人工智能在临床治疗和合理用药应用进展（一）

·综 述·

人工智能在药物不良反应预警中的应用现状及挑战

马红玲，斯日古楞*
（内蒙古自治区人民医院药学处，内蒙古呼和浩特 010017）

摘要：药物不良反应（adverse drug reactions，ADR）是全球重要公共卫生问题，其在我国发生率及经济成本明显上升。传统 ADR 监测依赖自发报告系统，存在延迟及数据缺失等问题。人工智能（artificial intelligence，AI）技术的发展为 ADR 监测提供新方案，能提高效率及准确性。该文综述 AI 核心技术及应用现状，重点阐述其在 ADR 预警中的应用场景及面临的挑战，旨在为 AI 辅助 ADR 工作提供参考。

关键词：人工智能；药物不良反应；不良反应预警
中图分类号：R969.3　　**文献标志码：**A　　**文章编号：**1672-9188（2025）11-1091-006
引用：马红玲, 斯日古楞. 人工智能在药物不良反应预警中的应用现状及挑战[J]. 世界临床药物, 2025, 46（11）: 1091-1096.
DOI：10.13683/j.wph.2025.11.001

Application status and challenges of artificial intelligence in early warning of adverse drug reactions

MA Hongling, Siri Guleng*
（*Department of Pharmacy, Inner Mongolia Autonomous Region People's Hospital, Hohhot 010017, Inner Mongolia Autonomous Region, China*）

Abstract: Adverse drug reactions（ADR）is a significant global public health concern, with notably increasing incidence rates and economic costs in China. Traditional ADR surveillance relying on spontaneous reporting systems suffers from delays and data incompleteness. The advancement of artificial intelligence（AI）technologies offers innovative solutions for ADR monitoring, enhancing efficiency and accuracy. This article reviewed the core technologies and current application status of AI, focusing on elucidating implementation scenarios and challenges in ADR early warning systems, aiming to provide references for AI-assisted ADR management strategies.

Key words: artificial intelligence; adverse drug reactions; adverse reaction warning

药物不良反应（adverse drug reactions，ADR）是全球公共卫生领域的重要问题，尤其在我国，随着人口老龄化、慢性病负担加重以及药物使用量的增加，ADR 发生率及相关经济成本明显上升。据报道，全球每年因 ADR 导致伤残或死亡的患者达 77 万例，占所有入院患者的 3.6%[1]。2024 年全国药品不良反应监测网络共接收药品不良反应 / 事件报告表 259.7 万份，较 2023 年增长 7.36%，其中新的和严重药品不良反应 / 事件报告 90.9 万份，占比达 35.0%，同比增幅达 9.12%[2]。ADR 不仅会增加患者的痛苦和医疗费用，还对社会医疗资源造成巨大压力。传统的 ADR 监测主要依赖于自发报告系统

收稿日期：2025-03-21
作者简介：马红玲，副主任药师，研究方向：临床药学。
通讯作者：斯日古楞，主任药师，硕士生导师，研究方向：临床药学及药事管理。

（spontaneous reporting system，SRS），例如我国的“国家药品不良反应监测系统”。然而，这种方法主要依赖于医务人员或患者的主动上报，导致 ADR 信号的识别及响应存在显著延迟[3]，且存在不能主动监测以及上报数据缺失等问题。人工智能（artificial intelligence，AI）技术的快速发展为 ADR 监测和预警提供了新的解决方案。AI 能够从海量、多维度的医疗数据中提取有价值的信息，以提高 ADR 的检测效率及准确性[4]。AI 在 ADR 领域的应用不仅能弥补传统方法的不足，还可推动药物警戒和个性化用药的发展，具有重要的科学价值及社会意义。本文旨在综述 AI 的核心技术及应用现状，重点阐述 AI 在 ADR 预警中的应用场景，以及存在的问题和挑战，以期为将来 AI 辅助 ADR 相关工作的开展提供参考。

1 AI 技术概述

1.1 AI 的核心技术

1.1.1 机器学习

AI 在 ADR 研究中的应用依赖于多种核心技术，这些技术通过数据驱动的方式增强对复杂医学问题的解析能力。机器学习是 ADR 研究的核心方法，包括监督学习、无监督学习及强化学习。监督学习通过标注数据训练模型，用于预测特定药物的不良反应发生风险。例如，随机森林和梯度提升机在 ADR 分类任务中表现出较高的准确性[5]。无监督学习适用于探索未标注数据中的隐藏模式，通过聚类分析发现患者亚群的 ADR 特征[6]。强化学习在动态用药决策中可优化治疗方案，通过模拟患者用药过程最小化 ADR 发生风险[7]。

1.1.2 深度学习

深度学习通过多层神经网络建模复杂非线性关系，包括卷积神经网络、图神经网络及 Transformer 模型。卷积神经网络处理医学影像数据以识别药物引起的器官损伤，如肝毒性影像标志物[8]。图神经网络通过对药物分子的图结构进行学习，能够充分考虑药物分子的全局结构，从而更准确地预测药物相互作用[9]。Transformer 模型完全使用注意力机制建模序列数据之间的依赖关系，摒弃递归神经网络的递归计算和卷积神经网络的卷积操作，大幅提升并行计算，能够在语言理解、生成及推理等任务中取得突破性表现[10]。Transformer 模型可预测多药联合治疗的时序性不良反应[11]。

1.1.3 自然语言处理（natural language processing，NLP）

NLP 技术能够从非结构化医学文本（如电子病历、科研文献和社交媒体等）中提取 ADR 相关信息。例如，基于预训练语言模型、双向变换器模型（bidirectional encoder representations from transformers，BERT）的实体识别技术，可自动抽取临床文本中的药物名称、ADR 症状及其关联信

表 1 不同 AI 算法在 ADR 预测中的性能比较

Table 1 Performance comparison of different ai algorithms in adr prediction

AI算法	特点	交互关系建模能力	应用示例
随机森林	基于数据特征构建模型。需要大量标注数据。算法较为透明和可解释。	通过特征重要性评估药物-药物相互作用。	预测注射用血栓通不良反应危险因素[13]。
梯度提升决策树	非线性拟合能力强，支持类别不平衡数据。	捕捉基因-环境交互对ADR的协同效应。	预测缺血性脑卒中（stroke）患者的临床药物治疗风险[14]。
深度学习	适用于时序数据分析，可捕捉动态用药序列模式。	建模多药物暴露与ADR发生的时序依赖关系。	通过深度学习模型来识别有长QT综合征风险的患者[15]。
图神经网络	处理图结构数据，解析药物-靶点-通路网络关系。	揭示药物分子结构与患者基因网络的拓扑关联。	DDI-GNN是一种基于图神经网络的药物-药物相互作用预测方法，能够考虑药物相似性、药物分类和相互作用网络结构等因素[16]。
NLP	用于从医学文献和电子健康记录中提取信息。在处理非结构化数据时具有优势。	通过解析文本数据来提取药物反应的潜在模式。适用于大规模文本数据分析。	基于NLP的真实世界大样本儿童病例注射用尖吻蝮蛇不良反应主动监测[17]。

息[12]。AI 不同算法在 ADR 预测中的性能比较见表 1。

1.2 AI 模型的开发及验证

AI 模型的临床适用性依赖于系统化的验证流程，以确保其科学性、稳健性及临床可信度。模型验证通常涉及内部和外部验证[18]。内部验证是将样本分成两个部分：用于构建模型的训练集以及用于评估模型有效性的验证集。随机分割是一种较简单的方法，通常按一定比例（如 7 ∶ 3、8 ∶ 2 等）随机将数据划分为训练与验证两部分，但在样本量有限时，会导致子集规模缩小，增加过拟合风险，进而降低模型可靠性。相比之下，交叉验证与自助法等重新采样技术通过多次迭代或重抽样机制，可更稳健地评估模型稳定性，结果更具说服力。虽然内部验证操作方便，但由于数据同源性，其评估结果往往过于乐观，可能高估模型的真实性能。因此，为弥补内部验证的局限性，外部验证成为临床预测模型应用前的关键步骤。外部验证通过在新数据集，尤其是模型开发过程中未使用的独立数据集中测试模型表现，重点考察模型的可移植性及泛化能力，即模型在不同时间、地域或人群中的预测一致性[19]。这一环节直接关系到模型在真实临床场景中的适用性，是确保模型从研究到临床应用有效转化的重要保障。

2 AI 在 ADR 预警的应用场景

2.1 ADR 数据挖掘与信号检测

在药物安全性研究的精细化探索中，何洁[20]采用多源数据融合策略，系统整合中国知网、维普科技及万方数据等数据库资源，并耦合某三甲医院国家不良反应监测系统上报数据，构建涵盖患者人口学特征、用药方案及 ADR 表型特征等 12 个维度的结构化数据库。基于该数据库，研究团队运用贝叶斯网络、决策树及 Apriori 关联规则挖掘算法，对疏血通注射液相关 ADR 的预测因子进行多算法交叉验证。贝叶斯网络模型分析揭示溶媒用量以 39.64% 的预测权重位居首位，其后依次为 ADR 结局（17.65%）、发生时序（14.29%）、年龄（10.68%）及转归状态（7.38%）；决策树算法则表明 ADR 靶器官损伤与溶媒用量呈显著关联（57%），患者性别及 ADR 严重程度亦为重要影响因素。通过 Apriori 算法挖掘出 20 条高置信度关联规则，进一步验证溶媒用量作为核心预测因子的稳定性。该研究可为临床调整用药方案、减少不良反应提供循证医学依据。陈莉娟等[21]聚焦雷公藤制剂所致的心、肝、肾多脏器毒性机制，采用回顾性病例设计，系统收集 2000 年 1 月至 2024 年 1 月中国知网数据库中雷公藤相关 ADR/ 药物不良事件临床个案 50 例，其中 20 例呈现多系统累及特征。研究团队创新性整合中药系统药理学数据库、基因注释数据库及 STRING 蛋白相互作用（protein-protein interaction，PPI）网络，构建“成分 - 靶点 - 通路”三维网络模型。通过 Apriori 算法关联分析发现，雷公藤 ADR 发生强度与日剂量及疗程呈显著剂量效应关系，原发疾病状态亦为独立危险因素；网络药理学分析揭示，雷公藤中 51 种活性成分通过靶向 153 个关键节点，经 TP53 介导的凋亡通路、AKT1/ 信号传导及转录激活因子（signal transducers and activators of transcription，STAT）3 炎症信号轴等机制引发多脏器损伤；Venn 图分析显示，心、肝、肾毒性存在 987 个共同作用靶点，PPI 网络拓扑属性分析证实 TP53、AKT1 及 STAT3 为关键枢纽蛋白。该研究首次从系统生物学层面解析雷公藤多脏器毒性的分子机制，为中药安全性评价提供了方法学创新。

2.2 使用 AI 整合预测不确定性

在基层医疗机构中，上呼吸道感染作为高发性疾病，其治疗过程中抗菌药物滥用问题突出。沈立岩[22]针对基层医疗机构中普遍存在的“防御性抗生素处方”现象，采取无指征预防性使用抗生素的决策模式，构建基于机器学习的临床风险预测模型。该研究以降低诊疗过程中的临床不确定性为核心目标，通过整合电子健康档案数据、区域医疗信息平

台数据及基层诊疗行为特征，采用支持向量机、随机森林及梯度提升决策树 3 种机器学习算法，构建包含患者年龄、症状持续时间、基础疾病史及既往住院史等 12 个维度的动态风险评估模型。研究团队进一步开发基于该模型的临床辅助决策支持系统（clinical decision support system，CDSS），以 28 家村卫生室的村医为研究对象，开展整群随机对照试验，证实应用 CDSS 的干预组防御性抗生素处方率较对照组显著降低 10.7%（95% 置信区间：−13.3 ～ −8.0，$P < 0.001$），有效削弱了村医的风险规避动机，使抗生素使用决策从经验驱动转向数据驱动。该研究构建的“风险量化 - 决策支持 - 行为干预”闭环管理体系，为破解基层抗生素滥用难题提供可复制的技术路径。该成果为推进基层抗菌药物管理提供了方法学突破，相关模型已被纳入国家基层卫生信息系统标准组件库。

2.3 识别 ADR 高危患者

机器学习可用于识别 ADR 高风险人群，或能指导个性化治疗。Chandak 和 Tatonetti 开发了一种机器学习算法，称为“AwareDX”，该算法通过使用倾向得分匹配的机器学习适应来高精度地预测 ADR 的性别特定风险 [23]。针对遗传易感性人群，机器学习技术通过整合基因组学与临床表型数据，实现对特殊 ADR 高风险群体的精准识别。例如，基于二氢嘧啶脱氢酶（dihydropyrimidine dehydrogenase，DPD）基因多态性数据构建的深度学习模型，可准确识别出由于 DPD 缺乏症而对氟嘧啶毒性敏感的患者 [24]。老年患者作为 ADR 高发群体，其用药安全性管理尤为关键。马红玲等 [25] 基于危重症患者的人口学资料及临床特征，构建评估替加环素（tigecycline）相关低纤维蛋白原血症发生风险的 Nomogram 预测模型，以早期识别危重症患者使用替加环素后发生低纤维蛋白原血症的高风险人群，为临床决策提供有力支持。MA 等 [26] 构建的利奈唑胺（linezolid）相关贫血风险预测模型，可识别使用利奈唑胺后发生贫血不良反应的高风险老年患者，有助于临床医生对高风险患者的识别及早期调整治疗策略。

2.4 预测 ADR

在药物安全性研究领域，机器学习技术展现出广泛应用价值，尤其在 ADR 高风险患者识别及 ADR 预测方面成效显著。在 ADR 预测方面，MOWER 等 [27] 聚焦于上市后药物监测场景，通过实证研究证实，从文献中系统化提取的结构化知识，能够显著增强基于 SRS 的机器学习模型性能。鉴于 SRS 数据普遍存在报告偏差及漏报等固有缺陷，导致数据可用性受限，该研究为优化 ADR 预测提供了方法论突破。WANG 等 [28] 构建基于肿瘤生物标志物的知识图谱，通过多模态数据融合技术实现 ADR 的预测，并验证该模型在基于生物标志物的 ADR 机制识别中的有效性。该研究不仅拓展了机器学习在药物安全性评价中的应用维度，更创新性地将生物标志物网络与药物作用机制关联分析相结合，为未来基于分子机制的 ADR 精准预测研究提供了理论框架及技术路径。此类方法在优化药物研发管线、制定个性化用药方案及开展药物警戒研究等方面均展现出重要应用潜力。

3 问题与挑战

3.1 数据层面

在 ADR 预警领域，AI 系统预测准确性深受数据质量的影响。数据收集过程中可能存在误差、设备故障及患者信息隐瞒等问题，均可能导致数据的不准确、不完整。同时，鉴于药物数据涉及患者隐私，如何在利用数据进行有效预测的同时确保患者隐私安全，成为亟待解决的问题。数据隐私保护不仅关乎患者个人权益，也是 AI 系统合法合规运行的关键基础。此外，ADR 的多样性和复杂性要求数据集必须具备大规模、多样性及代表性，以全面反映患者个体差异、药物相互作用及环境因素等多重影响。然而，实际操作中，数据获取的难度和成本

往往会限制数据集的全面性及深入性，进而制约 AI 模型的预测能力。此外，数据共享困难，尽管健康医疗数据共享活动有所开展，但其规模依然有限，主要局限于小范围的利益相关群体内。在实际操作中，健康医疗大数据的“政、产、学、研、用”一体化发展进程滞后。隐私安全顾虑、数据权属界定模糊及利益分配不均等问题，构成医疗数据共享发展的主要障碍 [29]。尽管各方均积极倡导数据共享理念，但实际却未能充分践行这一理念。

3.2 技术层面

尽管 AI 在 ADR 预测中较传统方法展现出更高的效率及准确性，但仍受限于药物 ADR 的复杂性及多样性，难以全面捕捉相关特征和模式，可能导致预测偏差。大语言模型凭借其卓越的迁移学习能力和 Transformer 架构，在处理 NLP 任务时具有独特优势。然而，在 ADR 预警领域的应用仍处于初步探索阶段。知识图谱技术面临知识提取、消歧义以及管理动态知识等挑战，仍需进一步攻克 [30]。至于 NLP 系统，当前存在若干局限性，包括但不限于推理与决策能力不足、无法直接解析符号化信息、对小规模数据集适应性差、长尾现象应对不力、“黑箱”特性、噪声处理、跨数据库泛化能力差及学习成本高等问题 [31]。AI 模型的可解释性要求模型能够清晰阐述其预测结果的逻辑依据，这对于医生和研究人员作出合理决策至关重要。然而，当前许多 AI 模型，特别是深度学习模型，在可解释性方面存在不足，导致医生和研究人员对预测结果的信任度受限 [32]。这些局限性揭示 AI 在 ADR 管理应用中面临的复杂性和改进空间。

3.3 伦理与法规

AI 决策的伦理责任界定尚存法律真空。当前面临的核心挑战在于相关法律法规与伦理原则的缺失、滞后 [33]，此现状导致实践操作中缺乏明确指导规范，加剧了操作风险与不确定性。具体而言，AI 技术的运用触及多重伦理原则的冲突与平衡难题：一方面，保护患者隐私及数据安全的需求限制了 AI 系统的数据访问权限；另一方面，提升预测精准度则要求广泛收集并利用数据。此外，算法偏见可能引发预测结果的不公平性，亟需更深入的伦理层面探讨与权衡，以确保技术应用的公正性、合理性。

4 建议

在 AI 领域，技术创新正引领着 ADR 预警研究的新方向。未来应深化 AI 算法的研发，特别是针对药物 ADR 的复杂特征，利用先进的迁移学习和 Transformer 架构提升模型对复杂模式的捕捉能力，同时探索大语言模型在 ADR 检测领域的深度应用。打造涵盖多方主体的协作智能监测网络，依托云计算、大数据及区块链技术，实现数据的实时采集、分析及报告；同时推动跨地域、跨系统的数据共享与交换，以打破信息孤岛，提升监测效率。促进协作与资源共享，构建高效 ADR 监测体系。为满足临床需求并规范 AI 技术在药物警戒中的应用，亟需开发高效、准确、易操作且具备强解释性的 AI 工具，并制定涵盖模型开发、验证及应用等方面的标准及指南。综合考虑临床需求、数据隐私保护及伦理道德等因素，建立监管机制，加强国际合作，共同推动 AI 在药物警戒领域的标准化、规范化发展，保障患者安全用药。

5 结语

AI 在 ADR 领域已展现出范式革新潜力：通过高效数据挖掘、整合预测不确定性、识别高危人群及不良反应预测，可提升药物安全监测的及时性及个体化水平。然而，数据异质性、模型可解释性不足及伦理法规滞后等问题仍制约其临床转化。突破这些瓶颈亟需医学、计算机科学及政策制定的深度协同，临床专家定义需求，工程师优化模型，监管机构构建可信框架。未来，随着 AI 技术的不断精进，其将推动 ADR 警戒迈向“主动预警 - 机制驱动 - 全球协同”的新阶段，最终实现从风险规避到风险根治的跨越，为患者用药安全、精准医疗提供全域保障。

参考文献：

[1] 高云娟, 赵旭, 白天凯, 等. 基于不良反应监测大数据的药品安全风险发现与识别策略[J]. 中国药物警戒, 2024, 21(1): 1-5.

[2] 国家药品监督管理局药品评价中心. 国家药品不良反应监测年度报告(2024年)[EB/OL]. [2025-02-15]. https://www.cdr-adr.org.cn/center_news/202504/t20250407_51076.html.

[3] 李明, 熊晓敏, 刘猛. 人工智能在药物不良反应管理中的应用研究进展[J]. 临床药物治疗杂志, 2024, 22(12): 1-5.

[4] 谈志远, 赵荣生. 人工智能技术在药物不良反应监测与上报中应用的研究进展[J]. 临床药物治疗杂志, 2019, 17(2): 23-27.

[5] 李丽敏, 吴文宇, 魏芬芳, 等. 机器学习在药物警戒领域应用的文献计量分析[J]. 药物流行病学杂志, 2024, 33(7): 801-811.

[6] ECKHARDT CM, MADJAROVA SJ, WILLIAMS RJ, *et al*. Unsupervised machine learning methods and emerging applications in healthcare[J]. Knee Surg Sports Traumatol Arthrosc, 2023, 31(2): 376-381.

[7] O'REILLY D, McGRATH J, MARTIN-LOECHES I. Optimizing artificial intelligence in sepsis management: Opportunities in the present and looking closely to the future[J]. J Intensive Med, 2023, 4(1): 34-45.

[8] 徐璐, 魏渊, 卢福辉, 等. 预测抗结核药物性肝损伤的卷积神经网络与logistic回归模型的建立与比较[J]. 药物不良反应杂志, 2023, 25(12): 705-711.

[9] WANG YL, WANG F, SHI XX, *et al*. Cloud3D-QSAR:a web tool for the development of quantitative structure-activity relationship models in drug discovery[J]. Brief Bioinform, 2021, 22(4): bbaa276.

[10] TIWARI SM, AL-ASWADI FN, GAURAV D. Recent trends in knowledge graphs: theory and practice[J]. Soft Comput, 2021, 25(13): 8337-8355.

[11] 李天峰. 基于Transformer的集成学习在时序预测中的应用[D]. 武汉: 华中科技大学, 2022.

[12] Devlin J, Chang MW, Lee K, *et al*. BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding[J]. [EB/OL]. (2019-05-24) [2025-02-15]. https://arxiv.org/abs/1810.04805.

[13] 肖正国, 刘效栓, 李喜香, 等. 一种简便的临床决策模型——注射用血栓通不良反应危险因素分析[J]. 西部中医药, 2025, 38(3): 36-41.

[14] 王文卓, 秦秋莉. 基于多源数据融合的缺血性脑卒中用药风险预警研究[J]. 医学信息学杂志, 2023, 44(10): 50-55.

[15] SIMON ST, TRINKLEY KE, MALONE DC, *et al*. Interpretable machine learning prediction of drug-induced QT prolongation: electronic health record analysis[J]. J Med Internet Res, 2022, 24(12): e42163.

[16] AL RABEAH MH, LAKIZADEH A. Prediction of drug-drug interaction events using graph neural networks based feature extraction[J]. Sci Rep, 2022, 12(1): 15590.

[17] 郃隽, 于淼, 张琳, 等. 基于自然语言处理技术的儿童病例注射用尖吻蝮蛇血凝酶不良反应主动监测方法构建与验证研究[J]. 中国药物警戒, 2023, 20(9): 1011-1016

[18] FENG G, XU H, WAN S, *et al*. Twelve practical recommendations for developing and applying clinical predictive models[J]. Innovation Med, 2024, 2(4): 100105.

[19] COLLINS GS, REITSMA JB, ALTMAN DG, *et al*. Transparent reporting of a multivariable prediction model for individual prognosis or diagnosis(TRIPOD): the TRIPOD statement[J]. Br Med J, 2015, 350: g7594.

[20] 何洁. 基于数据挖掘对疏血通注射液不良反应特点分析应用[J]. 海峡药学, 2025, 37(2): 84-89.

[21] 陈莉娟, 张晓朦, 高福君, 等. 雷公藤心肝肾毒性的风险分析与机制探讨[J]. 中国药物警戒, 2024, 21(11): 1224-1231.

[22] 沈立岩. 降低上呼吸道感染临床不确定性的风险预测模型构建及促进基层抗生素合理使用的干预评价研究[D]. 济南: 山东大学, 2023.

[23] CHANDAK P, TATONETTI NP. Using machine learning to identify adverse drug effects posing increased risk to women[J]. Patterns(N Y), 2020, 1(7): 100108.

[24] CORREIA PINHEIRO L, DURAND J, DOGNE JM. An application of machine learning in pharmacovigilance: estimating likely patient genotype from phenotypical manifestations of fluoropyrimidine toxicity[J]. Clin Pharmacol Ther, 2020, 107(4): 944-947.

[25] 马红玲, 乌丹, 斯日古楞, 等. 危重症患者替加环素相关低纤维蛋白原血症发生风险的Nomogram预测模型构建与验证[J]. 实用药物与临床, 2024, 27(11): 809-814.

[26] MA H, GONG Z, WU R, *et al*. Development and validation of a risk prediction model for linezolid-induced anemia in elderly patients: a retrospective cohort study[J]. Ther Adv Drug Saf, 2024, 15: 20420986241279128.

（下转第 1105 页）

Pharmacol, 2021, 12: 717652.

[40] HU Y, HE S, XU X, *et al*. Shenhuangdan decoction alleviates sepsis-induced lung injury through inhibition of gsdmd-mediated pyroptosis[J]. J Ethnopharmacol, 2024, 318(Pt B): 117047.

[41] JIANG L, YANG D, ZHANG Z, *et al*. Elucidating the role of *Rhodiola rosea* L. in sepsis-induced acute lung injury via network pharmacology: emphasis on inflammatory response, oxidative stress, and the PI3K-AKT pathway[J]. Pharm Biol, 2024, 62(1): 272-284.

[42] ZHONG K, HUANG Y, CHEN R, *et al*. The protective effect of ginsenoside Rg1 against sepsis-induced lung injury through PI3K-AKT pathway: insights from molecular dynamics simulation and experimental validation[J]. Sci Rep, 2024, 14(1): 16071.

[43] JARRETT D, YOON J, VAN DER SCHAAR M. Dynamic prediction in clinical survival analysis using temporal convolutional networks[J]. IEEE J Biomed Health Inform, 2020, 24(2): 424-436.

[44] LAURITSEN SM, KRISTENSEN M, OLSEN MV, *et al*. Explainable artificial intelligence model to predict acute critical illness from electronic health records[J]. Nat Commun, 2020, 11(1): 3852.

[45] LEE HW, YANG HJ, KIM H, *et al*. Deep learning with chest radiographs for making prognoses in patients With COVID-19: Retrospective Cohort Study[J]. J Med Internet Res, 2023, 25: e42717.

[46] 王孝乾, 齐文杰. 人工智能技术在脓毒症早期辅助诊断中应用的研究进展[J]. 中华危重病急救医学, 2024, 36(1): 98-101.

[47] WILSON FP, MARTIN M, YAMAMOTO Y, *et al*. Electronic health record alerts for acute kidney injury: multicenter, randomized clinical trial[J]. Br Med J, 2021, 372: m4786.

（编辑：王 佳）

（上接第1096页）

[27] MOWER J, COHEN T, SUBRAMANIAN D. Complementing observational signals with literature-derived distributed representations for postmarketing drug surveillance[J]. Drug Saf, 2020, 43(1): 67-77.

[28] WANG M, MA X, SI J, *et al*. Adverse drug reaction discovery using a tumor-biomarker knowledge graph[J]. Front Genet, 2021, 11: 625659.

[29] 吉萍, 祝丹娜, 谢杨晓虹, 等. 健康医疗数据的科研共享应用思考[J]. 医学与哲学, 2022, 43(1): 5-8.

[30] 高君伟, 程学芳, 冯婷婷, 等. 新型抗肿瘤药物不良反应分析及药学监护[J]. 上海医药, 2022, 43(z2): 140-158.

[31] JOSHI P, MASILAMANI V, MUKHERJEE A. A knowledge graph embedding based approach to predict the adverse drug reactions using a deep neural network[J]. J Biomed Inform, 2022, 132: 104122.

[32] 史可为, 吴亚飞, 方亚. 临床预测模型的可解释性及应用进展[J]. 现代预防医学, 2023, 50(6): 1122-1127.

[33] 王涛, 张琳, 王青, 等. 人工智能在我国上市后药物警戒中的应用现状分析和启示[J]. 医药导报, 2025, 44(4): 560-564.

（编辑：王 佳）