

新生儿病房不良事件监测研究进展

罗 颖, 华子瑜*

重庆医科大学附属儿童医院新生儿科, 国家儿童健康与疾病临床医学研究中心, 儿童发育疾病研究教育部重点实验室, 儿童感染与免疫罕见病重庆市重点实验室, 重庆

收稿日期: 2025年4月6日; 录用日期: 2025年4月28日; 发布日期: 2025年5月8日

摘 要

医疗相关不良事件(Adverse healthcare-related events, AEs)不仅影响医疗质量, 增加医疗成本, 更会给患者及其家属造成伤害。新生儿因其特殊的生理特性, 成为AE的高发人群, 可能引起严重后果, 甚至危及生命。当前AE监测手段可分为主动上报和被动监测, 但均存在一定局限性, 随着人工智能(Artificial Intelligence, AI)技术的发展, 在提升医疗安全上展现出巨大潜力。本文旨在总结新生儿AE的发生率、常见类型与分类方式, 分析新生儿易发生AE的原因, 探讨现有监测手段及未来AI在新生儿病房AE监测的应用前景。

关键词

新生儿不良事件, 监测, 人工智能

Research Progress of Adverse Events Monitoring in Neonatal Ward

Ying Luo, Ziyu Hua*

Department of Neonatology Children's Hospital of Chongqing Medical University, National Clinical Research Center for Child Health and Disorders, Ministry of Education Key Laboratory of Child Development and Disorders, Chongqing Key Laboratory of Child Rare Diseases in Infection and Immunity, Chongqing

Received: Apr. 6th, 2025; accepted: Apr. 28th, 2025; published: May 8th, 2025

Abstract

Adverse healthcare-related events (AEs) significantly impact healthcare quality, increase costs, and harm patients and their families. Neonates, due to their unique physiological characteristics, are particularly susceptible to AEs, which can lead to severe consequences, including life-threatening

*通讯作者。

文章引用: 罗颖, 华子瑜. 新生儿病房不良事件监测研究进展[J]. 临床医学进展, 2025, 15(5): 188-194.
DOI: 10.12677/acm.2025.1551358

situations. Current AEs monitoring methods, including active reporting and passive surveillance, both have limitations. Nowadays, advancements in Artificial Intelligence (AI) throw light on enhancing healthcare safety. This article aims to summarize the incidence, common types, and classification of neonatal AEs, analyze the reasons for their high occurrence in neonates, and explore existing monitoring methods along with the future prospects of AI in neonatal AEs surveillance.

Keywords

Neonatal Adverse Events, Monitor, Artificial Intelligence

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

医疗相关不良事件(Adverse healthcare-related events, AEs)是指在医疗护理期间发生的, 由医疗护理行为直接或间接导致的, 对患者造成伤害, 使其受伤、痛苦、残疾乃至死亡的事件。它是全球医疗保健的主要问题之一, 不仅影响医疗质量, 还给患者及家属带来痛苦, 可能增加伤残率、死亡率和医疗成本[1]。据统计, 约 10%的患者在医疗活动中遭受伤害, 每年因不安全护理导致死亡的人数超过 300 万[2]。鉴于 AE 不仅对患者的生命安全构成严重威胁, 并且可能导致巨大的经济损失, 监测 AE、分析其发生原因, 并最终采取措施以减少其发生, 已成为全球医疗卫生系统中的重要问题之一。

儿童, 尤其是新生儿, 由于生理特征复杂、表达能力有限且难以配合诊疗, 更容易发生 AE [3]。一项研究显示, 儿童 AE 发生率约 15.1%, 其中新生儿 AE 发生率最高[4]。监测新生儿 AE 有助于降低发生率, 提高新生儿医疗护理质量。本综述旨在从发生率、类型与分类方式和原因等方面总结新生儿 AE 的现状, 讨论现有监测手段的利弊, 并就未来 AI (Artificial Intelligence, AI)在 AE 监测上可能的应用进行探讨。

2. 新生儿 AE 现状

2.1. 新生儿 AE 发生率

在新生儿或儿科 AE 的研究中, 由于判断标准、参考依据及监测手段的不同, 样本量和研究时间的差异, 来自各国的研究报告质量参差不齐, 且报告的发生率差距较大, 较难估计出可靠的单一发生率(见表 1)。

2.2. 新生儿 AE 的常见类型与分类方式

新生儿常见的 AE 类型主要有院内感染、皮肤、组织或血管损伤和导管相关不良事件等, 且 AE 的发生谱随新生儿胎龄不同而变化[5]。国际新生儿协会(International Neonatal Consortium, INC)于 2019 年制定了《新生儿不良事件严重程度评分表》[6], 该评分包含 1 个总表和 35 个不同器官疾病的分表, 基于新生儿特异性的生化标志物与生理参数水平进行评估, 将 AE 严重程度分为轻度、中度、重度、危及生命和死亡五个等级(见表 2), 后续 INC 在多中心前瞻性的新生儿队列中证明了该评分的有效性[7]。

2.3. 新生儿 AE 的高发原因

新生儿的生理特性, 如身体机能未成熟、免疫功能低下和皮肤娇嫩, 增加了 AE 的风险, 例如新生儿

Table 1. Summary of studies on the incidence of neonatal adverse events in different countries
表 1. 不同国家新生儿不良事件发生率研究汇总

国家	时间	监测手段	AE 发生率	样本量	最常见 AE 类型
瑞典[5]	2010	触发工具	52.0%	150	皮肤、组织或血管损伤、院内感染、生命体征恶化
埃及[8]	2017.1.1~2017.12.31	触发工具	90.9%	511	医院感染、导管渗出、低血压、呼吸骤停
美国、加拿大[9]	2004.11.01~2005.01.31	图表审查/ 主动报告	74.9%/ 8.0%	749	院内感染、导管渗出、异常头颅影像学、意外拔管
日本[10]	2013.03~2013.04	病例审查	45.4%	82	护理、药物、检查
西班牙[11]	2015.07~2016.07	触发工具	7.7%	26	药物、感染、护理
阿根廷[12]	2006.01.01~2006.12.31	图表审查	16.9%	484	院内感染、机械导管并发症、意外拔管

Table 2. Severity score of adverse events in newborns
表 2. 新生儿不良事件严重程度评分表

1 级(轻度)	2 级(中度)	3 级(重度)	4 级(危及生命)	5 级(死亡)
无症状或症状轻微; 仅需临床观察; 基线年龄适应性行为 ^① 无变化; 同时, 无需改变护理或监测。	基线年龄适应性行为 ^① 出现轻微变化; 需在护理或监测方面进行轻微调整 ^③ 。	导致基线年龄适应性行为 ^① 产生重大变化, 或基础生理过程 ^② 出现非危及生命的改变; 需对护理或监测方面进行重大调整 ^④ 。	导致基础生理过程 ^② 出现危及生命性改变; 需紧急在护理方面实施重大调整 ^④ 。	明确为与不良事件相关的死亡

注: ^①年龄适应性行为: 包括经口进食行为、自主运动与活动、哭闹模式、社交互动及疼痛感知。^②基础生理过程: 包括氧合、通气、组织灌注、代谢稳定及器官功能。^③轻微调整: 指短暂、局部、非侵入性的或对症治疗。^④重大调整: 包括手术、增加长期治疗方案、提高护理级别。若本量表各因素导致严重程度分级冲突, 应以最高等级上报。

对药物的代谢和排泄能力较弱, 易发生药物不良反应或中毒事件[13]; 新生儿免疫系统尚未成熟且皮肤娇嫩, 易受病原体的侵袭, 发生医院感染、医源性皮肤损害等不良事件[14]。其次, 新生儿特殊的发育状态, 如新生儿病情变化迅速且无法通过语言表达不适, 可能出现医护人员未能及时发现病情变化或调整治疗方案等情况, 使其更容易出现 AE。最后, 新生儿的个体差异和广泛的疾病谱更加剧了这一问题。

除自身因素外, 外部医疗环境的影响同样显著。如医护人员具备专业知识与技能不足, 医院管理制度不健全与医疗资源的匮乏, 都可能增加 AE 发生的风险。据世界卫生组织统计, 新生儿每年死亡人数达 240 万, 占全球 5 岁以下儿童死亡人数的 47%, 而造成这一结果的很大原因是缺乏专业、熟练的治疗与护理[15]; 另一方面, 由于新生儿医生与患儿父母在专业知识上的不对等, 加上社会文化与大众认知的影响, 医生可能并不愿意主动告知患儿父母 AE 的发生, 并解释其原因, 进一步导致更多 AE 的发生[16]。因此, 提高医疗质量、完善管理制度、加强沟通对新生儿 AE 防控至关重要。

3. AE 监测手段

AE 的监测方法多种多样, 目前尚无行业内广泛认可的方法。根据是否由医务人员自主上报可分为主动和被动两大类。

3.1. 主动上报效能欠佳

主动上报主要包括事件报告和促使自发报告, 后者不断提醒, 促使通过医生/护士/药师增加自愿报告的次数[17]。尽管主动上报仍是目前各医疗机构 AE 报告的主要方式, 但效率极有限, 主动上报的 AE 检出率仅 4%, 显著低于全面触发工具(Global trigger tool, GTT)的检出率[18]。

3.2. 被动监测的多样化形式：病例审查、GTT 与 HMPS 的比较与应用

被动监测的形式丰富多样,包括病例审查、观察者、患者访谈等[17],其中病例审查是最常见的形式,根据应用手段不同,前者具体又可表现为传统图表回顾、GTT 和哈佛医学实践研究(the Harvard Medical Practice Study, HMPS)等。其中,传统病例审查由于耗时、耗力,成本高昂,且初筛过程阳性预测值较低,不适合临床日常使用,不再赘述。

GTT 主要借助触发器快速定位电子病例中可能与 AE 相关的内容,提升 AE 检出效率[19]。触发器被定义为“在病例审查医疗时,帮助审查者进一步调查以确定是否发生 AE 的事件、提示或标志”。与无重点的病例审查相比,触发器的引入会更高效且具有针对性。研究发现,GTT 检测能力为传统方法的 10 倍以上,其对 AE 检出率显著高于主动上报[20]。GTT 的主要优点在于省时省力,极大改进了传统病例审查初筛阳性率低的问题,可动态了解机构 AE 发生率变化情况,但由于专科触发工具构建对临床专业性及经验要求较高、触发工具更新较慢及不同医疗机构监测结果异质性较高等原因,不利于推广应用。

HMPS 是一种回顾性记录审查方法,主要通过 18 项筛选标准来评估 AE 的发生率[21]。与 GTT 类似,两者都需进行两阶段的病例审查。第一阶段,评估是否存在某些筛选标准;第二阶段,对符合初筛条件或发生触发器的医疗记录进行更深入的审查,以判断 AE 发生与否。但两者也存在明显的不同,首先在研究方法和工具上, HMPS 主要通过训练有素的护士和医生审查住院记录来识别可能的 AE,因此其结果极大依赖于审查者的专业知识和经验。其次在监测范围和深度上, HMPS 的监测范围可能受限于审查者的经验和知识,以及审查过程的详细程度,而 GTT 通过设计一系列的触发器,能够在短时间内完成大量的病历审查,从而提高监测的全面性和深度。最后在数据分析和报告方面, HMPS 通常需要对收集到的数据进行详细的分析和解读,以识别出 AE 的原因和影响因素,而 GTT 则通过计算触发器的阳性预测值等指标来评估其监测效果,并可以根据这些指标对触发器进行优化和改进。

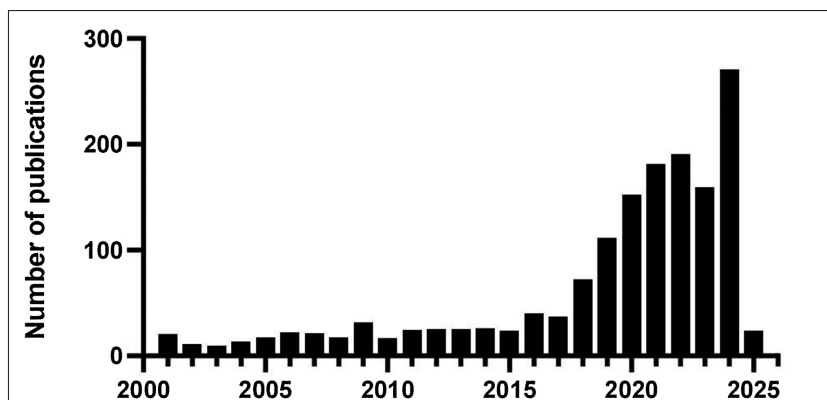
3.3. AI 助力 AE 早期预警

近年来,基于电子病历资料的半自动乃至全自动 AE 检测方法正逐渐成为医务人员关注的焦点,有研究表明,依托电子病历系统,采用自动化触发器进行 AE 监测,AE 检出率较传统的主动上报率更高[22]。触发器的自动化更好地解决了人工病例审查耗时的问题(人工病例审查第一阶段,即初步审查发现触发器),但是 AE 的判断仍需要人工进行。

AI 是探索如何使计算机和机器具备类似于人类的智能行为,包括学习、推理、理解、决策等能力,其可以广义地定义为能够做出智能决策的计算机程序[23]。当前,随着 AI 技术的快速发展,其在医疗卫生方面的应用正在不断增加,在新生儿医疗保健这一领域,仅 2024 年就有 270 篇 AI 相关研究文献发表(图 1)。机器学习(Machine Learning, ML)是人工智能的一个分支,对于数据量大且复杂的临床医疗数据处理,ML 相较于传统数据分析方法具有明显的优势,现在被越来越多应用于新生儿群体。目前,许多临床科研人员已结合 AI 建立某些新生儿常见疾病的发生率、死亡率等预测模型[24]。另外, AI 还可以辅助医生制定新生儿特定疾病的治疗策略,如对于正在接受机械通气的新生儿,如何权衡目标氧和指数和呼吸机诱导的肺损伤及预估脱机时间等[25];对于正在接受氧疗的新生儿,基于 ML 算法的监测模型能够提升脉搏血氧仪对真性低氧血症的检测灵敏度,从而减少因氧气过度使用而引发的视网膜病变和失明等严重后果[26]。

鉴于人工智能在新生儿医疗保健应用的巨大前景,利用 AI 提升新生儿监测与预测效能同样具有巨大的潜力。传统的新生儿 AE 监测方法存在诸多技术瓶颈,如假阳性率高、时效性差、准确率低及对操作者要求较高等, AI 技术通过 ML 算法显著提高了监测数据的利用效率,能够识别出临床医生难以察觉的生理趋势变化,减少假阳性警报[26],提高监测的特异性和时效性。例如, AI 可以实时分析麻醉期间的通

气波形, 自动检测气道形式的转换, 从而及时响应有创气道意外脱出等事件[27]。此外, AI 可整合多模态数据, 如通过人工神经网络在没有超声检查的情况下安全排除静脉血栓栓塞, 假阴性率仅为 0.2%, 进一步提高了监测的准确性[28]。



注: 数据来源: Pubmed 数据库, 检索式: (“artificial intelligence” [MeSH Terms] OR “machine learning” [MeSH Terms]) AND (“infant, newborn” [MeSH Terms]), 检索时间: 2025 年 2 月 2 日。

Figure 1. Literature related to artificial intelligence in the field of neonatal healthcare

图 1. 新生儿医疗保健领域内人工智能相关文献

除了对已发生 AE 的监测, AI 可进一步用于 AE 的预测与早期预警, 从而促进主动干预, 避免潜在 AE 发生。如 Robi 等人建立的败血症预测模型能动态监测 C 反应蛋白、白细胞计数等指标, 从而实现对于败血症、新生儿坏死性小肠结肠炎等院内感染 AE 的预测[24]; Dey 等人基于 ML 算法建立的模型可根据药物相似性(包括化学结构、作用机制和多药副作用等)的分析预测药物 AE 的发生[29]。基于机器学习的 AE 预测模型, 相比传统方法具有更好的预测性能、更高的效率和自动化能力。

未来, AI 在新生儿 AE 监测和预测中的应用将更加广泛和深入。但若直接以临床实践为导向, 针对每一种 AE 分别构建预测模型, 势必导致模型体系庞大, 不利于临床的选择与应用。因此, 未来的发展趋势更倾向于结合 AI 技术构建一个基于广泛人工病例审查所累积的原始数据支撑的全因 AE 预测模型, 并整合进电子病历系统, 以实现 AE 的自动化监测和即时风险预警, 从而在临床决策中发挥关键作用, 提高新生儿医疗保健的质量和安全性。

4. 总结与展望

AE 严重威胁患者生命安全, 并带来了巨大经济损失, 已成为全球医疗卫生的重大挑战。新生儿由于其特殊的生理特性和发育状态, 成为 AE 的高发群体。现有 AE 监测方法各有优势, 但均存在局限。随着 AI 技术的发展, 基于 ML 的 AE 监测与预测展现出巨大潜力, 能够实现从“监测 - 预警 - 干预”的闭环处理。未来的研究方向应聚焦于构建整合多源数据、具备高预测性能的全因 AE 预测模型, 通过集成电子病历系统实现 AE 实时监测与动态预警。这将显著提升医疗安全性, 降低新生儿 AE 风险, 助力新生儿医疗保健的精准化和智能化发展。

参考文献

- [1] World Health Organization (2023) Patient Safety. <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/patient-safety>
- [2] Slawomirski, L. and Klazinga, N. (2022) The Economics of Patient Safety: From Analysis to Action. https://www.oecd-ilibrary.org/social-issues-migration-health/the-economics-of-patient-safety_761f2da8-en
- [3] Alghamdi, A.A., Keers, R.N., Sutherland, A. and Ashcroft, D.M. (2019) Prevalence and Nature of Medication Errors

- and Preventable Adverse Drug Events in Paediatric and Neonatal Intensive Care Settings: A Systematic Review. *Drug Safety*, **42**, 1423-1436. <https://doi.org/10.1007/s40264-019-00856-9>
- [4] Matlow, A.G., Cronin, C.M.G., Flintoft, V., Nijssen-Jordan, C., Fleming, M., Brady-Fryer, B., *et al.* (2011) Description of the Development and Validation of the Canadian Paediatric Trigger Tool. *BMJ Quality & Safety*, **20**, 416-423. <https://doi.org/10.1136/bmjqs.2010.041152>
 - [5] Dillner, P., Unbeck, M., Norman, M., Nydert, P., Härenstam, K.P., Lindemalm, S., *et al.* (2023) Identifying Neonatal Adverse Events in Preterm and Term Infants Using a Paediatric Trigger Tool. *Acta Paediatrica*, **112**, 1670-1682. <https://doi.org/10.1111/apa.16814>
 - [6] Salaets, T., Turner, M.A., Short, M., Ward, R.M., Hokuto, I., Ariagno, R.L., *et al.* (2019) Development of a Neonatal Adverse Event Severity Scale through a Delphi Consensus Approach. *Archives of Disease in Childhood*, **104**, 1167-1173. <https://doi.org/10.1136/archdischild-2019-317399>
 - [7] Salaets, T., Lacaze-Masmonteil, T., Hokuto, I., Gauldin, C., Taha, A., Smits, A., *et al.* (2023) Prospective Assessment of Inter-Rater Reliability of a Neonatal Adverse Event Severity Scale. *Frontiers in Pharmacology*, **14**, Article 1237982. <https://doi.org/10.3389/fphar.2023.1237982>
 - [8] Ostojic, D., Guglielmini, S., Moser, V., *et al.* (2023) Measuring Adverse Events in the Neonatal Intensive Care Units in Mit-Ghamr Central Hospital. *The Egyptian Journal of Hospital Medicine*, **92**, 6395-6402.
 - [9] Sharek, P.J., Horbar, J.D., Mason, W., Bisarya, H., Thurm, C.W., Suresh, G., *et al.* (2006) Adverse Events in the Neonatal Intensive Care Unit: Development, Testing, and Findings of an Nicu-Focused Trigger Tool to Identify Harm in North American NICUs. *Pediatrics*, **118**, 1332-1340. <https://doi.org/10.1542/peds.2006-0565>
 - [10] Sakuma, M., Ohta, Y., Takeuchi, J., Yuza, Y., Ida, H., Bates, D.W., *et al.* (2023) Adverse Events in Pediatric Inpatients: The Japan Adverse Event Study. *Journal of Patient Safety*, **20**, 38-44. <https://doi.org/10.1097/pts.0000000000001180>
 - [11] Fajreldines, A., Schnitzler, E., Torres, S., *et al.* (2019) Measurement of the Incidence of Care-Associated Adverse Events at the Department of Pediatrics of a Teaching Hospital. *Archivos Argentinos de Pediatría*, **117**, e106-e109.
 - [12] Barrionuevo, L.S. and Esandi, M.E. (2010) Epidemiology of Adverse Events in the Neonatal Unit of a Regional Public Hospital in Argentina. *Archivos Argentinos de Pediatría*, **108**, 303-310
 - [13] van den Anker, J., Reed, M.D., Allegaert, K. and Kearns, G.L. (2018) Developmental Changes in Pharmacokinetics and Pharmacodynamics. *The Journal of Clinical Pharmacology*, **58**, S10-S25. <https://doi.org/10.1002/jcph.1284>
 - [14] 宗亚玲, 丁洁, 程龙慧. 新生儿医院感染目标性监测[J]. 中国感染控制杂志, 2018, 17(11): 998-1002.
 - [15] World Health Organization (2024) Newborn Mortality. <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/newborn-mortality>
 - [16] Carter, B.S. and Lantos, J.D. (2019) Disclosing Adverse Events and near Misses to Parents of Neonates. *Seminars in Perinatology*, **43**, Article ID: 151182. <https://doi.org/10.1053/j.semperi.2019.08.011>
 - [17] Murff, H.J., Patel, V.L., Hripsak, G. and Bates, D.W. (2003) Detecting Adverse Events for Patient Safety Research: A Review of Current Methodologies. *Journal of Biomedical Informatics*, **36**, 131-143. <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2003.08.003>
 - [18] Hibbert, P.D., Molloy, C.J., Hooper, T.D., Wiles, L.K., Runciman, W.B., Lachman, P., *et al.* (2016) The Application of the Global Trigger Tool: A Systematic Review. *International Journal for Quality in Health Care*, **28**, 640-649. <https://doi.org/10.1093/intqhc/mzw115>
 - [19] Griffin, F.A. and Resar, R.K. (2009) IHI Global Trigger Tool for Measuring Adverse Events (Second Edition). Institute for Healthcare Improvement. <https://www.ihl.org/>
 - [20] Sajith, S.G., Fung, D.S.S. and Chua, H.C. (2019) The Mental Health Trigger Tool: Development and Testing of a Specialized Trigger Tool for Mental Health Settings. *Journal of Patient Safety*, **17**, e360-e366. <https://doi.org/10.1097/pts.0000000000000606>
 - [21] Brennan, T.A., Leape, L.L., Laird, N.M., Hebert, L., Localio, A.R., Lawthers, A.G., *et al.* (1991) Incidence of Adverse Events and Negligence in Hospitalized Patients: Results of the Harvard Medical Practice Study I. *New England Journal of Medicine*, **324**, 370-376. <https://doi.org/10.1056/nejm199102073240604>
 - [22] Stockwell, D.C., Kirkendall, E., Muething, S.E., Kloppenborg, E., Vinodrao, H. and Jacobs, B.R. (2013) Automated Adverse Event Detection Collaborative: Electronic Adverse Event Identification, Classification, and Corrective Actions across Academic Pediatric Institutions. *Journal of Patient Safety*, **9**, 203-210. <https://doi.org/10.1097/pts.0000000000000055>
 - [23] Moor, M., Banerjee, O., Abad, Z.S.H., Krumholz, H.M., Leskovec, J., Topol, E.J., *et al.* (2023) Foundation Models for Generalist Medical Artificial Intelligence. *Nature*, **616**, 259-265. <https://doi.org/10.1038/s41586-023-05881-4>
 - [24] Robi, Y.G. and Sitote, T.M. (2023) Neonatal Disease Prediction Using Machine Learning Techniques. *Journal of Healthcare Engineering*, **2023**, Article ID: 3567194. <https://doi.org/10.1155/2023/3567194>

-
- [25] Shalish, W., Kanbar, L.J., Rao, S., Robles-Rubio, C.A., Kovacs, L., Chawla, S., *et al.* (2017) Prediction of Extubation Readiness in Extremely Preterm Infants by the Automated Analysis of Cardiorespiratory Behavior: Study Protocol. *BMC Pediatrics*, **17**, Article No. 167. <https://doi.org/10.1186/s12887-017-0911-z>
 - [26] Ostojic, D., Guglielmini, S., Moser, V., Fauchère, J.C., Bucher, H.U., Bassler, D., *et al.* (2020) Reducing False Alarm Rates in Neonatal Intensive Care: A New Machine Learning Approach. In: Ryu, P.D., LaManna, J., Harrison, D. and Lee, S.S., Eds., *Oxygen Transport to Tissue XLI*, Springer, 285-290. https://doi.org/10.1007/978-3-030-34461-0_36
 - [27] Gálvez, J.A., Jalali, A., Ahumada, L., Simpaio, A.F. and Rehman, M.A. (2017) Neural Network Classifier for Automatic Detection of Invasive versus Noninvasive Airway Management Technique Based on Respiratory Monitoring Parameters in a Pediatric Anesthesia. *Journal of Medical Systems*, **41**, Article No. 153. <https://doi.org/10.1007/s10916-017-0787-3>
 - [28] Willan, J., Katz, H. and Keeling, D. (2019) The Use of Artificial Neural Network Analysis Can Improve the Risk-Stratification of Patients Presenting with Suspected Deep Vein Thrombosis. *British Journal of Haematology*, **185**, 289-296. <https://doi.org/10.1111/bjh.15780>
 - [29] Dey, S., Luo, H., Fokoue, A., Hu, J. and Zhang, P. (2018) Predicting Adverse Drug Reactions through Interpretable Deep Learning Framework. *BMC Bioinformatics*, **19**, Article No. 476. <https://doi.org/10.1186/s12859-018-2544-0>