述

人工智能在急诊医学中的应用进展*

杨烽涛¹, 马连韬², 余剑波¹, 石芳娥¹, 王亚沙², 董桂英¹, 朱继红¹

(1. 北京大学人民医院 急诊内科, 北京 100044; 2. 北京大学 信息科学技术学院, 北京 100871)

摘要: 急诊医学作为应对急性疾病和创伤的医学分支, 面临病情复杂性、诊疗效率需求高等挑战。近年人工智能技术的快速发展为急诊诊疗提供了重要支持, 其通过深度学习模型和大数据分析, 显著提高疾病诊断准确性、改善患者分诊流程、优化资源配置, 并助力个性化治疗方案的制订。然而, 当前人工智能的临床应用仍面临诸多挑战。未来研究应重点关注跨机构数据共享机制、模型优化及安全性验证, 并探索基于人工智能的决策支持系统在急诊环境中的全面应用。

关键词: 急诊医学; 人工智能; 疾病诊断; 危险分层; 临床支持

中图分类号: R459.7

文献标识码: A

Advances in the application of artificial intelligence in emergency medicine*

Yang Feng-tao¹, Ma Lian-tao², Yu Jian-bo¹, Shi Fang-e¹, Wang Ya-sha², Dong Gui-ying¹, Zhu Ji-hong¹
(1. Department of Emergency Medicine, People's Hospital of Peking University, Beijing 100044, China;
2. School of Electronics Engineering and Computer Science, Peking University, Beijing 100871, China)

Abstract: As a medical specialty dedicated to addressing acute diseases and trauma, emergency medicine faces challenges such as the complexity of medical conditions and the high demand for diagnostic efficiency. In recent years, the rapid advancement of artificial intelligence (AI) technology has provided critical support for emergency diagnosis and treatment. Through deep learning models and big data analysis, AI can significantly enhance diagnostic accuracy, improve patient triage processes, optimize resource allocation, and facilitate the development of personalized treatment strategies. However, the clinical application of AI still faces numerous challenges. Future research should focus on establishing cross-institutional data-sharing mechanisms, optimizing models, and ensuring safety validation, while exploring the comprehensive application of AI-based decision support systems in emergency care settings.

Keywords: emergency medicine; artificial intelligence; disease diagnosis; risk stratification; clinical support

急诊医学是专注于急性疾病、创伤和各种紧急医疗状况的诊断和处理的医学分支。急诊医学中, 医务人员必须在极短时间内做出快速准确的诊断, 迅速采取适当的治疗措施。急诊医学在急救生命支持、快速诊断与治疗、多学科协作、应

对突发事件等方面发挥重要作用, 同时急诊医学面临着诸多挑战, 如患者病情多样性、复杂性、医疗资源有限性和医护人员的工作压力等。人工智能的兴起为急诊医学带来了新的机遇, 通过分析和挖掘大量医疗数据, 人工智能有望提高急诊

收稿日期: 2025-01-06

* 基金项目: 国家自然科学基金 (No: 82241052)

[通信作者] 董桂英, E-mail: dongguiying@pkuph.edu.cn; Tel: 18800189100

医学的诊疗效率和准确性、改善患者预后,降低医疗成本。急诊医学因其高强度、高时效性的特点,更需要辅助技术支持,帮助医务人员在极短时间内做出快速、准确的诊疗决策。随着技术的进步和临床研究的深入,人工智能在急诊医学中的应用潜力巨大,预计其将在急诊医学领域扮演越来越重要的角色。本文综述了人工智能在急诊医学中的应用研究进展,重点介绍了其在疾病预测、诊断和治疗决策支持等方面的作用,并讨论了当前面临的挑战和未来发展方向。

1 人工智能简介

人工智能是一门研究模拟、延伸和扩展人类智能的理论、方法、技术和应用系统的新技术科学^[1],是计算机科学的一个分支,试图理解智能的本质并制造一种新的智能机器,以类似于人类智能的方式做出反应。医学人工智能主要使用计算机技术进行临床诊断和给出治疗建议,已广泛用于临床诊断、治疗和预后。近年许多研究表明,人工智能越来越适用于医疗保健,算法在越来越多的任务上已经达到或超越医生的表现。依托机器学习、深度学习和自然语言处理等技术,通过模拟人类认知过程,可以对患者进行疾病预测、医学影像分析和病情评估;支持向量机和随机森林等传统机器学习方法、卷积神经网络和循环神经网络等深度学习技术,在疾病分类和预测、医学影像分析和时间序列数据的处理中发挥重要作用。机器学习是人工智能的重要分支之一,其被定义为使用计算机系统从样本数据和过去经验中进行学习的相关算法和统计模型,机器学习不须明确地使用编程来执行特定的任务^[2],其具有识别数据中隐藏模式的能力,可以用来发现2个变量之间的相互关联、按照一定的标准对研究对象进行分类、基于基线特征进行相关结局的预测、识别具有相似模式的对象。

2 人工智能在急诊医学中的应用

在急诊科,疾病诊断的时间窗口极为有限,尤其是在心血管事件、中风、外伤等危及生命的情况下,快速诊断是决定患者生存率的关键。人工智能的应用在急诊医学领域迅速发展,其能力

在于处理和分析大量的临床数据,以支持医生进行迅速且精确的诊断和治疗决策。这一技术的运用范围广泛,覆盖了急诊医学中的多个关键诊断和管理领域。人工智能技术有望在急诊环境中改善诊断、影像学解释、分诊和医疗决策^[3]。

2.1 院前急救

院前急救是患者在到达医院前进行的重要医疗救治环节,其效率直接关系到患者的预后和生存率。2019年四川省人民医院引入了5G城市医疗应急救援系统,通过救护车上的实时检查与诊断,实现了“上车即入院”的全新急救模式^[4]。该系统通过5G技术的实时数据传输,结合人工智能模型,对患者进行病情评估和初步诊断,有效缩短了院前急救所需时间。人工智能与5G技术的结合,不仅打破了急救在时间与空间上的限制,还大幅提升了诊断的精确性和急救效率,对提高急诊患者的救治效果具有重要意义。

2.2 早期风险识别

疾病和不良事件风险预测是当前人工智能在医学中的重要组成^[5-6]。急诊医学中,人工智能的应用对于病情预测和预后评估起到了至关重要的作用。急诊科的数据来源复杂,包括电子病历、影像数据、实验室结果、生命体征监测等信息。传统数据管理模式往往存在信息孤岛问题,难以实现数据的实时整合与共享;通过分析大量临床数据,机器学习模型能够揭示疾病的潜在模式和风险因素,从而帮助医生做出更准确的决策。通过对患者的生理参数、实验室检查结果、影像学资料和电子健康记录等分析,机器学习模型可以预测患者可能出现的并发症或疾病进展。例如,机器学习模型可以预测心脏病患者心脏骤停的风险,以及预测创伤患者休克、多器官功能障碍综合征等严重并发症的可能性。有学者基于大型数据集开发的深度学习模型,能够提前48 h预测急性肾损伤的发生^[7]。脓毒症早期识别和治疗至关重要,机器学习模型通过实时分析生理参数和实验室检查结果,预测哪些患者可能发展成脓毒症,以便及时采取干预措施,降低病死率。SHIMABUKURO等^[8]报道的Insight模型,当预测到患者的临床情况恶化到严重脓毒症状态时,该模型会生成警报消息。使用该模型后,患者的住院

病死率从 21.3% 降至 8.96%，住院时间从 13.0 d 减少到 10.3 d。在 KANG 等^[9]研究中，使用人工智能算法建立的分诊工具被证实在紧急医疗服务情况下能够早期识别出需要重症监护的患者，其预测准确性优于传统的分诊工具和早期预警评分。人工智能不仅能够院前急救和院内急诊中早期识别出急危重症患者，同时还能比传统的早期预警评分系统和序贯器官功能衰竭评价系统 (sequential organ failure assessment, SOFA)^[10] 更早、更准确地预测和识别包括脓毒症^[11]、急性肾损伤^[7,12]、急性呼吸窘迫综合征^[13-14] 等在内的各系统急危重疾病或临床综合征的发病风险。

2.3 疾病诊断

急性胸痛是急诊中常见的症状，可能源于心脏、肺部或其他器官的问题。机器学习模型通过分析心电图、血液检测结果和临床指标，能够帮助医生快速区分胸痛是否由冠状动脉疾病所引起，从而指导正确的治疗策略。在包含 549 个心电图的回顾性数据集中使用深度学习诊断心脏病发作^[15]，其报告的敏感性、特异性与心脏病专家的诊断表现相当。人工智能结合 CT 或 MRI 影像、临床症状和生理监测数据，能够帮助医生迅速区分缺血性和出血性脑卒中，并评估脑卒中严重程度，为救治赢得时间。通过卷积神经网络分析心电监测预测心房颤动患者卒中风险的受试者工作特征曲线，其曲线下面积为 0.7，优于传统的 CHA₂DS₂-VASc 评分 0.5^[16]。在胰腺炎诊断方面，陈斌等^[17]通过收集胰腺炎患者数据，建立并验证了人工神经网络辅助诊断模型，在重症胰腺炎方面表现出较好的诊断性能，有助于临床医生快速决策、早期进行临床干预。此外人工智能在消化内镜辅助诊断领域也有一定优势^[18-19]，有望在急诊内镜辅助诊疗中进一步发展。

2.4 疾病危险分层

人工智能模型能够将患者按照风险水平进行分层，帮助医生识别出高危患者并优先处理，同时可以根据疾病分层为每个患者制订个性化的治疗计划，从而提高救治的效率和成功率。SWEENEY 等^[20]和 ANTCLIFFE 等^[21]通过探索脓毒症患者的基因组学亚型将脓症患者分成 A 和 B 两个亚型，其中 A 型病情更重，预后更差，但糖皮质激

素治疗显著获益，B 型为阴性结果。ZHANG 等^[22]根据重症医学数据库 (medical information mart for intensive care, MIMIC) 的临床资料采用聚类统计学的方法将脓症患者分成 4 个亚型，I 型患者病情相对轻，II 型的特征为呼吸功能不全，III 型为多器官功能不全和休克，IV 型为神经功能不全。此外 CALFEE 等^[23]根据临床指标和生物标志物，采用聚类统计方法将急性呼吸窘迫综合征患者分成 2 个亚型，II 型具有高炎症反应性、病情重、病死率高的特点，采用高水平呼气末正压治疗能降低病死率，而 I 型则相反。2018 年该团队又对既往的一项关于辛伐他汀治疗急性呼吸窘迫综合征的多中心随机对照试验的数据进行聚类分析^[24]，确立了亚型 I 型的炎症反应性更高，预后更差，28 d 病死率更高，辛伐他汀能显著降低患者的病死率。智能模型对患者进行风险分层从而可以制订个性化治疗方案，不仅能够提高医疗资源的利用效率，还能有效改善患者的生存率和康复率，具有重要的临床应用前景。

2.5 医疗流程优化

人工智能技术在急诊医学中的应用，尤其是在医疗流程优化方面，变得越来越重要。目前急诊分诊系统中涉及的重要人工智能模型主要包括基于计算机的电子分类系统、机器学习模型、悉尼预检分诊工具、急诊医学文本分类器、自然语言处理模型。将 ChatGPT 等人工智能程序集成到急诊科现有的分诊系统中，能够改善患者的预后，减少患者的等待时间，提高诊断效率^[25]。有学者利用机器学习算法建立并验证了一种人工智能分诊模型^[26]，根据患者的病情合理分配有限的空间和医疗资源，缓解急诊拥挤。有研究将 GPT-3.5 和 GPT-4.0 与经验丰富的急诊科医生在计算 5 种常用医学评分方面进行比较，结果表明人工智能目前还无法完全模拟经验丰富的医生经常做出的复杂临床判断^[27]。人工智能模型可以作为补充工具，但还没有准备好在像急诊科这样的高风险环境中取代人类的专业知识。根据目前人工智能技术发展趋势，其有望在急诊患者流量分析与预测、资源配置智能化方面发挥重要作用，通过预测患者流量的变化，合理调配医疗资源，提升服务效率等。

2.6 预后评估

随着模型算法应用广度和深度的不断拓展, 通过分析患者的基线特征和治疗响应, 可以预测疾病结局。这包括预测生存率、估计康复时间和预测治疗效果。在急诊脑卒中患者中, 机器模型可以帮助评估患者功能预后, 有多项研究表明机器学习模型在预测脑卒中患者功能预后的准确性与基于回归的风险预测模型相当^[28-29], 但目前并没有发现有机器学习模型优于逻辑回归模型预测性能的证据。对于重症感染患者, 可以预测病死率^[30]。WANG 等^[31]也基于 MIMIC-IV 数据库中脓毒症患者的临床数据构建了 5 个机器学习模型, 这些模型在预测 ICU 脓毒症患者 30 d 病死率方面取得了较好的效果, 可为临床决策提供支持。模型的建立通常依赖于历史数据集, 这些数据集包含了已知结果的病例信息, 模型可以通过这些数据学习到哪些因素与不良结果相关联, 然后应用于新的病例并分析预后。模型在预后评估方面具有巨大潜力, 但其结果仍需谨慎解读, 其准确性高度依赖于所输入数据的质和量, 以及模型训练时采用的方法。此外, 模型的解释性也是一个挑战, 复杂的模型可能难以解释其预测背后的逻辑。

3 优势与挑战

3.1 优势

人工智能能够分析海量的患者数据, 包括临床记录、实验室结果和影像学资料, 为医生提供有力的数据支撑、做出更加科学和精准的诊断与治疗决策。通过对历史数据的深度学习和模式识别, 模型能够预测患者病情的走向, 包括疾病发展趋势、治疗效果及可能的并发症, 从而帮助医生提前制订应对策略。人工智能技术能够协助医院更高效地分配和使用医疗资源, 比如预测急诊患者流量高峰, 合理安排医护人员, 以及优化药品和医疗设备管理。由于每个人的病情和体质都有所不同, 模型有望根据患者的独特情况提供定制化的治疗方案, 推动医疗向个性化、精准化的方向发展。结合远程医疗技术对患者进行实时健康监测和初步筛查, 有助于及时发现问题, 减少不必要的急诊室访问, 同时减轻医疗系统的负担。

3.2 挑战

急诊医学的数据往往是非结构化的, 并且可能存在不完整性、一致性问题 and 缺失值, 这些都会影响模型的训练和预测准确性。许多模型尤其是深度学习模型, 被认为是“黑箱”模型^[32], 其决策过程缺乏透明度和可解释性, 不透明模型中, 输入到输出的转换是看不见的, 这使用户很难理解其过程。在缺乏明确和令人满意的解释的情况下, 临床医生可能会对人工智能不信任^[33-34]。人工智能的可解释性是法律责任判定的基础^[35], 这在需要明确解释的医疗领域尤为关键。医疗数据包含大量个人隐私信息, 任何数据泄露都可能导致严重的法律后果和信任危机, 因此在处理这些数据时必须严格遵守数据保护规定。医疗大数据的隐私性所导致的“数据孤岛”阻碍了人工智能系统的发展和应用, 所以, 在充分保障数据隐私和安全的前提下, 可以建立各医疗机构的数据共享机制^[36]。当人工智能用于临床决策时, 会涉及法律责任划分、患者知情同意等问题, 需要明确的法律法规和伦理指导原则来规范。当发生误诊或延误治疗时, 责任如何划分? 这是一个复杂的法律与伦理问题。目前, 人工智能仅作为辅助工具, 最终决策权仍掌握在医务人员手中, 但随着其自主性和准确性不断提高, 未来其法律地位及责任界定将成为重要议题。建议建立伦理审查机制, 对其安全性、可靠性和可解释性进行全面评估, 确保技术符合医学伦理标准。机器学习系统的搭建和维护需要较高的技术支持和资金投入, 这对于资源有限的医疗机构可能是一大障碍。同时医疗专业人员可能对新技术的有效性和可靠性持怀疑态度, 智能模型需要通过不断的临床验证和案例展示来获得医疗界的认可和信任。

4 总结

人工智能技术为急诊医学带来了新的解决方案。通过高效分析海量临床数据, 能够辅助医生快速、准确地进行诊断与决策, 优化医疗资源配置, 改善患者预后。这种能力尤其适用于急诊环境中高强度、高风险的诊疗需求。人工智能在急诊医学中已经展现出巨大的潜力和价值, 但要实现其在临床环境中的广泛应用和有效性, 就必须

解决上述提到的各种挑战。随着技术的不断进步、数据的积累、法规的完善和医疗专业人员的培训和教育,相信这些挑战将会逐渐被克服,人工智能将在急诊医学领域发挥越来越重要的作用。

参 考 文 献 :

- [1] 刘善武,于辉,李进.人工智能技术在互联网信息服务安全评估中的应用研究[J].信息与电脑,2021,33(21):160-162.
- [2] JORDAN M I, MITCHELL T M. Machine learning: trends, perspectives, and prospects[J]. Science, 2015, 349(6245): 255-260.
- [3] KIRUBARAJAN A, TAHER A, KHAN S, et al. Artificial intelligence in emergency medicine: a scoping review[J]. J Am Coll Emerg Physicians Open, 2020, 1(6): 1691-1702.
- [4] 王瑞杰,李权,吕传柱.人工智能在急诊领域的应用进展[J].中华医学信息导报,2023,38(8):12.
- [5] 王昕玥,渠鸿竹,方向东.组学大数据和医学人工智能[J].遗传,2021,43(10):930-937.
- [6] 孙岳川,高键东,吴及.临床医学人工智能:典型应用与挑战[J].中国卒中杂志,2021,16(7):643-648.
- [7] TOMAŠEV N, GLOROT X, RAE J W, et al. A clinically applicable approach to continuous prediction of future acute kidney injury[J]. Nature, 2019, 572(7767): 116-119.
- [8] SHIMABUKURO D W, BARTON C W, FELDMAN M D, et al. Effect of a machine learning-based severe sepsis prediction algorithm on patient survival and hospital length of stay: a randomised clinical trial[J]. BMJ Open Respir Res, 2017, 4(1): e000234.
- [9] KANG D Y, CHO K J, KWON O, et al. Artificial intelligence algorithm to predict the need for critical care in prehospital emergency medical services[J]. Scand J Trauma Resusc Emerg Med, 2020, 28(1): 17.
- [10] VINCENT J L, MORENO R, TAKALA J, et al. The SOFA (sepsis-related organ failure assessment) score to describe organ dysfunction/failure. on behalf of the working group on sepsis-related problems of the European society of Intensive Care Medicine[J]. Intensive Care Med, 1996, 22(7): 707-710.
- [11] BARTON C, CHETTIPALLY U, ZHOU Y F, et al. Evaluation of a machine learning algorithm for up to 48-hour advance prediction of sepsis using six vital signs[J]. Comput Biol Med, 2019, 109: 79-84.
- [12] LI J Z, GONG M, JOSHI Y, et al. Machine learning prediction model for acute renal failure after acute aortic syndrome surgery[J]. Front Med (Lausanne), 2021, 8: 728521.
- [13] SINGHAL L, GARG Y, YANG P, et al. eARDS: a multi-center validation of an interpretable machine learning algorithm of early onset acute respiratory distress syndrome (ARDS) among critically ill adults with COVID-19[J]. PLoS One, 2021, 16(9): e0257056.
- [14] LE S, PELLEGRINI E, GREEN-SAXENA A, et al. Supervised machine learning for the early prediction of acute respiratory distress syndrome (ARDS)[J]. J Crit Care, 2020, 60: 96-102.
- [15] STRODTHOFF N, STRODTHOFF C. Detecting and interpreting myocardial infarction using fully convolutional neural networks[J]. Physiol Meas, 2019, 40(1): 015001.
- [16] HAN L, ASKARI M, ALTMAN R B, et al. Atrial fibrillation burden signature and near-term prediction of stroke: a machine learning analysis[J]. Circ Cardiovasc Qual Outcomes, 2019, 12(10): e005595.
- [17] 陈斌,胡炜,刘东丽.基于机器学习的重症急性胰腺炎的辅助诊断模型[J].中国数字医学,2024,19(3):26-30.
- [18] 张雅琼,栗凤霞.人工智能技术在消化内镜领域的研究现状[J].中国现代医学杂志,2020,30(8):62-66.
- [19] 窦维佳,康林,刘喜,等.人工智能技术在早期胃癌内镜诊断中的应用进展[J].中国现代医学杂志,2023,33(6):37-42.
- [20] SWEENEY T E, AZAD T D, DONATO M, et al. Unsupervised analysis of transcriptomics in bacterial sepsis across multiple datasets reveals three robust clusters[J]. Crit Care Med, 2018, 46(6): 915-925.
- [21] ANTCLIFFE D B, BURNHAM K L, AL-BEIDH F, et al. Transcriptomic signatures in sepsis and a differential response to steroids. from the VANISH randomized trial[J]. Am J Respir Crit Care Med, 2019, 199(8): 980-986.
- [22] ZHANG Z H, ZHANG G S, GOYAL H, et al. Identification of subclasses of sepsis that showed different clinical outcomes and responses to amount of fluid resuscitation: a latent profile analysis[J]. Crit Care, 2018, 22(1): 347.
- [23] CALFEE C S, DELUCCHI K, PARSONS P E, et al. Subphenotypes in acute respiratory distress syndrome: latent class analysis of data from two randomised controlled trials[J]. Lancet Respir Med, 2014, 2(8): 611-620.
- [24] CALFEE C S, DELUCCHI K L, SINHA P, et al. Acute respiratory distress syndrome subphenotypes and differential response to simvastatin: secondary analysis of a randomised controlled trial[J]. Lancet Respir Med, 2018, 6(9): 691-698.
- [25] BHATTARAM S, SHINDE V S, KHUMUJAM P P. ChatGPT: the next-gen tool for triaging?[J]. Am J Emerg Med, 2023, 69: 215-217.
- [26] GAO Z Z, QI X, ZHANG X T, et al. Developing and validating an emergency triage model using machine learning algorithms with medical big data[J]. Risk Manag Healthc Policy, 2022, 15: 1545-1551.
- [27] HAIM G B, BRAUN A, EDEN H, et al. AI in the ED: assessing the efficacy of GPT models vs. physicians in medical score calculation[J]. Am J Emerg Med, 2024, 79: 161-166.
- [28] ALAKA S A, MENON B K, BROBBEY A, et al. Functional outcome prediction in ischemic stroke: a comparison of machine learning algorithms and regression models[J]. Front Neurol, 2020, 11: 889.
- [29] SUNG S M, KANG Y J, CHO H J, et al. Prediction of early neurological deterioration in acute minor ischemic stroke by machine learning algorithms[J]. Clin Neurol Neurosurg, 2020,

- 195: 105892.
- [30] HOU N Z, LI M Z, HE L, et al. Predicting 30-days mortality for MIMIC-III patients with sepsis-3: a machine learning approach using XGboost[J]. J Transl Med, 2020, 18(1): 462.
- [31] WANG Z Y, LAN Y S, XU Z D, et al. Comparison of mortality predictive models of sepsis patients based on machine learning[J]. Chin Med Sci J, 2022, 37(3): 201-209.
- [32] 邹文卿, 沈昊创. ChatGPT在医疗领域中的应用、伦理风险与治理研究[J]. 医学与哲学, 2023, 44(21): 7-11.
- [33] OKADA Y, NING Y L, ONG M E H. Explainable artificial intelligence in emergency medicine: an overview[J]. Clin Exp Emerg Med, 2023, 10(4): 354-362.
- [34] VEARRIER L, DERSE A R, BASFORD J B, et al. Artificial intelligence in emergency medicine: benefits, risks, and recommendations[J]. J Emerg Med, 2022, 62(4): 492-499.
- [35] 何洋, 杨杰, 陈棚棚, 等. 人工智能在急重症诊疗方面的优势及未来的研究方向[J]. 中国急救医学, 2023, 43(10): 757-759.
- [36] 李杨, 杜雷雷, 许飞, 等. 大数据与人工智能在医学领域的应用进展[J]. 协和医学杂志, 2023, 14(1): 184-189.

(李科 编辑)

本文引用格式: 杨烽涛, 马连韬, 余剑波, 等. 人工智能在急诊医学中的应用进展[J]. 中国现代医学杂志, 2025, 35(14): 38-43.

Cite this article as: YANG F T, MA L T, YU J B, et al. Advances in the application of artificial intelligence in emergency medicine[J]. China Journal of Modern Medicine, 2025, 35(14): 38-43.